

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
МИНИСТЕРСТВО РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ ПО АТОМНОЙ ЭНЕРГИИ
МИНИСТЕРСТВО ПРОМЫШЛЕННОСТИ, НАУКИ И ТЕХНОЛОГИЙ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
РОССИЙСКАЯ АССОЦИАЦИЯ НЕЙРОИНФОРМАТИКИ
МОСКОВСКИЙ ИНЖЕНЕРНО-ФИЗИЧЕСКИЙ ИНСТИТУТ
(ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ)

НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ–2004

НЕЙРОИНФОРМАТИКА–2004

**VI ВСЕРОССИЙСКАЯ
НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ
КОНФЕРЕНЦИЯ**

**ЛЕКЦИИ
ПО НЕЙРОИНФОРМАТИКЕ**

Часть 1

По материалам Школы-семинара
«Современные проблемы нейроинформатики»

Москва 2004

УДК 004.032.26 (06)

ББК 32.818я5

М82

НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ-2004. VI ВСЕРОССИЙСКАЯ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ КОНФЕРЕНЦИЯ «НЕЙРОИНФОРМАТИКА-2004»: ЛЕКЦИИ ПО НЕЙРОИНФОРМАТИКЕ. Часть 1. – М.: МИФИ, 2004. – 199 с.

В книге публикуются тексты лекций, прочитанных на Школе-семинаре «Современные проблемы нейроинформатики», проходившей 28–30 января 2004 года в МИФИ в рамках VI Всероссийской научно-технической конференции «Нейроинформатика-2004».

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

Ответственный редактор

Ю. В. Тюменцев, кандидат технических наук

ISBN 5-7262-0526-X

© *Московский инженерно-физический институт
(государственный университет), 2004*

Содержание

<i>В. Г. Яхно. Нейроподобные модели описания динамических процессов преобразования информации</i>	136
Введение	136
Модели с адаптацией параметров	138
Модели адаптивных распознающих систем	139
Модели взаимодействующих распознающих систем	144
Выводы	147
Литература	148

В. Г. ЯХНО

Институт прикладной физики РАН, Нижний Новгород

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

НЕЙРОНОПОДОБНЫЕ МОДЕЛИ ОПИСАНИЯ ДИНАМИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ИНФОРМАЦИИ

Аннотация

Приведено конспективное рассмотрение вариантов базовых нейроноподобных моделей, описывающих динамические процессы преобразования информационных потоков.

V. YAKHNO

Institute for Applied Physics, RAS,

Nizhny Novgorod

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

NEURON-LIKE MODELS DESCRIBING DYNAMICAL TRANSFORMATION PROCESSES FOR INFORMATION FLOWS

Abstract

Some variants of basic neuron-like models for dynamical processes of information flow transformation are considered.

Введение

Распределенные системы называют *нейроноподобными*, если они состоят из активных элементов с *несколькими устойчивыми (или «квазиустойчивыми») состояниями* и взаимодействие между такими неравновесными элементами осуществляется за счет *нелокальных пространственных связей*. Динамические режимы преобразования информационных сигналов в нейроноподобных системах и соответствие их экспериментальным данным зависит от вида используемых базовых моделей.

Различные пространственно-временные решения базовых моделей определяются:

- алгоритмами выделения признаков на различных уровнях описания;
- вариантами алгоритмов управления;
- модельными описаниями распознаваемых объектов и моделями работы самой распознающей системы.

Функциональные режимы сложных информационных систем обычно легче понимать, если они рассматриваются с помощью блочных моделей, соответствующих разным функциональным уровням преобразования и управления информационными сигналами. Например, *однородные нейроноподобные системы* позволяют осуществлять режимы параллельного выделения признаков из изображений.

Системы, позволяющие автоматически оценивать качество работы алгоритмов кодирования–декодирования, необходимы для повышения точности распознающих систем и отслеживания особенностей обрабатываемых изображений.

Иерархически организованные взаимосвязанные распознающие системы необходимы для понимания эволюционной динамики мотиваций в работе таких сформировавшихся симбиозов. В них происходит обмен алгоритмическими и «энергетическими» ресурсами, который приводит к процессам усовершенствования, модернизации алгоритмов, используемых в таких взаимосвязанных распознающих системах.

Модели для таких уровней описания могут быть представлены как в виде уравнений, так и в виде функциональных схем, определяющих основные пути и типы операций преобразования изображений. Обычно в распознающих системах информационный сигнал можно представить в виде изображений.

Для понимания особенностей динамики сложных систем очень важен выбор «эффективных» переменных, т. е. тех переменных, которые лучше всего соответствуют функциональному режиму системы. Известно, что более понятной выглядит модель, в которой число необходимых «эффективных» переменных сведено к минимуму. С другой стороны, число используемых переменных в модели должно обеспечивать адекватное описание процессов.

Рассмотрим три типа «базовых» моделей для описания разных функциональных уровней, которые удовлетворяют этим требованиям. Последовательное использование таких моделей позволяет описать широкий круг

динамических процессов во взаимодействующих информационных системах.

Модели с адаптацией параметров

Первый тип моделей представлен однородными нейроноподобными системами, в которых особенности преобразования входного изображения $u = u_0(t_0, \vec{r})$ определяются изменением дополнительной переменной $g_i(t, \vec{r})$. Вариант такой системы имеет вид [1-4, 6-8, 13]:

$$\frac{du}{dt} = -\frac{du}{\tau_1} + \beta_{F_1}(g) * F_1 \left[-\theta_1(g) + \int_{-\infty}^{\infty} \Phi_1[(\xi - r), g] u(\xi, t) d\xi \right] + D_1 \frac{\partial^2 u(t, \vec{r})}{\partial r^2}, \quad (1)$$

$$\frac{dg}{dt} = -\frac{dg}{\tau_2} + \beta_{F_2}(g) * F_2 \left[-\theta_2(g) + \int_{-\infty}^{\infty} \Phi_2[(\xi - r), g] u(\xi, t) d\xi \right] + D_2 \frac{\partial^2 u(t, \vec{r})}{\partial r^2}. \quad (2)$$

Двухкомпонентная модель (1)–(2) получена из уравнений, описывающих взаимодействие нейронов с возбуждающими и тормозными связями в участке коры головного мозга животных, содержащем сотни тысяч нервных клеток в приближении однородности рассматриваемого участка [1–3]. При интегральном описании активности многих ансамблей из нейроноподобных элементов используются две наиболее важные (или можно назвать их — «эффективные») переменные $u(t, \vec{r})$ и $g(t, \vec{r})$. Первая переменная обычно описывает уровень активности популяций возбуждающих нейронов, а вторая переменная — уровень активности популяций тормозных нейронов. Функции

$$\Phi_{mp}(t - \tau, \vec{\xi} - \vec{r})$$

имеют вид так называемого «латерального» торможения,

$$\Phi(R) = (1 - akR^2)e^{-aR^2},$$

а $F[\dots]$ имеет ступенчатый вид. Система (1)–(2) применяется для описания процессов в однородных нейронных сетях сетчатки глаза живых объектов,

кору некоторых отделов головного мозга и т. п. [1–4]. Показано, что в таких системах базовые пространственно-временные автоволновые процессы представлены:

- фронтами переключений между различными стационарными состояниями;
- разнообразными импульсными решениями;
- автономными источниками волн;
- разнообразными структурами синхронизации и фазировки для систем из автоколебательных нейроноподобных элементов.

Примеры результатов исследований процессов подобного рода приведены в работах [1–7]. В моделях таких процессов выходной информационный сигнал в момент времени t_0 представляет собой $u(t_0, \vec{r})$ и $g(t_0, \vec{r})$ — два изображения структур пространственной активности нейроноподобных элементов системы.

Модели адаптивных распознающих систем

Ко **второму типу** моделей относятся «элементарные» *системы принятия решений с фиксированными алгоритмами*, в которых предполагается использование управляющих алгоритмов с целью оптимизации режимов распознавания, как под особенности вида сигнала, так и под задачи, решаемые такой адаптивной распознающей системой. Функциональная модель для элементарных распознающих систем с адаптивными свойствами (см. рис. 1) состоит из:

- *блоков преобразования* (кодирования и восстановления) информационных сигналов;
- *блоков сохранения* кодового описания этих сигналов и используемых для их обработки алгоритмов (моделей);
- *блоков оценки* близости восстановленного сигнала к виду исходного сигнала, и принятия решений [7–13].

Если требуется использование режимов параллельного преобразования сигналов, то для выполнения операций во всех этих блоках могут быть задействованы модели однородных нейроноподобных систем [4, 6–8]. Это означает, что модели второго типа можно полностью построить из слоев, преобразование сигналов в которых описывается моделями первого типа.

Основная особенность представленной базовой модельной системы для процессов адаптивного принятия решений заключается в формальном представлении необходимых и достаточных управляющих воздействий между информационными потоками и используемыми алгоритмами обработки этих потоков. В частности, вычисленные параметры изображений информационных сигналов (входные и промежуточные изображения, разнообразные кодовые описания, оценки точности соответствия, или «невязки» — мотивационные оценки) влияют на величины управляющих параметров для каждой из операций $A_n(E n_{n-1})$ — алгоритмов кодирования–декодирования, алгоритмов вычисления мотивационных оценок (невязок), принятия решений), которые в свою очередь изменяют параметры информационного потока. По виду динамики этого процесса вычисляются оценки точности для используемых алгоритмов кодирования–декодирования и формируются мотивационные сигналы для реакций системы. По ним, например, определяются условия, при которых необходимо корректировать параметры действующих алгоритмов или проводить замену «старых» алгоритмов на «новые» алгоритмы кодирования. Важно обратить внимание, что термины «старые» и «новые» алгоритмы фактически обозначают различные модельные представления распознающей системы о распознаваемом объекте и условиях работы этой системы. В результате система в ответ на входной информационный сигнал I_n формирует выходной информационный сигнал в виде

$$I_{n+1} [D_n, R_n, A_n(E n_{n-1}), Int_n].$$

Здесь используются следующие обозначения:

D_n — решения, принятые распознающей системой;

R_n — оценки уверенности, статистической достоверности принятого решения;

$A_n(E n_{n-1})$ — формализованное представление знаний в системе, включающих используемые идеи, методы, модели и алгоритмы;

$E n_{n-1}$ — описывает параметры среды, обеспечивающие активное состояние распознающего устройства при работе того или иного алгоритма. В самом простом случае, этот параметр может описывать только одну величину: потребляемые энергетические ресурсы, требуемые для работы конкретного алгоритма;

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

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

Уровень выходной величины En_n определяется особенностями работы исполнительных механизмов, которые запускаются на основании решения распознающей системы D_n, R_n .

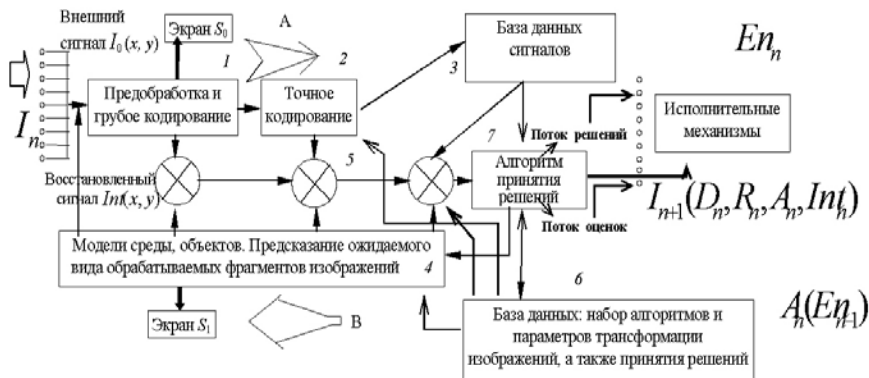


Рис. 1. Этапы трансформации потоков информационных данных и взаимодействие между различными обрабатывающими блоками в адаптивной системе принятия решений с A_n — фиксированным набором алгоритмов и уровнем En_n «энергетического» обеспечения системы (нейроподобные системы второй группы)

Используя схему адаптивной распознающей системы (рис. 1), можно дать формализованные определения для понятий, которые обычно вызывают споры при обсуждении информационных систем.

Данными об изображениях называются наборы признаков или кодовых описаний, которые хранятся в блоке 3 (см. рис. 1).

Знаниями в данной системе естественно назвать наборы алгоритмов $A_n(En_{n-1})$ в блоке 6.

Ценность входного информационного сигнала определяется по величинам невязок в блоке 5, вычисляемых из сравнения наборов кодовых опи-

саний для исходно ожидаемых системой изображений (блок 4) и реально вычисленными кодами от входного изображения (блоки 1, 2).

Процесс поиска оптимальных алгоритмов системы, на основе контроля величины на поле невязок, по-видимому, аналогичен одному из режимов, который в живых системах называют *сознанием*.

Рассмотрим, например, с помощью формализованной схемы на рис. 1 некоторые, весьма понятные с житейской точки зрения, *режимы непонимания* при общении между адаптивными распознающими системами [13].

1. Во взаимодействующих системах используются для распознавания разные модели ситуаций и связанные с ними алгоритмы кодирования–декодирования (это может быть связано с разными целями, мотивациями разных систем или просто с отсутствием подходящих алгоритмов), в результате наблюдается ситуация полного непонимания (нарушения в блоках 1, 2). В частном случае, алгоритм одной из систем может быть ориентирован на «образное» кодирование, ассоциативные связи в семантической сети «образов», в то время как другая система строит восприятие на логической модели из цепочки выводов и опирается на оценки обоснованности выводов. Это пример взаимодействия людей с образным и логическим мышлением. Известно, что такие люди очень часто не понимают друг друга [14].
2. Входные сигналы, передаваемые между адаптивными системами, представлены в некотором заранее закодированном «жаргонном» виде (несоответствия алгоритмов в блоках 1, 2, 4). Взаимодействующие распознающие системы либо имеют возможность (мотивации) произвести перекодировку к уже имеющимся у них кодовым представлениям (адаптация в блоке 7), и тогда проявляются элементы понимания, либо не имеют такой возможности (например, потому что перестройка используемых моделей требует дополнительных затрат энергии), и тогда — непонимание (отсутствие настроек в блоке 7).
3. Во входных сигналах распознающая система в первую очередь выделяет такие признаки ситуации, которые препятствуют включению тех адекватных алгоритмов обработки, которые необходимы для распознавания принимаемого потока информации (нарушение работы в блоке 7 ведет к нарушениям в блоках 1, 2, 4). Например, распознающий автомат для понимания потока информации должен затрачивать определенный уровень энергии, в то же самое время он получает сиг-

налы от соседей о малой важности этой информации. В этом случае, если приоритеты сигналов от соседей (или экономии своей энергии) оказываются выше, чем коэффициент мотивации к восприятию входного информационного потока, адаптации алгоритмов распознавания не происходит, и адаптивная система отключается от процесса анализа входных информационных сигналов и т. д.

Приведенные примеры объединяются одним известным афоризмом: «Вы не воспринимаете нас не потому, что наши представления неверны или сложны, а потому, что наши представления не входят в ваши понятия».

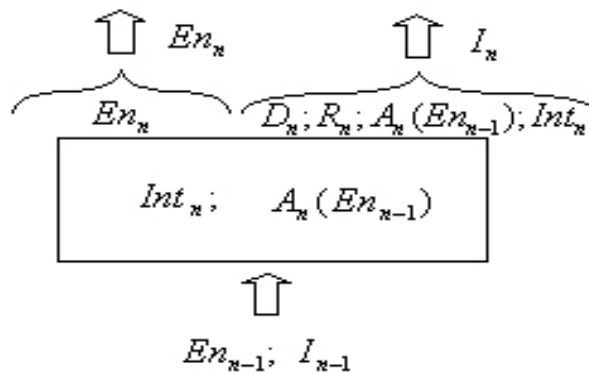


Рис. 2. Схематическое представление трансформации входных потоков $En_{n-1}; I_{n-1}$ в выходной поток $En_n; I_n$ информационных данных в адаптивной системе принятия решений с фиксированным набором алгоритмов

Один из известных выходов в ситуациях непонимания состоит в представлении внутренних кодовых описаний в такой форме, когда они понятны и другой распознающей системе, участвующей в общении. Например, вместо текстового описания архитектуры и функций базовых моделей, автор мог бы представить варианты программного продукта, в которых нажатием кнопок вызываются демонстрации соответствующих преобразований с изображениями, выбираются адекватные алгоритмы, согласуются кодовые описания, и т. д. Человеку такие действия воспринимать, конечно же, легче. Известно только, что подготовка такого «демонстрационного» решения

обычно требует дополнительных ресурсов En_{n-1} и знаний $A_n(En_{n-1})$. Часто — очень немалых.

Сопоставления с данными нейрофизиологических исследований [14–17] показывают также, что разработанная базовая модель для адаптивных распознающих систем позволяет на количественном уровне описывать различные варианты психологических режимов реагирования животных в процессе осознания ими действующих на них информационных сигналов.

Если опустить внутренние переменные в функциональной схеме адаптивного распознавателя, показанной на рис. 1, то ее упрощенное изображение можно представить в виде рис. 2. На этой схеме показаны только основные переменные, участвующие в преобразовании входного информационного потока I_n , вместе с предоставляемыми для работы системы ресурсами En_{n-1} , в выходной набор

$$\{D_n; R_n; A_n(En_n); Int_n\}$$

информационного потока и новый уровень En_n — ресурсов для работы распознающих систем на следующем слое иерархии.

Известно, что в реальной жизни адаптивные распознающие системы заинтересованы в получении точных решений D_n, R_n, Int_n для того, чтобы обеспечить доступ к необходимым ресурсам En_n при выполнении поставленных целей, а также получить возможность усовершенствования или модернизации доступного им набора знаний $A_n(En_{n-1})$.

Модели взаимодействующих распознающих систем

К **третьему типу** естественно отнести модели, описывающие различные варианты возможных взаимодействий между «элементарными» адаптивными распознающими системами.

Из всех возможных комбинаций взаимодействия распознающих систем рассмотрим иерархическую архитектуру, известную для многих *популяционных систем* (см., например, [19–20]) и показанную на рис. 3.

Процесс трансформации входных величин $(En_{n-1}), (I_{n-1})$, отвечающих за «энергетические» ресурсы и информационный сигнал, в выходные значения $En_n; I_n$ на выделенном слое взаимодействующих адаптивных систем принятия решений зависит от используемого набора A_n алгоритмов. Особенности этого процесса зависят от распределения дополнительных воздействий ΔEn_{n-1} и ΔA_{n-1} «энергетического» и «информационного»

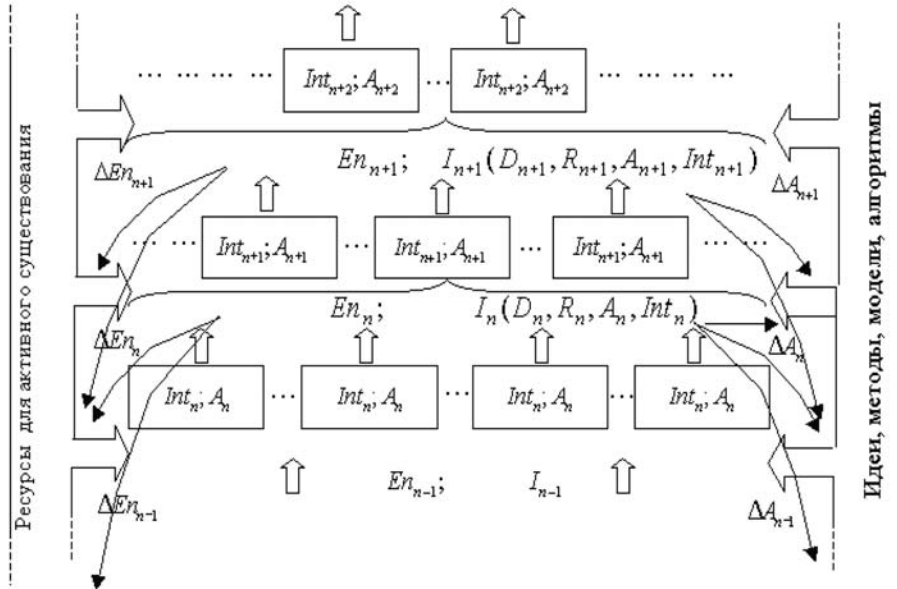


Рис. 3. Схематическое представление базовых взаимодействий между адаптивными распознающими системами при их работе в иерархической организации
 Трансформация входных величин (En_{n-1}) и (I_{n-1}), отвечающих за «энергетические» ресурсы и информационный сигнал, соответственно, в выходные значения $En_n; I_n$ на выделенном слое взаимодействующих адаптивных систем принятия решений зависит от используемого набора A_n алгоритмов. Особенности этого процесса зависят от распределения дополнительных воздействий ΔEn_{n-1} и ΔA_{n-1} «энергетического» и «информационного» характера (в общем случае, такое распределение имеет пространственно неоднородное распределение), которые обычно контролируются принятыми решениями D_{n-1}, R_{n-1} , а также решениями с вышележащих иерархических слоев.

характера (в общем случае, такое распределение будет пространственно неоднородным), которые обычно контролируются принятыми решениями D_{n-1}, R_{n-1} , а также решениями с вышележащих иерархических слоев.

На схеме показан процесс передачи с нижних уровней на верхние фонового потока ресурсов En_n и фонового потока информационных данных I_n . На каждом слое составляющие его системы могут взаимодействовать друг с другом. Динамику их коллективного поведения можно описывать с помощью моделей первого типа. Каждый вышележащий слой систем имеет возможность управлять притоком дополнительных ресурсов из двух дополнительных, специализированных резервуаров как для энергетических ресурсов ΔEn_n , обеспечивающих активное состояние распознающих устройств, так и для знаний ΔA_n , обеспечивающих выполнение «правильных» действий. При этом управление на каждый нижележащий слой подается в виде фильтров, которые в текущий момент разрешают нижележащему слою систем:

- дополнительную энергетическую поддержку с инструкциями ее использования и
- дополнительные знания (алгоритмы), необходимые для исполнения инструкций.

Представленная архитектура управления энергетическими ресурсами считается вполне привычной.

Гораздо больше вопросов вызывает происхождение и механизмы работы специализированного резервуара для знаний.

Достаточно хорошо известны две точки зрения на функционирование механизмов создания новых знаний (идей, методов, моделей, алгоритмов).

В соответствии с одной из них, новые знания создаются в результате комбинирования из ранее известных алгоритмических блоков. Этим могут заниматься, например, специализированные «распознающие системы». Это аналогично конструированию более совершенных алгоритмов из имеющихся в распоряжении этих систем упрощенных базовых блоков — «алгоритмических функций».

Другая точка зрения основана на представлении, что все необходимые вариации знаний или алгоритмических блоков уже существуют в некотором хранилище знаний (место этого хранилища разные авторы указывают по-разному). По мере необходимости адаптивные распознающие системы получают требуемые алгоритмы в уже готовом виде. Жизненный опыт показывает, что обычно такая доставка новых знаний происходит, если в них

возникает очень сильная потребность.

В рамках схемы на рис. 3 можно рассматривать функционирование обоих этих механизмов. Было бы очень интересно рассмотреть другие возможные варианты механизмов генерации новых знаний.

Разнообразные динамические режимы коллективной активности систем в иерархической модели (рис. 3) получаются в зависимости от приоритетов для каждой распознающей системы на такие параметры, как особенности ее взаимосвязей с соседями, ΔE_{n_n} или ΔA_n . Описание этих режимов, определение их устойчивости и классификация наиболее характерного поведения систем в такой иерархии представляет весьма интересную область исследований.

Модели «элементарных адаптивных распознающих систем», а также модели для взаимодействующих ансамблей распознающих систем, позволяют формализовать описание гипотез, связанных с режимами реагирования в социальных системах. Например, режимы оптимизации при выполнении поставленной задачи позволяют формализовать определение особенностей психологических реакций распознающих автоматов, включая разделение на режимы, аналогичные реакциям сангвиника, флегматика, холерика и меланхолика. Можно построить интерпретацию режимов отстаивания своих интересов информационными системами за счет «латерального подавления» соседей; режимов проявления «двойной морали» в иерархической организации, и ряда других режимов, присущих социальным системам.

Выводы

Приведенные здесь разные типы базовых моделей показывают перспективность их практического применения. Известные автору примеры процессов принятия решений активными информационными системами удастся объяснить с помощью этих моделей. Было бы интересно найти ограничения предлагаемого модельного описания для объяснения экспериментальных данных о динамике нейроноподобных систем. Важно, что за каждой функциональной связью или операцией в предложенных здесь моделях стоят строго детерминированные правила преобразования сигналов. Варианты таких систем уже сейчас могут программироваться или реализовываться в аппаратуре. Конечно, следует признать, что в действительности разнообразии реакций в таких нейроноподобных системах определяется использованием достаточно обширного набора алгоритмов (возможных мо-

дельных преобразований). Однако разнообразие таких наборов модельных представлений, как известно, наблюдаются и в реальной жизни.

Для описания динамики сложных систем сейчас, как известно, используются разные виды базовых моделей. При этом результаты получаемых описаний часто вполне адекватно соответствуют опытным данным. Основная трудность состоит в переводе одних результатов на язык других модельных представлений. Формирование набора модельных представлений для нейроподобных систем, ориентированного на использование его в практике общения между заинтересованными исследователями, составляет основную цель данной лекции.

Работа выполнялась при частичной поддержке грантов INTAS-01-0690 и АФГИР RMO-10214-BNL №36943.

Литература

1. *Wilson H. R., Cowan J. D.* A mathematical theory of the functional dynamics of cortical and thalamic neuron tissue // *Kybernetic.* – 1973. – v. 13. – pp. 55–80.
2. *Сбитнев В. И.* Преобразования потока спайков в статистических нейронных ансамблях // *Биофизика.* – V1975. – Т. 20. – С. 699–702; 1976. – Т. 21. – С. 1072–1076; 1977. – Т. 22. – С. 523–528.
3. *Кудряшов А. В., Яхно В. Г.* Распространение областей повышенной импульсной активности в нейронной сети // *Динамика биологических систем.* – 1978. – Вып. 2. – С. 45–59.
4. *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.
5. *Vasiliev V. A., Romanovskii Y. M., Chernavskii D. C., Yakhno V. G.* Autowave processes in kinetic systems. Spatial and temporal self-organization in physics, chemistry, biology, and medicine. – D. Reidel Publishing Company, 1987.
6. *Belliustin N. S., Kuznetsov S. O., Nuidel I. V., Yakhno V. G.* Neural networks with close nonlocal coupling for analyzing composite images // *Neurocomputing.* – v. 3. – 1991. – pp. 231–246.
7. *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.

8. Яхно В. Г. Процессы самоорганизации в распределенных нейроподобных системах. Примеры возможных применений // «Нейроинформатика 2001». Лекции по нейроинформатике. – М.: МИФИ, 2001. – С. 103–141.
9. Анохин П. К. Избранные труды. – М.: Наука, 1978. – 400 с.
10. Fukushima K. Neural network model of selective attention in visual pattern recognition and associative recall // *Applied Optics*. – 1983. – v. 26, No. 23. – pp. 4985–4992; Neural network for visual pattern recognition // *Computer*. – 1988. – pp. 65–67.
11. Zverev V. A. Physical Foundation of image formation by wave fields. – IAP RAS. – 1998. – 252 pp.
12. 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.
13. 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.
14. Грэй У. Живой мозг. – М.: Мир, 1966. – 295 с.
15. Иваницкий А. М. Физиологические основы психики // *Природа*. – 1999. – № 8. – С. 156–162.
16. Иваницкий А. М. Главная загадка природы: как на основе работы мозга возникают субъективные переживания // *Психологический журнал*. – 1999. – том. 20, № 3. – С. 93–104.
17. Архипов В. И. Воспроизведение следов долговременной памяти, зависимой от внимания // *Журнал высшей нервной деятельности*. – 1998. – том. 48, вып. 5. – С. 836–845.
18. Сергин В. Я. Психофизиологические механизмы осознания: гипотеза самоотожествления // *Журнал высшей нервной деятельности*. – 1998. – том. 48, вып. 3. – С. 558–570.
19. Манифест эволюции, 2003. URL: <http://www.sarasvati.comtv.ru>
20. Пригожин И. Р. (ред.) Человек перед лицом неопределенности. – Москва-Ижевск: Институт компьютерных исследований, 2003. – 304 с.

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, рассмотрения характерных адаптационных процессов при работе систем распознавания сложных изображений. Имеет более 120 научных публикаций (в том числе 2 монографии и 4 патента).

НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ–2004

НЕЙРОИНФОРМАТИКА–2004

VI ВСЕРОССИЙСКАЯ
НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ
КОНФЕРЕНЦИЯ

ЛЕКЦИИ
ПО НЕЙРОИНФОРМАТИКЕ
Часть 1

Оригинал-макет подготовлен Ю. В. Тюменцевым
с использованием издательского пакета \LaTeX 2_ε
и набора PostScript–шрифтов PSCyr

Подписано в печать 25.11.2003 г. Формат 60 × 84 1/16
Печ. л. 12, 5. Тираж 200 экз. Заказ №

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