

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

НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ–2008

НЕЙРОИНФОРМАТИКА–2008

**X ВСЕРОССИЙСКАЯ
НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ
КОНФЕРЕНЦИЯ**

**ЛЕКЦИИ
ПО НЕЙРОИНФОРМАТИКЕ**

Часть 1

По материалам Школы-семинара
«Современные проблемы нейроинформатики»

Москва 2008

УДК 001(06)+004.032.26 (06) Нейронные сети
ББК 72я5+32.818я5
М82

НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ–2008. X ВСЕРОССИЙСКАЯ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ КОНФЕРЕНЦИЯ «НЕЙРОИНФОРМАТИКА–2008»: ЛЕКЦИИ ПО НЕЙРОИНФОРМАТИКЕ. Часть 1. – М.: МИФИ, 2008. – 152 с.

В книге публикуются тексты лекций, прочитанных на Школе-семинаре «Современные проблемы нейроинформатики», проходившей 22–25 января 2008 года в МИФИ в рамках X Всероссийской конференции «Нейроинформатика–2008».

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 978–5–7262–0881–7

© *Московский инженерно-физический институт
(государственный университет), 2008*

Оригинал-макет подготовлен Ю. В. Тюменцевым
с использованием издательского пакета $\text{\LaTeX} 2_{\epsilon}$
и набора PostScript–шрифтов PSCyr

Подписано в печать 12.11.2007 г. Формат 60 × 84 1/16
Печ. л. 9, 5. Тираж 170 экз. Заказ № 490

*Московский инженерно-физический институт
(государственный университет)
Типография МИФИ
115409, Москва, Каширское шоссе, 31*

Содержание

Предисловие	6
<i>В. Л. Дунин-Барковский. О международной инициативе «Десятилетие разума (Decade of the Mind)»</i>	13
<i>К. Кавамура, С. Б. Парин, С. А. Полевая, В. Г. Яхно. Возможность построения симуляторов осознания сенсорных сигналов: Иерархия «распознающих ячеек», нейроархитектура, психофизические данные</i>	23
Введение	24
Варианты базовых моделей нейроноподобных систем для описания процессов осознания	25
Особенности динамических режимов в модели «адаптивной распознающей ячейки» и вариантах иерархической взаимосвязи таких «распознающих ячеек»	30
Нейроанатомическое обоснование для модели «адаптивной распознающей ячейки»	35
Метод получения психофизических данных для симулятора	41
Психофизическая оценка влияния эмоциональной системы на осознание сенсорных сигналов	42
Психофизическая оценка влияния вегетативной системы на осознание сенсорных сигналов	47
Выводы	51
Литература	52
<i>A. Yu. Khrennikov. Psycho-robots</i>	58
1. Introduction	59
2. Metric spaces	62
3. Dynamical thinking in mental space	62
4. Transformation of unconscious mental flows into conscious flows	63
4.1. Model 1: attractors	63
УДК 001(06)+004.032.26 (06) Нейронные сети	3

4.2. Model 2: measure of interest	65
4.3. Model 3: measure of interdiction	68
4.4. Model 4: forbidden wishes and desires	71
5. Repression	71
5.1. Complexes and Symptoms	72
5.2. Resistance force	74
6. Other approaches to psycho-robots	75
7. Conclusions	77
8. References	77
А. А. Фролов, В. Ю. Роцин. Интерфейс мозг-компьютер. Реальность и перспективы.	82
Введение	84
Инвазивные ИМК	89
Многоэлектродные матрицы	93
Проблема биологической совместимости и безопасности	93
Алгоритмы преобразования активности мозга в команду внешнему устройству	95
Обучение навыку управления внешними объектами	96
Неинвазивные ИМК	99
Зрительные вызванные потенциалы (ЗВП)	99
Медленные корковые потенциалы	100
Компонент Р300	101
Паттерны ЭЭГ, соответствующие различным типам ментальной деятельности	103
ИМК для непрерывного управления двумерными движениями внешних устройств	108
Заключение	113
Литература	117
С. А. Терехов. Случайные гауссовские процессы в задачах аппроксимации данных	126
Введение: Практика байесова обучения машин	127
Задача аппроксимации (регрессии) данных	129
Данные без шума	131
Данные с шумом	135
Выбор модели гауссовского процесса	137
Байесова индукция	141

Моделирование	143
Что необходимо для проведения вычислений?	144
Искусственные данные	145
Регрессия вложения финансового временного ряда	147
О прикладном значении условных гауссовских процессов	149
Благодарности	151
Литература	151
Задачи	152
Задача 1. Матричные вычисления	152
Задача 2. Уклонение траекторий от нуля	152

ПРЕДИСЛОВИЕ

1. В этой книге содержатся тексты ряда лекций, прочитанных на Восьмой Школе-семинаре «Современные проблемы нейроинформатики», проходившей 22–25 января 2008 года в МИФИ в рамках X Всероссийской научно-технической конференции «Нейроинформатика–2008», а также текст одной из лекций (А. А. Фролов, В. Ю. Рошин), представленной на Седьмой Школе-семинаре, и не вошедшей по техническим причинам в состав сборников [10, 11] (она включена в Часть 1).

При отборе и подготовке материалов для лекций авторы и редактор следовали принципам и подходам, сложившимся при проведении семи предыдущих Школ (см. [1–11]). А именно, основной целью Школы было, как всегда, рассказать слушателям о современном состоянии и перспективах развития важнейших направлений в теории и практике нейроинформатики, о ее применениях.

Основной задачей лекторов, приглашаемых из числа ведущих специалистов в области нейроинформатики и ее приложений, смежных областей науки, было дать живую картину современного состояния исследований и разработок, обрисовать перспективы развития нейроинформатики в ее взаимодействии с другими областями науки.

2. В Части 1 данного сборника публикуются тексты четырех лекций из программы Восьмой Школы-семинара, а также упомянутая выше лекция А. А. Фролова и В. Ю. Рошина из программы Седьмой Школы:

1. В. Л. Дунин-Барковский. О международной инициативе «Десятилетие разума (Decade of the Mind)».
2. К. Кавамура, С. Б. Парин, С. А. Полевая, В. Г. Яхно. Возможность построения симуляторов осознания сенсорных сигналов: Иерархия «распознающих ячеек», нейроархитектура, психофизические данные.
3. А. Ю. Хренников. Психо-роботы.
4. А. А. Фролов, В. Ю. Рошин. Что такое интерфейс мозг-компьютер.
5. С. А. Терехов. Случайные гауссовские процессы в задачах аппроксимации данных.

3. В Части 2 опубликованы еще три доклада из программы Восьмой Школы-семинара:

1. *Б. В. Крыжановский*. О топологии потенциальной поверхности и вероятностях обнаружения локальных минимумов в задачах бинарной оптимизации.
2. *Я. Б. Казанович*. Сегментация изображений с помощью динамических нейронных сетей.
3. *Ю. И. Нечаев*. Нейронечеткая система поддержки принятия решений при оценке поведения сложного динамического объекта.

4. Лекция **В. Л. Дунина-Барковского** «О международной инициативе «Десятилетие разума (Decade of the Mind)» ставит своей целью ознакомить членов российского нейросетевого сообщества с последними инициативами в области понимания механизмов мозга. Речь идет об инициативе «Десятилетие разума», даются краткие сведения об авторах декларации, обсуждаются проблемы, охватываемые инициативой.

5. В лекции **К. Кавамурэ, С. Б. Парина, С. А. Полевой, В. Г. Яхно** «Возможность построения симуляторов осознания сенсорных сигналов: Иерархия «распознающих ячеек», нейроархитектура, психофизические данные» рассмотрены варианты базовых моделей нейроноподобных систем для описания динамических процессов обработки сенсорных сигналов. Проведено сопоставление с данными о нейроархитектуре мозга. Рассмотрены некоторые основные динамические процессы в модельных нейроноподобных системах и проведено сопоставление с экспериментальными нейрофизическими данными осознания внешних стимулов и внутренних состояний человека.

6. В лекции **А. Ю. Хренникова** «Психо-роботы» предпринимается попытка геометризации психологии, осуществляемая путем представления ментальных состояний («идей») точками некоторого метрического пространства, именуемого ментальным пространством. Эволюция идей описывается динамическими системами в метрическом ментальном пространстве. Подход, основанный на использовании понятия ментального пространства, применяется для моделирования потоков бессознательной и сознательной информации в человеческом мозге. Строится последовательность моделей, с помощью которых рассматриваются когнитивные системы с нарастающей сложностью психологического поведения, определяемого структурой потоков идей. Поскольку предлагаемые модели фактически относятся к классу моделей искусственного интеллекта (ИИ), они могут быть использованы для создания ИИ-систем, называемых в данной работе

психо-роботами, в которых проявляются важные элементы человеческой психики.

7. Лекция **А. А. Фролов, В. Ю. Рошин** «Что такое интерфейс мозг-компьютер» посвящена рассмотрению и анализу имеющихся данных по проблеме создания и испытания интерфейсов мозг-компьютер (ИМК). ИМК являются новой системой коммуникации человека с машиной, основанной на непосредственном преобразовании намерений человека, отраженных в регистрируемых сигналах мозга, в управляющие команды. С точки зрения потенциально достижимых уровней информационной производительности для разработки ИМК изучаются три основные парадигмы: неинвазивный ИМК, основанный на распознавании ментальных состояний, вызванных воображаемым выполнением движений; неинвазивный ИМК, использующий принцип непрерывного управления; инвазивный ИМК, основанный на двусторонней связи мозг-компьютер посредством имплантируемых электродов и позволяющий полностью инкорпорировать внешние технические устройства во внутреннюю нейронную модель схемы тела и, соответственно, оперировать с ними так же, как и с естественными исполнительными органами.

8. Тематика лекции **С. А. Терехова** «Случайные гауссовские процессы в задачах аппроксимации данных» связана с актуальной задачей аппроксимации данных. Особое внимание уделено гауссовским процессам, моделирующим условную плотность вероятности. Методы описания данных гауссовскими процессами позволяют надежно оценивать неопределенность (риск) прогноза на новых данных. Основное внимание уделено методам приближения данных гауссовскими процессами и тесно связанным с ними оценкам величины риска прогноза, определяемого такими приближениями. Алгоритмы ориентированы на коллекции данных малых и средних размеров (до 10000 примеров) и могут эффективно применяться при планировании экспериментов.

9. В лекции **Б. В. Крыжановского** «О топологии потенциальной поверхности и вероятностях обнаружения локальных минимумов в задачах бинарной оптимизации» обсуждается проблема бинарной оптимизации. На основе анализа обобщенной модели Хопфилда получены выражения, устанавливающие связь между глубиной локального минимума и шириной области притяжения, которую можно выразить в виде «глубже минимум – шире область притяжения – больше вероятность обнаружения в процессе случайного поиска». На основании этого, вероятность нахождения локаль-

ного минимума при случайной инициализации нейронной сети удалось представить как функцию глубины этого минимума. В практических оптимизационных приложениях наличие таких выражений позволит по ряду уже найденных минимумов оценить вероятность нахождения более глубокого минимума и принять решение на остановку программы поиска или ее продолжение.

10. Лекция **Я. Б. Казановича** «Сегментация изображений с помощью динамических нейронных сетей» посвящена рассмотрению различных подходов к построению моделей сегментации изображений на основе использования динамических процессов, колебаний и синхронизации нейронной активности. Приводятся нейробиологические основы моделей, описываются принципы функционирования моделей и результаты их применения. Обсуждаются сравнительные качества моделей и перспективы их улучшения.

11. В лекции **Ю. И. Нечаева** «Нейронечеткая система поддержки принятия решений при оценке поведения сложного динамического объекта» Обсуждается проблема нейронечеткого моделирования при разработке бортовой интеллектуальной системы (ИС) реального времени. В качестве практического приложения рассмотрены особенности взаимодействия судна с ледовым полем различной интенсивности. Определены принципы использования нейронечетких технологий в задачах повышения надежности функционирования ИС. Представлены результаты моделирования динамики взаимодействия на базе различных вычислительных технологий.

* * *

Для того, чтобы продолжить изучение вопросов, затронутых в лекциях, можно порекомендовать такой уникальный источник научных и научно-технических публикаций, как цифровая библиотека **ResearchIndex** (ее называют также **CiteSeer**, см. позицию [12] в списке литературы в конце предисловия). Эта библиотека, созданная и развиваемая отделением фирмы NEC в США, содержит уже более 900 тыс. публикаций, причем это число постоянно и быстро увеличивается за счет круглосуточной работы поисковой машины.

Каждый из хранимых источников (статьи, препринты, отчеты, диссертации и т.п.) доступен в полном объеме в нескольких форматах (PDF, PostScript, DjVu и др.) и сопровождается очень подробным библиографическим описанием, включающим, помимо данных традиционного характера (авторы, заглавие, место публикации и/или хранения и др.), также

и большое число ссылок-ассоциаций, позволяющих перейти из текущего библиографического описания к другим публикациям, «похожим» по теме на текущую просматриваемую работу. Это обстоятельство, в сочетании с весьма эффективным полнотекстовым поиском в базе документов по сформулированному пользователем поисковому запросу, делает библиотеку ResearchIndex незаменимым средством подбора материалов по требуемой теме.

Помимо библиотеки ResearchIndex, можно рекомендовать также богатый электронный архив публикаций [13], поисковый сервис Google Scholar [14], а также портал научных вычислений [15].

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, а также в сборниках [1–11].

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, 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, нелинейная динамика, численный анализ и т. п.

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

Литература

1. Лекции по нейроинформатике: По материалам Школы-семинара «Современные проблемы нейроинформатики» // III Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2001», 23–26 января 2001 г. / Отв. ред. Ю. В. Тюменцев. – М.: Изд-во МИФИ, 2001. – 212 с.
2. Лекции по нейроинформатике: По материалам Школы-семинара «Современные проблемы нейроинформатики» // IV Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2002», 23–25 января 2002 г. / Отв. ред. Ю. В. Тюменцев. Часть 1. – М.: Изд-во МИФИ, 2002. – 164 с.

3. Лекции по нейроинформатике: По материалам Школы-семинара «Современные проблемы нейроинформатики» // IV Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2002», 23–25 января 2002 г. / Отв. ред. *Ю. В. Тюменцев*. Часть 2. – М.: Изд-во МИФИ, 2002. – 172 с.
4. Лекции по нейроинформатике: По материалам Школы-семинара «Современные проблемы нейроинформатики» // V Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2003», 29–31 января 2003 г. / Отв. ред. *Ю. В. Тюменцев*. Часть 1. – М.: Изд-во МИФИ, 2003. – 188 с.
5. Лекции по нейроинформатике: По материалам Школы-семинара «Современные проблемы нейроинформатики» // V Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2003», 29–31 января 2003 г. / Отв. ред. *Ю. В. Тюменцев*. Часть 2. – М.: Изд-во МИФИ, 2003. – 180 с.
6. Лекции по нейроинформатике: По материалам Школы-семинара «Современные проблемы нейроинформатики» // VI Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2004», 28–30 января 2004 г. / Отв. ред. *Ю. В. Тюменцев*. Часть 1. – М.: Изд-во МИФИ, 2004. – 200 с.
7. Лекции по нейроинформатике: По материалам Школы-семинара «Современные проблемы нейроинформатики» // VI Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2004», 28–30 января 2004 г. / Отв. ред. *Ю. В. Тюменцев*. Часть 2. – М.: Изд-во МИФИ, 2004. – 200 с.
8. Лекции по нейроинформатике: По материалам Школы-семинара «Современные проблемы нейроинформатики» // VII Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2005», 26–28 января 2005 г. / Отв. ред. *Ю. В. Тюменцев*. – М.: Изд-во МИФИ, 2005. – 216 с.
9. Лекции по нейроинформатике: По материалам Школы-семинара «Современные проблемы нейроинформатики» // VIII Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2006», 24–27 января 2006 г. / Отв. ред. *Ю. В. Тюменцев*. – М.: Изд-во МИФИ, 2006. – 244 с.
10. Лекции по нейроинформатике: По материалам Школы-семинара «Современные проблемы нейроинформатики» // IX Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2007», 24–26 января 2007 г. / Отв. ред. *Ю. В. Тюменцев*. Часть 1. – М.: Изд-во МИФИ, 2007. – 180 с.
11. Лекции по нейроинформатике: По материалам Школы-семинара «Современные проблемы нейроинформатики» // IX Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2007», 24–26 января 2007 г. / Отв. ред. *Ю. В. Тюменцев*. Часть 2. – М.: Изд-во МИФИ, 2007. – 148 с.
12. NEC Research Institute CiteSeer (also known as ResearchIndex) – Scientific Literature Digital Library.
URL: <http://citeseer.ist.psu.edu/cs>

13. The Archive arXiv.org e-Print archive — Physics, Mathematics, Nonlinear Sciences, Computer Science.
URL: <http://arxiv.org/>
14. Google Scholar.
URL: <http://scholar.google.com/>
15. Портал научных вычислений (Matlab, Fortran, C++ и т. п.)
URL: <http://www.mathtools.net/>

Редактор материалов выпуска,
кандидат технических наук *Ю. В. Тюменцев*
E-mail: tium@mai.ru

В. Л. ДУНИН-БАРКОВСКИЙ

Центр оптико-нейронных технологий
Научно-исследовательского института системных исследований РАН,
Москва

E-mail: wldbar@gmail.com

**О МЕЖДУНАРОДНОЙ ИНИЦИАТИВЕ «ДЕСЯТИЛЕТИЕ РАЗУМА
(DECADE OF THE MIND)»**

Аннотация

Настоящая лекция ставит своей целью ознакомить российских нейросетевиков с последними инициативами в области понимания механизмов мозга. Текст содержит авторизованное изложение декларации об инициативе «Десятилетие разума», краткие сведения об авторах декларации, и соображения автора по проблемам, охватываемым инициативой.

V. L DUNIN-BARKOVSKY

Center of Optical-Neural Technologies,
Scientific Research Institute for System Studies
of the Russian Academy of Sciences, Moscow

E-mail: wldbar@gmail.com

ABOUT DECADE OF THE MIND INTERNATIONAL INITIATIVE

Abstract

The Lecture is intended to make Russian researchers aware of the recent international initiative "Decade of the Mind", recently proposed by ten well-known leaders in brain studies. The ideas behind the initiative are outlined along with short description of the works of its authors.

«Глубокое научное понимание того, как разум воспринимает мир, думает и действует — сейчас у нас почти на ладони», — так начинается обращение.

Закljučается оно выражением уверенности, что в течение десятилетия цель инициативы может быть достигнута. Это — существенное уточнение прогнозов, о которых я говорил год назад на конференции «Нейроинформатика-2007».

Кто же авторы инициативы, насколько они заслуживают доверия?

Их 10 человек (подписи под обращением — в алфавитном порядке):

1. JAMES S. ALBUS,
Senior Fellow, National Institute of Standards and Technology, Gaithersburg, MD 20899, USA.
2. GEORGE A. BEKEY,
University of Southern California, Los Angeles, CA 90089, USA.
3. JOHN H. HOLLAND,
University of Michigan, Ann Arbor, MI 48109, USA, and Santa Fe Institute, Santa Fe, NM 87501, USA.
4. NANCY G. KANWISHER,
McGovern Institute, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA 02139, USA.
5. JEFFREY L. KRICHMAR,
The Neurosciences Institute, San Diego, CA 92121, USA.
6. MORTIMER MISHKIN,
Laboratory of Neuropsychology, National Institute of Mental Health, Bethesda, MD 20892, USA.
7. DHARMENDRA S. MODHA,
IBM Almaden Research Center, San Jose, CA 95120-6099, USA.
8. MARCUS E. RAICHLE,
School of Medicine, Washington University, St. Louis, MO 63110, USA.
9. GORDON M. SHEPHERD,
Yale University Medical School, New Haven, CT 06510, USA.
10. GIULIO TONONI,
Department of Psychiatry, University of Wisconsin, Madison, WI 53719-1179, USA

Я лично разговаривал (и лишь однажды) только с одним из «подписантов», — авторитетнейшим нейрофизиологом Гордоном Шепердом (№ 9). Его учебные пособия издавались ещё в СССР (Г. Шеперд. Нейробиология,

М.: Мир, 1987, тт. 1 и 2). Встреча с проф. Шепердом (г. Сан-Диего, США, Годичная конференция Общества нейронаук США, ноябрь 2004 года) может представить некоторый интерес для российского читателя. Шеперд выступал на одном из симпозиумов конференции с обзором последних данных по физиологии обоняния. После доклада я спросил его, как он относится к теории Дж. Хопфилда. Он сказал, что в общем, положительно, но пока они с Хопфилдом ни до каких конкретных новых экспериментов не договорились (оба работают в Йельском университете). Уже в кулуарах, я сказал Шеперду, что у меня есть в России одноклассник, с которым мы вместе учились биофизике на физтехе, и который занимается обонянием. Далее я стал пытаться рассказывать маститому коллеге о работах своего товарища. После вводных фраз, Шеперд остановил меня: «Так это — Александр Минор! Я хорошо знаю и ценю его работы, он был у нас в Йеле и выступал. Передавайте ему привет и самые лучшие пожелания . . . » Мне тоже всегда казалось, что А. В. Минор — замечательный ученый и человек. Мы заканчивали с ним Кафедру физики живых систем МФТИ в 1965 году и вместе были в аспирантуре на той же кафедре.

Не так, чтобы лично, но, в общем, доводилось мне сталкиваться еще с двумя авторами проекта.

С Джеймсом Олбусом (Albus, № 1) на протяжении почти сорока лет меня связывает общий объект исследования — моделирование мозжечка. Его исходная теория была опубликована на два года позже основополагающей теории Дэвида Марра и отличалась от нее в одном (одновременно) существенном и несущественном моменте. Более того, именно в существенной части несущественного момента Олбус оказался ближе к тому, что происходит в реальном мозжечке, чем Марр. Технические конструкции, использующие модель мозжечка Олбуса как прототип, нашли многочисленные применения. Понятно, что он, как и Шеперд, человек не молодой, но полон энтузиазма.

С Джулио Тонони (№ 10) на самом деле мы никогда не пересекались. Он — человек в общем-то молодой и кипит энтузиазмом. По первичному образованию психолог, печатается он в разных дисциплинах — от физиологии и биофизики до математики и психологии. На мой взгляд, некоторые из его работ содержат существенно больше энтузиазма, чем содержания. Но все, кто слышал его выступления, говорят, что он буквально замагничивает любую аудиторию. Предмет его занятий так и сформулирован — полное понимание механизмов мозга.

Среди остальных мне лично знакома фамилия Мишкина как очень дав-

но и заслуженно уважаемого психолога и психофизиолога. С остальными я практически не сталкивался, ни лично ни по работам, до этой декларации. Ниже резюмированы мои впечатления от знакомства с веб-сайтами этих исследователей.

Джордж Бики (GEORGE A. BEKEY) окончил UCLA (Калифорнийский университет в Лос-Анжелесе) и защитил там кандидатскую диссертацию, соответственно, в 1950 и 1952 гг. Он — патриарх роботостроения и основатель и редактор многочисленных изданий в этой области. Немаловажно то, что Бики — один из руководителей фирмы TRW, знаменитой своими сверхскоростными цифровыми процессорами сигналов, а также член Международного общества нейронных сетей (INNS).

Джон Холланд (JOHN H. HOLLAND) родился 2 февраля 1929 г. Известен как «отец» генетических алгоритмов. Он — профессор психологии, электроинженерии и компьютерных наук, участник Мирового экономического форума.

Ненси Кенуишер (NANCY G. KANWISHER) — на странице ее лаборатории в Массачусеттском технологическом институте — молодая горнолыжница, в окружении нескольких вполне солидных постдоков. Ее специальность — функциональный ЯМР при различных психических процессах у человека. Первая публикация (не по психологии; очевидно, с отцом, Джоном Кенуишером) — в 1981 г. (в журнале Science).

Джеффри Кричмар (JEFFREY L. KRICHMAR) — исследователь, примерно 50-ти летнего возраста из Ла-Хойи (Сан-Диего). Его личное исследовательское направление — испытание (разработанных автором) теорий нервной системы (в том числе, мозжечка) с помощью физических устройств, основанных на сведениях о мозге, которые взаимодействуют с реальной внешней средой.

Дармендра Модха (DHARMENDRA S. MODHA) возглавляет направление когнитивных вычислений исследовательского центра IBM в Кремниевой долине. Судя по фотографии на его странице — возраст его между 40 и 50-ю годами. Среди работ последних лет — алгоритмы эффективной обработки и хранения информации в компьютерных системах. На его веб-странице много интересных текстов и видео-материалов. Очень впечатляет публикация «Анатомия симулятора коры мозга», с которой он выступает на конференции Supercomputing 07: Proceedings of the ACM/IEEE SC2007 Conference on High Performance Networking and Computing, November 10–16, 2007, Reno, NV, USA.

Маркус Райчел (MARCUS E. RAICHLE) — исследователь, лет 60, про-

нер исследования мыслительных процессов у человека с помощью функционального ЯМР и позитронной томографии, лауреат многочисленных научных наград и обладатель многих грантов.

Таким образом, компания «подписантов» очень представительная. Обращение в журнал Science написано по материалам сессии, которую авторы провели в Красновском институте (Университет Джоржа Мейсона в столице США) в мае 2007 года (Decade of the Mind Symposium, May 20–21, 2007, Krasnow Institute, George Mason University, VA).

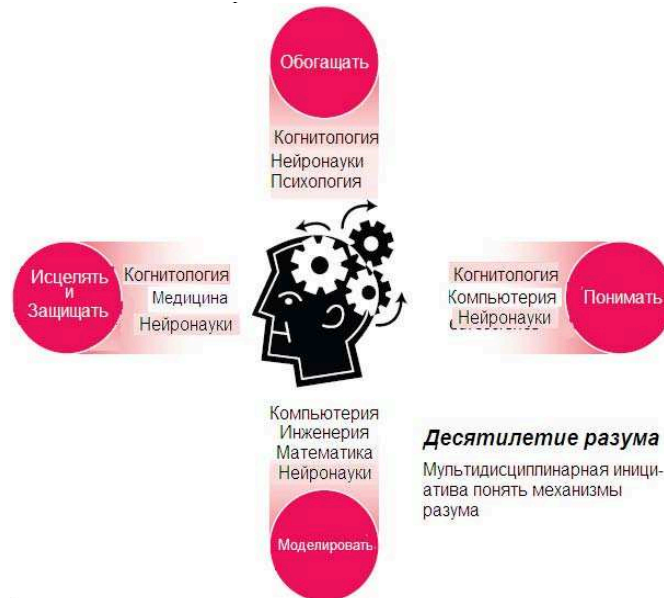


Рис. 1. Основные направления исследований в рамках инициативы «Десятилетие разума»

Что же содержится в обращении?

Вся инициатива задается крестообразной диаграммой (рис. 1), представляющей четыре основные направления.

1. **Исцеление и защита разума.** Психические нарушения затрагивают 50 миллионов американцев и ежегодно обходятся в 500 миллиардов долларов. Среди обязанностей ученых и работников здравоохранения

- поиск ответов на эти персональные, социальные и экономические проблемы общества.
2. **Понимание разума.** Несмотря на значительные успехи в современных исследованиях мозга, фундаментального понимания того, как мозг обеспечивает разум, пока нет. Понимание внутренних механизмов разума потребует новых исследовательских инструментов, которые смогут глубоко проникнуть в мыслительные процессы. Инициатива предполагает поощрение исследования тех аспектов разума, которые считаются исключительно присущими человеку, включая самосознание, рациональное мышление, теории мышления, языка и сознания высших порядков.
 3. **Обогащение разума.** Прогресс в понимании разума улучшит нашу жизнь за счёт совершенствования всех уровней образования, лечения психических заболеваний и наркотических зависимостей, развития новых возможностей мышления и распространения среди населения знаний о легальных и этических проблемах, связанных с мозгом и разумом.
 4. **Моделирование разума.** Сочетание теоретических и вычислительных методов с эмпирическими открытиями будет существенно для лечения, понимания и обогащения разума. Широкомасштабные усилия по моделированию мозга позволят давать прогноз и помогать с лечением патологий, тестировать методы лечения, объяснить связь мозга и разума, способствовать появлению новых вычислительных архитектур и обеспечить конструирование разумных машин.

Авторы приводят, впрочем, достаточно очевидные аргументы за то, почему данная инициатива необходима именно сейчас, выражают уверенность, что заявляемые цели могут быть за предстоящее десятилетие достигнуты и заключают заявление фразой, которая может быть истолкована очень разными способами: «Данная инициатива . . . может улучшить нашу жизнь и жизнь наших детей таким образом, который мы даже и представить себе сейчас не можем».

Я позволю себе прокомментировать многие аспекты данной инициативы. Простите за вольность стиля, но речь в инициативе идет о вещах совершенно фантастических, но представляющихся авторам, — чрезвычайно серьезным, не склонным к безудержным фантазиям людям, — реальными. Итак, ввиду фантастичности предполагаемых результатов этой инициативы при комментариях я не буду стараться сдерживать свою фантазию.

Идея понимания механизмов мышления и его искусственного воспроизведения меня интересует со школьных лет. Были тогда на эту тему лекции академика А. Н. Колмогорова. С ней я поступил в 1959 году на физтех и оказался сначала в группе конструирования компьютеров (базовый институт — Институт точной механики и вычислительной техники, руководимый создателем первых советских компьютеров академиком С. А. Лебедевым). На старших курсах я перешел в группу биофизики. При этом, сначала сагитировал группу товарищей (6 человек, вместе со мной) пойти работать «над пониманием мозга» к М. А. Айзерману в Институт автоматизации и телемеханики (ИАТ, позже Институт проблем управления (ИПУ)). Трое из шести так и остались в ИАТе, правда только один, Н. В. Завалишин (1941–1986), — на связанной с пониманием мозга тематике в лаборатории М. А. Айзермана. Монография Н. В. Завалишина «Модели зрительного восприятия и алгоритмы анализа изображений» до сих пор популярна. Другой товарищ занялся теорией конечных автоматов, а позже получил премию Совета Министров СССР за участие в создании Су-27. Сейчас он — мастер по разработке софтвера для банков, но пару работ по моделированию мозжечка мы с ним опубликовали. Третий под руководством А. М. Лётова разработал уникальные системы оптимизации потоков (в том числе, при орошении территорий). В. С. Чехлов (1942–1996), вернулся в ИТМ и ВТ, где потом получил государственную премию за участие в разработке военного варианта БЭСМ-6 — «Системы-6».

Через полгода после начала походов в лабораторию М. А. Айзермана, мы с А. В. Меньшиковым (1942–2005) случайно услышали, что профессор Ф. Р. Гантмахер ищет людей по просьбе легендарно известного в те годы математика И. М. Гельфанда для работы в области биофизики. Гантмахер, посмотрев на нас, дал телефон Гельфанда. А. В. Меньшиков продержался с Гельфандом (на самом деле, занимался с ним М. Л. Цетлин (1924–1966)) полгода и ушёл в противоракетный ящик. Из жизни ушел он Генеральным конструктором противоракетной обороны России. А я так и остался в зоне притяжения Гельфанда, в биофизике. В аспирантуре моим руководителем был М. Л. Цетлин, а после его безвременной кончины — И. М. Гельфанд.

На первом собеседовании с Гельфандом я готовился произнести фразу из Джека Лондона (рассказ «Мексиканец»): «Я пришёл работать на революцию», — на понимание мозга.

Много чего было потом, включая пять лет руководства Научно-исследовательским институтом нейрокибернетики, — какое-то время основным и единственным институтом в мире, работавшим над «той самой» те-

матикой. Про нашу Ассоциацию нейроинформатики, в которой состою Президентом-основателем, рассказывать здесь не буду.

Для чего эта биографическая справка? Да ведь авторы инициативы практически однозначно утверждают, что в течение следующих 10 лет механизмы работы станут известными. Такой вот праздник души, лично для меня. Авторитетные люди, наконец, определились со сроками решения я бы сказал главной проблемы Колмогорова. . .

Конечно, прогнозы в науке — занятие неблагодарное. И они могут не сбыться. Но могут и сбыться. Поэтому, полезно было бы продумать, обговорить и принять решение по поводу возможных вариантов «нашего ответа Керзону» (фраза из «Золотого тельца» Ильфа и Петрова).

Итак, во-первых, «поезд инициативы» уже «идет на полном ходу». «Вспрыгнуть на подножку» — вряд ли получится. Вообще ничего не делать, — тоже нельзя. Надо искать, в чем мы реально можем оказаться полезными, для этой инициативы, для мира, для нашей страны.

Сначала — несколько слов «за упокой». Российская наука развалена. У нас много стариков и практически нет молодежи. Соотношение ресурсов российской науки и науки США, примерно 1:20. Доля России в мировой науке — примерно 1:50. Что мы можем? Просто неизвестно.

Теперь — «за здоровье». У нас остался комплекс Гулливера, прибывшего из страны лилипутов — мы чувствуем необходимость решать «масштабные задачи». Это сам по себе фактор положительный. Чтобы что-то сделать, надо не бояться это делать. Что в отношении получения реальных результатов может быть обнадеживающим? Во-первых, то, что задача понимания механизмов разума еще не решена. Решение может прийти любому из тех, кто напряженно и информированно работает над этими проблемами. Желающие понять, должны знать все, что происходит в мире и «переваривать» это. В отношении «механизма переваривания» — у нас еще не окончательно умер ценнейший метод работы выдающихся советских ученых — содержательные научные семинары. Из-за совершенно бешеной конкуренции сейчас на Западе практически не происходит публичного генерирования и обмена научными идеями на научных заседаниях. Все стараются докладывать только законченные работы, а идеи берегут для заявок на гранты. Поскольку у нас гранты пока копеечные, люди не особенно ими дорожат, и идеями, соответственно, тоже. Я думаю, что нам надо детально обсудить проблемы организации интенсивн(ого/ых) семинар(а/ов) в направлении этой инициативы.

Разумеется, надо также попытаться понять, сколько средств мы смо-

жем освоить на эффективные работы по всем возможным направлениям инициативы и просить у правительства и/или частных лиц необходимые средства.

Есть еще один аспект проблемы, звучащий уж совсем фантастически, но он, хотя и неявно, озвучен в инициативе, поэтому я его затрону. Это — очень общий, как бы глобальный вопрос. На Западе такие вопросы категорически запрещены общественным мнением. На нас тоже идет громадное давление, чтобы такие вопросы больше не ставились, а то — «унесет в утопию». Тем не менее, мне кажется, что без полета фантазии не было, бы, например, до сих пор ни спутников, ни астронавтов на Луне. Инерция «глобального мышления» у нас осталась и я скажу несколько слов в направлении таких глобальных рассуждений.

Вопрос стоит следующим образом. Скоро (авторы инициативы считают, что в течение 10 лет) будут выяснены механизмы мышления. Очень также вероятно, что вскрытие этих механизмов приведет к появлению объектов (я не могу назвать их ни существами, ни устройствами), обладающих интеллектом, значительно превосходящим интеллект человека. Эти два обстоятельства совершенно безусловно составят событие вселенского масштаба (СВМ) в истории человечества. Авторы инициативы в последней фразе об этом пишут. И считают, что произойдет улучшение нашей жизни и жизни наших детей. Однако, как известно, не всегда великие открытия вели только к улучшению жизни человека. Мне представляется, что необходима предварительная оценка возможных последствий СВМ. Я не думаю, что можно предотвратить сами события, но не исключено, что возможны превентивные действия, которые уменьшат возможные негативные последствия СВМ и увеличат вероятность и/или обилие положительных последствий СВМ. В принципе, я бы мог предложить некоторые варианты действий в преддверии СВМ, но лучше, вероятно, провести серьезный мозговой штурм этой проблемы.

Источник информации: A proposal for a Decade of the Mind Initiative. – Science, 7 September 2007, Vol. 317, p. 1321.

Виталий Львович ДУНИН-БАРКОВСКИЙ, доктор физико-математических наук, профессор, заведующий Отделом нейрооптических систем Центра оптико-нейронных технологий НИИСИ РАН, директор НИИ нейрокибернетики им. А. Б. Когана (в 1990–1995 годах), Президент-основатель Российской Ассоциации нейроинформатики (1991 год), адъюнкт-профессор Техасского технологического университета (с 2006 года), автор одного из первых в мире проектов нейро-СБИС (1974 год), нескольких монографий и многих статей (с 1965 года) по нейроинформатике и теоретической и экспериментальной биофизике различных отделов нервной системы (в частности, мозжечка и ствола мозга).

К. КАВАМУРА¹⁾, С. Б. ПАРИН^{2,3)}, С. А. ПОЛЕВАЯ³⁾, В. Г. ЯХНО⁴⁾

¹⁾RIKEN Brain Science Institute, Wako, Japan

E-mail: kokikawa@brain.riken.jp

²⁾Нижегородский государственный университет им.Н. И. Лобачевского,
Россия

E-mail: parins@mail.ru

³⁾Нижегородская медицинская академия, Россия

E-mail: parins@mail.ru

⁴⁾Институт прикладной физики РАН, Нижний Новгород, Россия

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

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

ВОЗМОЖНОСТЬ ПОСТРОЕНИЯ СИМУЛЯТОРОВ ОСОЗНАНИЯ СЕНСОРНЫХ СИГНАЛОВ: ИЕРАРХИЯ «РАСПОЗНАЮЩИХ ЯЧЕЕК», НЕЙРОАРХИТЕКТУРА, ПСИХОФИЗИЧЕСКИЕ ДАННЫЕ

Аннотация

Рассмотрены варианты базовых моделей нейроноподобных систем для описания динамических процессов обработки сенсорных сигналов. Проведено сопоставление с данными о нейроархитектуре мозга. Рассмотрены некоторые основные динамические процессы в модельных нейроноподобных системах и проведено сопоставление с экспериментальными нейрофизическими данными осознания внешних стимулов и внутренних состояний человека.

K. KAWAMURA¹⁾, S. B. PARIN^{2,3)}, S. A. POLEVAYA³⁾, V. YAKHNO⁴⁾

¹⁾RIKEN Brain Science Institute, Wako, Japan

E-mail: kokikawa@brain.riken.jp

²⁾Nizhnij Novgorod Lobatchevski University, Russia

E-mail: parins@mail.ru

³⁾Medical Academy, Nizhny Novgorod, Russia

E-mail: parins@mail.ru

⁴⁾Institute of Applied Physics RAS, Nizhny Novgorod, Russia

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

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

**A CREATION POSSIBILITIES FOR SIMULATORS OF SENSOR
SIGNAL CONSCIOUSNESS PROCESSES: HIERARCHY OF
“RECOGNITION MODELS”, NEUROARCHITECTURES,
PSYCHOPHYSICAL DATA**

Abstract

Versions of basic neuron-like models for dynamical processes of information sensor signal transformation are considered. The architecture of neuron-like models and brain neuroarchitecture data are collated. Some dynamic modes of neuron-like models are compared with psychophysical data and examples of consciousness processes for persons.

Введение

На современном уровне развития биологоправдоподобного моделирования вполне осуществимо создание библиотеки симуляторов физиологических систем и функциональных состояний на единой базовой платформе существующих и вновь разрабатываемых математических моделей. Прагматический смысл подобной технологии очевиден: сегодня имеется реальная возможность разработки и тиражирования наукоёмкого универсального программного продукта, обеспечивающего быструю неинвазивную комплексную оценку функционального состояния человека (или другой живой

системы), мониторинг динамики функциональных систем, прогнозирование поведения человека и течения патологических состояний.

В последние годы в России и, особенно, за рубежом начали чрезвычайно активно разрабатывать математические модели для описания динамических реакций живых систем. В США в рамках проекта «Виртуальный человек» было предложено формирование базы модельных симуляторов. В Институте мозга (RIKEN — <http://www.brain.riken.jp>) проводится работа по набору разного вида моделей, симулирующих процессы в нервных тканях. В ИПФ РАН (Нижний Новгород) разработаны варианты более десятка моделей-симуляторов системных процессов в ЦНС. Имеется информация о коммерческих предложениях по тестированию на математических моделях действия на живые системы ряда фармакологических препаратов (<http://www.enteljs.com>). Основная трудность при дальнейшем развитии таких моделей связана с определением минимально необходимого набора функциональных переменных для конструирования систем, в которых могут происходить динамические процессы, аналогичные реальным физиологическим и психологическим реакциям.

В предлагаемой лекции используются функциональные модели нейроноподобных систем для симуляции процессов осознания сенсорных сигналов. С их помощью возможно описание динамики адаптивного преобразования информационных сигналов, процессов обмена моделями (алгоритмами обработки сигналов) в элементарных адаптивных распознающих системах, рассмотрение деталей взаимодействия между нелинейными системами принятия решений с иерархической архитектурой [1–10]. Варианты режимов реагирования таких адаптивных систем распознавания на внешние сигналы сравниваются с данными психофизических экспериментов, отражающими динамику восприятия сенсорных сигналов в различных функциональных состояниях. Модели и экспериментальные данные согласованы по выходным параметрам, что обеспечивает настройку модели на индивидуальные сенсорные характеристики и превращает модель в виртуальную копию измеряемой сенсорной системы.

Варианты базовых моделей нейроноподобных систем для описания процессов осознания

Многие экспериментальные результаты, связанные с поведением иерархических систем распознавания, могут быть рассмотрены на основе как минимум трех групп базовых моделей (см. табл. 1 в статье [1]).

Рассмотрим три варианта базовых моделей:

- 1) различные варианты однородных нейронных сетей для выделения заданного набора признаков в параллельном режиме (1)–(2);
- 2) адаптивные ячейки распознавания, содержащие алгоритмы кодирования и восстановления (реконструкции) входных изображений, базы данных, алгоритмы вычисления полей невязок (мотиваций), алгоритмы принятия решений по виду полей невязок, а также базы используемых алгоритмов (знаний) (рис. 1, рис. 2);
- 3) иерархические системы из адаптивных ячеек распознавания, каждая из которых настроена на заданный для нее набор операций (рис. 3).

Авторы обращают внимание, что существующий набор математических моделей практически обеспечивает описание основного набора качественных закономерностей, наблюдаемых или регистрируемых функциональных операций, выполняемых биологическими системами.

Выделение заданного набора признаков в параллельном режиме может осуществляться с помощью моделей для однородных нейроноподобных систем:

$$\frac{du}{dt} = -\frac{u}{\tau_1} + \beta_{F_1}(g) * F_1 \left[-t_1(g) + \int_{-\infty}^{\infty} \Phi_1 [(\xi - r), g] u(\xi, t) d\xi \right] + D_1 \frac{\partial^2 u(t, \vec{r})}{\partial r^2}, \quad (1)$$

$$\frac{dg}{dt} = -\frac{g}{\tau_2} + \beta_{F_2}(g) * F_2 \left[-t_2(g) + \int_{-\infty}^{\infty} \Phi_2 [(\xi - r), g] u(\xi, t) d\xi \right] + D_2 \frac{\partial^2 u(t, \vec{r})}{\partial r^2}. \quad (2)$$

С помощью такого типа функциональных моделей можно проводить исследование различных процессов формирования структур коллективной активности (например, автоволновые процессы, упрощенные изображения для вычисления признаков), осуществлять параллельные режимы выделения необходимых наборов признаков, проводить вычисление мер сравнения информационных сигналов.

Функциональная схема адаптивной «распознающей ячейки» приведена на рис. 1.

В такой системе может выполняться оценка качества работы алгоритмов, используемых в системе, для повышения точности принятых решений и определения особенностей распознаваемых фрагментов изображений.

Динамика настройки зависит от особенностей информационных сигналов и используется в блоке принятия решений при заданном наборе целей. Выполнение операций преобразования потока входных сигналов зависит от выделенных для этого «энергетических» ресурсов En_{n-1} и набора используемых алгоритмов $A_n(En_{n-1})$ — «знаний» о входном сигнале.

В модели адаптивной «распознающей ячейки» (рис. 1) используются следующие переменные:

I_n — входное изображение, т. е. сигнал, поступающий на обработку в распознающую систему;

$A_n(En_{n-1})$ — алгоритмы обработки информационных сигналов и принятия решений, т. е. формализованное представление знаний в системе, включающих используемые идеи, методы, модели распознаваемых объектов;

$Code_n$ — векторы кодового описания входного сигнала;

Int_n — изображение, интерпретирующее входной информационный сигнал, которое генерируется распознающей системой из кодового описания входного изображения;

$M_n(Code_{n-1})$ — вектор (или изображение) для величин невязок-мотиваций, полученных из сравнения наборов кодов входного изображения и кодовых описаний для предварительно ожидаемого системой изображения;

D_n — решения, принятые распознающей системой;

R_n — оценки уверенности, статистической достоверности принятого решения;

I_{n+1} — сигнал на выходе распознающей системы, состоящий из набора величин $D_n, R_n, A_n(En_{n-1}), Int_n$.

En_{n-1} — необходимые ресурсы для обеспечения активного состояния распознающего устройства при работе тех или иных алгоритмов. В самом простом случае, этот параметр может описывать только одну

величину: потребляемые энергетические ресурсы, требуемые для работы конкретного алгоритма. Уровень выходной величины — созданные или оставшиеся ресурсы — определяются особенностями работы исполнительных механизмов, которые запускаются на основании решения распознающей системы D_n, R_n .

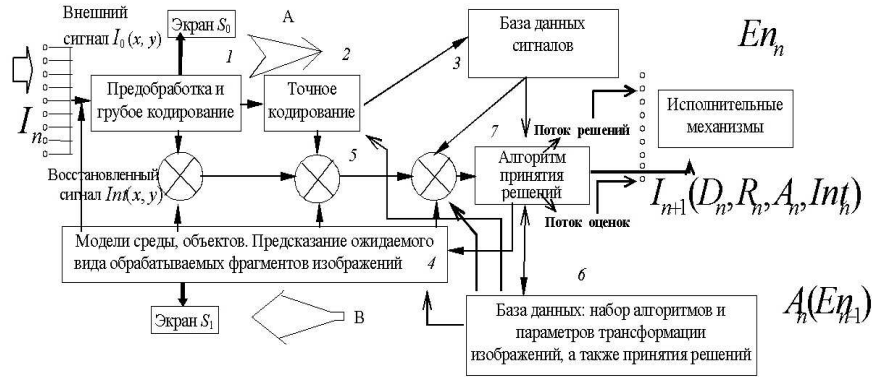


Рис. 1. Адаптивная нейроподобная система распознавания. На функциональной схеме «распознающей ячейки» показаны этапы трансформации потоков информационных данных и взаимодействие между различными обрабатывающими блоками в адаптивной системе принятия решений с фиксированным набором алгоритмов.

Важное отличие рассматриваемой здесь архитектуры адаптивных систем [1–10], соответствующих «живым» прототипам, от «обычных» систем распознавания заключается в обязательном существовании в них специальных подсистем для создания имитации ожидаемого входного сенсорного сигнала и сравнения его с реально поступившим сигналом. Схематическое описание адаптивной распознающей системы (рис. 1) позволяет ввести формальные определения для ряда динамических процессов и используемых переменных, которые обычно связаны с понятиями, вызывающими споры или неоднозначные трактовки при обсуждении информационных систем.

Данными называются наборы признаков или кодовых описаний, вычисленные с входных изображений, или же сами эти изображения. Хранятся данные в блоке 3 (см. рис. 1).

Знаниями в рассматриваемой системе естественно назвать наборы алгоритмов $A_n(E_{n_{n-1}})$, которые могут использоваться в процессах обработки информационных сигналов и принятия решений. Знания в соответствии с используемой архитектурой адаптивной системы расположены в блоке 6.

Ценность входного информационного сигнала может определяться по величинам невязок в блоке 5, вычисляемых из сравнения наборов кодовых описаний для предварительно ожидаемого системой изображения (блок 4) с реально вычисленными кодами от входного изображения (блоки 1, 2). Эти же величины невязок служат стимулом для формирования **мотиваций** и принимаемых решений в блоке 7 для дальнейшего функционирования системы. Фактически через алгоритмы принятия решений в блоке 7 осуществляется управление состояниями всех частей распознающей системы. Если учитывать иерархию отношений между программами, то программы принятия решений и поддержки их возможной реализации в блоке 7 представляют собой **операционную систему**, под управлением которой работают все остальные элементы, представленные на рис. 1.

Если рассматривать функциональную схему адаптивного распознавателя как преобразователь входного информационного потока $(E_{n_{n-1}}; I_{n-1})$ в выходной информационный поток $(D_n; R_n; A_n(E_{n_n}); Int_n)$, то упрощенное представление этой схемы будет иметь вид, показанный на рис. 2.

Характерные динамические режимы для иерархической системы взаимодействующих «распознающих ячеек»: Сеть взаимосвязанных распознающих систем обеспечивает различные процессы формирования динамических структур коллективной активности взаимодействующих распознающих систем. Разные блоки настраиваются на обработку сигналов только «своей» модальности и выполнение инструкций от «вышестоящих» управляющих блоков. Выполнение операций преобразования потока информационных сигналов осуществляется сетью взаимосвязанных распознающих систем, потребляющих выделенные «энергетические» и «информационные» ресурсы (рис. 3).

Фактически каждая из приведенных базовых моделей с характерными для них переменными и наборами функциональных динамических режимов представляют собой те базовые понятийные элементы языка, на основе которых строится описание возможных вариантов поведения автономных распознающих систем. Предполагается, что они могут настраиваться на вид обрабатываемого изображения и условия работы системы. Использование таких моделей позволяет проводить классификацию и вводить новые определения для ряда динамических режимов, которые аналогичны извест-

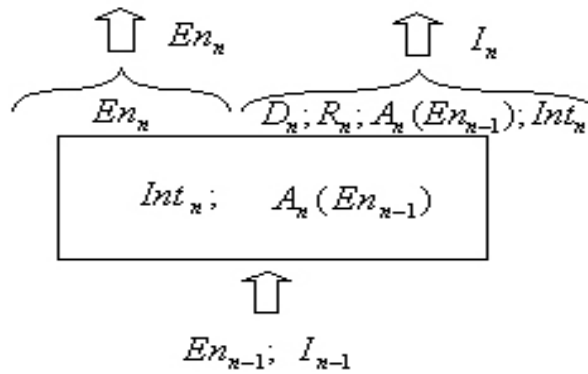


Рис. 2. Схематическое представление трансформации входного информационного потока $(E_{n-1}; I_{n-1})$ в выходные данные $(E_n; I_n)$ в адаптивной системе принятия решений с фиксированным набором алгоритмов. Характерные динамические режимы для модели «распознающей ячейки»: Входной сенсорный сигнал последовательно несколько раз кодируется, а затем восстанавливается. По динамике изменения величин на поле невязок вычисляются оценки качества кодирования. Подбираются параметры алгоритмов или выбираются наиболее адекватные алгоритмы на основе целевой функции, вычисляемой из данных поля невязок.

ным психологическим или социальным реакциям живых систем.

Особенности динамических режимов в модели «адаптивной распознающей ячейки» и вариантах иерархической взаимосвязи таких «распознающих ячеек»

На основе приведенных моделей можно ввести строгие определения для возможных динамических процессов при обработке информации и сопоставить их с результатами и терминологией описания нейрофизиологических экспериментов. Именно такое сопоставление должно лежать в основе построения симуляторов, адекватно описывающих процессы осознания сенсорных сигналов.

Рассмотрим перечень состояний и функциональных операций, реализуемых в «адаптивной распознающей ячейке» и системах из взаимосвязан-

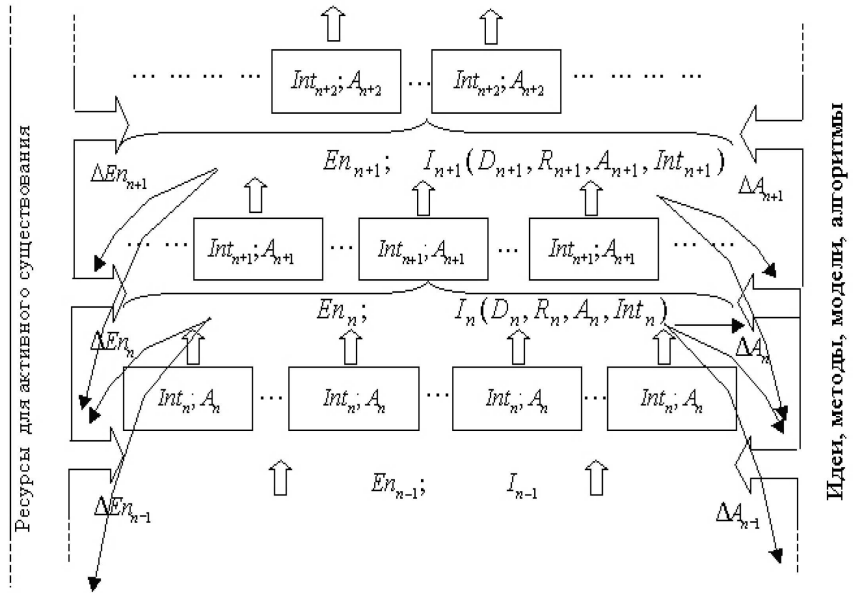


Рис. 3. Иерархическая система взаимодействующих популяций адаптивных распознающих систем.

ных ячеек.

1. Любое состояние системы соответствует ожиданию некоторого (наиболее вероятного для системы) заданного объекта. Это означает, что в блоках 1, 2, 4, 5, 7 загружены соответствующие ожидаемому объекту алгоритмы обработки $A_n(E_{n-1})$.
2. Если во время работы системы используется только путь кодирования входного изображения и принятие решений основано только на сравнении кодовых описаний от входного изображения и из базы данных, то этот процесс соответствует «бессознательной» обработке и принятию решения.
3. Элементарный режим «осознанной» работы с входным сигналом в такой формализованной системе связан с динамическим процессом кодирования-восстановления (генерация интерпретирующего входного сигнала из кодов) и поиска оптимальных алгоритмов в систе-

ме (рис. 2). Такой цикл «кодирование-восстановление» позволяет получить не только оценку меры близости к признакам ожидаемого объекта, но также вычислить дополнительные признаки для скорости сходимости к исходным признакам интерпретируемого объекта. По величинам дополнительных признаков может проводиться оценка «качества» алгоритмов, выбранных для работы с обрабатываемым сигналом. Из нейрофизиологических данных [11–19] следует, что возникновение чувства осознания входного сигнала происходит только после цикла возврата возбуждений к местам первоначальных проекций [13–15] (повторного входа [16], процесса самоидентификации [17–19] и т. д.). Для формализованной схемы это означает, что именно новые, дополнительные признаки могут быть использованы в качестве активаторов ощущения входного сенсорного сигнала. Следовательно, выброс нейро модуляторов, определяющих эмоциональный отклик живой системы на процесс осознания, запускается сигналами оценок о скорости сходимости к признакам интерпретируемого объекта.

При этом естественно предположить, что эмоциональная подсистема должна содержать не меньше двух фаз чувственных ощущений. Первая должна быть связана с «положительным–приятным» откликом на сигнал об оценке скорости сходимости к признакам интерпретируемого объекта — именно этот сигнал должен создавать чувство осознания процесса. Вторая фаза представляет собой «положительный–приятный» или «отрицательный–неприятный» эмоциональный отклик системы в зависимости от ранее сформированного алгоритма реагирования на конкретный вид распознаваемого входного стимула.

Важно отметить, что: *а)* вид формируемой интерпретационной модели распознаваемого объекта; и *б)* время, требуемое на циклы «кодирование–восстановление» и принятия решений — представляют собой те величины, которые могут быть экспериментально измерены в таком процессе осознания входного сенсорного сигнала. Известно, что у человека времена осознания образов сенсорных сигналов лежат в диапазоне от 10 мс до ~200–300 мс и это время зависит от текущего состояния организма.

4. После принятия решения на основе алгоритмов в блоке 7, сигнал о режимах включения передается на исполнительные механизмы (см. рис. 2). В биологических системах это соответствует сигналам управ-

ления моторной (мышечной) системой.

5. Все эти состояния и функциональные операции определяются уровнем энергетического обеспечения для используемых в «адаптивной распознающей ячейке» алгоритмов. В биологических системах это соответствует работе вегетативных систем.

Таким образом, из приведенного перечня видно, что при сопоставлении с данными нейрофизиологических экспериментов необходимо использовать модели как минимум четырех распознающих подсистем:

- 1) отвечающей за распознавание потока «информационных» сигналов — «когнитивная» подсистема;
- 2) отвечающей за формирование интегральных оценок состояния системы — «эмоциональная» подсистема;
- 3) отвечающей за режимы работы исполнительных механизмов — моторная (мышечная), «поведенческая» подсистема;
- 4) отвечающей за энергетическое обеспечение всех подсистем системы — «вегетативная» подсистема.

При разработке симулятора реальных биологических систем важно использовать экспериментальные методики, позволяющие регистрировать как модельные образы, так и времена их осознания в «когнитивной», «эмоциональной», «поведенческой» и «вегетативной» подсистемах.

Кроме того, иерархические архитектуры из адаптивных «распознающих ячеек» подходят для описания внутреннего «Я» или эго автономной системы. Следует также отметить, что приведенные схемы могут быть использованы для описания особенностей работы таких интегрально сложных живых систем как правый и левый мозг, ярко выраженных социальных групп населения, государств и других устойчиво функционирующих систем.

Важно понимать, что реально наблюдаемые в живых системах более сложные режимы проявления «сознания» обычно включают в себя взаимоотношения между динамическими процессами элементарных «сознаний» в иерархических отношениях многих элементарных распознающих ячеек.

Модели «распознающей ячейки» и их иерархические архитектуры отражают базовые принципы обработки сенсорного сигнала при формировании субъективного (осознанного) образа:

1. Цикличность процесса кодирования-восстановления (обратные связи в схеме П.К. Анохина [11–12], цикл информационного синтеза

- А. М. Иваницкого [13–15], повторный вход (“re-entering”) Дж. Эдельмана [16], цикл самоидентификации В. Я. Сергина [17–19], цикл К. Кавамура [40], цикл Дж. Бруннера и т. д.).
2. Модуль «база данных» содержит записи, аналогичные пространственно-временным структурам активности (энграммам) в памяти человека.
 3. Образ объекта формируется при участии оценочной функции, определяющей значимость сигнала, что функционально соответствует роли эмоций в когнитивном процессе.
 4. Модуль исполнительных механизмов объединен системой прямых и обратных связей с модулями кодирования, памяти и оценки, что создает возможность для воспроизведения механизмов эффекторного контроля за осознанием и влияния состояния вегетативной и двигательной систем на характеристики субъективного образа.
 5. Иерархически организованные взаимосвязанные распознающие ячейки воспроизводят однотипно функционирующие архитектуры биологических сенсорных систем, специализированных для обработки визуальных, акустических, проприоцептивных, обонятельных и вкусовых сенсорных сигналов. Конкуренция моделей, соответствующих одному сенсорному сигналу, поддерживается набором весовых коэффициентов, отражающих уровень эмоциональной значимости: актуализируется энграмма, имеющая максимальный эмоционально-мотивационный заряд.

Существенно, что как уже существующие [11–44], так и вновь полученные данные нейрофизиологических и психофизических экспериментов, проведенных соответствующим образом, могут быть интерпретированы и использованы в параметрах и коэффициентах модельных «распознающих ячеек». Таким образом, экспериментальные измерения и расчеты на модельных симуляторах взаимосвязаны. Важно отметить, что использование базовых моделей нейроноподобных систем (каждая со своим набором динамических режимов) в качестве универсальных модулей, позволяет формировать новые иерархические самоподобные системы, обладающие более широким набором функциональных возможностей, чем ее отдельные модули. При этом классификация динамических режимов таких систем представляет собой возможную основу классификации режимов в психологии восприятия и нормального или патологического реагирования живых систем.

Нейроанатомическое обоснование для модели «адаптивной распознающей ячейки»

Способность людей понимать язык, музыку и искусство обусловлена таким уровнем развития мозга, который позволяет распознавать символические сигналы в сфере коммуникаций. Сегодня мы располагаем фрагментарными знаниями о механизмах этого распознавания.

Так, известно, что поля 39 и 40 (по Бродману [25]) теменной коры отвечают у человека за целый ряд высших психических функций, связанных с процессом распознавания. При их повреждении возникают такие когнитивные расстройства, как афазия, апраксия и агнозия. Лобные доли коры, в свою очередь, ответственны за планирование и реализацию сложных действий, движений, а также за процессы мышления. Когнитивная информация поступает в префронтальную (переднюю лобную) кору из теменных и височных долей. При этом важно подчеркнуть, что прямые проекции из задней ассоциативной области в первичную моторную кору отсутствуют.

Тесная взаимосвязь распознавания образа и его эмоциональной оценки нашла своё отражение в понятиях «разум» (logos) и «чувства» (pathos). Сенсорная информация, поступившая в головной мозг, передаётся из первичной ассоциативной области в заднюю ассоциативную или префронтальную кору, где обогащается эмоциональной оценкой значимости ситуации, преобразуется, и лишь затем направляется в высшее корковое представительство моторной системы.

Амигдала (миндалина) обеспечивает аффективную оценку биологической значимости сигналов («приятные» или «неприятные», позитивные или аверсивные) и, интегрируя свежую сенсорную информацию с хранящейся в памяти, формирует определённое эмоциональное состояние. Это закономерно, ведь нейронные циклы Яковлева и Пейпеца (по [26]), отвечающие, соответственно, за механизмы эмоций и памяти, включают, прежде всего, амигдалу, височную и лобную доли коры, поясную (цингулярную) извилину и гиппокамп [23]. Эти циклы, получившие в литературе название лимбической системы (МакЛин, [27]), тесно взаимодействуют с автономной нервной системой, высшим центром которой является гипоталамус. В результате обеспечивается взаимодействие нейронных сетей, формирующих эмоциональный и вегетативный компоненты восприятия. Например, показано, что у обезьян в экспериментах с произвольным поведением повышается региональный кровоток в поясной извилине в том случае, если они находят новое решение для получения подкрепления.

Автономная нервная система обеспечивает регуляцию дыхания, пищеварения, кровообращения, потоотделения, сексуальных желаний, аппетита и других витальных функций. Очевидна её связь с эмоциональной сферой, формируемой лимбической системой. Однако гиппокамп и миндалина влияют также и на систему гормональной регуляции, включающую гипоталамус, гипофиз и эндокринные железы третьего порядка. Базальные ганглии и филогенетически старые части коры, в которые из миндалины поступают сигналы, обеспечивающие обоняние и вкус [28, 29], также тесно связаны с эмоциональной сферой.

Таким образом, мы можем достаточно уверенно очертить те мозговые структуры, которые обеспечивают формирование восприятия со всеми четырьмя базовыми компонентами: когнитивным, эмоциональным, моторным и вегетативным. По существу, все они имеют циклическую структуру, причём эти циклы взаимно переплетаются, образуя общие зоны сопряжения (рис. 4). Примером взаимодействия этих циклов может быть распознавание зрительных образов и музыки.

У обезьян зрительная (затылочная) кора подразделяется на несколько зон: V1, V2, V3, V4, TEO, TE, MT и MST. В свою очередь, слуховая (височная) кора делится на центральную область (включающую зону A1, R-ростролатеральную и RT-ростротемпоральную зоны) и опоясывающие её области A2: так называемый пояс (зоны CL, ML и AL) и парабелт (зоны STGs, CPB, RPB и STGr) [30, 31]. Недавние исследования показали существование в зрительной коре различных функциональных областей, ответственных за распознавание формы, цвета или движения объектов. В слуховой системе также можно выделить функциональные области, отвечающие за распознавание чистых тонов или гармоник, высоких или низких звуков, громких или тихих, а также речи и мелодии.

Механизмы распознавания в зрительной и слуховой системах изучены сегодня нейробиологами только в общих чертах. Известно, например, что как в зрительной системе отдельные элементы фигур на корковом уровне объединяются в зрительную сцену по степени их пространственной близости, так и в слуховой системе объединяются звуки, связанные друг с другом временем или ритмом. Нейронный паттерн формируется при прослушивании музыкального фрагмента на основе целостного комплекса звучащих нот. Характерно, что в слуховой коре нейроны со сходными свойствами объединены в группы (модули). Образ последовательности звуков (мелодия, темп) или результата их синтеза (аккорд, гармония) может быть сформирован из отдельных "элементарных" звуков благодаря взаимодействию

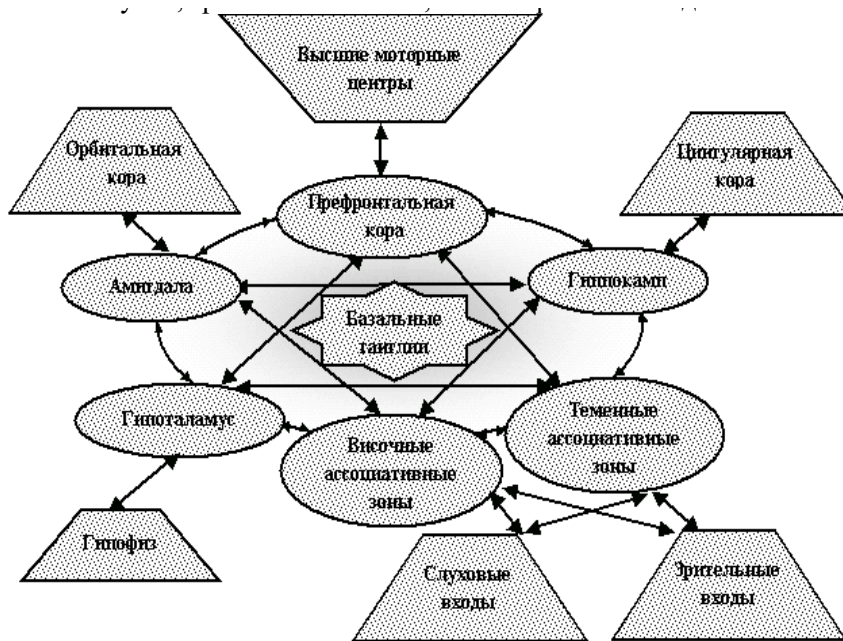


Рис. 4. Упрощённая схема функциональных модулей и операций, обеспечивающих процессы распознавания и осознания сенсорных сигналов с когнитивным, эмоциональным, моторным и вегетативным компонентами.

активированных нейронов, которые составляют нейронные сети, объединённые на морфологической основе.

В слуховой системе импульсы из таламуса сначала поступают в первичную слуховую область, а уже затем — в ассоциативную слуховую область, захватывая и зону Вернике. Существенно, что важная для восприятия музыки зона одновременно является и речевой зоной слуховой коры. В процессе развития мозга его реакции на музыку могут изменяться, начинает проявляться эмоциональная активность, нейронные корреляты которой регистрируются в лимбической системе, включающей поясную кору, гиппокамп, орбитальную кору, амигдалу и прилежащее ядро.

Музыка не является беспорядочным набором звуков. В музыке звуки

объединены и систематизированы для создания мелодии, темпа, тональности и ритма. Центральная зона слуховой коры выделяет из сложного звукового сигнала простые звуки соответствующих частот (тональностей). Импульсы передаются от A1 к A2, достигая парабелта. При передаче импульсов на каждом следующем шаге повышается качество слухового распознавания. Аналогично, в зрительной системе развито восприятие точек и линий (контуров) для распознавания природных объектов, лиц, животных, а также цветов и движений объектов.

В некоторых областях среднего и переднего мозга пути зрительной и слуховой систем пересекаются. Так, например, было показано, что при электрической стимуляции и зрительных, и слуховых областей мозга регистрируются ответы в медиальной части червя мозжечка. Установлено, что аксоны клеток Пуркинье в средней части червя мозжечка заканчиваются в каудальной части ядер шатра, а оттуда информация направляется в тектум [32, 33]. Таким образом, и зрительно-моторные, и слухо-моторные сигналы передаются в тектум. Это указывает на очевидную возможность взаимодействия зрительной и слуховой систем на уровне ствола мозга.

Известно, что в коре больших полушарий зрительные и слуховые потоки импульсов сходятся в областях, окружающих среднюю супрасильвиеву борозду (MSS) у кошек [34] и верхнюю височную борозду (STS) у обезьян [35]. Нейроны этих областей являются мультимодальными. Кроме того, префронтальная кора обезьян получает хорошо топографически организованные мощные проекции от задней ассоциативной области, включая верхнюю височную борозду. Нейроны в зонах, окружающих заднюю часть основной борозды, отвечают на зрительные сигналы и, в свою очередь, окружены областями, отвечающими на слуховые сигналы.

В зрительной системе импульсы распространяются из поля 37 (по Бродману) в нижне-височные зоны ТЕО и ТЕ. Поле ТГ принадлежит слуховой ассоциативной области, которая также связана с амигдалой, отвечающей за эмоции [28]. Кроме того, поля ТГ и ТЕ принадлежат к височной ассоциативной области, которая тесно связана с лобно-орбитальной корой (ОФ) реципрокными ассоциативными волокнами, которые называются крючковидным пучком. Эти же области имеют реципрокные связи с амигдалой [28]. Таким образом, в процессе распознавания с очевидностью может происходить и формирование эмоционального поведения.

Аналогично зрительной системе [36], слуховая система также имеет дорзальные и вентральные (в расширительном понимании) пути от задней ассоциативной области к префронтальной коре [30]. Что касается зритель-

ной системы, известно, что импульсация из поля 17 распределяется по двум путям: дорзальному - в теменную кору (поля 5 и 7), и вентральному — к нижне-височной доле (ТЕО, ТЕ и ТG). Сегодня доказано, что дорзальный путь связан с формированием субъективного зрительного пространства, а вентральный — с распознаванием объектов (например, геометрических фигур наподобие кругов, треугольников и т. д.) или выражений лица, что имеет самое непосредственное отношение к эмоциональной сфере.

В «дорзальном пути» нейроны теменных и лобных долей имеют сходные характеристики. Поэтому пространственная информация может использоваться для формирования программ действий. На этом пути может происходить преобразование пространственных образов из зрительно-слуховой формы кодирования в двигательное кодирование. «Вентральный путь» образован волокнами крючковидного пучка, которые передают зрительно-слуховую информацию из височной доли в префронтальную кору (поле 10).

Таким образом, ясно, что зрительная и слуховая информация передаётся в префронтальную кору через теменные и височные зоны. Через теменную зону идёт информация о положении источника зрительного и слухового сигнала, то есть формируется ответ на вопрос «где?». В височной зоне, с другой стороны, формируется ответ на вопрос «что?», то есть качественная размерность для зрительных и слуховых объектов [36]. В зрительной системе сложные формы распознаются как комбинация простых форм (точки, линии, углы, дуги и т. д.) в дополнение к цветовым характеристикам, движениям и эмоциональным реакциям. Так же и в слуховой системе сложные звуки распознаются как объединение чистых (простых) звуков, которое развивается в мелодию, гармонию и диссонанс. Ритм и сила подачи звуков связаны при этом со стволовыми отделами мозга и мозжечком.

Концепция рабочей памяти постулирует, что эта когнитивная функция связана с лобными долями. Рабочая память принимает участие и в восприятии музыки. Эта система позволяет обрабатывать и рассылать по параллельным путям информацию от задней ассоциативной области. В начале разучивания музыканты умышленно используют пальцы один за другим (последовательно), поскольку они смотрят в ноты, а после тренировки (обучения с вовлечением мозжечка), движения пальцев образуют целостные координаты. Как работает мозг, когда музыкант создает мелодии? При исполнении музыки существует постоянное поступление информации из памяти. Эта информация поддерживается в мозгу в течение короткого времени и преобразовывается в активное движение. Одновременно, из

долговременной памяти извлекается сразу целый гармонический набор музыкальных тонов.

Сенсорная информация, объединенная и измененная во фронтальной коре, может использоваться в активном поведении, в рамках преобразования от мышечных движений до работы сознания. Схематично это можно представить так: «сенсорные области – задние ассоциативные области – префронтальная кора – высшие моторные зоны – поле 4».

Описанный процесс происходит в передней лобной коре, обеспечивающей единство обработки и воспроизведения информации при реакции на внешний сигнал. Недавно на обезьянах было показано, что медиальная поверхность цингулярной моторной коры связана с мотивационной готовностью или «волей» [37].

Система, состоящая из базальных ганглиев – таламуса – коры больших полушарий, имеет важнейшее значение в работе мозга [38]. Эта замкнутая система формирует три параллельных морфофункциональных канала: моторную, ассоциативную и лимбическую системы [39].

Префронтальная кора, которая содержит зону Брока, и задняя ассоциативная область, которая содержит зону Вернике, связаны друг с другом ассоциативными волокнами. Вентральная часть лобной и теменной долей также взаимосвязаны, при этом обе части имеют реципрокные контакты с амигдалой [28]. Таким образом, интеграция распознавания (“logos”) и эмоции (“pathos”) происходит в префронтальной коре прежде, чем информация может быть передана к моторной системе коры (дополнительные моторные области – премоторная зона – первичная моторная кора). Когнитивная система и эмоциональная система являются взаимозависимыми. Эмоции обеспечиваются, главным образом, входами от миндалины и прилежащего ядра, а осознание, в основном, от поясной извилины. Важно помнить, что чувство баланса, важнейшее для музыкального искусства, поддерживается «параллельными» процессами во всем мозгу, включая кору больших полушарий, полосатое тело, таламус, мозжечок и ствол мозга.

Морфологическая основа «петли обратной связи» (“backward propagation”) от префронтальной коры до задней ассоциативной области важна при рассмотрении связи между музыкальными преобразованиями и ассоциативной памятью [40]. Большое количество ассоциативных волокон, идущих от префронтальной коры, заканчивается в височной доле, где присутствуют реципрокные связи с амигдалой и гиппокампом, и далее от неё направляются в область задней верхневисочной борозды. На этой борозде конвергируют полимодальные сенсорные входы и, с эволюционной точки

зрения, её можно было бы рассматривать как зону предобработки информации для сенсорной лингвистической области.

Метод получения психофизических данных для симулятора

Для превращения математической модели, воспроизводящей известные данные о нейроархитектуре мозга в симулятор осознания сенсорных сигналов, необходимы технологии, позволяющие для конкретного человека в конкретной ситуации провести количественную регистрацию, описание субъективных (осознаваемых) образов и характерных времен формирования сенсорного образа из входного сигнала. Концепция симулятора диктует особые требования к психофизическим методам. Тестирование, обеспечивающее количественное описание субъективного (осознанного) сенсорного образа и времени его осознания, должно быть реализовано в компьютерной технологии, обеспечивающей дружественный интерфейс, режим реального времени; высокую скорость обмена данными и полностью автоматизированную процедуру измерения. Этим условиям удовлетворяет разработанные нами методики для измерения сенсорных функций. В процессе исследования человек встраивается в лабораторную человеко-машинную систему, предназначенную для решения задач управления сенсорными стимулами. Сенсорные характеристики измеряют по погрешности в управлении величиной виртуального стимула. Реализуется схема: «объективно заданный виртуальный стимул – моторное отображение – субъективный сенсорный образ». Единственным внешним сигналом обратной связи, используемым в управлении стимулом, оказывается рассогласование параметров сенсорного сигнала с требуемыми в управленческой задаче параметрами. Именно поэтому воспринимаемый человеком уровень рассогласования, понуждающий его к управленческим манипуляциям, и характеризует количественно состояние сенсорной системы в отношении восприятия стимула данного типа. Программное обеспечение ввода и обработки первичных данных с преобразователей усилий и перемещений манипулятора включает в себя 7 базовых модулей:

- *модуль 1* – принимает данные от устройства, которым управляет человек, по 16 каналам; набор таких модулей обеспечивает удобную настройку системы для измерения различных сенсорных функций;
- *модуль 2* – преобразователь, принимает сигнал от модуля 1 и пре-

образует по стандартным правилам, общим для разных вариантов модуля 1;

- *модуль 3* — отражает результат на управляемый параметр сенсорного стимула (звукового, зрительного и др.) по алгоритму, оптимизированному специально для каждой сенсорной функции;
- *модуль 4* — регистратор, вычисляет ошибку управления и записывает в базу данных в стандартной системе кодов, общей для всех сенсорных функций;
- *модуль 5* — обеспечивает обратную связь на основе количественной оценки ошибки управления: изменяет передаточную функцию в системе «движение руки – стимул», алгоритм управления параметрами сенсорного стимула, способ визуализации для оптимизации человеко-машинной системы;
- *модуль 6* — библиотека, в которой сохраняются наборы стимулов для измерения различных сенсорных функций;
- *модуль 7* — набор систем отображения данных, обеспечивает выбор способа визуализации, наиболее адекватного конкретной задаче.

Результатом тестирования является цифровое описание субъективного сенсорного образа для конкретного индивидуума в конкретном функциональном состоянии. Проводя измерения в различных функциональных контекстах, мы получаем возможность формирования количественной оценки влияния эмоциональной, моторной и вегетативной систем на когнитивный процесс. В частности, нами проведены исследования количественных характеристик осознания сенсорных сигналов в различных функциональных контекстах.

Психофизическая оценка влияния эмоциональной системы на осознание сенсорных сигналов

Связь эмоционального напряжения с характеристиками субъективного образа была исследована в контексте «ситуация отдыха» – «ситуация экзаменационного стресса». Методом компьютерной кампиметрии [41] измерены пороги цветоразличения во всем цветовом пространстве: от красного до фиолетового. Методом компьютерной латерометрии [42] измерены пороги латерализации дихотического стимула, отражающие межполушарные отношения при обработке звукового сигнала. Уровень ситуативной тревожно-

сти измерялся по тесту Спилберга–Ханина. В экспериментах принимали участие 50 студентов-психологов обоего пола в возрасте от 18 до 20 лет.

Спектры цветоразличения всех испытуемых имеют типичную [42, 43] неоднородную структуру, выделяется три максимума дифференциальных порогов в «чистых» цветах: красном ($H = 0$), зелёном ($H = 70$), синем ($H = 180$). В ситуации экзаменационного стресса зарегистрированы существенные изменения в распознавании цветового сигнала:

- достоверно увеличились пороги различения для «красного» и «синего» оттенков, тогда как пороги в «зеленом» не изменились (рис. 5 А);
- изменилась структура субъективного цветового пространства: если в ситуации «отдыха» максимальный порог цветоразличения у всех соответствовал зеленому оттенку, то в стрессовой ситуации зелёный доминировал только у 27%, у 18% максимум дифференциального порога сместился к красному оттенку, а у 55% — к синему (рис. 5 Б);
- выявлена достоверная ($p < 0.01$) прямая корреляция между средним порогом различения оттенка и показателем личностной тревожности ($R = 0.86$) (рис. 5 В).

Личностная тревожность отражает способность связывать изменения среды с потенциальной угрозой. Наши данные свидетельствуют, что при осознании опасности ухудшается различение красного и синего оттенков. Особого внимания достойно изменение неоднородности в выборке психофизических параметров — в ситуации экзаменационного стресса дисперсия пороговых значений резко уменьшилась, наблюдалась стандартизация субъективных цветовых пространств.

Для оценки влияния эмоций на осознание звукового сигнала были измерены пороговые характеристики латерализации дихотического сигнала. Регистрировались интерауральные задержки при смещении, остановке и расщеплении звукового образа. Сравнивая величину этих трех параметров при движении звука вправо и влево, можно построить звукокализационную функцию (ЗЛФ), характеризующую межполушарную асимметрию (рис. 6).

По средневывборочным показателям ЗЛФ изменений в ситуации экзаменационного стресса не выявлено, однако у 89% произошла инверсия межполушарной асимметрии (МПА) хотя бы по одному показателю, из них у 35% — по 2 показателям, у 1 человека — полная инверсия. Достоверно изменяется уровень МПА по возбудимости, по устойчивости и по общему

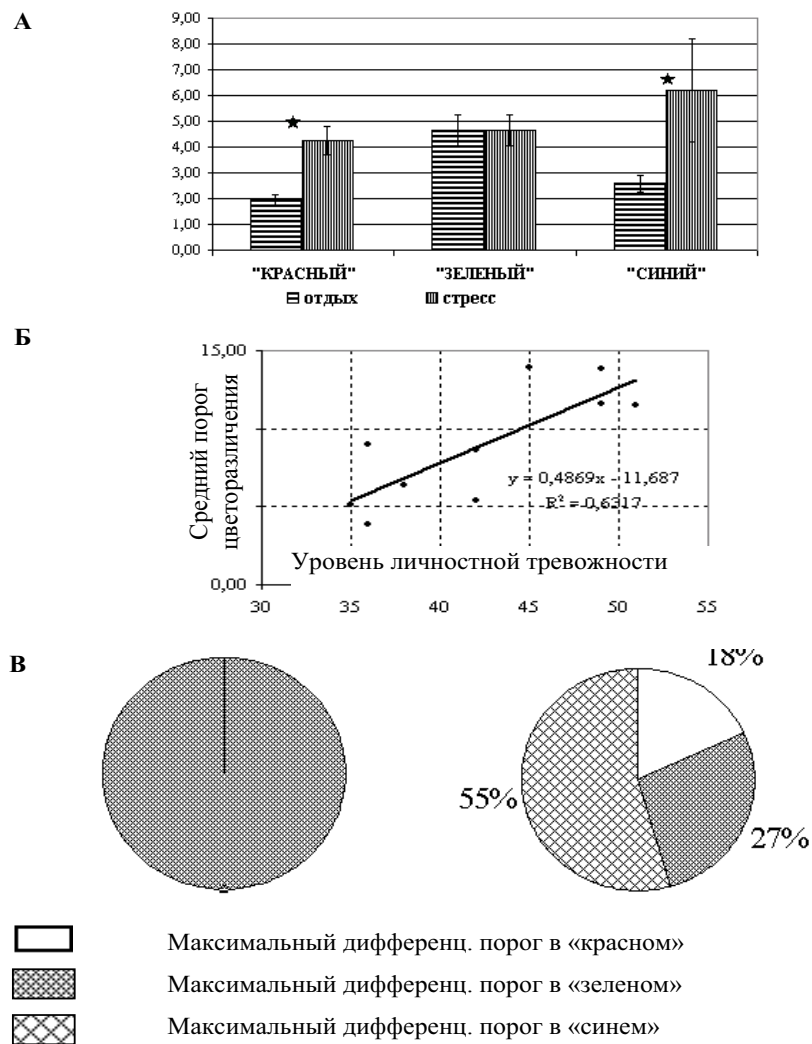


Рис. 5. Динамика цветоразличения при изменении эмоционального контекста. Здесь и далее звездочками обозначены достоверные различия.

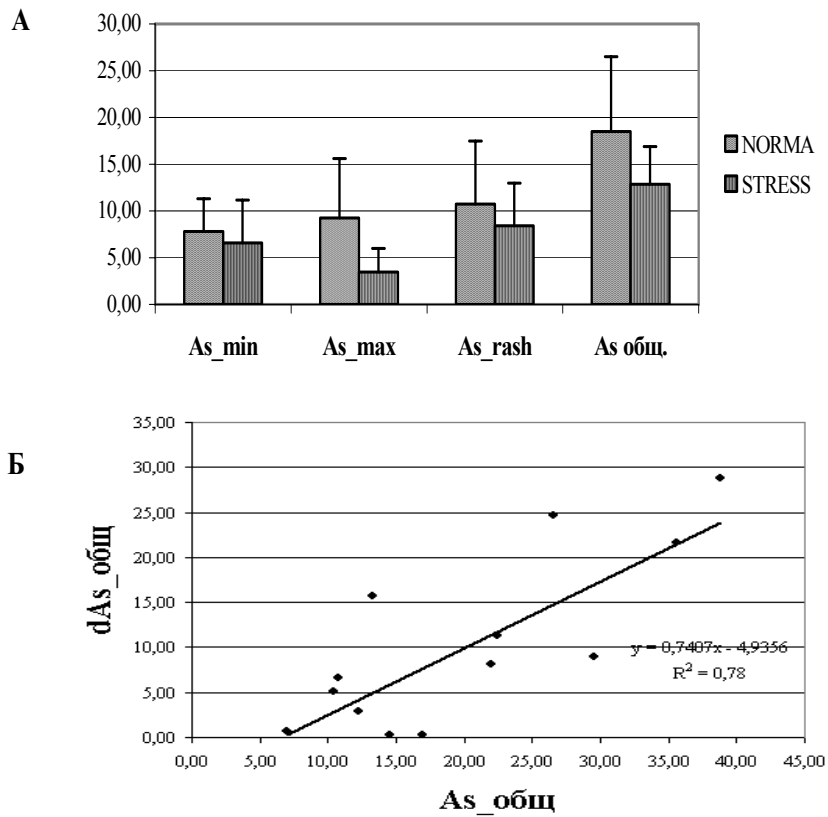


Рис. 6. Влияние стрессовой ситуации на асимметрию ЗЛФ. Здесь: **А** — изменения асимметрии по разным показателям ЗЛФ; **Б** — зависимость между исходным уровнем асимметрии и приращением при стрессе. Левые столбики — норма, правые столбики — стресс.

коэффициенту асимметрии: в ситуации неопределенности асимметрия по ЗЛФ уменьшается (рис. 6А).

Изменение асимметрии ЗЛФ зависит от исходного уровня асимметрии: коэффициент корреляции между общим коэффициентом асимметрии (A_s общ) при стандартной учебной нагрузке с приращением этого показателя в ситуации экзамена составил 0.79 ($p < 0.01$) (рис. 6Б). Аналогичные закономерности в изменениях межполушарных отношений при нелатерализованных нагрузках были обнаружены в исследовании межполушарной разности уровней постоянного потенциала мозга [44]. Выявлена отрицательная корреляция между уровнем асимметрии и показателем ситуативной тревожности по Спилбергеру–Ханину. Дисперсия всех показателей ЗЛФ в исследуемой выборке в ситуации экзамена резко снижается. Таким образом, стресс стирает как межполушарные, так и индивидуальные особенности, и играет роль фактора стандартизации в обработке дихотических стимулов.

При сравнении данных кампиметрии и латерометрии выявлено, что изменение показателей устойчивости для обоих полушарий положительно коррелирует (0.81) с изменением величины порога в одном из базовых максимумов – «синем» ($N = 180$) оттенке. Кроме того, показано, что у испытуемых при правополушарной асимметрии, вне зависимости от психологического контекста, цветовые дифференциальные пороги ниже, чем при левополушарной асимметрии.

Роль межполушарной асимметрии в распознавании цветовой информации была исследована специально в однородной по полу и возрасту выборке (58 добровольцев-мужчин 16–18 лет). Сопоставление цветовых порогов у лево- и правополушарных групп в этой выборке показало, что у правополушарных людей величины дифференциальных порогов ниже на всем цветовом спектре. Причем эта разница особенно увеличивается на зеленом, красном и синем максимумах, повторяя общий вид порогового спектра. Это может указывать на ведущую роль правого полушария в обработке цветовой информации.

Таким образом, изменения характерных параметров звукового и зрительного образа взаимосвязаны, что позволяет предположить наличие общего для них управляющего модуля, обеспечивающего согласованную перенастройку сенсорных систем в разных эмоциональных состояниях.

Психофизическая оценка влияния вегетативной системы на осознание сенсорных сигналов

Для оценки связи между работой автономной нервной системы и осознанием сенсорного сигнала нет необходимости в специальном функциональном контексте, достаточно сопоставить показатели кардиоритмографии и психофизических методов.

Метод компьютерной латерометрии позволяет описать эффективность осознания микросекундных временных интервалов 6 измеряемыми (dT_{minR} , dT_{maxR} , $dTrashR$, dT_{minL} , dT_{maxL} , $dTrashL$) и 4 расчетными (As_{min} , As_{max} , As_{rash} , $AS_{общ}$) параметрами. Метод компьютерной кампиметрии позволяет описать систему осознания цветового сигнала (ФЦП) 3 измеряемыми (dR , dG , dB) и 3 расчетными (dB/dR , dB/dG , dR/dG) параметрами. Метод кардиоинтервалографии (КИГ) позволяет описать паттерн сердечного ритма 10 расчетными параметрами ($R-R_{min}$, $R-R_{max}$, $RRNN$, $SDNN$, $RMSSD$, $pNN50$, CV , $ССТР$, $VLF(0,003-0,04 \text{ Гц})$, $LF(0,04-0,15 \text{ Гц})$, $HF(0,15-0,4 \text{ Гц})$, LF/HF), и по индексам Баевского и Жемайтите однозначно идентифицировать тип вегетативной регуляции и активации.

Таким образом, имеется возможность исследовать особенности осознания сенсорных сигналов в зависимости от режима автономной (вегетативной) регуляции и оценить взаимосвязь между вегетативными и когнитивными показателями.

Для нашего исследования были приглашены 20 студентов в возрасте от 18 до 22 лет. Электрокардиограммы регистрировались в 3 стандартных отведениях в течение 5 минут. Записи проводили в положении «лежа», затем испытуемому предлагалось быстро встать и после этого проводилась дальнейшая запись кардиограммы в течение пяти минут. Параллельно измерялись параметры осознания звуковых и цветовых сигналов.

Выявлены следующие особенности сенсорных функций в зависимости от типа вегетативной регуляции:

- дифференциальный порог по оттенку «синего» у симпатотоников достоверно выше, чем у ваготоников (рис. 7 А);
- у 100% симпатотоников с симпатической активацией в субъективном цветовом пространстве доминирует «синий» оттенок (рис. 7 Б);
- только у ваготоников наблюдается доминирование «красного» оттенка в субъективном цветовом пространстве;
- у ваготоников больше временные пороги латерализации дихотиче-

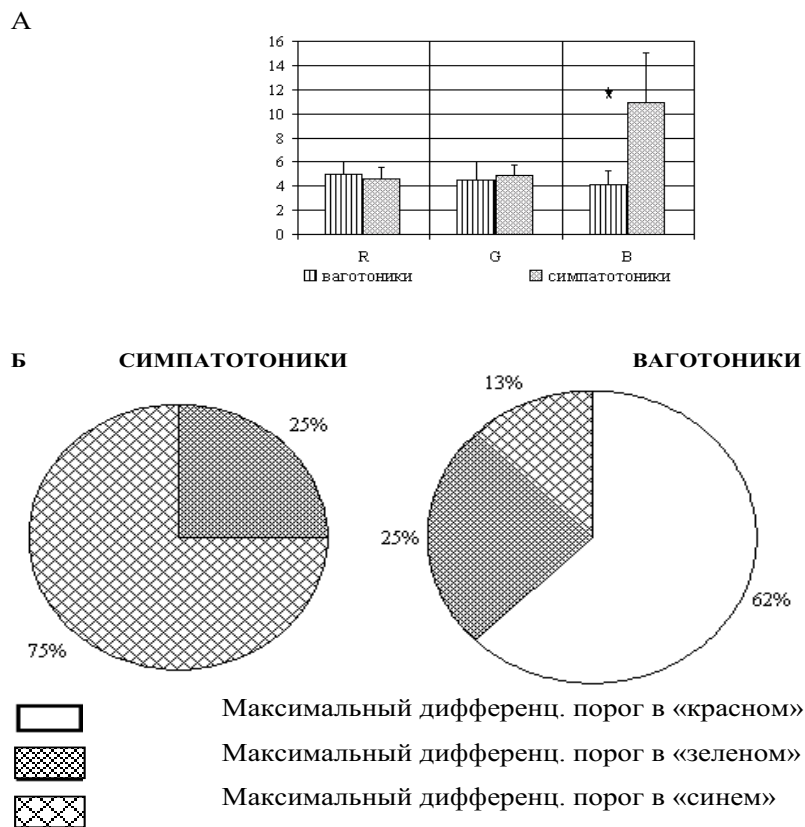


Рис. 7. Влияние типа вегетативной регуляции на пороги цветоразличения (А) и структуру субъективного цветового пространства (Б).

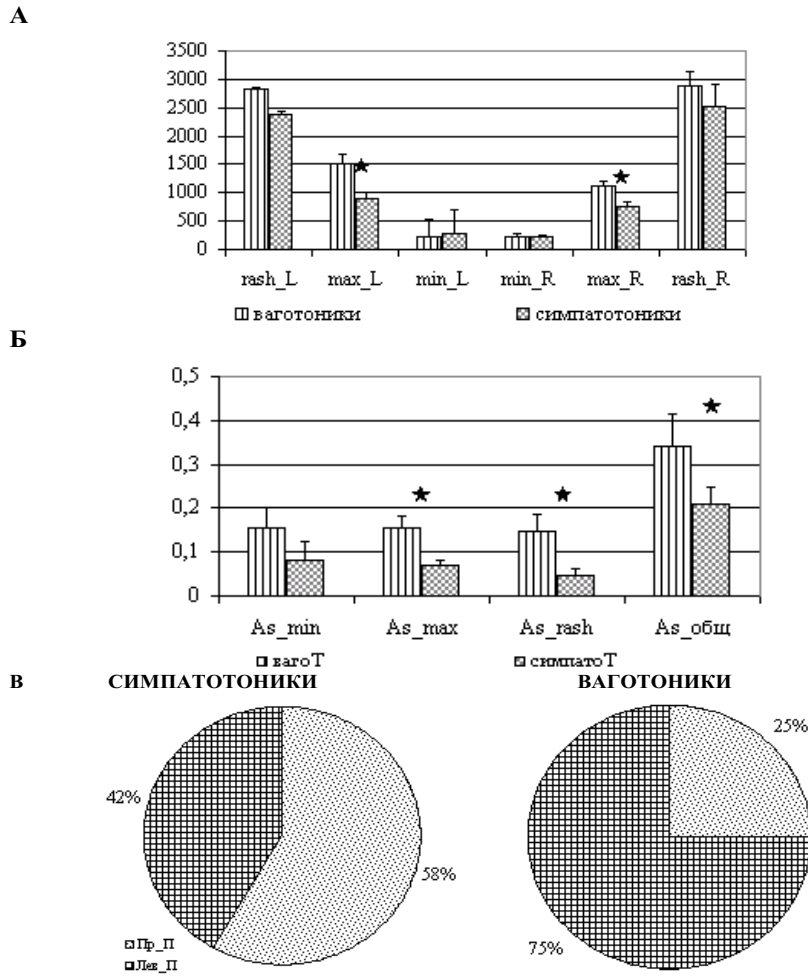


Рис. 8. Влияние типа вегетативной регуляции ситуации на осознание дихотического звукового сигнала. Здесь: **А** — пороги латерализации; **Б** — коэффициенты асимметрии у симпатотоников и ваготоников; **В** — межполушарные отношения у симпатотоников и ваготоников. Звездочками обозначены достоверные отличия.

ТАБЛИЦА 1. Статистически значимые корреляции (R) между показателями сердечного ритма (КИГ), показателями сенсорных функций цветоразличения (ФЦР) и звуколокализационной функции (ЗЛФ).

Симпатотоники				
ЗЛФ	Dt _{min}	Dтрасс.	As _{max}	As _{max}
КИГ	ЧСС	%LF	%VLF	%LF
R	-0,715	0,760	0,814	-0,743

Ваготоники										
ЗЛФ	As _{min}	As _{min}	As _{min}	As _{min}	As _{min}	As _{max}	As _{max}	As _{трасс.}	As _{трасс.}	
КИГ	R-R max, мс	RMSSD	ЧСС	TP	мс	ЧСС	мс	ЧСС	мс	
R	-0,944	-0,795	-0,731	0,788	-0,747	0,742	-0,786	0,740	-0,795	
ФЦР	В	В/R	В/R							
КИГ	R-R min, мс	RRNN, мс	ЧСС							
R	-0,772	-0,782	0,824							
ФЦР	G	В	В	В/R	В/R	В/R	В/R	В/R	В/G	
ЗЛФ	min_R	rash_L	rash_R	As_rash	max_L	rash_L	rash_R	As_max	As_rash	rash_R
R	0,840	0,821	-0,702	-0,937	0,703	0,822	-0,738	-0,808	-0,951	-0,710

ского стимула и значительно выше уровень межполушарной асимметрии, чем у симпатотоников (рис. 8 А);

- для симпатотоников характерно доминирование правого полушария, а для ваготоников — левого (Рис. 8 Б);
- у симпатотоников в 2 раза меньше дисперсия значений для всех регистрируемых параметров.

У симпатотоников только по 4 парам параметров на уровень высокой значимости выходит корреляция, отражающая связь между характером сердечного ритма и порогами латерализации дихотического стимула. Системы обработки цветовой и звуковой информации работают разобщенно. Не выявлено достоверных корреляций между характеристиками цветового зрения и показателями КИГ (табл. 1).

У ваготоников только по 4 парам параметров на уровень высокой значимости выходит корреляция, отражающая связь между характером сердечного ритма и порогами латерализации дихотического стимула. Си-

стемы обработки цветовой и звуковой информации работают разобщенно. Не выявлено достоверных корреляций между характеристиками цветового зрения и показателями КИГ (табл. 1.).

Для ваготоников зарегистрирована значительная скоррелированность между показателями КИГ и ЗЛФ (по 9 парам параметров), между ЗЛФ и дифференциальными порогами по оттенкам (по 10 парам параметров), между характеристиками цветового зрения и показателями КИГ (по 3 парам параметров). Можно предполагать, что гипоталамические структуры, определяющие активность именно парасимпатического звена, вовлечены в обработку сенсорного сигнала исследуемых модальностей (табл. 1).

Полученные данные демонстрируют интегративный принцип осознания сенсорного сигнала. Субъективная картина мира зависит не только от реальных сигналов, но и от уровня тревожности и от типа вегетативной регуляции воспринимающего субъекта.

Выводы

Приведенные функциональные модели «элементарных адаптивных распознающих систем» и их взаимодействующих ансамблей можно рассматривать в качестве базовой платформы для формализованного описания биологических нейронных структур и алгоритмов, обеспечивающих осознание сенсорных сигналов и формирование субъективных образов. Такие модели позволяют проводить сопоставление экспериментально зарегистрированных путей и динамических режимов передачи сигналов в мозгу с набором функциональных операций, необходимых для настройки и распознавания сложных природных сигналов. Подобные модели позволяют формировать элементы языка для описания режимов поведения сложных природных систем.

Разработаны инструментальные компьютерные технологии, позволяющие получать цифровое описание субъективных сенсорных образов и измерять характерные времена взаимодействия нейрональных модулей при осознании сенсорного сигнала для конкретного индивидуума в конкретном функциональном состоянии. Приведенные экспериментальные данные показывают зависимость процессов «когнитивных операций» от особенностей состояний «эмоциональной», и «вегетативной» подсистем живого организма.

Анализ динамики обработки сигнала в адаптивных «распознающих

ячейках», нейроанатомические данные и результаты психофизических измерений свидетельствуют, что осознание сенсорного сигнала представляет собой результат динамического процесса реконструкции на основе сенсорного кода, сохраненных записей в памяти, оценки биологической значимости с учетом энергетических ресурсов.

Показано, что простейшие процессы «сознания» могут быть определены через функциональные операции оптимизации используемых алгоритмов для достижения заданных целей. В каждой «адаптивной распознающей системе» эти процессы элементарного «сознания» связаны с процессами кодирования — восстановления входного сенсорного сигнала. Психофизические инструментальные методы позволяют регистрировать пороговые и временные характеристики связей в сложной системе, включающей «когнитивный», «эмоциональный», «двигательный» и «вегетативный» модули.

Авторы полностью отдают себе отчет в масштабности обсуждаемых здесь вопросов и надеются, что заинтересованный читатель осознает необходимость и примет участие в формировании и уточнении единого языка для формализованного описания работы реалистичных иерархически организованных информационных систем, «осознающих» внешние воздействия. Варианты симуляторов нейроноподобных систем с элементами «осознанного» поведения уже сейчас могут реализовываться в программно-аппаратных комплексах и информационных технологиях, обладающих возможностями адаптивной настройки и их специализации для конкретных технических приложений. Разнообразие поведенческих реакций таких систем будет определяться количеством «распознающих ячеек» в иерархической архитектуре и характеристиками связей между ними.

Однако самое важное, анализ базовых моделей для систем, обладающих «сознанием», и формализованное описание закономерностей их поведения позволяет понимать механизмы гармонии Мира как внутри каждого из нас, так и в окружающей нас Вселенной.

Работа выполнялась при частичной поддержке гранта АФГИР RMO-10214-BNL №36943 и гранта РФФИ 05-08-33526.

Литература

1. Яхно В. Г. Динамика нейроноподобных моделей и процессы «сознания» // VIII Всероссийская научно-технической конференция «Нейроинформатика-2006»: *Лекции по нейроинформатике*. – МИФИ, 2006. – с. 88–111.

2. *Yakhno V.G., Belliustin N.S., Krasilnikova I.G., Kuznetsov S.O., Nuidel I.V., Panfilov A.I., Perminov A.O., Shadrin A.V., Shevyrev A.A.* Research decision-making system operating with composite image fragments using neuron-like algorithms // *Radiophysics.* – Vol. 37, No. 8, pp. 961–986, 1994.
3. *Тельных А. А., Яхно В. Г.* Нейроподобные модели второго и третьего уровней - адаптивные распознающие системы. Труды XII Международной конференции по нейрокибернетике «Проблемы нейрокибернетики», 1999. – с. 164–168.
4. *Яхно В. Г., Нуйдель И. В., Тельных А. А., Бондаренко Б. Н., Сборщиков И. Ф., Хилько А. И.* Метод адаптивного распознавания информационных образов и система для его осуществления. Российский патент № 2160467, 1999.
5. *Ковальчук А. В., Иванов А. Е., Яхно В. Г.* Оценка качества работы алгоритмов бинаризации по динамике процессов кодирования-восстановления // Научная сессия МИФИ-2005. VII Всесоюзная конференция «Нейроинформатика-2005», Сб. научных трудов. Ч. 1. – М.: МИФИ, 2005. – с. 274–282.
6. *Yakhno V.G.* Basic models of hierarchy neuron-like systems and ways to analyse some of their complex reactions // *Optical Memory & Neural Network.* – 1995. – v. 4, No. 2. – pp. 141–155.
7. *Яхно В. Г.* Процессы самоорганизации в распределенных нейроподобных системах. Примеры возможных применений // «Нейроинформатика 2001». Лекции по нейроинформатике. – М.: МИФИ, 2001. – с. 103–141.
8. *Яхно В. Г.* Нейроподобные модели описания динамических процессов преобразования информации // *Нейроинформатика-2004. Лекции по нейроинформатике.* Часть 1, М.: МИФИ, 2004. с. 136–150.
9. *Яхно В. Г.* Модели нейроподобных систем. Динамические режимы преобразования информации. Нелинейные волны 2002 / Отв. ред. *А. В. Гапонов-Грехов, В. И. Некоркин.* – Нижний Новгород: ИПФ РАН, 2003, с. 90–114.
10. *Яхно В. Г., Нуйдель И. В., Иванов А. Е.* Модельные нейроподобные системы: примеры динамических процессов // В кн.: *Нелинейные волны-2004* / Отв. ред. *А. В. Гапонов-Грехов, В. И. Некоркин.* – Н. Новгород: ИПФ РАН, 2005. с. 362–375.
11. *Анохин П. К.* Философский смысл проблемы естественного и искусственного интеллекта // *Вопросы философии*, 1973, № 6, с83–97; *Синергетика и психология.* Тексты. Выпуск 3. Когнитивные процессы. Москва: «Когито-Центр», 2004. с. 301–319.
12. *Анохин П. К.* Избранные труды. Философские аспекты теории функциональной системы. – М.: Наука, 1978. – 400 с.
13. *Иваницкий А. М.* Мозговые механизмы оценки сигналов. – М., 1976.

14. *Иваницкий А. М.* Физиологические основы психики // *Природа*. – 1999. – № 8. – с. 156–162.
15. *Иваницкий А. М.* Главная загадка природы: как на основе работы мозга возникают субъективные переживания // *Психологический журнал*. – 1999. – том. 20, № 3. – с. 93–104.
16. *Edelman G. M.* The remembered present. A biological Theory of consciousness. – New York: Basic Books, 1989.
17. *Сергин В. Я.* Психофизиологические механизмы осознания: гипотеза самоотжествления // *Журнал высшей нервной деятельности*. – 1998. – том. 48, вып. 3. – с. 558–570.
18. *Sergin V. Ya.* Self-identification and sensori-motor rehearsal as key mechanisms of consciousness // *International Journal of Computing Anticipatory Systems*. – 1999, No. 4. – pp. 81–99.
19. *Sergin V. Ya.* Sensory awareness: Hypothesis of self-identification // In: "Conceptual Advances in Brain Research". – UK: Harwood Academic Publishers. – 2000. – v. 2. – pp. 97–112.
20. *Величковский Б. М.* Модули, градиенты и гетерархии: где мы находимся в изучении когнитивной архитектуры? // *А. Е. Войскунский, А. Н. Ждан, О. К. Тихомиров* (ред.) Традиции и перспективы деятельностного подхода в психологии. М.: Смысл, 1999. с. 161–190.
21. *Величковский Б. М., Зинченко В. П., Лурия А. Р.* Психология восприятия. М.: Изд-во Московского университета, 1973.
22. *Наатанен Р.* Внимание и функции мозга. М.: Изд-во Моск. ун-та, 1997.
23. *Николс Дж. Г., Мартин А. Р., Валлас Б. Дж., Фукс П. А.* От нейрона к мозгу. – М. УРСС, 2003. – 672 с.
24. URL: <http://virtualcoglab.cs.msu.su>
25. *Brodmann K.* Vergleichende Lokalisationslehre der Grosshirnrinde. – J. A. Barth, Leipzig, 1909.
26. *Yakovlev P. I.* Motility, behavior and the brain. Stereodynamic organization and neural co-ordinates of behavior // *J. Nerv. Ment. Disease*. – **107**, 1948. – pp. 313–335.
27. *MacLean P. D.* A triune concept of the brain and behavior // In: The Hincks Memorial Lectures. Eds. by *Boag T.* and *Cambell D.*, Univ. of Tronto Press, Tronto, 1973, pp. 6–66.
28. *Kawamura K., Norita M.* Corticoamygdaloid projections in the rhesus monkey. An HRP study // *Iwate Med. Ass.* – **32**. - 1980. – pp. 461–465.
29. *Norita M., Kawamura K.* Subcortical afferents to the monkey amygdala: An HRP study // *Brain Res.* **190**, 1980. – pp. 225–230.

30. Romanski L. M., Tian B., Fritz J., Mishkin M., Goldman-Rakic P. S., Rauschecker J. P. Dual streams of auditory afferents target multiple domains in the primate prefrontal cortex // *Nature Neurosci.*, **2**, 1999. – pp. 1131–1136.
31. Kaas J. H., Hackett T. A. “What” and “where” processing in auditory cortex // *Nature Neurosci.* – **2**, 1999. – pp. 1045–1047.
32. Hirai T., Onodera S., Kawamura K. Cerebellotectal projections studied in cats with horseradish peroxidase or tritiated amino acids axonal transports // *Exp. Brain Res.* – **48**, 1982. – pp. 1–12.
33. Kawamura K., Kase M., Ohno M., Hashikawa T., Kato M. Visual inputs to the dorsocaudal fastigial nucleus of the cat cerebellum. An experimental study using single unit recordings and horseradish peroxidase labeling // *Arch. Ital. Biol.*, **128**, 1990. – pp. 295–314.
34. Kawamura K. Corticocortical fiber connections of the cat cerebrum. The temporal region, The parietal region, The occipital region // *Brain Res.*, **51**, 1973 a,b,c. – pp. 1–60.
35. Jones E. G., Powell T. P. S. Anatomical study of converging sensory pathways within the cerebral cortex in the monkey // *Brain*, **93**, 1970. – pp. 793–820.
36. Goodale M. A., Milner A. D. Separate visual pathways for perception and action // *TINS*, **15**, 1992. – pp. 20–25.
37. Shima K., Tanji J. Role of cingulate motor area cells in voluntary movement selection based on reward // *Science*, **282**, 1998. – pp. 1335–1338.
38. Alexander G. E., DeLong M. R., Strick P. L. Parallel organization of functionally segregated circuits linking basal ganglia and cortex // *Annu. Rev. Neurosci.*, **9**, 1986. – pp. 357–381.
39. Hikosaka O., Nakahara H., Rand M. K., Sakai K., Lu X., Nakamura K., Miyachi S., Doya K. Parallel neural networks for learning sequential procedures // *Trends Neurosci.*, **10**, 1999. – pp. 464–471.
40. Kawamura K. Brain and Mind, Echo of Life, Keio University Press, Tokyo (In Japanese), 2006. – 550 pp.
41. Полевая С. А., Парин С. Б., Зелинская А. В., Дормидонтова М. С., Еремин Е. В. Распознавание цветовой информации как функция психофизиологического состояния человека // VIII Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2006». Сб. науч. тр., Москва, 2006. Ч. 1. – с. 124–130.
42. Полевая С. А., Антонец В. А., Ерёмин Е. В. Исследование сенсорной шкалы пространственного слуха человека в виртуальном акустическом пространстве // *Сенсорные системы*. – т. 16, № 4, 2002. – с. 291–296.

43. Полевая С. А., Парин С. Б., Зелинская А. В., Ерёмин Е. В. Влияние стрессовой ситуации на количественные характеристики сенсорных образов // *Материалы 14-й Международной конференции по нейрокибернетике*. – 2005. – Т. 1. – с. 272–277.
44. Фокин В. Ф. Функциональная асимметрия и функциональные состояния // *Материалы Всероссийской конференции «Структурно-функциональные, нейрохимические и иммунохимические закономерности асимметрии и пластичности мозга»*. – М.: ИКАР, 2007. – с. 649–656.

Koki Kawamura, Emeritus Professor of Keio University, Tokyo. He is working as a neuroscientist at RIKEN, Brain Science Institute, Japan as well as a psychiatrist in a private hospital in Tokyo. In 1971, he worked in the Pavlov Institute in Leningrad for six months. His fields of interest have been: Association areas in the cerebrum, afferents to the cerebellum, limbic system, regeneration of CNS. In recent years, he is particularly interested in the human mind, as a total product of activities of the CNS, focused his attention upon the auditory system in the primate, and also upon “music”. After the age of 70, he has started studying mathematics and neuroinformatics.

Коки Кавамура, почетный профессор университета Кейо (Токио, Япония). Нейроисследователь в РИКЕН, Институте мозга (Уока, Япония), психиатр в частной клинике в Токио. В 1971 в течение шести месяцев работал в институте физиологии им. И. П. Павлова в Ленинграде. Области научных интересов лежат в сфере нейробиологии: нейроанатомия и нейрофизиология ассоциативной и сенсорной коры, мозжечка, лимбической системы, проблемы регенерации мозга. В настоящее время активно разрабатывает проблемы мышления как продукта активности центральной нервной системы, а также слуховой системы приматов (в контексте восприятия музыки). Перешагнув порог своего семидесятилетия, приступил к изучению математики и нейроинформатики.

Сергей Борисович ПАРИН, доцент, кандидат биологических наук, доцент кафедры общей и социальной психологии факультета социальных наук Нижегородского государственного университета им. Н. И. Лобачевского, научный руководитель лаборатории психофизиологии на том же факультете, по совместительству — старший научный сотрудник Института прикладной и фундаментальной медицины (Нижний Новгород). Научные интересы связаны с исследованием нейрохимических и психофизиологических механизмов экстремальных состояний (стресса, шока и т. д.) и принципов организации сенсорных и висцеральных систем. Имеет более 110 научных публикаций (в том числе 4 патента).

Софья Александровна ПОЛЕВАЯ, кандидат биологических наук, заведует проблемной группой «Нейробиология и информационные технологии» Института прикладной и фундаментальной медицины Нижегородской государственной медицинской академии (Нижний Новгород). Научные интересы связаны с исследованием механизмов кодирования и распознавания информации в сенсорных системах человека, развитием компьютерных технологий для измерения сенсорных функций и биологоправдоподобным математическим моделированием сенсорных систем. Имеет 60 научных публикаций (в том числе 4 патента).

Владимир Григорьевич ЯХНО, ведущий научный сотрудник, доктор физико–математических наук, заведует лабораторией в Институте прикладной физики РАН (Нижний Новгород). Научные интересы связаны с исследованием процессов самоорганизации в распределенных неравновесных системах и применением автоволновых представлений для моделирования процессов обработки сенсорных сигналов, развития компьютерных алгоритмов кодирования сложных изображений (разработка биометрических систем), рассмотрения характерных процессов при настройке систем распознавания. Имеет более 140 научных публикаций (в том числе 2 монографии и 5 патентов).

А. Ю. ХРЕННИКОВ

Международный центр по математическому моделированию
в физике и когнитивных науках,
Университет г. Вэкшё, 35195, Швеция
E-mail: Andrei.Khrennikov@msi.vxu.se

ПСИХО-РОБОТЫ

Аннотация

Предпринимается попытка геометризации психологии, осуществляемая путем представления ментальных состояний («идей») точками некоторого метрического пространства, именуемого ментальным пространством. Эволюция идей описывается динамическими системами в метрическом ментальном пространстве. Подход, основанный на использовании понятия ментального пространства, применяется для моделирования потоков бессознательной и сознательной информации в человеческом мозге. Строится последовательность моделей (Модели 1–4), с помощью которых рассматриваются когнитивные системы с нарастающей сложностью психологического поведения, определяемого структурой потоков идей. Поскольку предлагаемые модели фактически относятся к классу моделей искусственного интеллекта (ИИ), они могут быть использованы для создания ИИ-систем, называемых в данной работе психо-роботами, в которых проявляются важные элементы человеческой психики. Разработка такого рода психо-роботов помогла бы в совершенствовании домашних роботов. В настоящее время домашние роботы представляют собой устройства (например, пылесосы или газонокосилки), выполняющие довольно простые функции. Однако в будущем можно ожидать возникновения потребности в системах, которые не только в состоянии справляться с простыми рабочими заданиями, но и обладали бы элементами саморазвивающейся психики, характерной для человека. Такая ИИ-психика может оказаться важной как с точки зрения отношений между психо-роботами и их владельцами, так и между различными психо-роботами. В связи с тем, что для человеческой психологии характерно наличие громадного числа различных психо-комплексов, представляет интерес попытка осуществить их моделирование с привлечением ИИ-средств.

A. Yu. KHRENNIKOV
International Center for Mathematical Modeling
in Physics and Cognitive Sciences,
MSI, University of Växjö, S-35195, Sweden
E-mail: Andrei.Khrennikov@msi.vxu.se

PSYCHO-ROBOTS

Abstract

We try to perform geometrization of psychology by representing mental states, “ideas,” by points of a metric space — mental space. Evolution of ideas is described by dynamical systems in metric mental space. We apply the mental space approach for modeling of flows of unconscious and conscious information in the human brain. In a series of models, Models 1–4, we consider cognitive systems with increasing complexity of psychological behavior determined by structure of flows of ideas. Since our models are in fact models of the AI–type, one immediately recognizes that they can be used for creation of AI–systems, which we call psycho-robots, exhibiting important elements of human psyche. Creation of such psycho-robots may be useful improvement of domestic robots. At the moment domestic robots are merely simple working devices (e. g. vacuum cleaners or lawn mowers). However, in the future one can expect demand in systems which will be able not only to perform simple work tasks, but would have elements of human self-developing psyche. Such AI–psyche could play an important role both in relations between psycho-robots and their owners as well as between psycho-robots. Since the presence of a huge number of psycho-complexes is an essential characteristic of human psychology, it would be interesting to model them in the AI–framework.

1. Introduction

The aim of this paper is to present a mental AI–model based on a geometric representation of mental processes. This model can be considered as the first step in coming AI–formalization of foundations of psychoanalytic research.¹

¹In spite of huge diversity of viewpoints on Freud’s psychoanalysis and its connections with neurophysiology, see, e. g., *Macmillan*, 1997, *Gay*, 1988, *Young-Bruehl*, 1998 as well as *Solms and Turnbull*, 2003, *Green*, 2003, *Stein et al.*, 2006, *Solms, M.*, 2002, 2006a, 2006b, for debates, the ideas of *Sigmund Freud* are still important sources of inspiration and not only in psychology, but also in cognitive sciences and even neurophysiology, neuroinformatics and cybernetics as well as mental informatics and cybernetics.

Mathematical foundations for the present AI-model were developed in a series of works *Khrennikov*, 1997, 1998a,b, 1999a,b, 2000a,b, 2002a and *Albeverio et al.*, 1999, and *Dubischar et al.*, 1999. Unfortunately, the high level of mathematical presentation in these works makes them non readable for people working in AI, computer science, psychology. In the present article we would like to present the main distinguishing AI-features of our model without using the formal mathematical apparatus. Another important difference of this paper from mentioned works is that now we do not try to specify the set-theoretic and topological structure of mental space. In previous works we developed one special mathematical model of mental space given by hierarchical trees (so called ultrametric spaces), see *Khrennikov*, 2004a,b, for neurophysiological basis for such spaces. Although such encoding of hierarchy into space topology is very promising (especially by taking into account the role of hierarchical structures in psychology), we find possible to proceed in modeling of flows of conscious/unconscious mind in the most general framework of arbitrary metric mental space. However, from the very beginning we emphasize that we could not exclude that practical creation of AI-psyche would be based on the hierarchical encoding of information by using trees equipped with ultrametric distance.

Our basic idea is to repeat in psychology and cognitive sciences the program of geometrization which has been performed in physics. And we hope that through such geometrization we shall be able to represent some elements of human psyche in the AI-framework. We recall that in physics the starting point of the mathematical formalization was creation of an adequate mathematical model of physical space. It was not so easy task. It took about three hundred years. However, finally, physicists got a well established model of space — infinitely divisible real continuum. Physical systems were embedded in this space. Evolution of a physical system was represented by dynamical system (continuous-differential equation or discrete-iterations of some map from physical space into itself). The basic dynamical law—the second Newton law—was given in a simple differential form. We would like to do the same with mind: **(a)** to introduce mental space—“space of ideas”; **(b)** to consider dynamics in mental space—flows of ideas.

After performing such a nontrivial task, we apply our approach to modeling of Freud's psychoanalysis. Here we propose a mental AI-model describing flows of mind in the unconscious, the subconsciousness, and the consciousness as well as mental flows between these domains. The main attention will be paid to dynamics in the unconscious and the subconsciousness and their feedback

coupling.

In a series of Models 1–4, we consider AI–modeling of cognitive systems with increasing complexity of psychological behavior determined by the structure of flows of ideas. One immediately recognizes that our models can be used for creation of AI–systems, which we call psycho-robots, exhibiting important elements of human psyche. Creation of such psycho-robots may be useful improvement of domestic robots. At the moment domestic robots are merely simple working devices (e.g. vacuum cleaners or lawn mowers). However, in future one can expect demand in systems which be able not only perform simple work tasks, but would have elements of human self-developing psyche.² Such AI–psyche could play an important role both in relations between psycho-robots and their owners as well as between psycho-robots. Since the presence of a huge numbers of psycho-complexes (results of repression of forbidden desires) is an essential characteristic of human psychology, it would be interesting to model them in the AI–framework.

Our approach can be considered as extension of the artificial intelligence approach, *Chomsky*, 1963, *Churchland* and *Sejnovski*, 1992, to simulation of psychological behavior, cf. *Boden*, 1996, 1998, 2006. Especially close relation can be found with models of AI–life, see *Langton* et al., 1992 (and especially the article of *Langton*, 1992), *Yaeger*, 1994, *Collings* and *Jefferson*, 1992. We extend modeling of AI–life to psychological processes. On the basis of the presented models, we can create AI–societies of psycho-robots interacting with real people and observe evolution of psyche of psycho-robots (and even people interacting with them). We also mention development of theory of Animats, see e.g. *Meyer* and *Guillot*, 1994 and *Donnart* and *Meyer*, 1996. By similarity with Animats we call our psycho-robots: Psychots.

Finally, as a motivation of our activity, we cite *Herbert Simon*: “AI can have two purposes. One is to use the power of computers to argument human thinking, just as we use motors to argument human or horse power. Robots and expert systems are major branches of this. The other is to use a computer’s AI to understand how humans think, In a humanoid way... You are using AI to understand the human mind.” Our aim is precisely to understand human mind and psychology via AI–modeling.

²People would obtain not simple service-devices, but a kind of robots-relatives. A new possibility to build close psychological relations with a domestic robot could attract customers. Our key point is that robot-psyche should be really humanoid-like.

2. Metric spaces

The notion of a metric space is used in many applications for describing distances between objects. There is given a set of objects of any sort. They are called points. There is defined a distance (metric) between any two points which is nonnegative and it has the following properties:

- (1) *separation*: the distance between two points equals to zero if and only if these points coincide;
- (2) *symmetry*: the distance between two points does not depend on order in which points are taken;
- (3) *triangle inequality*: take three points and consider the corresponding triangle; each side of this triangle is less than or equal to the sum of two other sides.

The main examples of metric spaces which are used in physics are Euclidean spaces and their generalizations. However, as we have seen in *Khrennikov*, 1997, 1998a, b, 1999a, b, 2000a, b, 2002a and *Albeverio et al.*, 1999, and *Dubischar et al*, 1999., another class of metric spaces might be essentially more adequate for applications to psychology and cognitive sciences, so called ultrametric spaces (in mathematical literature they are also called non-Archimedean spaces, *Khrennikov*, 1997). Those spaces have geometries which differ crucially from geometries of physical spaces. However, we are not able to go into detail in the present communication.

3. Dynamical thinking in mental space

We shall use the following mathematical model for mental space: The set of mental states—“ideas” — has the structure of metric space.

Dynamical thinking, evolution of a mental state, is performed via the following procedure:

- (a) an initial mental state (e.g. an external sensory input) is sent to the unconscious domain;
- (b) it is iterated by some dynamical system³ which is given by a map from

³The description of functioning of the human brain by dynamical systems (feedback processes) is a well established approach. The main difference between our approach and the conventional dynamical approach to cognition (see *Ashby*, 1952, *van Gelder* and *Port*, 1995, *van Gelder*, 1995, *Strogatz*, 1994, *Eliasmith*, 1996) is that in the conventional dynamical approach dynamical systems work in the real physical space of electric potentials and in our approach dynamical systems work in the mental space.

- the mental metric space into itself;
- (c) if iterations converge (with respect to the mental space metric) to an attractor, then this attractor is communicated to the subconsciousness; this is the solution of the initial problem. In the simplest model, see Model 1 in section 4.1, this attractor is sent directly to the consciousness.

Thus in our model unconscious functioning of the brain is not based on the rule of reason. The unconsciousness is a collection of dynamical systems (thinking processors) which produce new mental states practically automatically. The consciousness only uses and control results (attractors in spaces of ideas) of functioning of unconscious processors.

4. Transformation of unconscious mental flows into conscious flows

We represent a few mathematical models of the information architecture of conscious systems cf., e. g., *Fodor and Pylyshyn, 1988, Edelman, 1989, Voronkov, 2002a*. We start with a quite simple model (Model 1). This model will be developed to more complex models which describe some essential features of human cognitive behavior. The following sequence of cognitive models is related to the process of evolution of the mental architecture of cognitive systems.

4.1. Model 1: attractors

- A.** The brain of a cognitive system is split into three domains: conscious, subconscious, and unconscious.
- B.** There are two control centers, namely, a subconscious control center SCC and an unconscious control center UC.
- C.** The main part of the unconscious domain is a processing domain. Dynamical thinking processors are located in this domain. In our mathematical models such processors are represented by maps from mental space into itself.

In the simplest case the outputs of one group of thinking processors are always sent to the unconscious control center UC and the outputs of another group are always sent to the subconscious control center SCC.⁴ The brain of

⁴Information produced by processors with UC-outputs cannot be directly used in the subconscious or conscious domains. This information circulates in the unconscious domain. Information produced by processors with SCC-outputs can be directly used in the subconscious domain.

such a cognitive system works in the following way, see section 3:

- (a) External information (e.g., a sensor stimulus) is transformed by SCC into some initial idea-problem; the SCC sends this idea to a thinking processor which is located in the processing domain.
- (b) Starting with this initial idea, the processor produces via iterations an idea-attractor.

We consider two possibilities:

- (c1) If the thinking processor under consideration is one of processors with the UC-output, then the idea-attractor is transmitted to the control center UC. This center sends it either as an initial idea to the processing domain or to an unconscious performance.
 - (c11) In the first case some processor (it can have either conscious or unconscious output) performs iterations starting with this idea and it produces a new idea-attractor.
 - (c12) In the second case there is produced some unconscious reaction.
- (c2) If the thinking processor under consideration is one of processors with the SCC-output, then the idea-attractor is transmitted directly to the control center SCC. This center sends it either again to the processing domain (as an initial idea) or to physical or mental performance (speech, writing), or to memory. Those performances can be conscious as well as unconscious. In the first case the idea-attractor should be transmitted by SCC to the conscious domain.

In this primitive model there is no additional analysis of the idea-attractor which was produced in the unconscious domain. Each attractor is recognized by the control center SCC as the solution of an initial problem, compared with models 2–4. Those attractors are wishes, desires and impulses produced by the unconsciousness. Moreover, it is natural to assume that some group of thinking processors have their outputs only inside the processing domain. Thus they do not send outputs to the control centers. An idea-attractor produced by such a processor is transmitted neither to SCC nor to UC. The idea-attractor is directly used as the initial condition by some processor.

Besides the unconscious control center UC and the processing domain, the unconscious domain contains some other structures (empty boxes of this picture). These additional structures (in the subconscious as well as unconscious domains) will be introduced in more complex models. We shall also describe the character of connections between SCC and UC.

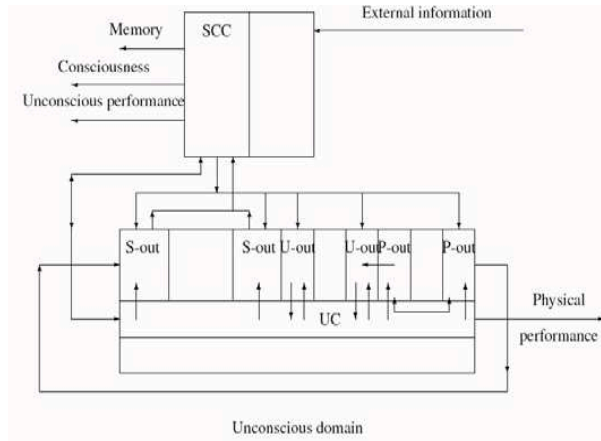


Figure 1. Model 1 of subconscious / unconscious functioning
 Besides the unconscious control center UC and the processing domain, the unconscious domain contains some other structures (empty boxes of this picture). These additional structures (in the subconscious as well as unconscious domains) will be introduced in more complex models. We shall also describe the character of connections between SCC and UC.

4.2. Model 2: measure of interest

One of the possibilities to improve functioning of a cognitive system is to create a queue of ideas waiting for realizations. Thus it is natural to assume that the subconscious domain contains some collector in that all “waiting ideas” are gathered.

Ideas in the collector must be ordered for successive realizations. The same order structure can be used to delete some ideas if the collector is complete. Thus all ideas-attractors must be classified.

Each idea-attractor obtains some quantitative characteristic that gives a measure of interest to this idea. We may assume that this quantity takes values in segment $[k, 1]$, where k is a nonnegative real number (it depends on the range of values of the distance between mental points, see later on the concrete construction for the measure of interest). If the measure of interest for some idea

equals 1, then such an idea is extremely interesting for the cognitive system under consideration. If the measure of interest for some idea equals k , then the cognitive system is not at all interested in such an idea.

We assume that there exists a threshold of the minimal interest for realization — realization threshold. If the measure of interest to some idea is less than the realization threshold, then the control center SCC directly deletes this idea, despite the fact that the idea was produced in the unconscious domain as the solution of some problem. If the measure of interest for some idea is larger than the realization threshold, then SCC sends this idea to the collector of ideas waiting for realization.

Any cognitive system lives in the continuously changed environment. It could not be concentrated on realization of only old ideas-attractors even if they are interesting. Realizations of new ideas which are related to the present instant of time t can be more important. The time-factor must be taken into account. Thus the measure of interest to any idea should depend on time and it should decrease with time. The speed of decreasing of the measure of interest can depend on the idea. Finally, if the measure of interest becomes less than the realization threshold such an idea-attractor is deleted from the collector.

It is natural to assume the presence of a preserving threshold. If an idea has an extremely high value of interest-which is larger than the preserving threshold, then such an idea must be realized in any case. In our model we postulate that for such an idea the measure of interest is not changed with time. We now describe one of the possible models for finding the value of interest for ideas-attractors. It is based on the fundamental assumption that the brain is able to measure the distance between ideas. The subconscious domain of the brain of a cognitive system contains a database of ideas which are interesting for this system. The interest-database is continuously created on the basis of mental experiences. It is the cornerstone of Ego (in coming models Ego will be essentially extended). The subconscious domain contains a special block, comparator, that measures the distance between two ideas, and the distance between an idea and the set of interesting ideas. At the present level of development of neurophysiology we cannot specify mental distance. Moreover, neural realization of mental distance may depend on a cognitive system or class of cognitive systems. However, the hierarchic structure of the process of thinking gives some reasons to suppose that functioning of a brain might be based on neuronal trees which induce ultrametric mental space, see *Khrennikov* 2002a, 2004a. Our present considerations are presented for an arbitrary metric. It is only important that the brain is able to measure the distance between ideas

and between an idea and a collection of ideas.

We recall that the distance between a point (in our case an idea) and a finite set (in our case the collection of interesting ideas) is defined as the minimum of distances between this point and points of the finite set. If an idea-attractor is close to some idea from the interest-database, then the distance between this idea-attractor and the database is also small. If an idea-attractor is far from all interesting ideas, then the distance between this idea-attractor and the database is large. We now define mathematically a measure of interest for an idea-attractor as the following quantity: one over the sum of the distance (between this idea-attractor and the interest-database) and one:

$$\text{MEASURE OF INTEREST} = 1/(\text{DISTANCE} + 1).$$

Thus, if the distance is small the measure of interest is large; if the distance is large it is small.

We now can determine the value of the parameter k (the lowest possible value of the measure of interest). Denote by the symbol L maximum of distances between all possible pairs of mental points. Thus the minimal possible value of the measure of interest is equal to $k = 1/(L + 1)$. Here L can finite as well as infinite. In the latter case $k = 0$. Finally, we remark that, since the minimal distance equals zero, the maximal value of the measure of interest is 1. Thus it takes values in the segment $[k, 1]$.

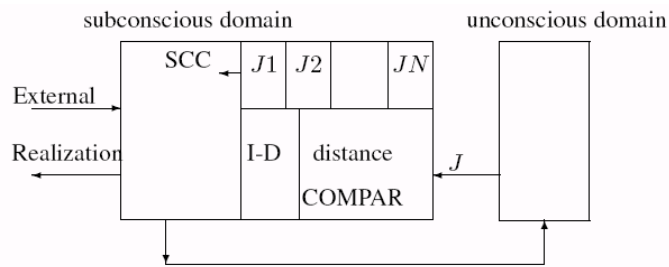


Figure 2. Model 1 of subconscious / unconscious functioning (comparative analysis of ideas)

The mental architecture of the AI-brain in Model 2 is given by Figure 2: A new block — comparator (it is denoted by COMPAR) — in the subconscious

domain measures the distance between an idea-attractor (it is denoted by J) which has been produced in the unconscious domain and the database of interesting ideas (the latter is denoted by I-D. This distance determines the level of interest for an idea-attractor. Ideas waiting for realization (they are denoted by J_1, J_2, \dots, J_N) are collected in a special collector. They are ordered with respect to values of their measures of interest. If for some idea-attractor its measure of interest is larger than the preserving threshold, then the value of interest to this idea does not decrease with time.

4.3. Model 3: measure of interdiction

The life of a cognitive system which was described by Model 2 is free of contradictions. Such a cognitive system is always oriented to realizations of the most interesting ideas, wishes, desires. However, environment (and, in particular, social environment) produces some constraints to realizations of some interesting ideas. In a mathematical model we introduce a new quantity which describes a measure of interdiction for an idea-attractor. It can be again assumed that the measure of interdiction takes values in the segment $[k, 1]$. Ideas-attractors with small measures of interdiction have low levels of interdiction. If for some idea its measure of interdiction is approximately equal to k , then this is a “free idea”. Ideas with large measures of interdiction have high levels of interdiction. If for some idea its measure of interdiction is approximately equal to one, then such an idea is “totally forbidden.” The interdiction function is computed in the same way as the interest function. The subconscious domain contains a database of forbidden ideas. Here the notion “forbidden ideas” should be interpreted extremely widely. For example, such a database contains the subject’s ethical and other standards which are represented in the form of restrictions.

In Model 3 the comparator measures not only the distance between an idea-attractor (which has been transmitted to the conscious domain from the unconscious domain) and the set of interesting idea, but also the distance between an idea-attractor and the set of forbidden ideas. This distance is defined as minimum with respect to distances between the idea-attractor and all ideas belonging to the interdiction-database. If the attractor is close to some forbidden idea, then the distance is small. If the attractor is far from all forbidden ideas, then the distance is large.

We define the measure of interdiction in the same way as we have defined the measure of interest. This is the following quantity: one over the sum of the distance between this idea-attractor and the interdiction-database and one.

The measure of interdiction is large if the distance is small and it is small if the distance is large.

The control center SCC must take into account not only the level of interest of an idea-attractor, but also the level of interdiction of this idea. The struggle between interest and interdiction induces essential features of human psychology.⁵ We consider a simple model of such a struggle. For an idea-attractor we define consistency (between interest and interdiction) as a linear combination of the measures of interest and interdiction:

$$\text{CONSISTENCY} = a \text{ INTEREST} + b \text{ INTERDICTION},$$

where a and b are some real coefficients. Such a linear combination depends on a cognitive system. In the simplest case it can be just the difference between these measures:

$$\text{CONSISTENCY} = \text{INTEREST} - \text{INTERDICTION}.$$

Such a functional describes “normal behaviour.” A risky person may have e. g. the following functional:

$$\text{CONSISTENCY} = a \text{ INTEREST} - \text{INTERDICTION},$$

where the coefficient a is sufficiently large. Such a guy would neglect danger and interdiction and he will be extremely stimulated even by a minimal interest. We now modify Model 2 and consider, instead of the realization threshold based on the measure of interest, a realization threshold which is based on the measure of consistency. The presence of such a threshold plays the role of a filter against “inconsistent ideas-attractors.” If for some idea-attractor its measure of consistency is larger than the consistency-threshold, then such an idea will stay in the collector of ideas waiting for realization. In the opposite case such an idea will be deleted without any further analysis.

It is convenient to consider a special block in the subconscious domain, an analyzer. This block contains:

- (a) the *comparator* which measures distances from an idea-attractor to data-bases of interesting and forbidden ideas;
- (b) a *computation device* which calculates measures of interest, interdiction and consistency; this device also checks consistency of an idea (by comparing it with the realization threshold);

⁵The measure of interdiction is another emotional characteristic of an AI-system.

- (c) a *transmission device* which sends an idea-attractor to the collector or trash. In the model under consideration the order in the queue of ideas in the collector is based on the measure of consistency.

It is also convenient to introduce a special block — *server*, in the subconscious domain which orders ideas in the collector with respect to values of their consistency.

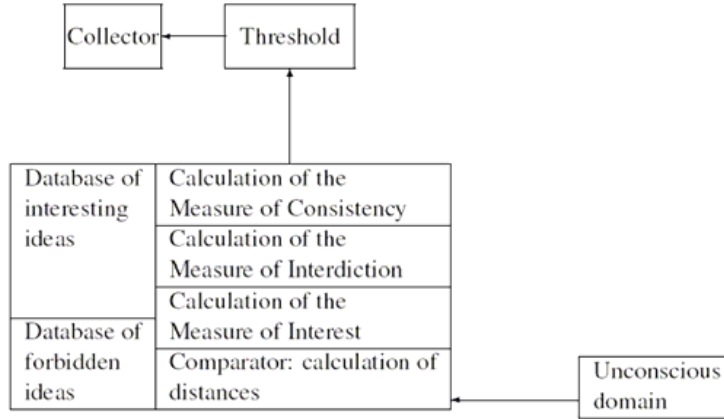


Figure 3. The structure of analyzer

A cognitive system described by Model 3 has complex cognitive behavior. However, this complexity does not imply “mental problems”. The use of the consistency functional — a linear combination of the measures of interest and interdiction — solves the contradiction between interest and interdiction for an idea-attractor.

We can again assume that there exists a preserving threshold such that ideas-attractors having the consistency larger than this threshold must be realized in any case. It is natural to assume that the preserving threshold is essentially larger than the realization one. This threshold plays the important role in the process of the time evolution of consistency of an idea-attractor in the collector.

We can assume that the consistency-measure decreases exponentially with time (thus this quantity will very quickly become less than the realization threshold and after that this idea will disappear from the collector without any trace and hence it will be never realized). But it will be assumed that if the

consistency-measure is larger than the preserving threshold then this measure will not be changed.

The main disadvantage of the cognitive system described by Model 3 is that the analyzer permits the realization of ideas which have at the same time very high levels of interest and interdiction (if the measures of interest and interdiction compensate each other in the consistency function). For example, let the consistency function be equal to the difference between the measure of interest and the measure of interdiction. Assume that the realization threshold is equal to zero. For such a brain the analyzer sends to the collector totally forbidden ideas (with measure of interdiction which is approximately equal to one) having extremely high interest (with measure of interest which is approximately equal to one) Such a behavior (a storm of cravings) can be dangerous, especially in a group of cognitive systems with a social structure. Therefore functioning of the analyzer must be based on a more complex analysis of ideas-attractors which is not reduced to the calculation of the consistency function and comparing it with the realization threshold.

4.4. Model 4: forbidden wishes and desires

Suppose that a cognitive system described by Model 3 improves its brain by introducing two new thresholds: the threshold of maximal interest and the threshold of maximal interdiction. If for some idea-attractor its measure of interest is larger than the maximal interest threshold, then such an idea is extremely interesting. The cognitive system can not simply delete this attractor. If for some idea-attractor its measure of interest is larger than the maximal interdiction threshold, then such an idea is strongly forbidden. The cognitive system can not simply send this idea to the collector to wait for realization. We now introduce the “domain of doubts”. These are ideas such that both measures of interest and interdiction are larger than the corresponding maximal thresholds. If an idea-attractor belongs to the domain of doubts, then the cognitive system cannot take automatically (on the basis of the value of the consistency) the decision on realization of this idea.

5. Repression

On the one hand, the creation of an additional block in the analyzer to perform analysis of ideas-attractors by comparing them with maximal-interest and

maximal-interdiction thresholds plays the positive role. Such a brain does not proceed automatically to realizations of dangerous ideas-attractors, despite their high attraction. We recall that a brain described by Model 3 would proceed totally automatically by comparing the measure of consistency with the realization threshold. On the other hand, this step in the cognitive evolution induces mental problems for a cognitive system. In fact, the appearance of the domain of doubts in the mental space is the origin of some psychical problems and mental diseases. Let the analyser find that an idea-attractor belongs to the domain of doubts – forbidden wish (desire, impulse, experience). The brain is not able neither to realize such an idea nor simply to delete it. What could a brain do in this situation? The answer to this question was given in *Freud*, 1962a,b: such a forbidden wish is shackled into the unconscious domain.

In our model, the unconscious domain contains (besides the processing domain and the unconscious control center UC) a special collector for repressed ideas – forbidden wishes. By Freud's it is also a part of Ego (but an unconscious part). After a few attempts to transform an idea-attractor belonging to the domain of doubtful ideas into some non-doubtful idea, SCC sends such a doubtful idea-attractor to the collector for repressed ideas.

What can one say about the further evolution of a doubtful idea in the collector for repressed ideas? It depends on a cognitive system (in particular, a human individual). In principle, this collector might play just the role of a churchyard for doubtful ideas. Such a collector would not have output connections and a doubtful idea (hidden forbidden desire, wish, impulse, experience) would disappear after some period of time.

5.1. Complexes and Symptoms

However, *Freud* demonstrated that advanced cognitive systems (such as human individuals) could not isolate completely a hidden forbidden wish. They could not perform the complete interment of doubtful ideas in the collector for repressed ideas. In our model, this collector has an output connection with the unconscious control center UC. At this moment the existence of such a connection seems to be just a disadvantage in the mental architecture of a cognitive system. It seems that such a cognitive system was simply not able to develop a neuronal structure for 100%-isolation of the collector for repressed ideas. However, later we shall see that the cyclic pathway: from SCC to the collector for doubtful ideas, then to UC, and, finally, again to SCC, has important cognitive functions.

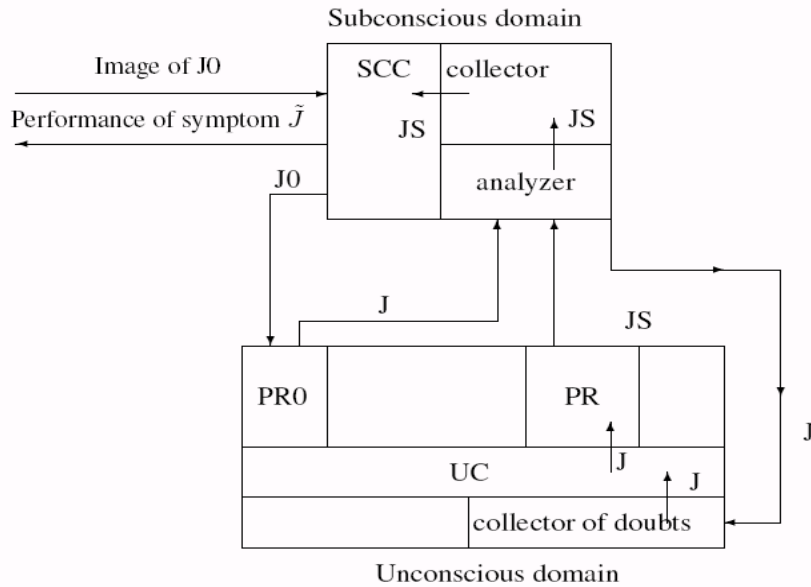


Figure 4. Symptom induced by a hidden forbidden wish

Starting with an initial idea J_0 a processor PRO produces an attractor J ; the analyzer computes the measures of interest and interdiction for this idea-attractor; the analyzer considers it as a doubtful idea: both measures of interest and interdiction are too high, they are larger than the maximal thresholds; SCC sends this idea-attractor to the collector of repressed ideas; it becomes hidden forbidden wish; it moves from the collector of repressed ideas to the unconscious control center UC ; UC sends it to some processor PR that produces a new idea-attractor JS . The analyzer may decide that this idea-attractor can be realized (depending on the distances from JS to databases of interesting and forbidden ideas and the magnitude of the realization threshold). In this case the analyzer sends JS through the collector (of ideas waiting for realization) to a performance. Such an idea-attractor JS is a *symptom* induced by the original idea-attractor J (in fact, by the initial idea J_0).

Our present considerations can be interpreted as creation of AI-models for Freud's theory of subconscious/unconscious mind. In our model an idea belonging to the collector for repressed ideas has the possibility to move to UC. The unconscious control center UC sends this idea to one of the thinking processors. This processor performs iterations starting with this hidden forbidden wish as an initial idea. It produces an idea-attractor. In the simplest case the processor sends its output, an idea-attractor, to the subconscious domain. The subconscious analyzer performs analysis of this idea. If the idea does not belong to the domain of doubts, then the analyzer sends the idea to the collector of ideas waiting for realization. After some period of waiting the idea will be sent to realization. By such a realization SCC removes this idea from the collector of ideas waiting for realization. However, SCC does not remove the root of the idea (complex), namely the original hidden forbidden wish, because the latter is now located in the unconscious domain. And SCC is not able to control anything in this domain. A new idea-attractor generated by this forbidden wish is nothing other than its new (unusual) performance. Such unconscious transformations of forbidden wishes were studied in *Freud, 1962a, b, 1900*. In general a new wish—the final idea-attractor — has no direct relation to the original forbidden wish. This is nothing but a symptom of a cognitive system, cf. *Freud, 1962b*: “But the repressed wishful impulse continues to exist in the *unconscious*. It is on the look-out for an opportunity of being activated, and when that happens it succeeds in sending into consciousness a disguised and unrecognized substitute for what has been repressed, and to this there soon become attached the same feelings of unpleasure which it was hoped had been saved by repression. This substitute for the repressed idea—the symptom—is proof against further attacks of defensive ego; and in place of a short conflict an ailment now appears which is not brought to an end by the passage of time.”

5.2. Resistance force

A cognitive system wants to prevent a new appearance of forbidden wishes (which were expelled into the collector of repressed ideas) in the subconscious (and then conscious) domain. In our model a brain has an additional analyzer, the unconscious one, (located in the unconscious domain) that must analyze nearness of an idea-attractor produced by some processor and ideas which has been already collected the collector of repressed ideas. The unconscious analyzer contains a comparator that measures the distance between an idea-attractor which has been produced by a thinking block and the database of hidden for-

bidden wishes: Then this collector calculates the corresponding measure of interdiction by using the same rule as it was used for the database of forbidden ideas in the subconsciousness. If such an unconscious interdiction is large (approximately one), then this idea-attractor is too close to one of former hidden forbidden wishes. This idea should not be transmitted to the subconscious (and then conscious) domain.

Each individual has its own blocking threshold: if the measure of unconscious interdiction (based on the comparing with the database of hidden forbidden wishes) is less than the blocking threshold, then such an idea-attractor is transmitted into the subconscious and then conscious domains; if this measure is larger than the threshold, then such an idea-attractor is deleted directly in the unconscious domain. In the latter case the idea-attractor will never come to the conscious domain. This blocking threshold determines the degree of blocking of some thinking processors by forbidden wishes. Thresholds can depend on processors. For some individuals (having rather small values of blocking thresholds), a forbidden wish may completely stop the flow of information from some processors to the subconscious domain. The same hidden forbidden wish may play a negligible role for individuals having rather large magnitude of blocking thresholds. Therefore the blocking thresholds are important characteristics which can be used to distinguish normal and abnormal behaviors. In our mental cybernetic model blocking thresholds play the role of sources of the resistance force which does not permit reappearance of hidden forbidden wishes, desires and wild impulses which were repressed.

6. Other approaches to psycho-robots

We do not plan to present here a detailed review on other approaches to psycho-robots. To emphasize differences of our approach from other developments of psycho-robots, we present a citation from the work of *Potkonjak et al, 2002*: “Man-machine communication had been recognized a long time ago as a significant issue in the implementation of automation. It influences the machine effectiveness through direct costs for operator training and through more or less comfortable working conditions. The solution for the increased effectiveness might be found in user-friendly human-machine interface. In robotics, the question of communication and its user-friendliness is becoming even more significant. It is no longer satisfactory that a communication can be called ‘human-machine interface’, since one must see robots as future collaborators, service

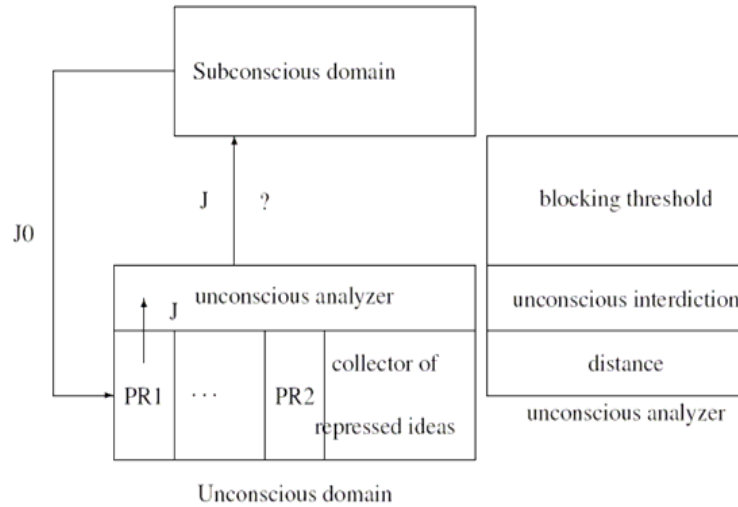


Figure 5. Interference of an idea-attractor with the domain of hidden forbidden wishes. Internal structure of unconscious analyzer. The unconscious analyzer computes the distance between an idea-attractor (produced by a thinking block PR1) and the database of hidden forbidden wishes. If this distance is relatively small, i.e., the measure of unconscious interdiction is relatively large, then such an idea-attractor does not go to the subconscious domain.

workers, and probably personal helpers.” In contrast, the main aim of our modeling is not at all creation of friendly helpers to increase their effectiveness. We would like to create AI-systems which would really have essential elements of human psyche. We shown that already psycho-robots with a rather simple AI-psyche — two emotions and two corresponding data bases — would exhibit (if one really wants to simulate human’s psyche) very complicated psychological behavior. In particular, they would create various psychical complexes which would be exhibited via symptoms. We also point out to the crucial difference of our “Freudian psycho-robots” from psycho-robots created for different computer game (“psycho-automata”). Our aims are similar of those formulated for humanoid robots, see e. g. *Brooks et al.*, 1981a, b, 1999, 2002. However, we

jump directly to high level psyche (without to create e. g. the visual representation of reality). The idea of *Luc Steels* to create a robot culture via societies of self-educating robots, *Manuel*, 2003, is also very attractive for us.

7. Conclusions

We proposed a series of the AI-type models for advanced psychological behavior. Our approach is based on geometrization of psychological processes via introduction of mental metric space, dynamical processing of mental states and emotional-type decision making based on quantitative measures of interest and interdiction and corresponding data bases of ideas. Increasing complexity of AI-modeling implies with necessity appearance of psychological features such as complexes and symptoms which are being handled by psychoanalysis during the last hundred years. Such a complicated behavior has not only negative consequences (e. g. hysteric reactions), but it also plays an important controlling role.

The presented AI-models can be used for creation of AI-systems, which we call psycho-robots (Psychots), exhibiting important elements of human psyche. At the moment domestic robots are merely simple working devices. However, in future one can expect demand in systems which be able not only perform simple work tasks, but would have elements of human self-developing psyche. Such AI-psyche could play an important role both in relations between psycho-robots and their owners as well as between psycho-robots.

8. References

- [Albeverio et al., 1999]. *Albeverio, S., Khrennikov, A. Yu., Kloeden, P.* Memory retrieval as a p -adic dynamical system. *Biosystems*. 1999. **49**, pp. 105–115.
- [Ashby, 1952]. *Ashby, R.* Design of a brain. Chapman-Hall, London, 1952.
- [Baars, 1997]. *Baars, B. J.* In the theater of consciousness. The workspace of mind. Oxford University Press, Oxford, 1997.
- [Boden, 2006]. *Boden, M. A.* Mind as Machine — A History of Cognitive Science. Oxford, UK: Oxford University Press. Boden, M. A., 1998, Creativity and Artificial Intelligence. *Artificial Intelligence*. 2006, **103**(1–2): pp. 347–356.
- [Boden, 1996]. *Boden, Margaret A.* Artificial Genius. *Discover*. 1996. **17**: pp. 104–107.
- [Brooks et al., 1998a]. *Brooks, R., Breazeal, C., Marjanovic, M., Scassellati, B., and Williamson, M.* The Cog Project: Building a Humanoid Robot. In *Computation*

- for Metaphors, Analogy and Agents, **1562**, *Springer Lecture Notes in Artificial Intelligence*, Springer-Verlag, 1998, pp. 8–13.
- [Brooks et al., 1998b]. *Brooks, R. A., Breazeal (Ferrell) C., Irie, R., Kemp, C.Č., Marjanovic, M, Scassellati, B., and Williamson, M.* Alternate Essences of Intelligence. AAAI-98, 1998.
- [Brooks, 1999]. *Brooks, R. A.* Cambrian Intelligence, The Early History of the New AI. Cambridge, MA: The MIT Press, 1999. pp. 8–9.
- [Brooks, 2002]. *Brooks, R. A.* Flesh and Machines, How Robots Will Change Us. New York: Pantheon Books, 2002, p. 65.
- [Chomsky, 1963]. *Chomsky, N.* Formal properties of grammas. Handbook of mathematical psychology. Luce, R. D.; Bush, R. R.; Galanter, E.; Eds. **2**, Wiley: New York, 1963, pp. 323–418.
- [Churchland, Sejnovski, 1992]. *Churchland, P. S., Sejnovski, T.* The computational brain. MITP: Cambridge. 1992.
- [Collings, Jefferson, 1992]. *Collings, R. J., Jefferson, D. R.* AntFarm: Towards simulated evolution. In: *Langton, C. G., Taylor, C., Farmer, J. D., Rasmussen, S.* (Eds), Artificial Life-2, pp. 579–601. Redwood City, CA, Addison Wesley, 1992.
- [Donnart, Meyer, 1996]. *Donnart, J. Y. and Meyer, J. A.* Learning reactive and planning rules in a motivationally autonomous animat. *IEEE Trans. Systems, Man., and Cybernetics. Part B: Cybernetics*, 1996, **26**, No 3, pp. 381–395.
- [Edelman, 1989]. *Edelman, G. M.* The remembered present: a biological theory of consciousness. New York, Basic Books, 1989.
- [Eliasmith, 1996]. *Eliasmith, C.* The third contender: a critical examination of the dynamicist theory of cognition. *Phil. Psychology*. 1996, **9**(4), pp. 441–463.
- [Fodor, Pylyshyn, 1988]. *Fodor, J. A. and Pylyshyn, Z. W.* Connectionism and cognitive architecture: a critical analysis, *Cognition*, 1988. **280**, pp. 3–17.
- [Freud, 1900]. *Freud, S.* The interpretation of dreams. Standard Edition, 4 and 5, 1900.
- [Freud, 1962a]. *Freud, S.* New introductory lectures on psychoanalysis. New York, Penguin Books, 1962.
- [Freud, 1962b]. *Freud, S.* Two short accounts of psycho-analysis. New York, Penguin Books, 1962.
- [Gay, 1988]. *Gay, P.* Freud: A life for our time. W. W. Norton, NY., 1988.
- [Green, 2003]. *Green, V.* Emotional Development in Psychoanalysis, Attachment Theory and Neuroscience: Creating Connections. Routledge, 2003.
- [Khrennikov, 1997]. *Khrennikov, A. Yu.* Non-Archimedean analysis: quantum paradoxes, dynamical systems and biological models. Kluwer, Dordrecht, 1997.

- [Khrennikov, 1998a]. *Khrennikov, A. Yu.* Human subconscious as the p -adic dynamical system. *J. of Theor. Biology.* 1998, **193**, pp. 179–196.
- [Khrennikov, 1998b]. *Khrennikov, A. Yu.* P -adic dynamical systems: description of concurrent struggle in biological population with limited growth. *Dokl. Akad. Nauk.* 1998, **361**, pp. 752.
- [Khrennikov, 1999a]. *Khrennikov, A. Yu.* Description of the operation of the human subconscious by means of p -adic dynamical systems. *Dokl. Akad. Nauk.* 1999, **365**, pp. 458–460.
- [Khrennikov, 2000a]. *Khrennikov, A. Yu.* P -adic discrete dynamical systems and collective behaviour of information states in cognitive models. *Discrete Dynamics in Nature and Society.* 2000, **5**, pp. 59–69.
- [Khrennikov, 2000b]. *Khrennikov, A. Yu.* Classical and quantum mechanics on p -adic trees of ideas. *BioSystems.* 2000, **56**, pp. 95–120.
- [Khrennikov, 2002a]. *Khrennikov, A. Yu.* Classical and quantum mental models and Freud’s theory of unconscious mind. *Series Math. Modelling in Phys., Engineering and Cognitive Sciences.* 2002, **1**. Vaxjö Univ. Press, Vaxjö.
- [Khrennikov, 2004a]. *Khrennikov, A. Yu.* Information dynamics in cognitive, psychological, social, and anomalous phenomena. Kluwer, Dordrecht, 2004.
- [Khrennikov, 2004b]. *Khrennikov, A. Yu.* Probabilistic pathway representation of cognitive information. *J. Theor. Biology.* 2004, **231**, pp. 597–613.
- [Langton et al., 1992]. *Langton, C. G., Taylor, C., Farmer, J. D., Rasmussen, S.* (Eds). *Artificial Life-2*, pp. 41–91, Redwood City, CA, Addison Wesley, 1992.
- [Langton, 1992]. *Langton, C. G.* Life at the edge of chaos. In: *Langton, C. G., Taylor, C., Farmer, J. D., Rasmussen, S.* (Eds), *Artificial Life-2*. Redwood City, CA, Addison Wesley, 1992.
- [Macmillan, 1997]. *Macmillan, M.* The Completed Arc: Freud Evaluated. MIT Press, Cambridge MA., 1997.
- [Manuel, 2003]. *Manuel, T. L.* Creating a Robot Culture: An Interview with Luc Steels. *IEEE Intelligent Systems.* 2003, May/June, **18**(3), pp. 59–61.
- [Meyer, Guillot, 1994]. *Meyer, J.-A., Guillot, A.* From SAB90 to SAB94: Four years of Animat research. In: *Proc. of the Third International Conference of Adaptive Behavior.* Cambridge: The MIT Press, 1994.
- [Potkonjak et al., 2002]. *Potkonjak, V., Radojicic, J., Tzafestas, S.* Modeling Robot “Psycho-Physical” State and Reactions — A New Option in Human-Robot Communication Part 1: Concept and Background. *Journal of Intelligent and Robotic Systems.* 2002, **35**, pp. 339–352.

- [Solms, Turnbull, 2003]. *Solms, M. and Turnbull, O.* The Brain and the Inner World: An Introduction to the Neuroscience of Subjective Experience. New York, Other Press, 2003.
- [Solms, 2002]. *Solms, M.* An Introduction to the Neuroscientific Works of Freud. In The Pre-Psychoanalytic Writings of Sigmund Freud. Eds.: *G. van der Vijver* and *F. Geerardyn*. Karnac, London, 2002. pp. 25–26.
- [Solms, 2006a]. *Solms, M.* Putting the psyche into neuropsychology. *Psychologist*. 2006, **19** (9), pp. 538–539.
- [Solms, 2006b]. *Solms, M.* Sigmund Freud today. Psychoanalysis and neuroscience in dialogue. *Psyche-Zeiteschrift fur Psychoanalyse und ihre Anwendungen*. 2006, **60** (9-10), pp. 829–859.
- [Stein et al., 2006]. *Stein, D. J., Solms, M., van Honk, J.* The cognitive-affective neuroscience of the unconscious. *CNS Spectrums*. 2006, **11** (8), pp. 580–583.
- [Strogatz, 1994]. *Strogatz, S. H.* Nonlinear dynamics and chaos with applications to physics, biology, chemistry, and engineering. Addison Wesley, Reading, Mass., 1994.
- [van Gelder, Port, 1995]. *van Gelder, T., Port, R.* It's about time: Overview of the dynamical approach to cognition. in *Mind as motion: Explorations in the dynamics of cognition*. Ed.: *T. van Gelder, R. Port*. MITP, Cambridge, Mass, 1995. pp. 1–43.
- [van Gelder, 1995]. *van Gelder, T.* What might cognition be, if not computation? *J. of Philosophy*. 1995, **91**, pp. 345–381.
- [Voronkov, 2002a]. *Voronkov, G. S.* Information and brain: viewpoint of neurophysiolog. *Neurocomputers: Development and Applications*. , 2002, No 1–2, pp. 79–88.
- [Young-Bruehl, 1998]. *Young-Bruehl, E.* Subject to Biography. Harvard University Press, Boston, 1998.
- [Yaeger, 1994]. *Yaeger, L.* Computational genetics, physiology, metabolism, neural systems, learning, vision, and behavior or Polyworld: Life in a new context. In: *Artificial Life-3*, pp. 263–298. Redwood City, CA, Addison Wesley, 1994.

Andrei Yurievich KHRENNIKOV, doctor of science, professor, director of International Center for Mathematical Modeling in Physics and Cognitive sciences, Växjö University (Sweden). Scientific interests: functional analysis (non-Archimedean analysis and superanalysis), foundations of probability theory (non-Kolmogorovean models), quantum probability and information, dynamical systems and number theory, neural networks, cognitive models, Freud's psychoanalysis. Published 10 books and more than 250 articles in leading mathematical, physical and biological journals.

Андрей Юрьевич ХРЕННИКОВ, доктор физико-математических наук, профессор, директор Международного Центра по математическому моделированию в физике и когнитивных науках, Университет г. Вэксё (Швеция). Область научных интересов: функциональный анализ (неархимедов анализ и суперанализ), основания теории вероятностей (неколмогоровские модели), квантовые вероятности и информация, динамические системы и теория чисел, нейронные сети, когнитивные модели, психоанализ Фрейда. Автор 10 монографий и более 250 научных работ, опубликованных в ведущих математических, физических и биологических журналах.

А. А. ФРОЛОВ, В. Ю. РОЩИН

Институт высшей нервной деятельности и нейрофизиологии РАН,
Москва,

E-mail: aafrolov@mail.ru

**ИНТЕРФЕЙС МОЗГ-КОМПЬЮТЕР.
РЕАЛЬНОСТЬ И ПЕРСПЕКТИВЫ**

Аннотация

Описаны литературные данные и собственные исследования по проблеме создания и испытания интерфейсов мозг-компьютер (ИМК). ИМК являются новой системой коммуникации человека с машиной, основанной на непосредственном преобразовании намерений человека, отраженных в регистрируемых сигналах мозга, в управляющие команды. Литературные данные и собственные предварительные результаты привели к заключению, что с точки зрения потенциально достижимых уровней информационной производительности для разработки ИМК следует рассматривать три основные парадигмы:

- (а) Неинвазивный ИМК, основанный на распознавании ментальных состояний, вызванных воображаемым выполнением движений. Он обеспечивает формирование дискретных управляющих команд и требует минимального времени обучения оператора при достаточно высокой производительности.
- (б) Неинвазивный ИМК, использующий принцип непрерывного управления. После выработки навыка управления, такой ИМК позволяет управлять внешним устройством как собственным (виртуальным) исполнительным органом, не требуя ментального кодирования дискретного набора команд.
- (с) Инвазивный ИМК, основанный на двусторонней связи мозг-компьютер посредством имплантируемых электродов и позволяющий полностью инкорпорировать внешние технические устройства во внутреннюю нейронную модель схемы тела и, соответственно, оперировать с ними так же, как и с естественными исполнительными органами.

ИМК первого типа уже сейчас достигают информационной производительности 35 бит в минуту и требуют для обучения всего 20 минут. В свою очередь, ИМК второго типа, хотя и требуют длительного обучения испытуемых по биологической обратной связи, могут иметь и значительно более высокую производительность. В частности, информационная производительность так называемого водсвортского ИМК уже сейчас может достигать до 100 бит в минуту. К тому же, они могут обеспечивать возможность одновременного управления несколькими степенями свободы.

A. A. FROLOV, V. Yu. ROSCHIN

Institute of Higher Nervous Activity and Neurophysiology
of the Russian Academy of Sciences, Moscow

E-mail: aafrolov@mail.ru

BRAIN-COMPUTER INTERFACE. REALITY AND FUTURE

Abstract

The present paper is based on a review on literature data and own research on implementation and application of Brain-Computer Interfaces (BCI). BCI is a new way for interaction of a man with a machine based on direct transformation of a man's will, reflected in biosignals registered from the brain, into control commands. The literature data and own preliminary investigations let suppose that the following three paradigms can be considered as potentially good to achieve reasonable level of informational performance:

- (a) A noninvasive BCI, based on recognition of particular mental states, induced by imaginary movement performance. Such BCI allows to operate with a fixed set of discrete commands requiring very simple operator training and have quite good informational performance.
- (b) A noninvasive BCI for gradual multidimensional control. This type of BCI, after training, allows natural controlling of an external technical system as an own (virtual) execution organ, in contrast to control by a set of discrete commands.
- (c) An invasive BCI, based on bi-directional brain-computer data exchange through the implanted electrodes, that allows to incorporate an external technical system into internal neuronal scheme of the body in process of training and, hence, to operate the external system as an own executable organ.

The up to date implementations of BCI of the first type achieve informational performance of up to 35 bits per minute after training during as low as 20 minutes. Since the second type BCI requires longer training by biological feedback, potentially they can have much higher performance (100 bits per minute had achieved), allowing at the same time to independently control several degrees of freedom.

Введение

Интерфейс мозг-компьютер (ИМК) или по-английски — Brain-Computer Interface (BCI) является новой системой коммуникации человека с машиной (например, с компьютером или протезом), основанной на непосредственном преобразовании намерений человека, отраженных в регистрируемых сигналах мозга, в управляющие команды. В течение многих лет делаются попытки создания систем для непосредственного взаимодействия мозга и внешних технических устройств, минуя естественную для такого общения мышечную активность. Для таких систем могут использоваться различные сигналы, отражающие активность мозга: электроэнцефалограмма (ЭЭГ), магнитоэнцефалограмма (МЭГ), электрокортикограмма (ЭКоГ), импульсная активность нейронов, распределение и интенсивность кровотока в мозге и т. д. Однако наибольшее число исследований касается использования электрических сигналов. Для регистрации МЭГ требуются громоздкие и дорогостоящие устройства. То же касается использования кровотока, который измеряется с помощью функционального магниторезонансного томографа. Поэтому далее обсуждается только использование электрических сигналов мозга.

Первый ИМК был создан еще в 60-е годы в университете Беркли в Калифорнии. Он был основан на способности человека произвольно управлять мощностью альфа-ритма ЭЭГ. Этот ИМК мог использоваться для управления устройством одной бинарной командой (например, включить/выключить свет). Однако существенный рост исследований и приложений ИМК произошел в последнее десятилетие. Для этого имеются научные, технологические и социальные предпосылки. Последние лабораторные и клинические исследования расширили знания о природе сигналов мозга, используемых для ИМК. Многочисленные исследования позволили выделить в активности мозга характерные показатели, коррелирующие с выполнением движений, а также с типами выполняемой ментальной задачи. Таким образом, были выделены типы показателей активности мозга, потенциально пригодные для построения ИМК. Технологической предпосылкой является создание дешевых и мощных компьютеров и их математического обеспечения. Это позволило обрабатывать многоканальные записи сигналов мозга в реальном времени и, соответственно, использовать результаты обработки для управления техническими устройствами. Другой, не менее важной, технологической предпосылкой является создание технологичных компактных систем для многоэлектродной регистрации актив-

ности мозга. Социальной предпосылкой явилось осознание потребности в реабилитации больных с различными двигательными и неврологическими нарушениями. Для больных, у которых нарушена возможность управления мышцами, ИМК может оказаться единственным каналом их общения с окружающим миром.

Привлекательность ИМК значительно возросла, когда в конце девяностых их эффективность была реально продемонстрирована на больных, у которых с их помощью были восстановлены слух, зрение или двигательные функции. При этом для восстановления зрительной или слуховой функции использовались ИМК, обеспечивающие одностороннюю передачу информации от компьютера к мозгу, а для восстановления двигательной функции - от мозга к компьютеру. Восстановление зрительной функции основано на явлении электрофосфенов, которое заключается в том, что электрическое возбуждение зрительной коры создает ощущение вспышки света в определенной точке зрительного пространства.



Рис. 1. Е. Науман — пациент которому была имплантирована матрица электродов, создающих электрофосфены (из www.wikipedia.com).

На рис. 1 показан первый из них. В очки пациента помещается телевизионная камера, различные участки экрана которой проецируются на поверхность коры мозга с помощью набора вживлённых стимулирующих электродов. Если яркость какого-либо участка превышает заданный порог,

то соответствующий электрод выдает импульс тока, создающий фосфен.

Первая операция по восстановлению двигательных функций полностью парализованному больному (с так называемым locked-in синдромом) была сделана в 1998 году [45]. В результате операции больной научился двигать курсор на экране компьютера. В 2005 году парализованному больному был вживлен нейрочип BrainGate, разработанный фирмой Cyberkinetics Neurotechnology, под руководством Донохью [39] (рис. 2).



Рис. 2. Дизайн ИМК, использованного группой Донохью в клинике (из [39]).

В ходе этой операции больному был вживлен нейрочип, содержащий 96 микроэлектродов. Он был вживлен в область моторной коры, управляющей движением правой руки. В результате операции больной научился двигать искусственной рукой или выбирать команды управления на экране компьютера, например, для управления освещением и телевизором, в зависимости от того, с какой внешней системой был связан интерфейс. Десятки тысяч больных уже сейчас нуждаются в подобном ИМК. В первую очередь — это полностью парализованные люди с locked-in синдромом, общее количество которых только в США достигает 30 тысяч человек, пациенты с тяжелыми формами церебрального паралича, пациенты с тяжелыми инсультами и

травмами. Успехи в микроэлектронике и нейрофизиологии позволяют надеяться, что ИМК не только помогут человеку в восстановлении потерянных функций, но и позволят значительно расширить ему свои возможности.

Общая схема ИМК, предназначенного для управления внешними техническими устройствами, показана на рис. 3. Далее будут рассматриваться только ИМК такого назначения. Он включает систему получения сигналов активности мозга (signal acquisition), ввода их в компьютер, обработку сигналов, включая выделение показателей активности, значимых для управления (feature extraction), и преобразования сигналов мозга в команду управления (translation algorithm), систему сопряжения с внешним устройством и систему, поставляющую мозгу информацию о результатах выполнения команды (обычно она поставляется с помощью зрения).

Скорость передачи информации (или пропускная способность) этого нового коммуникационного канала пока невелика. Однако постоянный прогресс в области техники регистрации активности мозга, алгоритмов обработки сигналов, более глубокое понимание физиологических механизмов управления движениями и вовлечение все большего числа ученых в эти работы обеспечивают неуклонное увеличение этой скорости, рост числа приложений и динамичный прогресс всего направления в целом.

Если в 1994 году было всего 6 исследовательских групп, занимавшихся ИМК, то на первый международный съезд по ИМК в 1999 году приехали исследователи из 20 лабораторий. На втором съезде в 2002 году были исследователи, представлявшие 38 исследовательских групп, включая США, Германию, Китай, Финляндию, Швейцарию, Англию, Канаду и др.

Растет и финансирование этих разработок:

- в 1999–2001 годах Европейский Союз профинансировал международный проект по созданию адаптивной ИМК системы, способной к дальнейшему обучению в ходе ее использования — Adaptive Brain Interface (ABI);
- Национальный институт здоровья США в 2002 году выделил 3.3 млн. долл. на дальнейшую разработку клинических ИМК;
- американское Агентство передовых исследовательских проектов (DARPA), выделило 26 млн. долл. на улучшении технологии ИМК.

ИМК различаются по типу регистрируемых сигналов мозга и способам их преобразования в команду управления внешним устройством. ИМК, использующие в качестве сигнала потенциалы мозга, регистрируемые на поверхности головы (ЭЭГ), являются неинвазивными. ИМК, основанные

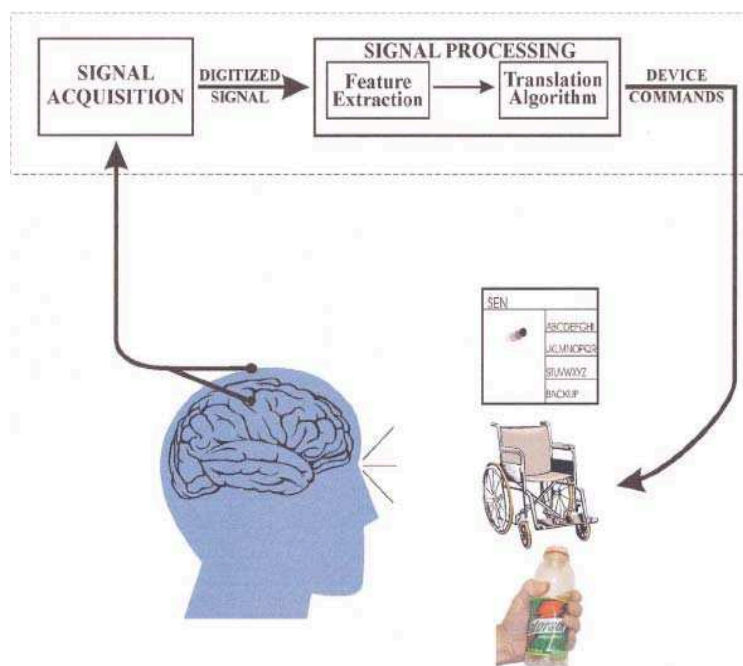


Рис. 3. Общая схема ИМК, предназначенного для управления внешними техническими устройствами. Сигналы активности мозга регистрируются электродами, расположенными на поверхности или внутри головы. С помощью компьютерной обработки из них выделяются компоненты, наиболее достоверно отражающие намерение человека. Эти компоненты используются для формирования команды, передаваемой на внешнее устройство (например, монитор компьютера, обеспечивающий выбор нужного слова, буквы или иконки; колесо или манипулятор инвалидной коляски или протез руки)(из [113]).

на использовании множественной активности отдельных нейронов, являются инвазивными, т. к. эта активность регистрируется с помощью системы микроэлектродов, вживляемых в ткань мозга. ИМК, основанные на ЭКоГ, часто называют полуинвазивными, т. к. в качестве сигнала они используют потенциал на поверхности мозга, т. е. они вживляются под череп, но не проникают в ткань мозга. Далее ИМК будут обсуждаться в соответствии с этой классификацией.

Инвазивные ИМК

Инвазивные ИМК основаны на регистрации импульсной активности нейронов. Предпосылкой для их разработки являются эксперименты, проводимые Фетцем еще в 60-е и 70-е годы на животных [28–33]. В этих экспериментах обезьяны учились произвольно управлять активностью отдельных корковых нейронов. Обучение производилось с помощью инструментального обуславливания, когда обезьяна получала подкрепление только после того, как она устанавливала такое состояние активности мозга, которое обеспечивало заданную экспериментатором скорость разряда выбранного нейрона. Поскольку произвольное намерение может проявляться в изменении активности определенных нейронов, вскоре возникла идея [95], что оно может распознаваться по этой активности и использоваться для управления техническими устройствами, в частности, протезами у больных с серьезными двигательными нарушениями.

Другой предпосылкой для разработки инвазивных ИМК явились эксперименты, в которых проводилась многоэлектродная регистрация импульсной активности нейронов моторной коры обезьян и крыс во время движений [34, 35, 36, 96 и др.]. В этих экспериментах было показано, что направление d движения руки обезьяны кодируется линейной суперпозицией активностей большой популяции (ансамбля) нейронов

$$d = S a_i d_i^{pr},$$

где d_i^{pr} — предпочтительное направление для некоторого нейрона ансамбля, т. е. то направление при котором его активность максимальна, а a_i — его текущая активность. Это уравнение можно переписать в матричном виде

$$d = DA, \tag{1}$$

где D — матрица, столбцами которой являются векторы предпочтительных направлений, а A — вектор, компонентами которого являются активности отдельных нейронов. Таким образом, регистрируя активность большой популяции нейронов можно предсказать желаемое направление движения руки, а используя это предсказание можно обеспечить движение манипулятора в том же направлении. Однако практически можно зарегистрировать активность только небольшой части от общего ансамбля нейронов, управляющих движением (несколько сотен из примерно ста тысяч). Поэтому расчет желаемого направления движения по формуле (1), в которой учитывается только малая часть нейронов ансамбля, будет заведомо неточным, и для точного управления манипулятором требуется модификация их активности, которая обеспечивается обучением по обратной связи, как в экспериментах Фетца [28–33].

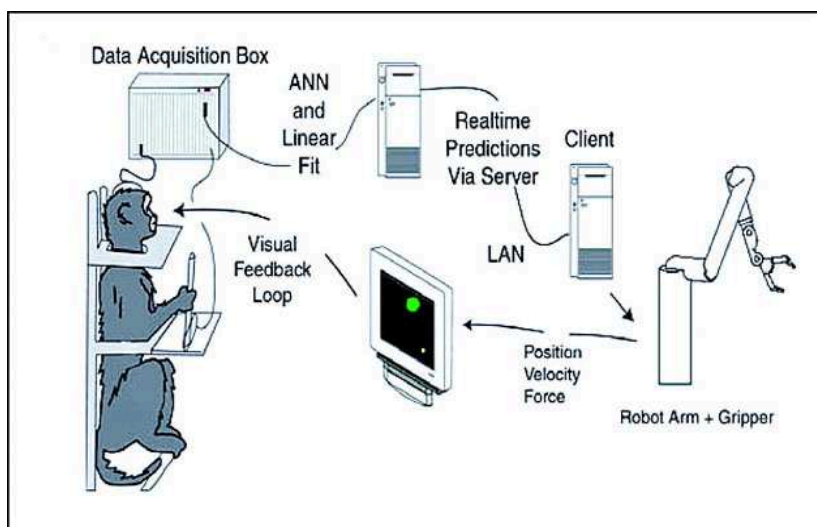


Рис. 4. Схема эксперимента группы Николелиси по управлению манипулятором активностью ансамбля нейронов, отводимой от моторной коры обезьяны (из [18]).

Соединение идеи управления по активности большого числа нейронов и идеи модификации их активности по обратной связи привело вначале к разработке ИМК, управляющего устройством с одной степенью свобо-

ды [19], а вскоре и к ИМК, управляющему устройством с несколькими степенями свободы [111, 105, 94, 18]. Схема эксперимента, в котором обезьяна обучалась управлять манипулятором, показана на рис. 4. В этом эксперименте вначале обезьяну учили управлять перемещением курсора на экране с помощью джойстика. Достижение цели курсором сопровождалось подкреплением (подачей в рот обезьяны фруктового сока). Манипулятор управлялся активностью популяции нейронов первичной моторной коры согласно уравнению (1). Вначале манипулятор был невидим для обезьяны. В этой стадии эксперимента происходила адаптация матрицы преобразования D к активности нейронов, она модифицировалась таким образом, чтобы достигалось максимальное соответствие между направлениями движения курсора на экране и манипулятора. Во второй стадии эксперимента обезьяна видела манипулятор, но не видела экран, и подкрепление обеспечивалось достижением цели манипулятором. Таким образом, включалась биологическая обратная связь, позволяющая видеть, в какое движение манипулятора преобразуется активность нейронов. На этой стадии обезьяна доучивалась воспроизводить такое состояние активности выбранных нейронов ансамбля, которое обеспечивало максимальную скорость и точность движения манипулятора. Хотя обезьяна и продолжала двигать джойстиком, но его движения никак не влияли на движения манипулятора. На последней стадии джойстик вообще отбирался у обезьяны, и управление манипулятором не сопровождалось никакой двигательной активностью животного. Группа Донохью [94] показала, что обезьяна может научиться управлять манипулятором и без промежуточной фазы, в которой активность нейронов провоцируется необходимостью двигать джойстик. В их экспериментах обезьяна сразу училась управлять манипулятором по обратной связи.

В приведенных работах ИМК отличаются по количеству электродов в матрице, по числу вживленных электродных матриц (одна или несколько), по областям мозга, куда они были вживлены (фронтальная или теменная кора или обе), типу регистрируемой активности (локальный потенциал, активность отдельных нейронов или мультинейронную активность) и по числу нейронов используемых для управления. Для большинства инвазивных ИМК микроэлектроды вживлялись только в одну область мозга (первичную моторную кору, [94, 105] или заднюю теменную кору [117]), с их помощью регистрировался либо локальный потенциал [58, 88, 76, 100], либо активность относительно небольшого числа нейронов (менее 30), либо мультинейронная активность [94, 105, 106].

Следует заметить, что активность отдельного нейрона является очень

вариабельной, и только статистически удается связать его активность с выполняемым движением. Поэтому чем большая популяция нейронов используется для управления внешним устройством, тем меньше вариабельность управляющей команды. Тем не менее, в некоторых работах декларируется возможность управления компьютером малым количеством (порядка десяти) нейронов [94, 105, 106]. Это действительно возможно для специально отобранной группы нейронов с малой вариабельностью [92]. Однако при хроническом вживлении матрицы электродов трудно надеяться наткнуться на такие хорошо настроенные нейроны, поэтому предпочтительно использовать как можно больше нейронов.

В общем случае, применение инвазивных ИМК в клинической практике требует решения следующих проблем:

- Обеспечить стабильную и длительную (несколько лет) регистрацию активности большой популяции нейронов (сотни и тысячи) от нескольких областей мозга. Для этого необходимо разработать новое поколение электродных матриц, которые обеспечат регистрацию активности тысяч нейронов при небольшом повреждении ткани мозга и предотвращении ее рубцевания.
- Разработать технологию телеметрической передачи данных и бесконтактного питания для обеспечения полной автономности вживленных электродных систем, которая позволит обойтись без соединительных проводов, исключив таким образом риск инфекционного заражения через открытое трепанационное отверстие.
- Разработать эффективные вычислительные алгоритмы для преобразования нейронной активности в команду, которая может точно управлять устройством со многими степенями свободы.
- Разработать технологии, которые бы позволили инкорпорировать технические устройства во внутреннюю нейронную модель схемы тела так, чтобы они ощущались, как собственные органы. Это подразумевает «очувствление» управляемых объектов, разработку способов передачи этой искусственной сенсорной информации в мозг, создание алгоритмов адаптации и обучения для ИМК и разработку соответствующих методик тренировки.
- Разработать новое поколение антропоморфных протезов с большим числом управляемых степеней свободы и управляемой суставной жесткостью.

Далее рассмотрены некоторые пути решения указанных проблем.

Многоэлектродные матрицы

Конструктивно матрицы электродов представляют собой наборы миниатюрных металлических или стеклянных игольчатых электродов, закрепленных на общей подложке, как используется в группе Николеллиса и Кеннеди, либо матрицу кремниевых игольчатых микроэлектродов, выращенных на общей подложке по кремниевой микромашиной технологии, как используется в группе Донохью. На рис. 5 показана матрица кремниевых микроэлектродов, разработанная университетом Юта (Utah) [91].

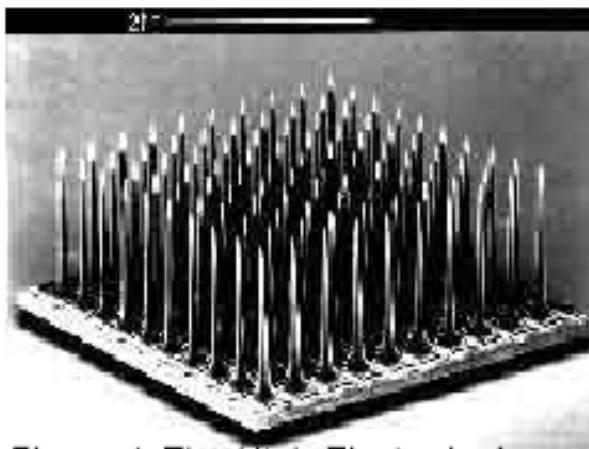


Рис. 5. Матрица микроэлектродов, разработанная в университете Юта [91] (из [26])

Проблема биологической совместимости и безопасности

Одна из основных проблем, связанных с использованием многоэлектродных матриц - это постепенное зарастание электродов соединительными тканями, что приводит со временем к значительному ухудшению электрического контакта с мозгом, с полным его нарушением впоследствии [23, 97, 107, 9, 50].

Другая проблема — это возможность инфекционного заражения через незакрытое трепанационное отверстие для выхода электрического кабеля.

Для решения последней проблемы необходимо разработать телекоммуникационную систему связи от матрицы электродов к внешним приемникам, чтобы вживленная матрица микроэлектродов была полностью изолирована от окружающей среды.

Современная техника вживления микроэлектродов обеспечивает возможность их использования в течение нескольких месяцев, а в некоторых случаях и в течение нескольких лет [93]. Однако со временем качество их работы уменьшается из-за покрытия их соединительной тканью и повреждения близлежащих нейронов. Для замедления покрытия электродов соединительной тканью предлагается покрывать электроды веществами, стимулирующими рост нервной ткани или предотвращающими развитие воспалительного процесса [86, 22, 87, 41, 43, 10], или делать электроды специальной сложной конструкции с расположением контактов в микрополостях, заполненных нейротрофическими присадками, стимулирующими вращание в них нервных окончаний [44–47]. Однако удовлетворительного способа полного предотвращения зарастания вживленных электродов соединительной тканью еще не разработано.

Параллельно с решением проблемы биологической совместимости необходимо совершенствовать и конструкцию электродной матрицы, в частности, с целью получения более сложной пространственной конфигурации электродов. Это позволило бы увеличить число нейронов, регистрируемых одной матрицей, до нескольких тысяч. Коммерчески доступная матрица из микроэлектродов, укрепленных на плоской основе (University of Utah array) [91], используемая группой Донохью (рис. 5), должна еще пройти дополнительные проверки прежде, чем она будет рутинно использоваться в клинике, несмотря на имеющийся пример ее экспериментального клинического применения [39]. По имеющимся сообщениям матрица Университета Юты удовлетворительно контактирует с мозгом животных, у которых он имеет плоскую поверхность, но хуже подходит для человека, у которого поверхность мозга покрыта бороздами и извилинами. Кроме того, она не позволяет регистрировать активность нейронов от глубоких слоев мозга. Об успешности ее применения в клинике пока судить рано, т. к. сообщений о результатах сделанной операции еще не опубликовано.

Таким образом, критическими для возможности применения инвазивных ИМК в клинике является не только улучшение их работы (регистрация большего числа нейронов и увеличение длительности их функционирования), но и уменьшение риска навредить пациентам, т. е. возможность их беспроводного вживления вместе с усилителями и телеметрическими

передатчиками, чтобы исключить инфекционное заражение через соединительный кабель. Разработка систем телеметрической передачи сигналов для инвазивных ИМК уже началась [63, 20, 17, 65]. В последнее время высказывается много новых идей усовершенствования как самих ИМК, так и способов их вживления: от усовершенствования силиконовой микромашинной технологии их изготовления [66] до введения их в мозг через кровеносную систему [53].

Алгоритмы преобразования активности мозга в команду внешнему устройству

В настоящее время еще нет полного понимания того, как кодируется и перерабатывается информация в мозге. Наиболее общепринятым является предположение о кодировании скоростью разрядов нейронов или временными и пространственными паттернами распределения разрядов. Однако для создания ИМК полного понимания и не требуется. Более того, ИМК могут существенно способствовать такому пониманию. В устройстве ИМК обычно предусматривается способность выделения в регистрируемой активности мозга тех параметров, которые наиболее полно коррелируют с параметрами выполняемой моторной задачи, и использовать их для генерации команды внешним техническим устройствам. Как уже ранее указывалось, одним из показателей корреляции между нейронной активностью и параметрами движения является дирекциональная настройка нейронов [34, 35]. Имеется также много данных о корреляции нейронной активности с кинематическими [4, 118, 5] и динамическими параметрами движения [98, 99].

Наиболее эффективными и практически приемлемыми алгоритмами преобразования нейронной активности в команду управления оказались простейшие линейные регрессионные модели [111, 94, 18, 51, 74]. В этих регрессионных моделях команда вычисляется как взвешенная сумма частот разрядов отдельных нейронов в несколько предшествующих интервалов времени. Число нейронов и интервалов времени может быть оптимизировано для каждого конкретного приложения ИМК [111, 92]. Параметры линейного преобразования (коэффициенты, учитывающие вклад каждого нейрона) могут непрерывно адаптироваться во время тренировки испытуемых [105], т. е. преобразование может быть адаптивным.

Фундаментальным результатом экспериментов с помощью инвазивных ИМК явилось доказательство того, что различные параметры движения

кодируются пересекающимися ансамблями нейронов, и каждый нейрон дает вклад в различные параметры движения. Таким образом, регрессионные модели, отличающиеся только коэффициентами, учитывающими вклад разных нейронов, и примененные к активности одних и тех же нейронов могут декодировать различные параметры движения, такие, как положение руки, ее скорость и ускорение, а также силу сжатия пальцев [18].

Для управления внешними устройствами могут использоваться активности не только тех областей мозга, которые задают непосредственно моторную команду, но и те области мозга, активность которых предшествует формированию моторной команды, например, областей, соответствующих определению направления к цели, выбору исполнительного органа или распознаванию параметров объекта манипулирования. Такие ИМК могут оперировать информацией о последовательности движений [40, 55], об используемой системе координат [73, 7, 8, 38], о движении цели [51] и т.д. Хотя такая активность может обеспечить только дискретное управление (в то время как активность моторных областей - непрерывное), они могут значительно сократить время реакции за счет ранней посылки команды манипулятору. Возможно также комбинированное использование многих областей мозга для управления внешними устройствами [48]. В таком интерфейсе могут сочетаться команды высокого уровня, сообщающие намерения субъекта, с командами низкого уровня, обеспечивающими точность движения манипулятора с помощью управления по обратной связи.

Обучение навыку управления внешними объектами

Успех применения ИМК обусловлен наличием значительной корковой пластичности, которая позволяет мозгу адаптироваться к ИМК, таким образом, что управляемое им внешнее устройство (например, протез руки) воспринимается как естественный исполнительный орган человеческого тела. При этом ИМК не просто улавливает электрическую активность мозга, сопровождающую естественный процесс переработки информации, а сама эта активность становится конечным продуктом работы мозга. Подобно мышечной активности при естественном взаимодействии человека с внешним миром, именно электрическая активность мозга становится той посылкой внешнему исполнительному органу, которая обеспечивает выполнение произвольного поведенческого акта. И подобно тому, как выучиваются естественные движения, для выработки навыка использования ИМК требуется постоянный контроль результатов управления по обратной связи.

Навык управления внешними устройствами с помощью ИМК, по-видимому, сходен с навыком использования рабочих инструментов. Известно, что выработка такого навыка сопровождается включением инструментов в схему тела [42, 56]. Можно ожидать, что при управлении внешним устройством с помощью непосредственно сигналов мозга, иллюзия того, что это устройство является продолжением тела, становится еще больше. В пользу этого говорят данные об активации премоторной коры человека, наблюдаемой при управлении миоэлектрическим протезом руки [57], а также данные об активности нейронов первичной моторной коры при воображении фантомных движений ампутированной руки [119]. Но наиболее прямые доказательства обращения с внешними устройствами как с частями собственного тела были получены в уже упоминавшихся экспериментах с ИМК на животных [19, 105, 18, 51] и др. В этих экспериментах движение манипулятора осуществлялось вначале нейронной активностью, возникающей во время реальных движений лапы, но со временем оно начинало осуществляться сигналами мозга уже безо всяких движений. При этом паттерн активности нейронов модифицировался по сравнению с тем, который наблюдался при естественных движениях, т. е. формировалась способность управлять как бы новой рабочей точкой собственного тела с использованием тех же нейронов, которые используются для управления рабочей точкой естественного исполнительного органа. Интересно, что на начальном этапе обучения вариабельность нейронной активности резко возрастает, происходит как бы поиск нового паттерна активности, адекватного управлению манипулятором. Затем, когда новый паттерн найден, вариабельность активности возвращается к прежнему уровню. Для того, чтобы облегчить и сделать более полным восприятие протеза как части собственного тела, необходимо осуществить его «очувствление», т. е. снабдить его сенсорами, отвечающими на соприкосновения с внешними предметами (тактильные датчики) и изменения его пространственной конфигурации (проприоцептивные датчики), а также обеспечить поступление информации от этих датчиков в мозг. В существующих на настоящее время ИМК эта информация поступает в мозг только с помощью зрения. Уже имеется несколько работ, в которых информация об изменении конфигурации манипулятора, управляемого ИМК, сообщается мозгу обезьяны прямой стимуляцией сенсомоторной коры [120].

Заключая обзор литературы об инвазивных ИМК, следует заметить, что несмотря на активную рекламу, которая дается им в средствах массовой информации, и несомненные обнадеживающие первые результаты, еще



Рис. 6. Перспектива использования ИМК, когда будет обеспечена возможность оперирования протезом как собственной рукой. В этом ИМК как матрицы электродов, регистрирующих активность мозга, так и стимулирующих мозг электродов полностью вживлены в тело человека. Мозг снабжается не только зрительной, но и тактильной и проприоцептивной информацией о состоянии протеза (из [52]).

остается очень далеко до их массового клинического применения, которое возможно, только когда нет других путей реабилитации больных. Главными препятствиями для такого применения являются недолгое время их эффективного функционирования и возможность инфекционного заражения через открытое для кабелей трепанационное отверстие. Однако работы по преодолению этих препятствий активно ведутся. Можно надеяться, что их удастся преодолеть в ближайшие 10–15 лет. Параллельно активно ведутся работы по усовершенствованию алгоритмов преобразования сигналов мозга в команду внешнему устройству, а также усовершенствованию протезов, включая их «ощущение». Можно надеяться, что в конце концов удастся добиться полного включения протезов в схему тела и обращения

с ними как с естественными исполнительными органами. Такой вариант их использования показан на рис. 6, где человек выполняет сложную задачу, требующую очень хорошей координации естественной и искусственной рук. В перспективе можно представить и возможность использования дистанционно управляемых «дополнительных рук», что могло бы существенно расширить арсенал двигательных возможностей человека.

Неинвазивные ИМК

Сигналом для неинвазивных ИМК обычно является многоканальная электроэнцефалограмма (ЭЭГ), т.е. электрический потенциал, регистрируемый на поверхности головы. Предпосылкой для создания ИМК, основанных на регистрации ЭЭГ являются ранние работы, показывающие, что человек и животные в состоянии научиться с помощью биологической обратной связи произвольно контролировать электроэнцефалографические ритмы. В 60–70-е годы эта способность была продемонстрирована для альфа-ритма у человека [71], для сенсомоторного ритма у кошек [116] и человека [102] и гиппокампального тета-ритма у собак [14].

Далее будут рассматриваться ИМК, основанные либо на показателях ЭЭГ, продемонстрировавших способность к модификации при обучении, либо ИМК, вообще не требующие обучения для генерации управляющей команды. В качестве таких показателей используются зрительные вызванные потенциалы, медленные корковые потенциалы, компонент Р300, паттерны ЭЭГ, соответствующие различным типам ментальной деятельности, и сенсомоторные ритмы мю и бета.

Зрительные вызванные потенциалы (ЗВП)

Первый ИМК, использующий зрительные потенциалы для формирования команды внешнему устройству, был предложен еще в начале 70-х [108, 109]. В этом ИМК регистрировалась затылочная ЭЭГ, соответствующая активности зрительной коры. ИМК был основан на эффекте зависимости ЭЭГ от направления взора. Выделяя из ЭЭГ компоненту, определяющую направление взора, можно было сдвигать курсор монитора в ту точку, куда испытуемый произвольно направлял взор. Аналогичный ИМК был описан в работе [103]. Перед испытуемым была матрица из 8×8 ячеек, в которых находились буквы. По инструкции испытуемый смотрел на букву, которую

он произвольно выделял. Буквы были объединены в группы, так что каждая буква входила в несколько групп. Группы из букв по очереди мерцали с частотой 40–70 раз в секунду. Измерялась амплитуда ЗВП примерно через 100 мс после начала мерцаний каждой из групп. Амплитуда была выше, если мерцала группа, в которую входила буква, на которую смотрел испытуемый. Статистический анализ амплитуд позволял с большой точностью распознавать эту букву. Испытуемым удавалось таким образом «диктовать» 10–12 слов в минуту.

По классификации Волпоу [113] описанные ИМК являются «зависимыми», т. е. они дублируют (зависят) от внешнего проявления естественной моторной команды. В данном случае они дублируют проявление команды, управляющей направлением взора. Однако направление взора может быть определено и другим, более прямым способом. Если бы амплитуда ЗВП зависела не от направления взора, а отражала увеличение внимания на некоторый выделенный стимул, то по классификации Волпоу это был бы «независимый» интерфейс МВУ, потому что специфическое увеличение внимания не имеет внешних мышечных проявлений.

Медленные корковые потенциалы

Одной из наиболее низкочастотных компонент ЭЭГ являются медленные корковые потенциалы (МКП), изменяющиеся с характерным временем 0.5–10 с. Негативный сдвиг МКП обычно ассоциируется с подготовкой к движению и другими функциями коры, требующими увеличения корковой активности, а позитивный сдвиг с ее уменьшением [11]. Еще в начале 80-х годов было показано, что человек способен произвольно управлять МКП [121]. Эта способность легла в основу ИМК, названного «устройством передачи мысли» (Thought Translation Device – TTD), и описанному, например, в работах [12, 13]. В этом ИМК регистрировался потенциал макушки относительно соединенных ушных электродов. МКП выделялся с помощью фильтрации и вычитания электроокулограммы и показывался испытуемому на экране монитора в виде временной развертки (рис. 7).

Одновременно указывались верхний и нижний уровни потенциала, в сторону которых испытуемый должен был произвольно сдвигать МКП. Полное время для распознавания направления сдвига составляло 4 с. В первые 2 с определялся текущий фоновый уровень МКП, а в следующие 2 с – направление сдвига. ИМК мог функционировать не только со зрительной, но и со слуховой или тактильной обратной связью. Тренировки

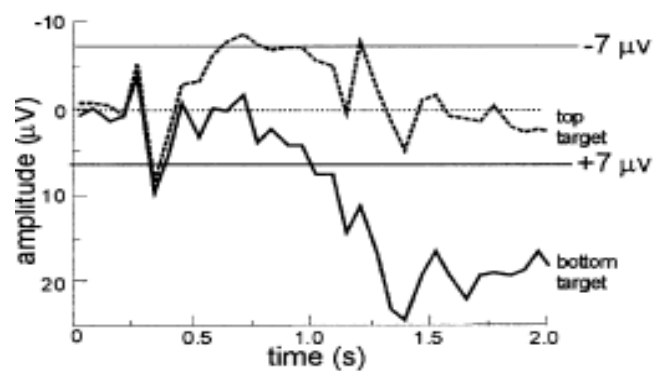


Рис. 7. Схема эксперимента Бирбаумера [49, 12, 13]. Испытуемые учились произвольно сдвигать уровень МКП в плюс и минус. Направление сдвига преобразовывалось в бинарную моторную команду (из [113]).

занимали несколько недель или месяцев. Когда число правильных сдвигов МКП достигало 75%, ИМК соединялся с генератором букв. Выбранная буква могла быть указана с помощью последовательности бинарных команд. Например, вначале можно было указать первую или вторую половину алфавита, затем половину от этой половины и т. д., пока не будет указана сама буква. При таком алгоритме на каждую букву требуется 5 последовательных команд. Можно, естественно, усовершенствовать алгоритм, учитывая при таком выборе частоту встречаемости букв в речи, как в алгоритме Шеннона–Фано. Однако в любом случае производительность составляла всего от 2 до 36 слов в час. Впоследствии Бирбаумер присоединился к группе Волпоу, которая разработала ИМК со значительно большей производительностью (см. далее).

Компонент P300

Компонент P300 возникает в ответ на неожиданный редко предъявляемый (например, предъявляемый с вероятностью 0.2) значимый стимул, когда он появляется среди часто предъявляемых незначимых стимулов [110, 104, 25]. В эксперименте, для того, чтобы сделать редкий стимул значимым, обычно предлагается испытуемому считать число его предъявлений. P300

возникает примерно на 300 мс после предъявления значимого стимула, имеет длительность около 300–400 мс и положительную амплитуду 5–15 мкВ (рис. 8). Максимальная амплитуда P300 наблюдается под центральным (Cz) электродом. Чем реже предъявляется значимый стимул, тем больше амплитуда P300. Как правило, требуется несколько усреднений для его выделения из фоновой активности. P300 зависит от внимания испытуемого, но не от физических параметров стимула.

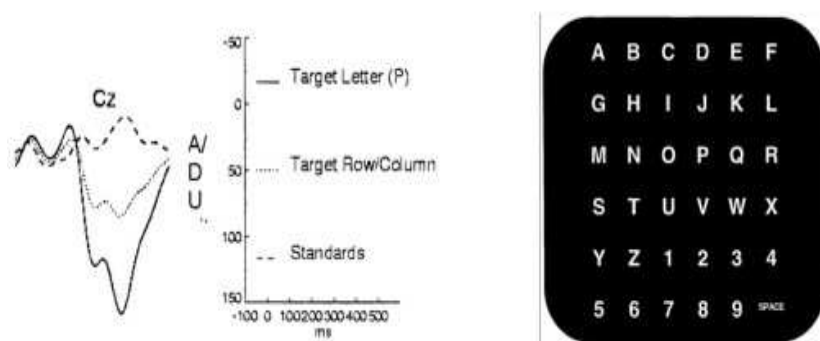


Рис. 8. Схема ИМК на основе P300. На экране перед испытуемым последовательно высвечивались в случайном порядке строки и столбцы показанной справа матрицы. После предъявления всех 12 строк и столбцов ответы на каждую строку и столбец попарно складывались. Слева показаны такие суммарные ответы для отведения Cz. (положительное отклонение — вниз). Наибольшая амплитуда P300 наблюдалась для той пары строки и столбца, которые обе содержали задуманный испытуемым символ (в данном примере букву P), меньшая — в ответ на пару, в которой либо только строка, либо только столбец содержали задуманный символ, и компонент P300 отсутствовал для пары, его не содержащей (из [24]).

Первый работоспособный ИМК был описан в [27], а его некоторая модификация в [24]. В этом ИМК на экране в виде матрицы размерностью 6x6 были выведены буквы, цифры и/или другие символы или команды (рис. 8). Каждые 125 мс высвечивался один ряд или одна колонка матрицы, выбранные в случайном порядке. Испытуемому была дана инструкция считать, сколько раз высвечивались ряд и колонка, содержащие задуманный

символ. Компонент P300 появлялся только тогда, когда предъявляемый испытуемому ряд или колонка содержали этот символ. После предъявления всех 12 рядов и колонок складывались вызванные ответы на предъявление каждой колонки и каждого ряда. Всего таких сумм было 36 по числу различных парных комбинаций рядов и колонок. Наибольшая сумма получалась для комбинации того ряда и той колонки, которые оба содержали задуманный символ (в данном примере букву Р). По наибольшей сумме можно было определить, какой символ задумал испытуемый.

В этих экспериментах для увеличения производительности ИМК интервал между стимулами (яркие столбец или строка) составлял всего 125 мс, т. е. ответы на последовательные стимулы накладывались, что затрудняло распознавание компонента P300. Для увеличения надежности его распознавания было опробовано несколько методов: дискриминантный анализ, дискретное вейвлет-преобразование, метод независимых компонент (ICA), метод опорных векторов (SVM) и др. Эффективность этих и других методов обсуждается в диссертациях [3] и [6]. В наилучшем случае производительность ИМК на основе выделения P300 не превосходила 10 букв (два слова) в минуту [2]. Интерфейс МВУ описанного типа был успешно применен для установления контакта с полностью парализованным больным.

Несомненным достоинством этого ИМК является то, что его использование не требует предварительной тренировки. P300 это естественный компонент вызванного ответа, возникающий в определенной экспериментальной ситуации. Вместе с тем, этот компонент изменяется по мере повторения ситуации [37, 62, 101, 90]. До настоящего времени длительность участия каждого испытуемого в экспериментах с использованием ИМК на основе P300 не превосходила нескольких недель. При более длительном их использовании амплитуда P300 у конкретного испытуемого может изменяться, как в сторону уменьшения, так и в сторону увеличения. Поэтому, несмотря на то, что испытуемый может начинать пользоваться таким ИМК практически без предварительной тренировки, для обеспечения его длительного использования требуется наличие адаптивности алгоритма выделения компонента P300.

Паттерны ЭЭГ, соответствующие различным типам ментальной деятельности

Идея использовать для управления внешними устройствами пространственно-временных паттернов ЭЭГ, соответствующих различным типам мен-

тальной деятельности впервые высказана в работе [61]. В большинстве работ в качестве пространственно-временного паттерна ЭЭГ исследуется пространственное распределение амплитуд различных ритмов ЭЭГ по поверхности головы, перестройка которых, как известно, отражает доминирование тех или иных когнитивных процессов.

Логика использования паттернов ЭЭГ, соответствующих различным ментальным состояниям, заключается в следующем. Вначале испытуемому предлагается исполнить несколько типов ментальных задач. С помощью адаптивного классификатора определяется, какие типы ментальных задач могут быть классифицированы с наибольшей точностью. Затем по соглашению с испытуемым каждая из таких ментальных задач ассоциируется с какой-либо командой управления внешним техническим устройством. После этого испытуемый для выполнения произвольно выбранной команды мысленно исполняет соответствующую ментальную задачу. В ИМК, описанном в работах [75, 89], испытуемые в качестве представляемых задач использовали движение правой или левой рукой и устный счет. В качестве входа в классификатор использовались коэффициенты авторегрессионной модели ЭЭГ, а сам классификатор был основан на байесовском подходе.

Наиболее перспективными представляются ИМК, основанные на классификации ментальных состояний, соответствующих воображению движений различных органов тела. У людей в состоянии бодрствования часто наблюдается ритм в диапазоне 8–12 Гц над первичными областями соматосенсорной и двигательной коры в отсутствие сенсорного входа или движения [69]. Этот ритм называется мю-ритмом, и предполагается, что он производится таламо-кортикальными нейронными сетями [54, 69]. Он представляет собой комбинацию ритмов, различающихся местом генерации, частотой и сенсорными стимулами или моторными актами, связанными с его генерацией. Мю-ритм обычно сопровождается бета-ритмом в диапазоне 18–26 Гц. Некоторые его компоненты являются вторыми гармониками мю-ритма, другие — независимы от него по локализации и времени появления [78, 79, 60]. Движение или подготовка к движению некоторого исполнительного органа обычно сопровождается уменьшением мю- и бета-ритмов в корковых представительствах этого органа (рис. 9). Такое уменьшение называется десинхронизацией, связанной с событием (Event-Related Desynchronization, ERD) [78, 80]. Увеличение мю-ритма т. е. синхронизация, связанная с событием (Event-Related Synchronization — ERS), наблюдается после движения и во время расслабления [79].

Имеется несколько соображений, почему именно мю- и бета-ритмы яв-

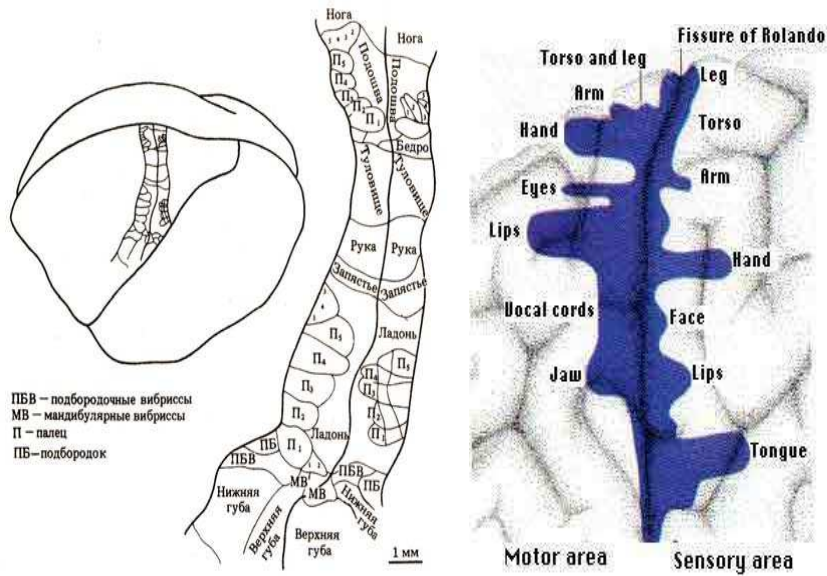


Рис. 9. Представительства исполнительных органов в сенсорных и моторных областях коры. Сенсорные и моторные области разделены центральной бороздой (из [1] и [64]).

ляются наиболее перспективными для использования в ИМК. Во-первых, эти ритмы ассоциируются с областями мозга, которые наиболее прямо связаны с моторным выходом, т. е. с генерацией моторной команды для управления естественными исполнительными органами. Поэтому представляется, что они наиболее приспособлены и для генерации моторной команды, служащей для управления искусственными исполнительными органами. Во-вторых, десинхронизация мю-ритма не требует реальных движений, а только их представления [60]. Таким образом, естественным типом ментальной деятельности, который может быть распознан классификатором ИМК, является просто представление движения какого-либо исполнительного органа. В-третьих, как показано на рис. 9, представительства исполнительных органов довольно широко распределены по поверхности коры. Поэтому представления движений разных органов создают разное распре-

деление активности по поверхности коры и, соответственно, разные пространственные паттерны ЭЭГ, что облегчает задачу классификатора ИМК. Именно поэтому, уже начиная с середины 80-х было предложено несколько ИМК, основанных на регистрации мю- и бета-ритмов.

В стандартном экспериментальном протоколе для ИМК, предложенного группой исследователей во главе с Пфюртшеллером [70, 77, 81] (так называемый Graz VCI), вначале выбирались наиболее адекватные типы представляемых движений. Испытуемые последовательно представляли движение правой или левой рукой, ногой, языком и т. д. Для каждого типа движения анализировался паттерн ЭЭГ в виде набора спектральных плотностей в диапазоне от 5 до 30 Гц от нескольких электродов над сенсомоторной корой. Эти паттерны использовались для обучения линейных и нелинейных классификаторов на основе дискриминантного анализа, векторной квантизации или нейронных сетей. Эти классификаторы обучались распознавать тип движения, воображаемого испытуемым [67, 84, 85, 82]. Как уже отмечалось, дискриминация паттернов основана на эффекте подавления мю- и бета ритмов в той области моторной коры, которая ответственна за воображаемое движение.

На рис. 10 в качестве примера показано распределение амплитуды мю-ритма по поверхности головы для одного из испытуемых при воображении движений различными конечностями.



Рис. 10. Распределение мощности мю-ритма по поверхности головы для одного из испытуемых при воображении движений левой рукой (ЛР), правой рукой (ПР), левой ногой (ЛН) и правой ногой (ПН) и в состоянии покоя; наши неопубликованные данные.

Видно, что в состоянии покоя мю-ритм имеет наибольшую амплитуду-

ду, и фокусы его активности симметрично расположены над центральными областями мозга. При воображении движения левой рукой или левой ногой он подавляется над правым полушарием, где находится представительство левой половины тела. Аналогично воображение движений правой рукой или ногой приводит к его подавлению над правым полушарием. Такое различие паттернов ЭЭГ может быть достаточно надежно распознано классификатором ИМК.

После обучения классификатора он может использоваться для преобразования паттерна ЭЭГ в непрерывное (длина полоски или положение курсора на экране монитора) или дискретное (выбор буквы или другого символа) управление. Обычно перед началом работы классификатор требуется перенастраивать под индивидуальные особенности оператора. В экспериментах с Graz VCI доля правильных команд превосходила 90% после нескольких экспериментальных сессий общей продолжительностью около 5 часов в задачах с бинарным выбором (представление движения левого или правого пальца).

Уже имеются успешные попытки использования Graz VCI для реабилитации больных, в частности, для управления движением схватывания у протеза руки парализованного пациента [72, 83].

Так называемый Берлинский ИМК (Berlin VCI) [16] основан на той же идее, что и Graz VCI. Для испытуемых определялись две ментальные задачи, обеспечивающие наилучшую классификацию соответствующих паттернов ЭЭГ. Далее эти задачи использовались для формирования бинарной команды для управления курсором на мониторе компьютера. Как и для всех ИМК, основанных на классификации ментальных задач, этот интерфейс МВУ почти не требовал обучения испытуемых, которые могли правильно перемещать курсор примерно в 90% попыток уже после 20 минут тренировки.

Одно из применений Берлинского ИМК, вызвавшее сенсацию на компьютерной ярмарке CeBIT 2006 в Ганновере — ИМК для набора текста Hex-o-Spell (рис. 11). Управление выбором букв в нём производится двумя ментальными командами, которые кодируются воображаемым движением правой руки и правой ноги. Одна команда управляет вращением стрелки, а другая ее удлинением, пока она не коснется выбранной буквы или группы букв. Информационная производительность Hex-o-Spell достигает 35 бит в минуту [15, 68].

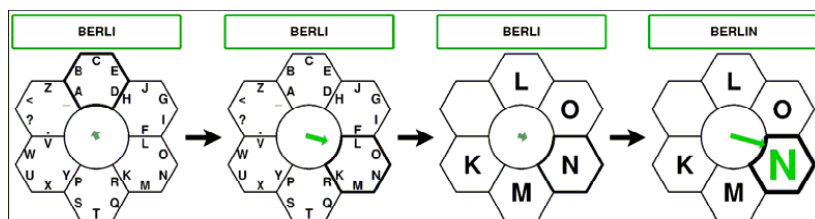


Рис. 11. Приложение Берлинского ИМК для системы набора текста Hex-o-Spell (из [68])

ИМК для непрерывного управления двумерными движениями внешних устройств

Другим примером использования мю-ритма является так называемый Водсвортский ИМК (Wadsworth BCI) [59, 112, 115]. В экспериментах с этим ИМК испытуемые могли обучиться управлять двумерными движениями курсора на экране компьютера. Движение курсора осуществлялось с помощью линейного преобразования амплитуд мю- и бета ритма от двух электродов. Коррекция положения курсора производилась 10 раз в секунду. Одна сессия длилась 40 минут, в неделю проводилось 2–3 сессии. Почти все испытуемые (около 80%) научились достаточно точно управлять курсором в течение 2–3 недель. В начале обучения испытуемые осуществляли движение курсора, представляя движение руки, всего тела или расслабление. По мере обучения такое представление теряло значение, и движение курсора производилось как естественный моторный акт без обдумывания его деталей.

Хотя управление курсора осуществлялось амплитудами мю- и бета-ритмов только от двух электродов, ЭЭГ регистрировалась 64 электродами и анализировалась корреляция между изменениями амплитуд этих ритмов и движениями курсора для всех электродов. Было показано, что значимыми для управления курсором действительно являются только электроды, регистрирующие активность сенсомоторных областей коры. На рис. 12 показаны траектории движения курсора на экране монитора, управляемые амплитудами мю- и бета-ритмов, регистрируемых в левом и правом полушариях.

Производительность Водсвортского ИМК можно оценить следующим

образом. Он обеспечивает выделение цели, составляющей 4.9% от экрана, т. е. выделение около 20 целей на экране. Выделение каждой цели дает информацию примерно 4.5 бита ($\log_2 20$). Выделение цели достигается примерно за две секунды, т. е. его производительность составляет примерно 2.25 бит в секунду или около 100 бит в минуту.

В наших экспериментах двумерное управление движением курсора осуществлялось линейным преобразованием спектральных мощностей ЭЭГ, регистрируемой 31 электродом, расположенными на электродной шапочке по системе 10 -20, в двумерную скорость курсора на экране монитора:

$$v = Mx + b,$$

где x — N -мерный вектор спектральных мощностей ЭЭГ, v — двумерная скорость движения курсора на экране, M — матрица размерности $2 \times N$ и b — двумерный вектор смещения. Скорость задавалась в единицах размера рабочего поля на экране в секунду. Размерность N вектора x равна произведению числа используемых электродов $N_{el} = 31$ на число бинов спектральной мощности ЭЭГ N_{eeg} для каждого электрода. Для управления курсором были исключены передние электроды, наиболее сильно реагирующие на помехи, вызванные движением глаз, чтобы предотвратить потенциальную возможность использовать эти движения для управления курсором. Число бинов спектральной мощности составляло $N_{eeg} = 13$: от 4 до 30 Гц с шагом 2 Гц. Спектральная мощность вычислялась по алгоритму БПФ по временному окну 0.5 с, сдвигаемому каждые 40 мс. Таким образом, эффективная размерность вектора x составляла $N = 31 * 13 = 403$. Скорость и положение курсора обновлялись каждые 40 мс.

Процедура обучения непрерывному двумерному управлению курсором включает два вида обучения: обучение человека и обучение компьютера. Обучение человека происходит по биологической обратной связи. В результате этого обучения он «научается» генерировать определённый паттерн ЭЭГ, скореллированный с желаемым направлением перемещения курсора. Обучение компьютера сводится к настройке преобразования текущего паттерна ЭЭГ (в данном случае модификация коэффициентов матрицы M и вектора смещения b) в движение курсора. Такое обучение обеспечивает автоматическое выделение подмножества показателей ЭЭГ, наиболее адекватных для «мысленного» управления курсором. Используемый алгоритм модификации матрицы M и вектора b минимизировал среднеквадратичную ошибку рассогласования реального v и желаемого d направлений движения курсора на экране. В наших экспериментах участвовало 6 испытуемых.

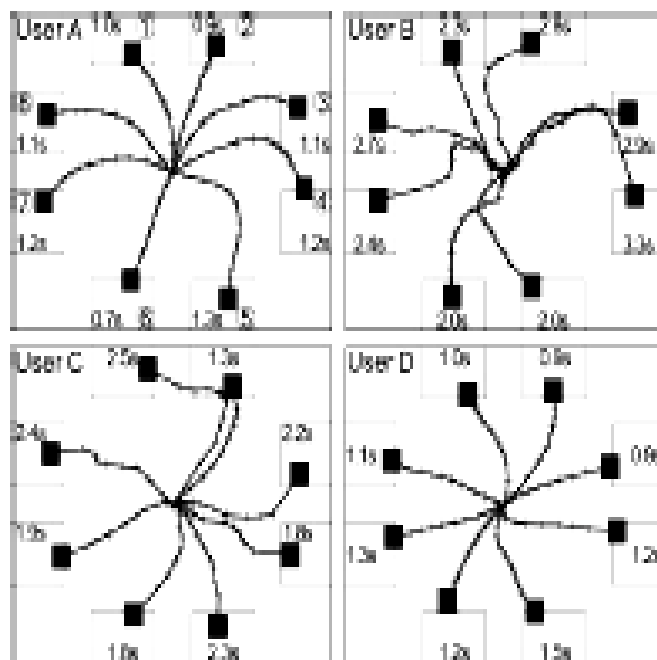


Рис. 12. Осредненные траектории движений курсора к восьми целям на экране монитора. Для испытуемых А и D для осреднения выбирались только те движения, в которых цель достигалась менее, чем за 2 с, для испытуемого В — за 5 с и для испытуемого С - за 4 с. Таким образом, для осреднения было выбрано от 53 до 75% попыток для каждого испытуемого. Показано среднее время достижения целей в отобранных попытках. Интересно, что у испытуемых А и D, имеющих повреждение спинного мозга, показатели скорости и точности управления курсором были лучше, чем у здоровых испытуемых В и С (из [114]).

Каждый участвовал в четырех сериях, отстоящих по времени на 2–3 дня. В каждой серии было четыре сессии по 15 минут. В первых двух сессиях происходило одновременное обучение и человека и компьютера. В последних двух сессиях (тестирующих) — только человека: параметры матрицы M и вектора b были заморожены.

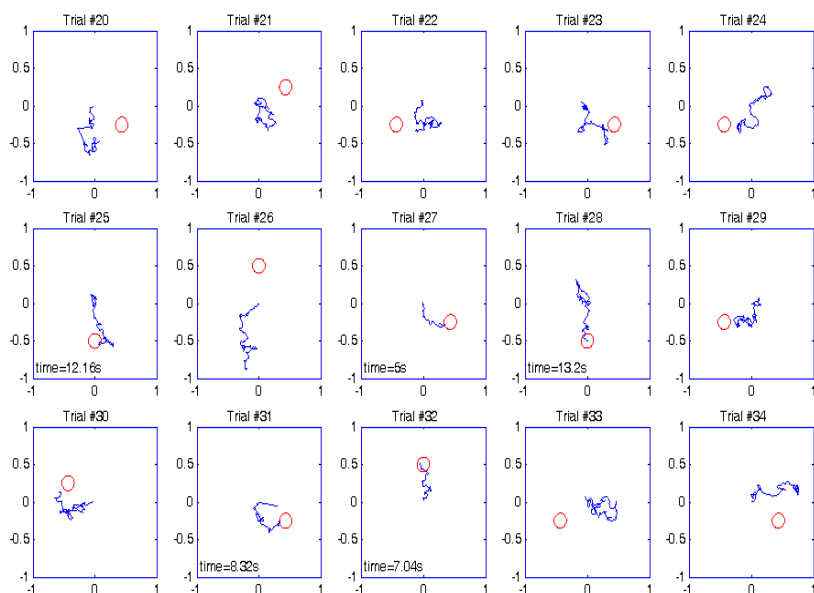


Рис. 13. Траектории движения курсора к цели. Отрезок наиболее удачной последовательности попыток одного из испытуемых.

Большинство испытуемых значительно увеличивали число попаданий в цель уже во второй серии. На рис 13 приведены траектории движений центра курсора в 15 последовательных попытках в третьей сессии второй серии для одного из испытуемых, показавшего наибольший процент попаданий в цель в этой серии. Цели предъявлялись в псевдослучайном порядке на 6 местах, расположенных на окружности радиусом 0.5 и отстоящих друг от друга на 60° . Видно, что достигаемые цели равномерно распределены по всем направлениям, т. е. достижение цели не обеспечивается регулярным трендом курсора в каком либо одном направлении, а

направление его движения действительно в большинстве приведённых попыток соответствует цели, где бы она ни появилась. На графиках попыток, где курсор попал в цель приведено время попадания от начала попытки. Видно, что в некоторых попытках, например, в 23, 29, 30, курсор хоть и не попал в цель, но подошёл очень близко, так что их тоже можно считать удачными.

Для демонстрации качества выполнения задания мы использовали следующий показатель. Для каждой попытки вычислялись минимальные приближения d_i ($i = 1, \dots, 6$) центра курсора к каждой из целей. Если курсор двигался идеально по направлению к заданной цели, то минимальное расстояние от его траектории до этой цели будет равно 0, до двух соседних целей оно составит $0.5 \cos 30^\circ = 0.43$, а до всех остальных целей 0.5. Напомним, что цели располагались на окружности радиусом 0.5 при начальном положении курсора в центре окружности. Если же курсор блуждает случайно, то математические ожидания минимальных расстояния до всех целей (включая заданную цель) будут равны. Тогда качество выполнения задания (попадания в заданную цель) можно характеризовать средним минимальным расстоянием до заданных целей по сравнению со средним минимальным расстоянием до остальных целей.

На рис. 14 показаны диаграммы полученных таким образом средних минимальных расстояний для всех шести заданных целей для той же сессии того же испытуемого, что на рис. 13. Средние расстояния d^g до тех целей, к которым он должен был стремиться при выполнении задания, показаны красными стрелками, расстояния до остальных целей d^r — синими стрелками. Видно, что для всех направлений на заданную цель среднее расстояние до нее было меньше, чем до большинства остальных целей.

В качестве показателя того, насколько успешно испытуемый управлял движением курсора в i -ом направлении в данной сессии, мы использовали отношение $R_i = d^g / d^r$, где d^g — среднее минимальное расстояние до цели номер i , в тех попытках, когда она являлась заданной, а d^r — средние минимальные расстояния до всех остальных целей в этих попытках. Таким образом, d^g получено осреднением по всем попыткам движения к цели i , а d^r получено осреднением по этим попыткам и по всем оставшимся 5 целям. Для данного испытуемого в данной сессии коэффициенты R_i составили $R_1 = 0.53$, $R_2 = 0.81$, $R_3 = 0.55$, $R_4 = 0.99$, $R_5 = 0.61$ и $R_6 = 0.75$. В качестве общего единого показателя успешности управления движением курсора в сессии в целом мы использовали коэффициент R , полученный осреднением коэффициентов R_i по всем заданным целям. Для

данной сессии он составил $R = 0.71$.

На рис. 15 показаны изменения коэффициентов R в каждой тестирующей сессии всех серий для всех испытуемых. Напомним, что именно в этих сериях обучение двигать курсор происходило только по обратной биологической связи без настройки параметров управления (матрицы M и вектора b). Поэтому эти сессии можно, с одной стороны, рассматривать как тестирующие качество алгоритма настройки параметров управления, а с другой стороны, как тестирующие чистый эффект обучения по биологической обратной связи.

Видно, что все испытуемые учились управлять движением курсора, но скорость и степень обучения сильно варьировали по испытуемым. Интересно, что точность управления курсором для всех испытуемых изменялась немонотонно. Особенно это заметно для испытуемых № 2 и № 3, которые демонстрировали высокую точность в первых двух сериях, и малую точность в последних. Относительно монотонно увеличивалась точность управления курсором у испытуемого № 1. Именно его динамика обучения соответствует наиболее ожидаемой. Как показано на рисунке, на способность управления курсором сильно влияет текущее состояние испытуемого. Некоторые испытуемые, демонстрировавшие плохую точность управления курсором, по завершении соответствующей серии, отмечали, что перед экспериментом находились в состоянии утомления, но объективные показатели их состояния не регистрировались. Заметим, что в наших экспериментах заметное улучшение качества управления курсором наблюдалось уже после полутора часов обучения испытуемых.

Заключение

С точки зрения потенциальной производительности и способности управлять внешними устройствами с большим числом степеней свободы наиболее перспективными представляются инвазивные ИМК, основанные на преобразовании в команду для внешнего устройства активности большого числа отдельных нейронов. Это ИМК, разрабатываемые группой Николелиса. Уже в настоящее время их информационная производительность может достигать 100 бит в минут, а число степеней свободы может превосходить два [52]. Однако для их практического внедрения имеются существенные трудности: вживленные в мозг электроды зарастают соединительной тканью, что уменьшает время их эффективной работы, а открытое трепанаци-

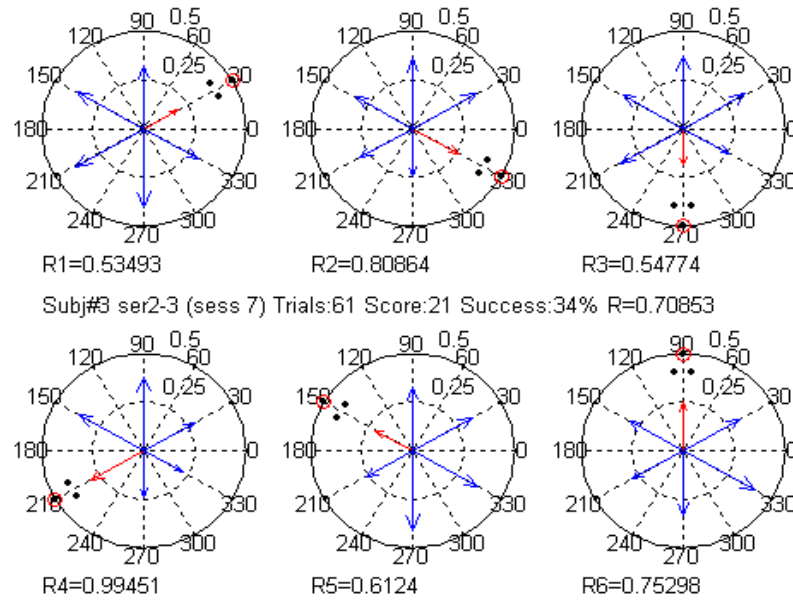


Рис. 14. Полярные диаграммы средних минимальных расстояний от траектории курсора до всех шести целей в третьей сессии второй серии экспериментов для одного из испытуемых. Цели нумеруются по часовой стрелке. Цель, к которой должен двигаться курсор, показана красной окружностью с тремя точками. Расстояние до этой цели показано красной стрелкой. Расстояния до других целей показаны синими стрелками. Эта сессия содержала 61 попытку, в 21 попытке была достигнута указанная цель. Под каждой диаграммой приведен коэффициент R_i , характеризующий успешность выполнения задания (см. текст). Осреднение коэффициентов R_i по всем заданным целям дало $R = 0.71$.

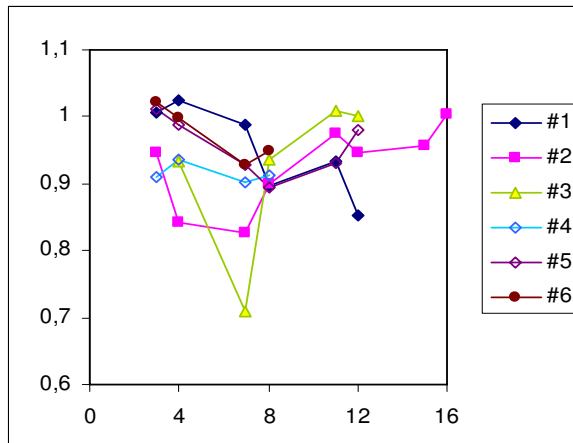


Рис. 15. Динамика изменения качества управления курсором по всем сериям для всех испытуемых. По оси абсцисс — номера сессий от начала эксперимента. Приведены данные для двух последних (тестирующих) сессий каждой серии, т. е. для сессий 3, 4, 7, 8, 11, 12, 15, 16. По оси ординат — коэффициент R . Каждая кривая — изменение R для одного из испытуемых.

онное отверстие, через которое проходит соединительный кабель, является потенциальным источником опасности инфекционного заражения. Имеется высокий этический порог их использования, т.к. они требуют операционного вмешательства в мозг. Технология является очень дорогой. Кроме того, их эффективность на настоящий момент сравнима с той, которую обеспечивают наилучшие неинвазивные ИМК. В Таблице суммированы данные по эффективности трех инвазивных и одного неинвазивного ИМК, полученные при выполнении сходных задач попадания курсором в цель при двумерном управлении.

Неинвазивные ИМК разделяются на два класса: одни требуют минимального, другие — достаточно большого времени для обучения и овладения навыком их использования. Из тех, которые требуют минимального обучения, наиболее перспективными представляются ИМК, основанные на классификации паттернов ЭЭГ, соответствующих воображению различных типов движений. Берлинский ИМК, основанный на воображении движе-

Таблица 1. Сравнение показателей различных ИМК при непрерывном двумерном управлении движением курсора

Тип интерфейса МВУ	Время достижения цели (сек)	Точность попадания, измеряемая отношением площади цели к площади экрана (%)	Доля удачных попаданий (%)
Инвазивный. Группа Донохью [94]	1.5	2.3	
Инвазивный. Группа Шварца [105]	1.5	1.3	86
Инвазивный. Группа Николелиса [18]	2.2	7.7	89
Неинвазивный. Группа Волпоу [114]	1.9	4.9	92

ний разных конечностей, уже сейчас достигает информационной производительности 35 бит в минуту и требует для обучения всего 20 минут. В свою очередь, ИМК, требующие длительного обучения испытуемых, могут иметь и значительно более высокую производительность и, к тому же, обеспечивать возможность одновременного непрерывного управления несколькими степенями свободы. В частности, информационная производительность водвортского ИМК, требующего для обучения испытуемых нескольких месяцев, уже сейчас может доходить до 100 бит в минуту. Как показывают наши эксперименты, показатели этого ИМК могут быть существенно улучшены как по производительности, так и по скорости обучения испытуемых.

Усилия по усовершенствованию ИМК производятся по следующим направлениям:

- усовершенствования технических средств реализации ИМК;
- усовершенствования алгоритмов преобразования сигналов мозга в команду управления внешними устройствами;
- увеличения числа сенсорных каналов, обеспечивающих мозг информацией о результате выполнения команды по биологической обратной связи;
- усовершенствования процедур обучения испытуемых навыка использования ИМК.

По нашему мнению, с точки зрения потенциально достижимых уровней информационной производительности, для разработки интерфейсов МВУ следует рассматривать три основные парадигмы:

- Неинвазивный ИМК, основанный на распознавании ментальных состояний, вызванных воображаемым выполнением движений. Он обеспечивает формирование дискретных управляющих команд и требует минимального времени обучения при достаточно высокой производительности. Представителем такого типа является Берлинский ИМК.
- Неинвазивный ИМК, использующий принцип непрерывного управления и требующий довольно длительного обучения по биологической обратной связи. После выработки навыка управления, такой ИМК позволяет управлять внешним устройством как собственным (виртуальным) исполнительным органом, не требуя ментального кодирования дискретного набора команд. Вопросы о предельной скорости управления и предельно возможном числе одновременно управляемых степеней свободы для таких ИМК пока остаются открытыми. Представителем такого типа является Водсвортский ИМК.
- Инвазивный ИМК, основанный на двусторонней связи мозг-компьютер посредством имплантируемых электродов и позволяющий полностью инкорпорировать внешние технические устройства во внутреннюю нейронную модель схемы тела и, соответственно, оперировать с ними так же, как и с естественными исполнительными органами. Это направление активно разрабатывается группой Николелиса.

Литература

1. Блум Ф., Лейзерсон А., Хофстедтер Л. Мозг, разум и поведение. Москва. Мир. 1988.
2. Коньшиев В. А., Карловский Д. В., Славуцкая А. В., Авдейчик В. Г., Шмелев А. С., Шевелев И. А. Исследование опознания задуманных букв и слов по волне P300 вызванного потенциала мозга человека с помощью нейрокомпьютерного интерфейса // *Российский физиологический журнал им. И. М. Сеченова*, 2007. Т. 93, № 2, с. 141–149.
3. Allison B. P3 or not P3: Toward a Better P300 BCI. PhD Thesis; UCSD. 2004.
4. Ashe J. Georgopoulos A. P. (1994) Movement parameters and neural activity in motor cortex and area 5 // *Cereb. Cortex* 4, 590–600.
5. Averbach B. B. et al. (2005) Parietal representation of hand velocity in a copy task // *J. Neurophysiol.* 93, 508–518.

6. Bayliss J.D. A Flexible Brain-Computer Interface. PhD Thesis, U. Rochester, 2001.
7. Batista A.P. et al. (1999) Reach plans in eye-centered coordinates // *Science*, 285, 257–260.
8. Battaglia-Mayer A. et al. (2000) Early coding of reaching in the parietooccipital cortex // *J. Neurophysiol.* 83, 2374–2391.
9. Berry M. et al. (1999) Cellular Responses to Penetrating CNS Injury. CRC Press.
10. Biran R. et al. (2003) Directed nerve outgrowth is enhanced by engineered glial substrates // *Exp. Neurol.* 184, 141–152.
11. Birbaumer N. Slow cortical potentials: their origin, meaning, and clinical use. In: van Boxtel G.J.M., Bocker K.B.E., editors. Brain and behavior past, present, and future, Tilburg: Tilburg University Press, 1997. pp.25-39.
12. Birbaumer N., Ghanayim N., Hinterberger T., Iversen I., Kotchoubey B., Kubler A., Perelmouter J., Taub E., Flor H. A spelling device for the paralyzed // *Nature* 1999; 398:297–298.
13. Birbaumer N., Kubler A., Ghanayim N., Hinterberger T., Perelmouter J., Kaiser J., Iversen I., Kotchoubey B., Neumann N., Flor H. The thought translation device (TTD) for completely paralyzed patients // *IEEE Trans Rehabil Eng.* 2000;8:190–192.
14. Black A.H. (1971) The direct control of neural processes by reward and punishment. *Am. Sci.* 59, 236–245.
15. Blankertz B., Dornhege G., Krauledat M., Curio G., Muller K.-R. The Berlin brain-computer interface: Machine learning based detection of user specific brain states. 2006 (in press)
16. Blankertz B., Dornhege G., Krauledat M., Muller K.-R., Curio G. The non-invasive Berlin Brain-Computer Interface: Fast Acquisition of Effective Performance in Untrained Subjects. 2007 (in press)
17. Bossetti C.A. et al. (2004) Transmission latencies in a telemetrylinked brain-machine interface. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 51, 919–924.
18. Carmena J.M., Lebedev M.A., Crist R.E., O'Doherty J.E., Santucci D.M., Dimitrov D.F., Patil P.G., Henriquez C.S., Nicolelis M.A.L. (2003) Learning to control a brain-machine interface for reaching and grasping by primates. *PLoS Biol.* 1, E42.
19. Chapin J.K., Moxon K.A., Markowitz R.S., Nicolelis M.A. Real-time control of a robot arm using simultaneously recorded neurons in the motor cortex. *Nat. Neurosci.* 1999, 2: 664–670.
20. Chien C.N., Jaw F.S. (2005) Miniature telemetry system for the recording of action and field potentials. *J. Neurosci. Methods.* 147, 68–73.
21. Cisek P., Kalaska J.F. (2002) Simultaneous encoding of multiple potential reach directions in dorsal premotor cortex. *J. Neurophysiol.* 87, 1149–1154.

22. Cui X. et al. (2001) Surface modification of neural recording electrodes with conducting polymer/biomolecule blends. *J. Biomed. Mater. Res.* 56, 261–272.
23. Dodson R. F. et al. (1978) Cerebral tissue response to electrode implantation. *Can. J. Neurol. Sci.* 5, 443–446.
24. Donchin E., Spencer K.M., Wijesinghe R. (2000) The Mental Prosthesis: Assessing the Speed of a P300-Based Brain-Computer Interface. *IEEE Trans. on Rehabilitation.* 8 (2), 174–179.
25. Donchin E., Smith D. B. The contingent negative variation and the late positive wave of the average evoked potential. *Electroenceph Clin. Neurophysiol.* 1970;29:201–203.
26. Donoghue J.P. (2002) Connecting cortex to machines: recent advances in brain interface. *Nature Neuroscience.* v. 5, 1085–1088.
27. Farwell L. A., Donchin E. (1988) Talking off the top of your head: A mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 70, pp. 510–523.
28. Fetz E. E. (1969) Operant conditioning of cortical unit activity. *Science*, 163, 955–958.
29. Fetz E. E. (1992) Are movement parameters recognizably coded in activity of single neurons? *Behav Brain Sci.* 15, 679–690.
30. Fetz E. E., Baker M. A. (1973) Operantly conditioned patterns on precentral unit activity and correlated responses in adjacent cells and contralateral muscles. *J. Neurophysiol.* 36, 179–204.
31. Fetz E. E., Finocchio D. V. (1971) Operant conditioning of specific patterns of neural and muscular activity. *Science* 174, 431–435.
32. Fetz E. E., Finocchio D. V. (1972) Operant conditioning of isolated activity in specific muscles and precentral cells. *Brain Res.* 40, 19–23.
33. Fetz E. E., Finocchio D. V. (1975) Correlations between activity of motor cortex cells and arm muscles during operantly conditioned response patterns. *Exp. Brain Res.* 23, 217–240.
34. Georgopoulos A. P., Schwartz A. B., Kettner R. E. Neuronal population coding of movement direction. *Science* 1986, 233: 1416–1419.
35. Georgopoulos A. P. et al. (1988) Primate motor cortex and free arm movements to visual targets in three-dimensional space. II. Coding of the direction of movement by a neuronal population. *J. Neurosci.* 8, 2928–2937.
36. Georgopoulos A. P., Lurito J. T., Petrides M., Schwartz A. B., Massey J. T. (1989) Mental rotation of the neuronal population vector. *Science* 243: 234–236.

37. Glover A. A., Onofrij M. C., Ghilardi M. F., Bodis-Wollner I. P300-like potentials in the normal monkey using classical conditioning and the auditory “oddball” paradigm. *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.* 1986, 65: 231–235.
38. Graziano M. S., Gross C. G. (1998) Spatial maps for the control of movement. *Curr. Opin. Neurobiol.* 8, 195–201.
39. Hochberg L. R., Serruya M. D., Friehs G. M., Mukand J. A., Saleh M., Caplan A. H., Branner A., Chen D., Penn R. D., Donoghue J. P. (2006) Neuronal ensemble control of prosthetic devices by a human with tetraplegia. *Nature.* 442: 164–171.
40. Hoshi E., Tanji J. (2004) Differential roles of neuronal activity in the supplementary and presupplementary motor areas: from information retrieval to motor planning and execution. *J. Neurophysiol.* 92, 3482–3499.
41. Ignatius M. J. et al. (1998) Bioactive surface coatings for nanoscale instruments: effects on CNS neurons. *J. Biomed. Mater. Res.* 40, 264–274.
42. Iriki A. et al. (1996) Coding of modified body schema during tool use by macaque postcentral neurones. *NeuroReport.* 7, 2325–2330.
43. Kam L. et al. (2002) Selective adhesion of astrocytes to surfaces modified with immobilized peptides. *Biomaterials,* 23, 511–515.
44. Kennedy P. R. (1989) The cone electrode: a long-term electrode that records from neurites grown onto its recording surface. *J. Neurosci. Methods,* 29, 181–193.
45. Kennedy P. R., Bakay R. A. (1998) Restoration of neural output from a paralysed patient by a direct brain connection. *Neuroreport.* June, 1, 9(8): 1707–11.
46. Kennedy P. R. et al. (1992) The cone electrode: ultrastructural studies following long-term recording in rat and monkey cortex. *Neurosci. Lett.* 142, 89–94.
47. Kennedy P. R. et al. (2000) Direct control of a computer from the human central nervous system. *IEEE Trans. Rehabil. Eng.* 8, 198–202.
48. Kim H. K. et al. (2006) Continuous shared control stabilizes reach and grasping with brain-machine interfaces. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 53, 1164–1173.
49. Kubler A., Kotchoubey B., Kaiser J., Wolpaw J. R., Birbaumer N. Brain-computer communication: unlock the locked-in. *Psychol. Bull.* 2001;127:358–375.
50. Landis D. M. (1994) The early reactions of non-neuronal cells to brain injury. *Annu. Rev. Neurosci.* 17, 133–151.
51. Lebedev M. A. et al. (2005) Cortical ensemble adaptation to represent velocity of an artificial actuator controlled by a brain-machine interface. *J. Neurosci.* 25, 4681–4693.
52. Lebedev M. A., Nicolelis M. A. (2006). Brain-machine interfaces: past, present and future. *Trends Neurosci.* 29: 536–546.

53. *Llinas R.R. et al.* (2005) Neuro-vascular central nervous recording stimulating system: using nanotechnology probes. *J. Nanopart. Res.* 7, 111–127.
54. *Lopes da Silva F.* (1991) Neural mechanisms underlying brain waves: from neural membranes to networks. *EEG Clin. Neuroph.* v. 79, pp.81–93.
55. *Lu X., Ashe J.* (2005) Anticipatory activity in primary motor cortex codes memorized movement sequences. *Neuron*, 45, 967–973.
56. *Maravita A. et al.* (2003) Multisensory integration and the body schema: close to hand and within reach. *Curr. Biol.* 13, R531–R539.
57. *Maruishi M. et al.* (2004) Brain activation during manipulation of the myoelectric prosthetic hand: a functional magnetic resonance imaging study. *NeuroImage*, 21, 1604–1611.
58. *Mehring C. et al.* (2003) Inference of hand movements from local field potentials in monkey motor cortex. *Nat. Neurosci.* 6, 1253–1254.
59. *McFarland D.J., Lefkowitz A.T., Wolpaw J.R.* Design and operation of an EEG-based brain-computer interface (BCI) with digital signal processing technology. *Behav. Res. Methods Instrum. Comput.* 1997, 29: 337–345.
60. *McFarland D.J., Miner L.A., Vaughan T.M., Wolpaw J.R.* Mu and beta rhythm topographies during motor imagery and actual movement. *Brain Topogr.* 2000a, 3: 177–186.
61. *Millan J. del R., Mourino J., Marciani M.G., Babiloni F., Topani F., Canale I., Heikkonen J.* Adaptive Brain Interfaces for Physically-Disabled People, 2nd Annual Int. Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Science, Hong Kong, 1998.
62. *Miltner W., Larbig W., Braun C.* Biofeedback of somatosensory event-related potentials: can individual pain sensations be modified by biofeedback-induced self-control of event-related potentials. *Pain* 1988, 35: 205–213.
63. *Mohseni P. et al.* (2005) Wireless multichannel biopotential recording using an integrated FM telemetry circuit. *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.* 13, 263–271.
64. *Moor J.W.* Building a Brain Interface: Connecting brains to computers, an overview of currently available techniques, PhD Thesis, 2003.
65. *Morizio J. et al.* (2005) Fifteen-channel wireless headstage system for single-unit rat recordings. In 2005 Abstract Viewer and Itinerary Planner, Program No. 68.4, Society for Neuroscience Online (<http://sfn.scholarone.com/>)
66. *Moxon K.A. et al.* (2004) Ceramic-based multisite electrode arrays for chronic single-neuron recording. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 51, 647–656.

67. Muller-Gerking J., Pfurtscheller G., Flyvbjerg H. Designing optimal spatial filters for single-trial EEG classification in a movement task. *Clin. Neurophysiol.* 1999;110:787-798.
68. Muller K.-R., Blankertz B. Towards Non-Invasive Brain-Computer Interfaces. (2006) (In press)
69. Niedermeyer E. The normal EEG of the waking adult. In: Niedermeyer E, Lopes da Silva FH, editors. *Electroencephalography: basic principles, clinical applications and related fields*, 4th ed. Baltimore, MD: Williams and Wilkins, 1999. pp.149-173.
70. Neuper C., Schlogl A., Pfurtscheller G. Enhancement of left-right sensorimotor EEG differences during feedback-regulated motor imagery. *J. Clin. Neurophysiol.* 1999; 16: 373-382.
71. Nowlis D. P., Kamiya J. (1970) The control of electroencephalographic alpha rhythms through auditory feedback and the associated mental activity. *Psychophysiology.* 6, 476-484.
72. Obermaier B., Guger C., Neuper C., Pfurtscheller G. Hidden Markov models used for online classification of single trial EEG. *Pattern Recognition Letters*, 2001; 22: 1299-1309.
73. Olson C. R. (2003) Brain representation of object-centered space in monkeys and humans. *Annu. Rev. Neurosci.* 26, 331-354.
74. Patil P. G. et al. (2004) Ensemble recordings of human subcortical neurons as a source of motor control signals for a brain-machine interface. *Neurosurgery* 55, 27-35.
75. Penny W.D., Roberts S. J., Curran E. A., Stokes M. J. EEG-based communication: a pattern recognition approach. *IEEE Trans Rehabil Eng.* 2000; 8: 214-215.
76. Pesaran B. et al. (2002) Temporal structure in neuronal activity during working memory in macaque parietal cortex. *Nat. Neuroscience*, 5, 805-811.
77. Pfurtscheller G., Flotzinger D., Kalcher J. Brain-computer interface - a new communication device for handicapped persons. *J. Microcomput. Appl.* 1993; 16: 293-299.
78. Pfurtscheller G. EEG event-related desynchronization (ERD) and event-related synchronization (ERS). In: Niedermeyer E., Lopes da Silva F.H., editors. *Electroencephalography: basic principles, clinical applications and related fields*, 4th ed. Baltimore, MD: Williams and Wilkins, 1999. pp.958-967.
79. Pfurtscheller G., Berghold A. Patterns of cortical activation during planning of voluntary movement. *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.* 1989;72:250-258.
80. Pfurtscheller G., Lopes da Silva F.H. Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles. *Clin. Neurophysiol.* 1999;110:1842-1857.

81. Pfurtscheller G., Neuper N., Guger C., Harkam W., Ramoser H., Schlogl A., Obermaier B., Pregenzer M. Current trends in Graz Brain-Computer Interface (BCI) research. *IEEE Trans Rehabil Eng* 2000a;8:216–219.
82. Pfurtscheller G., Flotzinger D., Pregenzer W., Wolpaw J.R., McFarland D.J. EEG-based brain-computer interface (BCI): search for optimal electrode positions and frequency components. *Med Prog Technol* 1996;21:111–121.
83. Pfurtscheller G., Neuper C. Motor imagery and direct brain-computer communication. *Proc IEEE* 2001;89:1123–1134.
84. Pregenzer M., Pfurtscheller G., Flotzinger D. Automated feature selection with a distinction sensitive learning vector quantizer. *Neurocomp* 1996;11:19–29.
85. Pregenzer M., Pfurtscheller G. Frequency component selection for and EEG-based brain computer interface. *IEEE Trans Rehabil Eng* 1999;7:413–419.
86. Poliakov V.S. et al. (2005) Response of brain tissue to chronically implanted neural electrodes. *J. Neurosci. Methods* 148, 1–18.
87. Rahimi O., Juliano S.L. (2001) Transplants of NGF-secreting fibroblasts restore stimulus-evoked activity in barrel cortex of basal-forebrain-lesioned rats. *J. Neurophysiol.* 86, 2081–2096.
88. Rickert J. et al. (2005) Encoding of movement direction in different frequency ranges of motor cortical local field potentials. *J. Neurosci.* 25, 8815–8824.
89. Roberts S.J., Penny W.D. Real-time brain-computer interfacing: a preliminary study using Bayesian learning. *Med. Biol. Eng. Comput.* 2000;38:56–61.
90. Roder B., Rosler F., Hennighausen E., Nacker F. Event-related potentials during auditory and somatosensory discrimination in sighted and blind human subjects. *Brain Res Cogn Brain Res* 1996;4:77–93.
91. Rousche P.J., Normann R.A. (1998) Chronic recording capability of the Utah intracortical electrode array in cat sensory cortex. *J. Neurosci. Methods* 82, 1–15.
92. Sanchez J.C. et al. (2004) Ascertaining the importance of neurons to develop better brain-machine interfaces. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 51, 943–953.
93. Sandler A.J. et al. (2005) Long-term neuronal recordings from nonhuman primates. In 2005 Abstract Viewer and Itinerary Planner, Program No. 402.8, Society for Neuroscience Online (<http://sfn.scholarone.com/>)
94. Serruya M.D., Hatsopoulos N.G., Paninski L., Fellows M.R., Donoghue J.P. (2002) Brain-machine interface: Instant neural control of a movement signal. *Nature* 416, 141–142.
95. Schmidt E.M. (1980) Single neuron recording from motor cortex as a possible source of signals for control of external devices. *Ann. Biomed.Eng.* 8, 339–349.

96. Schmidt E. M., McIntosh J. S., Bak M. J. Long-term implants of Parylene-C coated microelectrodes. *Med. Biol. Eng. Comput.* 1988;26:96–101.
97. Schultz R. L., Willey T. J. (1976) The ultrastructure of the sheath around chronically implanted electrodes in brain. *J. Neurocytol.* 5, 621–642.
98. Sergio L. E., Kalaska J. F. (1998) Changes in the temporal pattern of primary motor cortex activity in a directional isometric force versus limb movement task. *J. Neurophysiol.* 80, 1577–1583.
99. Sergio L. E. et al. (2005) Motor cortex neural correlates of output kinematics and kinetics during isometric-force and arm-reaching tasks. *J. Neurophysiol.* 94, 2353–2378.
100. Scherberger H. et al. (2005) Cortical local field potential encodes movement intentions in the posterior parietal cortex. *Neuron* 46, 347–354.
101. Sommer W., Schweinberger S. Operant conditioning of P300. *Biol Psychol.* 1992;33:37–49.
102. Serman M. B. et al. (1974) Biofeedback training of the sensorimotor electroencephalogram rhythm in man: effects on epilepsy. *Epilepsia* 15, 395–416.
103. Sutter E. E. The visual evoked response as a communication channel. *Proceedings of the IEEE Symposium on Biosensors*, 1984. pp.95–100.
104. Sutton S., Braren M., Zubin J., John E. R. Evoked correlates of stimulus uncertainty. *Science* 1965;150:1187–1188.
105. Taylor D. M., Schwartz A. B. (2002) Direct cortical control of 3D neuroprosthetic devices. *Science* 296, 1829–1832.
106. Tillery S. I., Taylor D. M. (2004) Signal acquisition and analysis for cortical control of neuroprosthetics. *Curr. Opin. Neurobiol.* 14, 758–762
107. Tresco P. A. et al. (2000) Cellular transplants as sources for therapeutic agents. *Adv. Drug Deliv. Rev.* 42, 3–27.
108. Vidal J. J. Towards direct brain-computer communication. *Annu. Rev. Biophys. Bioeng.* 1973; 2: 157–180.
109. Vidal J. J. Real-time detection of brain events in EEG. *IEEE Proc* 1977;65:633-664 [Special issue on Biological Signal Processing and Analysis].
110. Walter W. G., Cooper R., Aldridge V. J., McCallum W. C., Winter A. L. Contingent negative variation: an electric sign of sensorimotor association and expectancy in the human brain. *Nature* 1964;203:380–384.
111. Wessberg J., Nicolelis M. A. (2004) Optimizing a linear algorithm for real-time robotic control using chronic cortical ensemble recordings in monkeys. *J. Cogn. Neurosci.* 16, 1022–1035.

112. *Wolpaw J.R., McFarland D.J., Neat G.W., Forneris C.A.* An EEG-based brain-computer interface for cursor control. *Electroenceph Clin Neurophysiol.* 1991;78:252–259.
113. *Wolpaw J.R., Birbaumer N., McFarland D.J., Pfurtscheller G., Vaughan T.M.* Brain-computer interface for communication and control. *Clinical Neurophysiology*, 113 (2002), 767–791.
114. *Wolpaw J.R., McFarland D.J.* Control of two-dimensional movement signal by a noninvasive brain-computer interface in humans. *PNAS*, 2004, v.101, N 51, 17849–17854.
115. *Wolpaw J.R., McFarland D.J., Vaughan T.M.* Brain-computer interface research at the Wadsworth Center. *IEEE Trans. Rehabil. Eng.* 2000;8:222–225.
116. *Wyricka W., Sterman M.* (1968) Instrumental conditioning of sensorimotor cortex EEG spindles in the waking cat. *Psychol. Behav.* 3, 703–707.
117. *Musallam S., Corneil B.D., Greger B., Scherberger H., Andersen R.A.* (2004) Cognitive control signals for neural prosthetics. *Science* 305: 258–262.
118. *Moran D.W., Schwartz A.B.* (1999) Motor cortical representation of speed and direction during reaching. *J. Neurophysiol.* 82, 2676–2692.
119. *Roux F.E. et al.* (2003) Cortical areas involved in virtual movement of phantom limbs: comparison with normal subjects. *Neurosurgery* 53, 1342–1352.
120. *Fitzsimmons N.A. et al.* (2005) Long-term behavioral improvements in a reaching task cued by microstimulation of the primary somatosensory cortex. In 2005 Abstract Viewer and Itinerary Planner, Program No. 402.7, Society for Neuroscience Online (<http://sfn.scholarone.com/>)
121. *Elbert T., Rockstroh B., Lutzenberger W., Birbaumer N.* Biofeedback of slow cortical potentials. *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.* 1980;48:293–301.

Александр Алексеевич ФРОЛОВ, кандидат физико-математических, доктор биологических наук, профессор, заведующий лаборатории 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).

Вадим Юрьевич РОЩИН, ведущий инженер Лаборатории математической нейробиологии обучения ИВНД и НФ РАН. Закончил Московский институт электронного машиностроения. Научные интересы: Интерфейс мозг-компьютер, Нейросетевое моделирование функций мозга, Механизмы двигательного управления в нервной системе человека.

С. А. ТЕРЕХОВ
ООО «Нейрок Техсофт»,
г. Троицк, Московская обл.
E-mail: alife@narod.ru

**СЛУЧАЙНЫЕ ГАУССОВСКИЕ ПРОЦЕССЫ В ЗАДАЧАХ
АППРОКСИМАЦИИ ДАННЫХ**

Аннотация

Тематика лекции связана с актуальной задачей аппроксимации данных. Особое внимание уделено гауссовым процессам, моделирующим условную плотность вероятности. Методы описания данных гауссовыми процессами позволяют надежно оценивать неопределенность (риск) прогноза на новых данных. Основное внимание уделено методам приближения данных гауссовскими процессами и тесно связанным с ними оценкам величины риска прогноза, определяемого такими приближениями. Алгоритмы ориентированы на коллекции данных малых и средних размеров (до 10000 примеров) и могут эффективно применяться при планировании экспериментов.

S. A. TEREKHOFF
Neurok Techsoft, LLC,
Troitsk, the Moscow Region
E-mail: alife@narod.ru

**RANDOM GAUSSIAN PROCESSES IN DATA APPROXIMATION
PROBLEMS**

Abstract

This Lecture discusses Gaussian process approximations of conditional probability densities. Methods are oriented to data regression task for mid-size sample collections. The possibility of estimate both expectation and uncertainty is well suited for design of experiments (DoE) and planning of data acquisition process.

О степени зрелости отрасли знаний можно судить по тому, насколько в ней апостериорные распределения отличаются от априорных. При совпадении — знание заканчивается.

Введение: Практика байесова обучения машин

Обучение машины (алгоритма, программы, робота) содержательно основывается на классических понятиях и методах теории вероятности. Машина формирует представление о распределении данных и способна принимать самостоятельные решения, пользуясь оценкой условной вероятности оптимальности этих решений, при заданных или наблюдаемых внешних условиях.

Байесово исчисление вероятностей является надежным формальным способом оперирования вероятностями сложных событий. В байесовом подходе естественным образом сочетаются *оперативные навыки* ситуационного обучения (в форме функции правдоподобия) и *долговременные «знания»* (в форме априорных вероятностей).

Современная практика разработки и использования обучающихся алгоритмов, как правило, основывается на оценивании распределений дискретных наборов параметров моделей. Таковы [3] искусственные нейронные сети, машины опорных векторов (SVM), вероятностные деревья и комитеты логических или ассоциативных (в том числе, нечетких) решающих правил.

Крайне привлекательной при оценивании вероятностей была бы возможность *проводить вычисления непосредственно с функциями* многих переменных, минуя их дискретное параметрическое представление. Таким математическим аппаратом является теория стохастических процессов и полей [1]. Стохастический (или случайный) процесс [2] обобщает понятие одной случайной переменной на совокупность (конечную или бесконечную) зависимых случайных переменных, упорядоченных дискретным или непрерывным «индексным» множеством. Множество может представлять собой, например, действительную прямую («время»), область в многомерном числовом пространстве («объем»), а также иной запас элементов (при выполнении определенных требований на его измеримость).

Отдельной реализацией случайной переменной является *число* (если соответствующая вероятность определена над числовым множеством). Реализацией же случайного процесса является *траектория*, которая являет-

ся *функцией*, определенной на элементах индексного множества. В дальнейшем изложении мы ограничимся случаем стохастических процессов и случайных функций, определенных в некоторой области пространства \mathbb{R}^N содержащей векторы обучающих данных.

Стохастический процесс полностью определяется совокупностью совместных распределений всех конечных наборов его случайных переменных. Для частного случая *гауссовских процессов*, все одномерные распределения которых являются нормальными, программу байесового оценивания условных вероятностей удастся провести последовательно до конца. Необходимые вычисления сводятся к стандартным задачам линейной алгебры, для которых хорошо приспособлены современные компьютеры.

Особенностью гауссовских процессов является возможность их однозначного задания указанием действительной функции математического ожидания и симметричной неотрицательно определенной действительной функции, описывающей ковариацию пары переменных. Моменты распределений более высоких порядков восстанавливаются по этой паре функций.

Наиболее полно теоретически проработана задача аппроксимации (регрессии) набора данных. В терминах условных гауссовских процессов эта задача понимается, как поточечное оценивание математического ожидания для вероятностного распределения функций — траекторий процесса. При заданной ковариационной функции, оценка математического ожидания однозначно восстанавливается по конечному набору обучающих данных в произвольной тестовой точке. Рассмотрением задачи регрессии мы и ограничимся в этой Лекции.

Дальнейшее изложение построено по следующему плану. Вначале рассматривается постановка задачи регрессии и предлагается базовый алгоритм ее решения. Далее обсуждаются вопросы, связанные с выбором оптимальных ковариационных функций. В завершении рассматривается содержательная интерпретация моделей условных гауссовских процессов — оценивание неопределенности и риска, информационная значимость переменных, а также возможные применения моделей в задачах планирования экспериментов.

Интерес автора к тематике условных гауссовских процессов во многом вызван появлением книги *Расмуссена и Вильямса* [4], в которой суммированы основные теоретические результаты и концептуальные вычислительные алгоритмы. По существу, данная лекция является вводной интерпретацией материалов [4] и других публикаций, с общим, традиционным для лекций автора, уклоном в прикладные аспекты.

Задача аппроксимации (регрессии) данных

Исходным материалом для задачи аппроксимации (и для более широкого класса задач обучения) является набор числовых данных

$$D = \{(\vec{x}_i, y_i); 1, \dots, n\} = (X, \vec{y}), \quad (1)$$

которые являются примерами некоторой (неизвестной) функциональной зависимости $z(\vec{x})$. На практике нет возможности наблюдать точные значения $z(\vec{x})$, поскольку данные всегда содержат некоторый информационный шум. Строго говоря, скрытый от наблюдателя процесс порождения данных D может и не предполагать наличие зависимости $z(\vec{x})$. Например, ставки игрока в покер могут не являться функцией от набора имеющихся на руке карт, а отражать иные факторы (настроение, размер свободной суммы, характер поведения соперников и т. д.). Мы, тем не менее, будем в данном контексте считать, что искомая зависимость $z(\vec{x})$ носит причинно-следственный характер и существует. Целью задачи аппроксимации является нахождение модели $f(\vec{x})$ этой зависимости, мало уклоняющейся от имеющихся данных:

$$|y(\vec{x}) - f(\vec{x})| < \varepsilon. \quad (2)$$

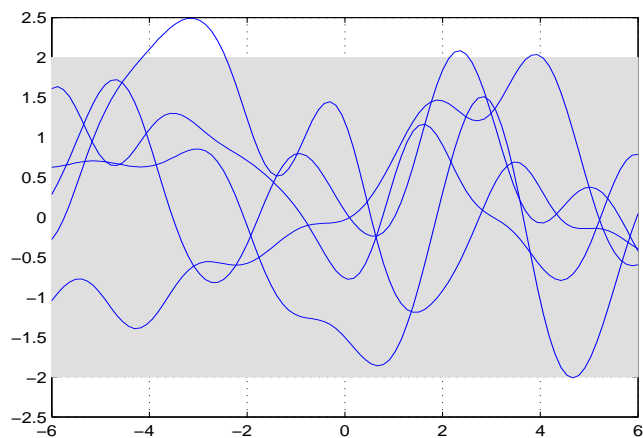
Нас интересует такая, в некотором смысле, наилучшая модель, для которой отклонение от *будущих* данных также мало. Количественное требование состоит в необходимости минимизации выбранного функционала *риска* ошибок (или функции потерь) $\text{Err}(y; f)$. Отметим, что функциональный характер риска никак не связан с проблемой моделирования данных — он всецело определяется особенностями конкретного приложения.

Ожидаемый риск связан с функцией потерь обычным соотношением:

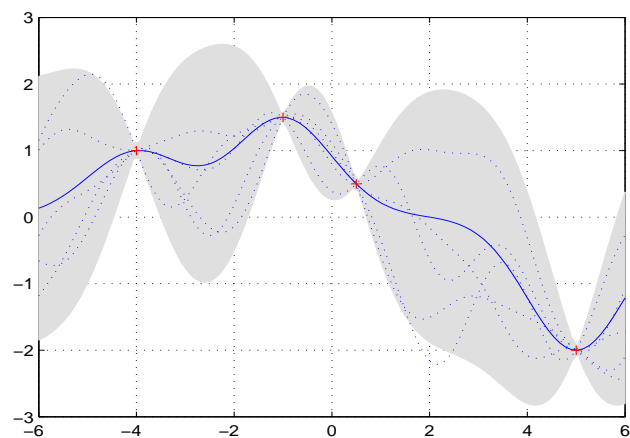
$$R(f(\vec{x}_0); \vec{x}_0) = \int \text{Err}(y; f)p(y|\vec{x}_0, D)dy. \quad (3)$$

Оптимальным решением в условиях, когда задан новый вектор переменных \vec{x}_0 , является выбор такого значения $f(\vec{x}_0)$, которое минимизирует риск R в (3).

К прерогативе моделирования данных относится нахождение $p(y|\vec{x}, D)$ — распределения условной вероятности значений выхода y при известных входах \vec{x} и факте наличия набора ранее наблюдававшихся данных D . Это распределение вероятностей объясняет отклонения ε регрессионной модели от данных в формуле (2).



(a)



(b)

Рис. 1. Априорное (*вверху*) и апостериорное (*внизу*) распределение траекторий одномерного гауссовского процесса для четырех обучающих примеров

Различают два подхода к построению регрессионных моделей, направленных на уменьшение риска, связанного с *переобучением* — запоминанием обучающих данных при слабой способности к обобщению. Первый, традиционно используемый в обучении машин, состоит в априорном ограничении класса функций, представимых моделью, и дальнейшем поиске лучшей модели из класса. При этом подходе неизбежна дилемма выбора между слишком гибким, богатым классом функций, либо излишне упрощенными функциями, не способными представить данные.

При втором подходе потенциально допустимыми являются *любые* функции, но с различными априорными вероятностями. Более «гладкие» функции получают более высокую исходную вероятность участия в модели. В дальнейшем, оценивается функция правдоподобия объяснения моделью обучающих данных, которая вместе с априорным распределением приводит к апостериорному распределению, максимум которого и указывает на искомую модель. Это достигается в методологии гауссовских процессов.

Упрощенно процесс отбора функций приведен на рис. 1. Априорное распределение допускает широкий класс функций, при этом распределение вероятности в каждой точке нормально. Если имеются обучающие данные, то в апостериорном распределении участвуют только функции, им не противоречащие. Искомая регрессионная зависимость, на качественном языке, соответствует математическому ожиданию траекторий, распределенных в соответствии с условной апостериорной вероятностью.

Возможность выбора из бесконечного числа возможных функций путем указания конечного числа обучающих точек, на первый взгляд, представляется крайне удивительной. В действительности, распределение траекторий гауссовского процесса оценивается лишь в конечном наборе тестовых (новых) точек, таким образом, континуум оказывается вне поля рассмотрения.

Конечно, «наивная» процедура отбора траекторий из окрестности обучающих данных далека и от практики, и, собственно, от теории байесовых вероятностей, однако она на «карикатурном» уровне поясняет суть вероятностного вывода.

Последовательно усложняя задачу, начнем рассмотрения со случая идеальных данных.

Данные без шума

Перейдем теперь к более формальному рассмотрению проблемы оценивания регрессионной аппроксимации данных. Гауссовский процесс f_x есть

запас случайных переменных, любое конечное подмножество которых имеет совместное гауссовское распределение. Можно показать [2], что действительный гауссовский процесс полностью определяется указанием его математического ожидания (среднего) $m(x)$ (функции, сопоставляющей каждой из случайных переменных ее математическое ожидание) и ковариационной функции $K(x, x')$:

$$m(x) = E[f_x], \quad (4a)$$

$$K(x, x') = \text{cov}(f_x, f_{x'}) = E[(f_x - m(x))(f_{x'} - m(x'))], \quad (4b)$$

где через E обозначена операция взятия среднего, а x и x' — «номера» случайных переменных. В зависимости от выбранного множества случайных переменных, это могут быть, например, моменты времени (для одномерного процесса), либо пространственные координаты для процессов¹ большей размерности, или какой-то иной способ перечисления переменных. В вычислениях мы будем предполагать, что переменные образуют некоторый дискретный набор (узлы сетки), хотя все формальные построения справедливы и для континуумов. В дальнейшем будем понимать под x просто пространственные координаты случайной переменной.

Реализации процесса f_x это функции $f(x)$, называемые траекториями процесса. Значение функции $f(x)$ (f в точке x) есть реализация случайной переменной с координатой x . Для дискретного набора из n переменных m и f есть векторы размерности n , а K — матрица размерности $n \times n$.

Для i -го примера из набора обучающих данных (1) экспериментальное наблюдение есть y_i , ему соответствует реализация случайной переменной с координатами x_i , равная $f(x_i)$.

Выражение $f_x \sim GP(m(x), K(x, x'))$ означает, что функция $f(x)$ является реализацией гауссовского процесса GP , с параметрами $m(x)$ и $K(x, x')$.

Ограничимся в этом разделе конкретным законом ковариаций в виде гауссиана:

$$K(x, x') = \exp\left(-\frac{1}{2}|x - x'|^2\right). \quad (5)$$

Ковариационная функция определена для пары случайных переменных, которым в гауссовском процессе приписаны пространственные координаты. Поэтому окончательное выражение записано в виде функции координат. Выбор ковариационной функции определяет характер распределения функций, являющихся реализациями гауссовского процесса.

¹Многомерные случайные процессы также называются *случайными полями*.

Рассмотрим для наглядности случай одной переменной. Вычисления могут быть проведены для конечного (но произвольного) набора точек, в качестве которого выберем дискретную сетку

$$X = \{x_i = h(i - n/2), i = 1, \dots, n\}$$

на отрезке фиксированной длины. Траектория центрированного процесса на этой выборке точек есть набор реализаций нормально распределенных переменных:

$$\vec{f} = [f_{x_1}, f_{x_2}, \dots, f_{x_n}] \sim N(\vec{0}, K(X, X)).$$

Здесь (и далее в контексте конкретных вычислений) использованы матричные обозначения: X и \vec{f} — наборы размера n , $K(X, X) = K$ — матрица размерности $n \times n$.

Для получения реализации вектора нормальных случайных чисел с заданной ковариационной матрицей используется следующий алгоритм:

АЛГОРИТМ 1. Реализация нормального случайного вектора с заданным набором средних \vec{m} и ковариационной матрицей K .

1. Вычислить разложение Холецкого (симметричной, положительно определенной) матрицы $K = LL^T$, где L — нижняя треугольная матрица ([5], с. 134).
2. При помощи датчика случайных чисел получить вектор *независимых* нормально распределенных чисел \vec{u} , с нулевым средним и единичной дисперсией.
3. Вычислить искомый вектор коррелированных случайных чисел $\vec{f} = \vec{m} + L\vec{u}$.

Примеры функций на дискретной сетке, вычисленных по этому алгоритму, приведены на рис. 1а. Ковариационная функция является бесконечно дифференцируемой, что обеспечивает бесконечную дифференцируемость траекторий процесса (с вероятностью единица). Одно из важных наблюдаемых свойств выборочных функций состоит в наличии характерного масштаба изменений («длины волны»), равного в данном примере единице.

Перейдем теперь к задаче об условных вероятностях. Рассмотрим два набора точек $X = \{x_i, i = 1, \dots, n\}$ и $X^* = \{x_i^*, i = 1, \dots, n^*\}$, и соответствующие им наборы случайных переменных $\vec{f} = \{f_i = f_{x_i}, i = 1, \dots, n\}$ и $\vec{f}^* = \{f_i^* = f_{x_i^*}, i = 1, \dots, n^*\}$ из числа включенных в гауссовский процесс. Их совместное априорное (безусловное) распределение, по-прежнему,

является нормальным, с блочной ковариационной матрицей:

$$\begin{bmatrix} \vec{f} \\ \vec{f}^* \end{bmatrix} \sim N \left(\vec{0}, \begin{bmatrix} K(X, X) & K(X, X^*) \\ K(X^*, X) & K(X^*, X^*) \end{bmatrix} \right). \quad (6)$$

Наложим теперь условия идеальной, без шума, наблюдаемости значений \vec{f} . Другими словами, будем считать, что пары (x_i, f_i) известны и являются обучающими данными. Условное распределение неизвестных тестовых данных \vec{f}^* , после матричных преобразований [5], принимает вид:

$$(\vec{f}^* | X^*, X, \vec{f}) \sim N(\vec{m}^*, K^*), \quad (7a)$$

$$\vec{m}^* = K(X^*, X)K(X, X)^{-1}\vec{f}, \quad (7b)$$

$$K^* = K(X^*, X^*) - K(X^*, X)K(X, X)^{-1}K(X, X^*). \quad (7c)$$

Вычисление условных вероятностей проводится путем суммирования в базовом соотношении для полной вероятности:

$$p(\vec{f}^* | \vec{f}) = \frac{p(\vec{f}^*, \vec{f})}{\sum_{\vec{f}^*} p(\vec{f}^*, \vec{f})}.$$

Все матрицы и векторы в правых частях выражений (7) известны. Поскольку результирующее условное распределение также гауссово, для получения выборки можно воспользоваться АЛГОРИТМОМ 1.

Заметим, что гауссовский процесс с ковариационной функцией (5) формально эквивалентен байесовой линейной регрессии по бесконечному набору фиксированных базисных функций. Этот факт устанавливается теоремой Мерсера (Mercer's theorem, строгая формулировка приведена в [2], с. 261), согласно которой для симметричных положительно определенных непрерывных функций

$$K(x, x') = \sum_{i=1}^{\infty} \lambda_i \phi_i(x) \phi_i(x'),$$

где пара (λ_i, ϕ_i) — i -е собственное значение и собственная функция интегрального уравнения с ядром K :

$$\int K(x, x') \phi(x) dx = \lambda \phi(x').$$

Все рассмотренные формулы и алгоритмы автоматически применимы и к случаю многомерных данных: для этого требуется лишь корректно вычислять попарные расстояния между векторами в ковариационной матрице (5).

Приведенное в данном разделе решение задачи регрессии имеет два практических недостатка. Первый заключается в наличии шума в реальных обучающих данных. Второй связан с произвольностью выбора ковариационной функции, и, как следствие, произвольностью длины волны корреляций, которая, при таком выборе, не обязана соответствовать характеру данных. Это, например, наблюдается в характере регрессионной зависимости на рис. 1б. Далее в Лекции обсуждаются обобщения, призванные исправить ситуацию.

Данные с шумом

Реальные данные наблюдаются с шумом (2). Характер шума может существенно зависеть от специфики прикладной задачи. В Лекции мы ограничимся случаем, когда значения входов (координат случайных переменных процесса) \vec{x} известны *точно*, а вся неопределенность отнесена к выходам, которые нужно аппроксимировать распределением траекторий f . Будем также считать, что систематические факторы устранены, и нормально распределенные ошибки в наблюдениях не коррелированы друг с другом.

В этих условиях ковариационная функция наблюдений из набора $\vec{y} = \{y_i, i = 1, \dots, n\}$ есть:

$$\text{cov}(y_i, y_j) = \text{cov}(f_{x_i}, f_{x_j}) + \sigma^2 \delta_{ij} = K(x_i, x_j) + \sigma^2 \delta_{ij}, \quad (8)$$

где δ_{ij} — символ Кронекера. Правая часть выражения (8) зависит от индексов только наблюдаемых случайных переменных, поэтому совместное распределение тестовых и обучающих переменных дается формулой (6) с заменой:

$$K = K(X, X) \rightarrow K(X, X) + \sigma^2 I = K + \sigma^2 I, \quad (9)$$

где I — единичная матрица размера $n \times n$. Ясно, что и апостериорное распределение (7) также сохраняет свой вид с заменой (9). Приведем это распределение для практически важного случая одной тестовой точки x^* :

$$m^* = \vec{k}^{*T} (K + \sigma^2 I)^{-1} \vec{y}, \quad (10a)$$

$$D^* = K(x^*, x^*) - \vec{k}^{*T} (K + \sigma^2 I)^{-1} \vec{k}^*. \quad (10b)$$

Здесь использовано обозначение \vec{k}^* — вектор ковариаций x^* со всеми обучающими примерами X . Заметим, что уровень шума σ пока является свободным параметром.

Дисперсия (variance) прогноза (10b) не зависит от значений наблюдаемых переменных, а определяется только их ковариациями с тестовой точкой (т. е. для пространственного случая, имеется зависимость только от относительных координат обучающих и тестовых примеров).

Интересен характер зависимости математического ожидания (10a). Здесь зависимость от выходов обучающих примеров линейна — т. е. прогноз есть линейная комбинация известных наблюдений. С другой стороны, он может рассматриваться, как аппроксимация ядрами:

$$f(x^*) = \sum_{i=1}^n \alpha_i K(x_i, x^*), \quad (11)$$

где $\vec{\alpha} = (K + \sigma^2 I)^{-1} \vec{y}$. Таким образом, параметры регрессии на классе гауссовских процессов выражаются либо прямыми коэффициентами линейной модели, либо дуальными коэффициентами аппроксимации, аналогичной машинам опорных векторов (SVM). В отличие от SVM здесь в разложении участвуют все обучающие вектора, а не только опорные.

Отметим следующее важное обстоятельство. При одновременном анализе *нескольких* тестовых точек оцененная плотность распределения отражает не только дисперсию (как в (10b)), но и взаимную ковариацию тестовых данных, что характеризует их взаимную информационную зависимость.

Для завершения вопроса об условном распределении траекторий в тестовой точке при зашумленных обучающих наблюдениях, получим выражение для вероятности объяснения обучающих данных (evidence) гауссовским процессом. Эта вероятность, участвующая в знаменателе формулы Байеса, играет решающую роль в следующем разделе Лекции, при ответе на второй из поставленных проблемных вопросов — какая модель наиболее адекватна имеющимся обучающим данным?

Вероятность объяснения данных $p(\vec{y}|X)$ по определению есть сумма по всем реализациям процесса от произведения априорного распределения (prior) и функции правдоподобия (likelihood):

$$p(\vec{y}|X) = \int p(\vec{y}|\vec{f}, X) p(\vec{f}|X) d\vec{f}. \quad (12)$$

Здесь, как и ранее, векторы означают перечень случайных переменных, отвечающих обучающим примерам. Априорная вероятность $p(\vec{y}|X)$ — гауссовская:

$$\ln[p(\vec{f}|X)] = -\frac{1}{2}(\vec{f}^T K^{-1} \vec{f} + \ln[\det(K)] + n \ln[2\pi]), \quad (13)$$

где $\det(\cdot)$ — операция взятия определителя матрицы. Функция правдоподобия описывает, в нашем случае, независимые компоненты шума:

$$p(\vec{y}|\vec{f}, X) \sim N(\vec{f}, \sigma^2 I). \quad (14)$$

Интеграл от произведения гауссовских функций вычисляется точно, и результат имеет ожидаемый вид гауссовского распределения:

$$\ln[p(\vec{y}|X)] = -\frac{1}{2}(\vec{y}^T (K + \sigma^2 I)^{-1} \vec{y} + \ln[\det(K + \sigma^2 I)] + n \ln[2\pi]). \quad (15)$$

При практических вычислениях по формулам (10) и (15) вначале находится разложение Холецкого для матрицы $(K + \sigma^2 I)$ (см. Алгоритм 1 и комментарии к нему), которое затем используется как для оценивания среднего, так и для вычисления корня из определителя матрицы (9). Последний для нижней треугольной матрицы есть произведение ее диагональных элементов.

Итак, для *выбранной априорно модели* ковариационной функции и *заданного шума* в данных задача регрессии решена полностью.

Выбор модели гауссовского процесса

Принципиальный вопрос остался не раскрытым в предыдущем разделе — какая из моделей является наилучшей для имеющихся данных? Это вопрос постоянно возникает в различных вариациях при обучении машин. Одна из его типичных форм: «Сколько нейронов скрытого слоя нейронной сети следует выбрать для конкретного набора обучающих данных?»

Хороший ответ на такой вопрос² займет не один десяток страниц текста [3]. При этом следует иметь в виду, что теоретические оценки (включающие и информационную значимость входов, и согласованное оценивание

²Автор склонен считать, что на вопрос *в такой прямой форме* полностью удовлетворительного ответа нет.

шума и пропусков в данных, и критерии останова, и регуляризацию при обучении, и ...) вполне могут привести к выбору такой нейронной сети, которую на практике *не удастся* обучить имеющимися алгоритмами оптимизации.

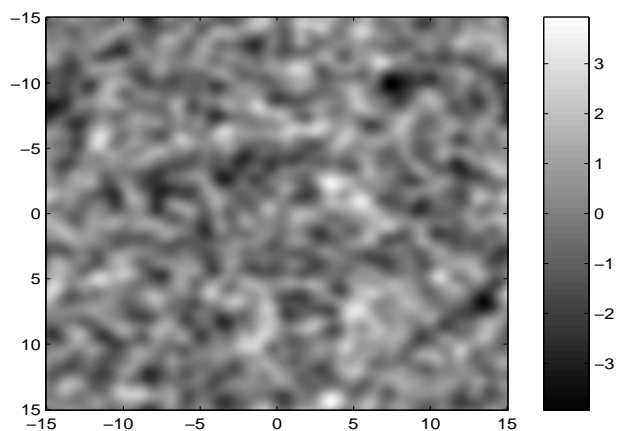
Хороший пример подобного рода — обучение теоретически достаточной нейронной сети с двумя нейронами задаче «исключающее ИЛИ». Градиентные алгоритмы обучения просто не могут достичь обученного состояния! Между тем, сеть с тремя нейронами обучается легко. Нетрудно распространить эту ситуацию на реалистичный случай 2000 обучающих примеров и размерности входов 10, для которого байесовы оценки окажутся оптимальными для, скажем, 30 нейронов. Удастся ли на практике достигнуть для такой сети теоретически оптимального обучения?

Условные гауссовские процессы отличаются тем, что их «обучение» сводится к хорошо известным задачам линейной алгебры с полными (не разреженными) матрицами. Для размерности 5000–10000 строк (равной числу обучающих примеров) прямые алгоритмы с хранимыми в памяти компьютера матрицами гарантированно приводят к устойчивому результату. Разумеется, нужно учесть, что число операций в таких вычислениях пропорционально n^3 , и все необходимо проделать для *каждого* тестового примера (в формулах предыдущего раздела участвуют ковариации тестового примера со всеми обучающими примерами). Поэтому обучаемая машина на основе гауссовского процесса является, скорее, «концепт-авто», нежели повседневным инструментом инженера, анализирующего данные.

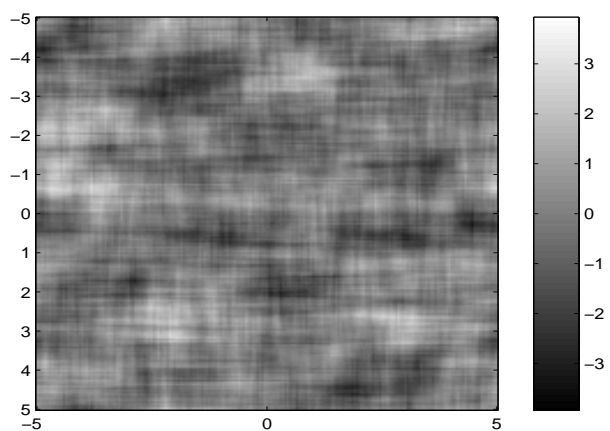
В этой Лекции гауссовские процессы предлагается использовать для предварительных исследований и оценок качества данных. Здесь встает ряд вопросов — какая точность моделирования в данной задаче *принципиально* достижима? Где находится неустранимый уровень неопределенности? Практически полезное решение задачи затем может быть воспроизведено нейронной сетью, комитетом, или каким-то иным эффективным алгоритмом.

Вероятностные модели условных гауссовских процессов и данных включают свободные параметры ковариационной функции и информационного шума. Вид ковариационной функции существенно влияет на характер выборочных траекторий. На рис. 2. приведены примеры траекторий двухпараметрических гауссовских полей для различных ковариационных функций.

Выбор ковариационной функции не произволен. Допустимые функции от пары случайных переменных должны обладать свойством симметрич-



(a)



(b)

Рис. 2. Траектории гауссовских полей для различных ковариационных функций. Изотропный (*вверху*) и анизотропный (*внизу*) случай. Расчеты выполнены при помощи библиотеки программ моделирования стохастических процессов и полей в ООО «Нейрок Техсофт».

ности и неотрицательной определенности. Как правило, предполагают стационарность гауссовского процесса, что приводит к зависимости в ковариационной функции только от разности пар координат (трансляционная инвариантность). В литературе по гауссовским процессам [2,4] обсуждается широкий круг ковариационных функций, моделирующих различные аспекты поведения траекторий. Имеются также специальные ковариационные функции, содержащие вместо симметричной разности скалярное произведение аргументов, аналогично базовой функции искусственного нейрона.

Для ковариационных функций произвольного (допустимого) вида развиты приближенные методы оценивания параметров и траекторий, в частности, основанные на Монте-Карло.

Общая задача построения модели включает как дискретный выбор между типами гауссовских процессов, так и оценивание числовых параметров. Под параметрами модели данных мы будем понимать все имеющиеся в задаче свободные параметры. В данной Лекции мы ограничимся только одним функциональным видом — гауссовскими ковариациями, поскольку для них вычисления интегралов с функциями правдоподобия проводятся аналитически.

Однако, даже при таких ограничениях, модель данных содержит свободные переменные — масштабы изменения функций (например, ширина гауссиана), дисперсия сигнала и дисперсия шума. В общем случае число параметров может расти, но предлагаемые ниже подходы остаются справедливыми и в этих случаях. Оптимальный выбор параметров гауссовского процесса аналогичен процедуре *обучения*.

Параметрическое представление гауссовской корреляционной функции для данных с шумом имеет вид:

$$K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = \sigma_1^2 \exp\left(-\frac{1}{2}(\vec{x}_i - \vec{x}_j)^T M (\vec{x}_i - \vec{x}_j)\right) + \sigma_2^2 \delta_{ij}. \quad (16)$$

Множество параметров включает матрицу и два скаляра: M , σ_1 , σ_2 . Дальнейшие упрощения связываются с выбором M . Часто используемые варианты — изотропия, эллипсоид и декомпозиция на произведение матриц с неполным рангом:

$$\begin{aligned} M_1 &= l^{-2} I, \\ M_2 &= [\text{diag}(\vec{l})]^{-2}, \\ M_3 &= \Lambda \Lambda^T + [\text{diag}(\vec{l})]^{-2}. \end{aligned} \quad (17)$$

Здесь l — скаляр или вектор с компонентами, имеющими «физическую» размерность длины (для переменных \vec{x} , заданных в пространственных координатах). Оптимальные значения этих параметров, таким образом, будут отражать характерные масштабы изменения функций модели. Это в дальнейшем может служить полезным инструментом анализа данных, и, в частности, связываться с относительной информативностью переменных.

Масштаб ковариационной функции характеризует то, насколько требуется сместиться по данной координате, чтобы соответствующие случайные переменные стали некоррелированными. Если масштаб изменений велик, это означает, что данная координата (данный параметр) не несет информации о функции и, эффективно, не дает вклада в модель. Модель M_3 в (17) является аналогом факторного анализа данных: в многомерном пространстве выделяется малое число наиболее информативных направлений — линейных комбинаций координат (факторов в терминах математической статистики).

Байесова индукция

Байесовы методы анализа данных уже неоднократно рассматривались в лекционных циклах [6]. Общая идея байесова подхода к выбору модели состоит в следующем. При заданных параметрах модель объясняет данные с вероятностью, которая называется функцией правдоподобия. Вследствие конечности имеющегося набора данных, установить достоверно идеальные значения параметров не представляется возможным. В байесовом формализме они рассматриваются как случайные величины. Формула Байеса, получаемая из принципа полной вероятности, связывает апостериорные (после наблюдения данных) распределения вероятности параметров с их априорными (предполагаемыми до эксперимента) распределениями:

$$p(\vec{w} | \vec{y}, X) = \frac{p(\vec{y} | X, \vec{w})p(\vec{w})}{p(\vec{y} | X) = \int d\vec{w} \cdot p(\vec{y} | X, \vec{w})p(\vec{w})}. \quad (18)$$

Априорные распределения параметров различны для различных моделей (и, вообще говоря, зависят от дополнительной полезной информации относительно моделируемой системы или процесса). Произвольность в априорных распределениях может быть частично устранена выбором их параметрического представления, определяемого набором *гипер*параметров

θ . Формула Байеса принимает вид:

$$p(\vec{w} | \vec{y}, X; \theta) = \frac{p(\vec{y} | X, \vec{w})p(\vec{w} | \theta)}{p(\vec{y} | X; \theta)}. \quad (19)$$

К распределению вероятности данных $p(\vec{y} | X; \theta)$ индуктивно применяется тот же байесов принцип — апостериорные распределения θ связываются с априорными. Внешний вид формулы такой же, как и (18), но с заменой \vec{w} на θ . Формально, такая рекурсия может быть бесконечной, однако ее принято замыкать на некотором уровне, заменяя выбор параметров выбором среди фиксированного набора типов моделей. До определенной степени, такое завершение индукции на конечном шаге выглядит искусственным (можно мыслить гипер-модели моделей и т. д.). Здесь нужно иметь в виду, что у байесовой индукции есть естественный уровень останова — когда имеющиеся данные уже не изменяют апостериорное распределение в сравнении с априорным. Другими словами, конечность информации в имеющихся данных не позволяет формально бесконечно улучшать модели — для новых уровней байесова анализа нужна новая информация (дополнительные данные), что выводит задачу за рамки ее исходной постановки.

Часто на практике прибегают к приближениям. Одно из них состоит в игнорировании априорного распределения гипер-параметров и максимизации их функции правдоподобия (которая и есть *evidence* в модели нижнего уровня). Таким образом, оптимальные значения параметров максимизируют знаменатель³ в формуле Байеса (19).

Приближения другого рода связываются со статистическими экспериментами, в частности, с оцениванием наилучших параметров путем перекрестной проверки (кросс-валидации) [3]. Методы перекрестной проверки широко обсуждаются в стандартной литературе по математической статистике. Несмотря на существенную критику кросс-валидационных экспериментов, они имеют одно важное достоинство — при оценивании параметров и сравнении моделей может использоваться любая функция потерь. Это весьма актуально, например, в приложениях, связанных с вопросами безопасности, контроля доступа и пр.

Здесь мы остановимся на первом уровне байесовой индукции и покажем, как оцениваются параметры модели гауссовского процесса путем оп-

³В зарубежной литературе для нормировочного множителя в формуле Байеса используются термины *evidence* и *marginal likelihood* (интегральная функция правдоподобия). Смысл этого знаменателя близок к понятию *полной статсуммы*, используемому в статистической физике.

тимизации evidence. Заметим, что знаменатель (19) является нормализованной плотностью распределения выходов модели \vec{y} , поэтому при максимизации вероятности наблюдаемых данных *автоматически* отдается предпочтение более простым моделям. Таким образом не требуется введение дополнительных регуляризирующих слагаемых (типа длины описания, штрафов за большие значения параметров и пр.)

Выражение (15) для evidence было получено в предыдущем разделе. Оно представляет собой сумму трех слагаемых, описывающих, соответственно, качество аппроксимации данных, сложность модели и (постоянную) нормировку, учитывающую число обучающих примеров. Обозначив $\tilde{K} = K + \sigma^2 I$, получим общее выражение для градиента evidence относительно параметров:

$$\frac{\partial}{\partial \theta_j} \ln[p(\vec{y}|X; \theta)] = \frac{1}{2} \left(\vec{y}^T \tilde{K}^{-1} \frac{\partial \tilde{K}}{\partial \theta_j} \tilde{K}^{-1} \vec{y} - \text{tr} \left(\tilde{K}^{-1} \frac{\partial \tilde{K}}{\partial \theta_j} \right) \right), \quad (20)$$

где $\text{tr}(\cdot)$ — операция взятия следа матрицы.

Стоимость вычисления градиента пропорциональна n^3 , при этом обращение матрицы выполняется один раз для всех компонентов. Оптимизация может проводиться с применением традиционных методов поиска минимума гладкой функции без ограничений на переменные. К таким алгоритмам относятся, например, сопряженные градиенты или RProp, широко используемые при обучении нейронных сетей.

В простейшем случае изотропной модели M_1 в (17) оптимизация проводится в пространстве трех скалярных параметров. Нужно отметить, что функция (15) может не являться выпуклой, что приводит к проблеме локальных минимумов. На практике большинства вычислительных трудностей можно избежать путем выбора начального приближения, учитывающего специфику данных (так, характерный уровень шума может быть известен из анализа погрешностей измерений, характерный масштаб оценивается по статистике расстояний до ближайших соседей или на основе выборочной константы Липшица).

Моделирование

В завершающем разделе лекции рассматриваются примеры реалистичного моделирования данных траекториями гауссовских процессов.

Что необходимо для проведения вычислений?

Оценивание параметров условного гауссовского процесса проводится путем анализа «ядерных» матриц (4) для парных комбинаций из обучающих и тестовых (новых) данных. Эффективность таких вычислений базируется на удачном выборе контейнера для хранения полных симметричных матриц большого размера и доступа к матричным элементам. Тип доступа определяется требованиями вычислительных алгоритмов.

Основной вычислительный алгоритм здесь — **разложение Холецкого** для симметричной положительно определенной матрицы. При выборе алгоритма нужно учесть, что накопление ошибок округления может нарушать свойство положительной определенности. На практике для обеспечения устойчивости может использоваться регуляризирующее преобуславливание матрицы (например, искусственное добавление малых положительных поправок к диагональным элементам).

Второе важное обстоятельство — наличие малых матричных элементов для взаимно удаленных пар точек и быстро убывающей ядерной функции, описывающей корреляции гауссовского процесса. Эта проблема обостряется при поиске оптимальных значения параметров, когда пробные масштабы затухания корреляций не соответствуют обучаемым данным. Отчасти, исчезающие элементы матрицы можно использовать для эффективной разреженной организации данных, однако при этом нужно гарантировать сохранение «связности» данных (включая новые тестовые примеры). В противном случае, функция правдоподобия и условная плотность распределения могут вырождаться до отдельных пиков исчезающей ширины.

Библиотека обращения с полными матрицами и алгоритм разложения Холецкого дают решение задачи оценивания регрессии при заданных параметрах модели гауссовского процесса. Для автоматического поиска наиболее вероятных значений этих параметров необходимо использование алгоритма безусловной **оптимизации функции** многих переменных. Целевой функцией выступает интегральная функция правдоподобия данных (evidence).

Задача оптимизации не является в строгом смысле выпуклой, поэтому алгоритм должен учитывать наличие локальных минимумов. Для задач с невысокой размерностью пространства входов (10–30) могут использоваться алгоритмы гладкой локальной оптимизации с рестартами. Схема принятия решения об останове поиска может учитывать фактически уровень достигнутого правдоподобия, а также некоторые эвристические оценки.

Например, если уровень шума в данных известен априори или может быть оценен независимо, то практическим критерием останова может служить близость оцениваемого моделью и априорного уровня шума.

В целом, задача с 2000–3000 обучающими примерами при размерности данных ~ 10 до конца решается в рамках вычислительных возможностей системы вычислений *Matlab*. С ростом размерности и объема данных необходимо привлечение специализированных разработок.

Искусственные данные

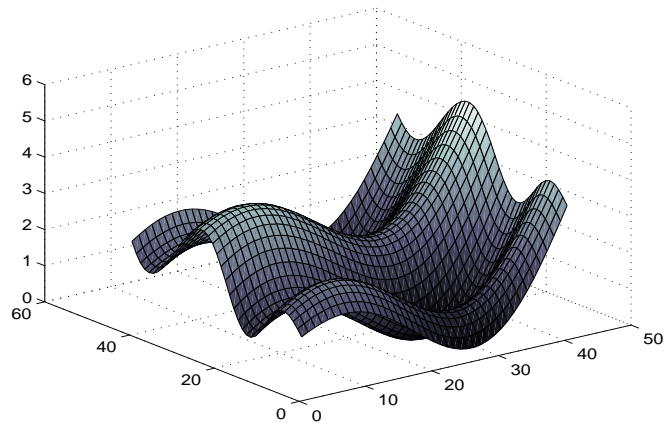
Иллюстрации свойств вычислительных моделей традиционно начинаются с рассмотрения модельных примеров с искусственными данными. Для задачи нелинейной регрессии хорошей начальной точкой могут служить модельные функции, предложенные *Hwang* [10]. Фактические данные приведены в коллекции *DELVE* [11].

Набор данных содержит значения 5 сложных для аппроксимации функций двух переменных. Для каждой функции имеется две выборки данных — идеальная (без шума) и зашумленная нормальными случайными числами с дисперсией (*std*) 0.25. Для моделирования была выбрана функция № 4, результат аппроксимации которой по 2000 случайным примерам приведен на рис. 3а.

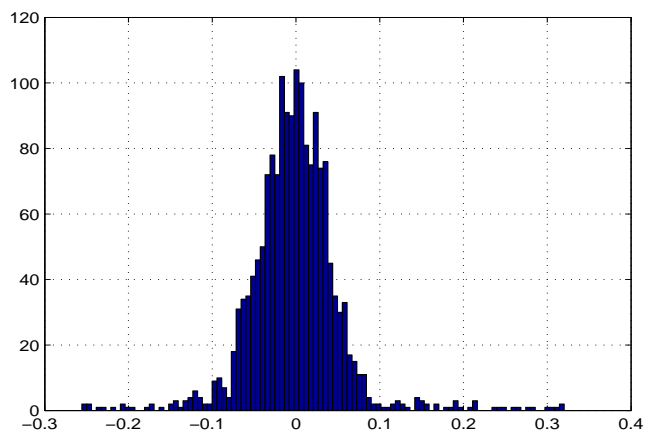
Среднеквадратичная ошибка аппроксимации при оптимальных значениях параметров модели составляет 0.018, что меньше уровня шума в данных. Оцениваемый моделью шум данных (один из свободных параметров модели) 0.252, что хорошо согласуется с фактическим уровнем шума. Модель также предсказывает характерный масштаб 0.46 для изменения одной из переменных и 0.21 для другой, что оценивает их сравнительную информативность. Эта асимметрия хорошо наблюдается на рис. 3а.

Разумеется, такое наблюдение возможно лишь в пространстве двух измерений, выводы же модели отражают информативность и для случая большего числа переменных.

При вычислениях также оценивается интегральный уровень правдоподобия полученной регрессионной зависимости, который может использоваться при сравнении различных моделей.



(a)



(b)

Рис. 3. Результаты аппроксимации модельной функции: **(a)** аппроксимация по зашумленным данным; **(b)** распределение ошибок аппроксимации

Регрессия вложения финансового временного ряда

Задача прогнозирования временных рядов является одной из наиболее часто встречающихся на практике. Отвлекаясь от целей прогнозирования (а также от вопросов адекватности регрессионных моделей, основывающихся на гауссовском распределении уклонений [12]), рассмотрим типичный временной ряд индекса РТС. Ежедневные данные к концу торговой сессии доступны на Интернет-узле РосБизнесКонсалтинг (<http://www.rbc.ru/>). Приводимое ниже «наивное» исследование направлено не на решение бизнес-задачи принятия решения на основе прогноза ряда, а на обсуждение характерных проблем, встречающихся при обработке реальных данных.

Для нормализации данных и устранения систематических трендов можно перейти от значения индекса к относительной величине — доходности. Однодневные относительные доходности ряда $T(t)$ вычисляются по формуле:

$$r_d(t) = \frac{T(t+d) - T(t)}{T(t)}, \quad d = 1. \quad (21)$$

Величина доходности имеет распределение с «тяжелыми» крыльями (более 1,5% данных выходит за 3 стандартных отклонения), как и отмечалось в [12]. Важен, однако, не сам закон распределения данных, а характер их уклонения⁴ от функциональной модели. Зададимся вопросом о степени прогнозируемости однодневной доходности индекса на сегодня, как функции набора доходности в предыдущие дни:

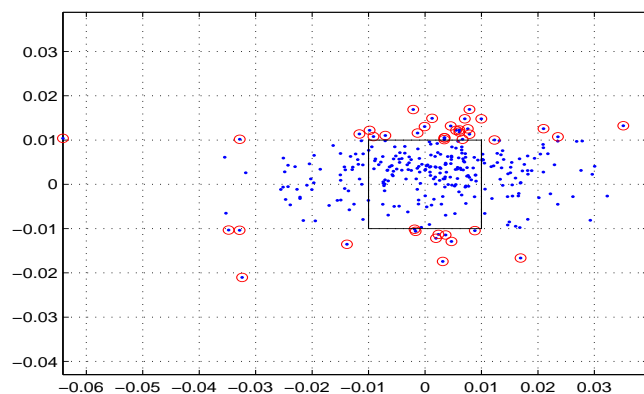
$$r_1(t) = f(r_1(t-1), r_2(t-2), \dots, r_k(t-k)). \quad (22)$$

Полученное вложение ряда в k -мерное числовое пространство позволяет свести задачу прогнозирования к задаче восстановления регрессии по многомерным данным, которой и посвящена данная Лекция.

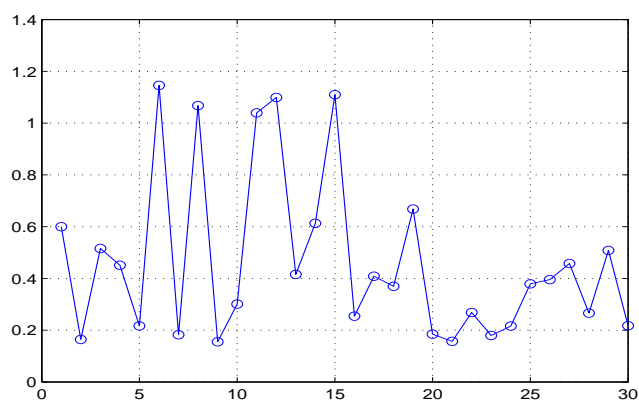
Доходности за разные временные промежутки имеют разный масштаб. Если предположить броуновский характер дрейфа, то амплитуда доходности на k дней, в среднем, в \sqrt{k} выше однодневного показателя. Поэтому столбцы таблицы данных вложенного ряда обычно подвергаются нормализации.

Регрессионная модель зависимости (22) строится аналогично рассмотренному выше примеру с искусственными данными. Число свободных па-

⁴На практике целесообразна проверка нормальности окончательного распределения ошибок.



(a)



(b)

Рис. 4. Результаты экспериментов с регрессионной моделью: **(a)** Зависимость прогнозируемой доходности от фактической. Квадрат в центре отделяет данные с низкими значениями (1% и менее). Кружки соответствуют 40 из 300 дней, когда прогнозируемая доходность по модулю превышала 1%. **(b)** Оценки относительной значимости предыдущих доходностей к сегодняшнему дню для оценивания однодневной доходности на завтра.

раметров модели (17) равно $k + 2$. Оптимальные значения параметров выбираются путем минимизации интегрального правдоподобия.

Для обучения использовался доступный отрезок ряда с момента начала его истории (01.09.1995). Последние 300 значений оставлены для тестирования.

Результаты тестирования (зависимость прогнозируемого значения доходности на завтра от ее фактического значения) приведены на рис. 4а.

Правильный знак изменения доходности прогнозируется в 24 из 40 случаев. Коэффициент линейной корреляции равен 0.12.

Некоторый интерес представляют результаты анализа относительной значимости факторов (предыдущих доходностей). На рис. 4б приведены значения обратных характерных масштабов изменений регрессионной зависимости по каждой из переменных. Напомним, что эти масштабы есть, суть, оптимальные значения параметров ковариационной функции гауссовского процесса.

Наиболее значимы 6, 8, 11, 12 и 15-дневные доходности. Напротив, однодневная вчерашняя доходность не является лидером по значимости.

Эта информация может использоваться при разработке прогностических моделей, учитывающих множество экономических факторов. В таких моделях сам ряд достаточно представить пятерками чисел, отвечающих наиболее информативным масштабам. Исследования экономических особенностей задачи прогнозирования выходит за рамки Лекции, заинтересованный читатель может обратиться к литературе [12].

О прикладном значении условных гауссовских процессов

Рассмотренные в лекции алгоритмы моделирования условных вероятностей в задачах регрессии относятся к разряду вычислительно трудоемких. Базовые этапы вычислений требуют затрат, пропорциональных кубу числа обучающих примеров. Традиционно, вычисления такой сложности редко рассматриваются, как имеющие серьезную перспективу для прямого использования в приложениях.

Однако имеется широкий класс прикладных проблем, характеризующихся, с одной стороны, высокой стоимостью экспериментов, а с другой стороны сложным нелинейным поведением измеряемой функции (отклика системы). К таким задачам относятся:

- планирование вычислительных и натуральных экспериментов;
- оптимизация параметров сложных систем на основе экспериментальных данных.

Обе задачи оперируют относительно небольшим числом имеющихся к данному моменту измерений, и основная проблема состоит в указании оптимальной точки или плана (набора точек) для последующих измерений или вычислений. При этом крайне важной является оценка не только ожидаемого значения функции, даваемого регрессионной моделью, но и оценка неопределенности будущего измерения. Традиционные методы планирования экспериментов оперируют с простейшими регрессионными моделями, которые применимы только в локальной области пространства параметров. Гауссовские процессы свободны от этого недостатка, и предоставляют новые возможности.

Так, в задаче планирования технологических мероприятий на нефтяных и газовых месторождениях критическим является отбор скважин-кандидатов, для которых минимальна неопределенность эффекта при максимальной, либо положительно достаточной, ожидаемой величины эффекта.

При решении проблемы адаптации математических моделей месторождений к наблюдаемым выходам продукта требуется, наоборот, указывать такие наборы пробных параметров среды (нефтеносного пласта), при которых максимально понижается совокупная неопределенность регрессионной модели.

Алгоритмы гауссовских процессов дают надежные оценки, как самой поверхности регрессии, так и ее неопределенности. При этом модели не содержат произвольных параметров, их оптимальные значения находятся автоматически, в процессе построения модели. Это позволяет рассматривать такие многоцелевые постановки задач оптимизации, как нахождение оптимума при ограничениях на уровень риска, и, наоборот, минимизация риска при ограничениях на уровень полезного эффекта.

Гауссовские процессы также занимают важное место в арсенале методов [7–9] предобработки и предварительного анализа данных при разработке нейросетевых информационных моделей. Гауссовский процесс дает близкую к наилучшей возможной оценку достижимого уровня точности модели, а также оценку уровня шума и значимости факторов. На последующих этапах строятся нейросетевые модели данных со сравнимой точностью, причем поиск нейронных сетей происходит как бы в условиях «с известным ответом», что значительно повышает технологичность и доказательность моделирования. В приложениях используются уже нейросетевые модели, поскольку они обеспечивают необходимую эффективность, быстродействие и компактность решений.

В заключение отметим, что одним из путей преодоления ограничений на число обучающих примеров в гауссовский процессах является использование комитетов и ансамблей моделей, рассмотренных в одной из предыдущих лекций автора [14].

Благодарности

Автор благодарит *А. Воронцова*, инициировавшего тематику случайных процессов и полей в компании «Нейрок Техсофт», за многочисленные комментарии и обсуждения. *А. Воронцовым* и *А. Черкасовым* разработана промышленная библиотека С-программ моделирования многомерных гауссовских полей, примеры расчетов по которой использованы в Лекции.

Литература

1. *Тутубалин В. Н.* Теория вероятностей и случайных процессов. – М.: МГУ, 1992.
2. *Булинский А. В., Ширяев А. Н.* Теория случайных процессов. – М.: Физматлит, 2005.
3. *Bishop C. M.* Neural networks for pattern recognition. – Oxford University Press, 1995.
4. *Rasmussen C. E., Williams C. K. I.* Gaussian processes for machine learning. – MIT Press, 2006.
URL: <http://www.gaussianprocess.org/gpml/>
5. *Голуб Дж., Ван Лоун Ч.* Матричные вычисления. – М.: Мир, 1999.
6. *Шумский С. А.* Байесова регуляризация обучения // Лекция для IV Школы-семинара «Современные проблемы нейроинформатики». – М.: МИФИ, январь 2002. – с. 30–93.
7. *Vapnik V. N.* The nature of statistical learning theory. – Springer-Verlag, 1995.
8. *Hastie T., Tibshirani R., Friedman J.* The Elements of statistical learning. – Springer, 2001.
9. *Терехов С. А.* Технологические аспекты обучения нейросетевых машин // Лекция для VIII Школы-семинара «Современные проблемы нейроинформатики». – М.: МИФИ, январь 2006. – с. 13–73.
10. *Hwang J.-N., Lay S.-R., Maechler M., Martin R. D., Schimert J.* Regression modeling in back-propagation and projection pursuit learning // *IEEE Transactions on Neural Networks*. – 1994. – vol. 5, No. 3. – pp. 342–353.

11. DELVE project www page:
URL: <http://www.cs.toronto.edu/~delve/>
12. *Мандельброт Б., Хадсон Р.Л.* (Не)послушные рынки. – М.: Вильямс, 2006.
13. Экономико-математическое моделирование / Под ред. *И. Н. Дрогобыцкого*. – М., 2004.
14. *Терехов С.А.* Гениальные комитеты умных машин // Лекция для IX Школы-семинара «Современные проблемы нейроинформатики». – М.: МИФИ, январь 2007. – с. 11–42.

Задачи

Задача 1. Матричные вычисления

Требуется вывести формулы (6) для условных распределений траекторий гауссовского процесса. Подсказка: воспользоваться леммой об обращении матриц (см. [5], а также URL: http://en.wikipedia.org/wiki/Matrix_inversion_lemma).

Задача 2. Уклонение траекторий от нуля

Траектории (реализации) гауссовских процессов таковы, что плотность распределения случайной переменной в каждой точке является гауссовской. Рассмотрим поведение траекторий одномерного гауссовского процесса с гауссовской ковариационной функцией на отрезке $[0, h]$. Максимальное достигаемое на этом отрезке значение (верхняя грань) функции, являющейся траекторией процесса, есть, суть, случайная величина. Каков закон распределения этой случайной величины (он будет включать в качестве параметров ширину ковариационной функции и длину отрезка)? Принципиальным является ответ на вопрос: имеет ли данное распределение «тяжелые крылья» при больших значениях уклонения траектории от нуля?

Сергей Александрович ТЕРЕХОВ, кандидат физико-математических наук, заместитель Генерального директора ООО «Нейрок Техсофт» (г. Троицк, Московская обл.). Область научных интересов — анализ данных при помощи искусственных нейронных сетей, генетические алгоритмы, марковские модели, байесовы сети, методы оптимизации, моделирование сложных систем. Автор 1 монографии и более 50 научных публикаций.