

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

---

**НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ-2006**

**НЕЙРОИНФОРМАТИКА – 2006**

**VIII ВСЕРОССИЙСКАЯ  
НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ  
КОНФЕРЕНЦИЯ**

**ЛЕКЦИИ  
ПО НЕЙРОИНФОРМАТИКЕ**

По материалам Школы-семинара  
«Современные проблемы нейроинформатики»

Москва 2006

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

**НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ–2006. VIII ВСЕРОССИЙСКАЯ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ КОНФЕРЕНЦИЯ «НЕЙРОИНФОРМАТИКА–2006»: ЛЕКЦИИ ПО НЕЙРОИНФОРМАТИКЕ.** – М.: МИФИ, 2006. – 244 с.

В книге публикуются тексты лекций, прочитанных на Школе-семинаре «Современные проблемы нейроинформатики», проходившей 24–27 января 2006 года в МИФИ в рамках VIII Всероссийской конференции «Нейроинформатика–2006».

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 5–7262–0635–5      © *Московский инженерно-физический институт  
(государственный университет), 2006*

## Содержание

<b><i>В. Г. Яхно.</i> Динамика нейроноподобных моделей и процессы «сознания»</b>	<b>88</b>
Введение . . . . .	88
Варианты моделей нейроноподобных систем . . . . .	89
Однородные нейроноподобные системы . . . . .	90
Модели адаптивных распознающих систем . . . . .	94
Модели взаимодействующих распознающих систем . . . . .	100
Выводы . . . . .	106
Литература . . . . .	108

**В. Г. ЯХНО**

Институт прикладной физики РАН,  
Нижний Новгород

E-mail: [yakhno@appl.sci-nnov.ru](mailto:yakhno@appl.sci-nnov.ru)

**ДИНАМИКА НЕЙРОНОПОДОБНЫХ МОДЕЛЕЙ И ПРОЦЕССЫ  
«СОЗНАНИЯ»**

**Аннотация**

Рассмотрены варианты базовых моделей нейроноподобных систем для описания динамических процессов обработки информационных сигналов. Проведено сопоставление некоторых динамических процессов в этих системах с процессами осознания внешних стимулов и внутренних состояний нейроноподобных систем.

**V. YAKHNO**

Institute for Applied Physics, RAS,  
Nizhny Novgorod

E-mail: [yakhno@appl.sci-nnov.ru](mailto:yakhno@appl.sci-nnov.ru)

**DYNAMICS OF NEURON-LIKE MODELS AND CONSCIOUSNESS  
PROCESSES**

**Abstract**

The variants of basic neuron-like models for dynamical processes of information flow transformation are considered. Some dynamic modes of neuron-like models are compared with examples of consciousness processes in living being.

**Введение**

Обсуждению процессов сознания, или описанию того, что интуитивно обозначается «сознанием», посвящена обширная литература (см., например

[1–5].) В тоже время, в связи со сложностью самого объекта рассмотрения, не сразу удастся найти формализованные базовые модели, адекватные определения и описания динамических процессов. Примеры модельного описания осознанного поведения живых систем имеются, в частности, в работах [5–13]. Основная трудность при дальнейшем развитии таких моделей связана с определением минимально необходимого набора функциональных переменных и конструирования таких систем, в которых могут происходить динамические процессы аналогичные известным данным об осознанном поведении живых систем.

В докладе предлагается использовать функциональные модели нейроноподобных систем. 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 [13–21]. Варианты режимов реагирования таких адаптивных систем распознавания на внешние сигналы сравниваются с известными психологическими реакциями живых систем.

### **Варианты моделей нейроноподобных систем**

Многие экспериментальные результаты, связанные с поведением иерархических систем распознавания, могут быть рассмотрены на основе как минимум трех групп базовых моделей (примеры схематического представления моделей для случая нейроноподобных систем приведены на рис. 1–3):

- 1) различные варианты однородных нейронных сетей для выделения заданного набора признаков в параллельном режиме (рис. 1);
- 2) адаптивные ячейки распознавания, содержащие алгоритмы кодирования и реконструкции входных изображений, базы данных, алгоритмы вычисления полей невязок (мотиваций), алгоритмы принятия решений по виду полей невязок, а также базы используемых алгоритмов (знаний) (рис. 2);
- 3) иерархические системы из адаптивных ячеек распознавания, каждая из которых настроена на заданный для нее набор операций (рис. 3 и рис. 4).

Фактически каждая из приведенных базовых моделей с характерными для них переменными и наборами функциональных динамических режи-

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

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

Рис. 1. Модель для однородных систем

**Функциональные операции, выполняемые моделью:** Параллельные режимы выделения необходимых наборов признаков, вычисление мер сравнения.

**Характерные динамические режимы:** Различные процессы формирования структур коллективной активности (например, автоволновые процессы, упрощенные изображения для вычисления признаков).

мов 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 известным психологическим или социальным реакциям живых систем.

### Однородные нейроноподобные системы

Однородные нейроноподобные системы могут быть отнесены к **первому типу** моделей и записываются, например, в виде интегро-дифференциальных уравнений типа (1)–(2), показанных на рис. 1. Такая двухкомпонентная модель первоначально была 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 [13, 21–24]. При

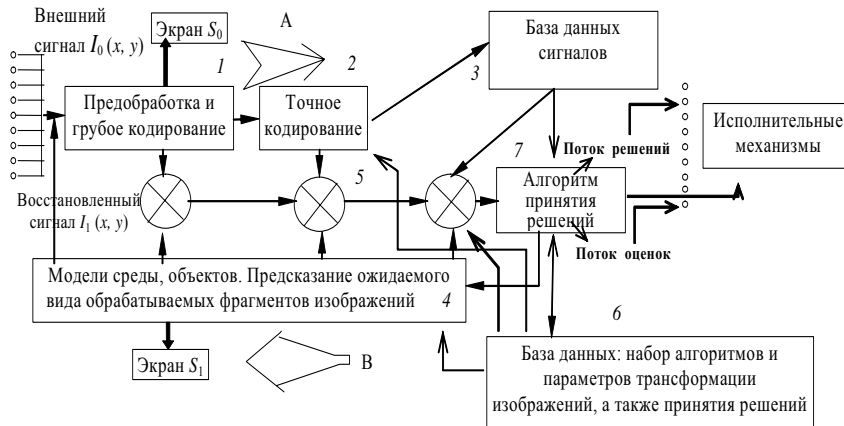


Рис. 2. Адаптивная нейроноподобная система распознавания. Показаны этапы трансформации потоков информационных данных и взаимодействие между различными обрабатывающими блоками в адаптивной системе принятия решений с фиксированным набором алгоритмов.

**Функциональные операции, выполняемые моделью:** Для повышения точности принятых решений и определения особенностей распознаваемых фрагментов изображений выполняется оценка качества работы алгоритмов, используемых в системе.

**Характерные динамические режимы:** Входное изображение 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.

интегральном описании активности многих ансамблей из нейроноподобных элементов используются две наиболее важные 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  $\Phi_i(\vec{\xi} - \vec{r})$  имеют вид так называемого «латерального» торможения,  $\Phi(R) = (1 - akR^2)e^{-aR^2}$ , а  $F_m[\cdot]$  имеет монотонный, ступенчато-подобный вид. Изначально система (1)–(2) была ориентирована на описание процессов в однородных нейронных сетях сет-

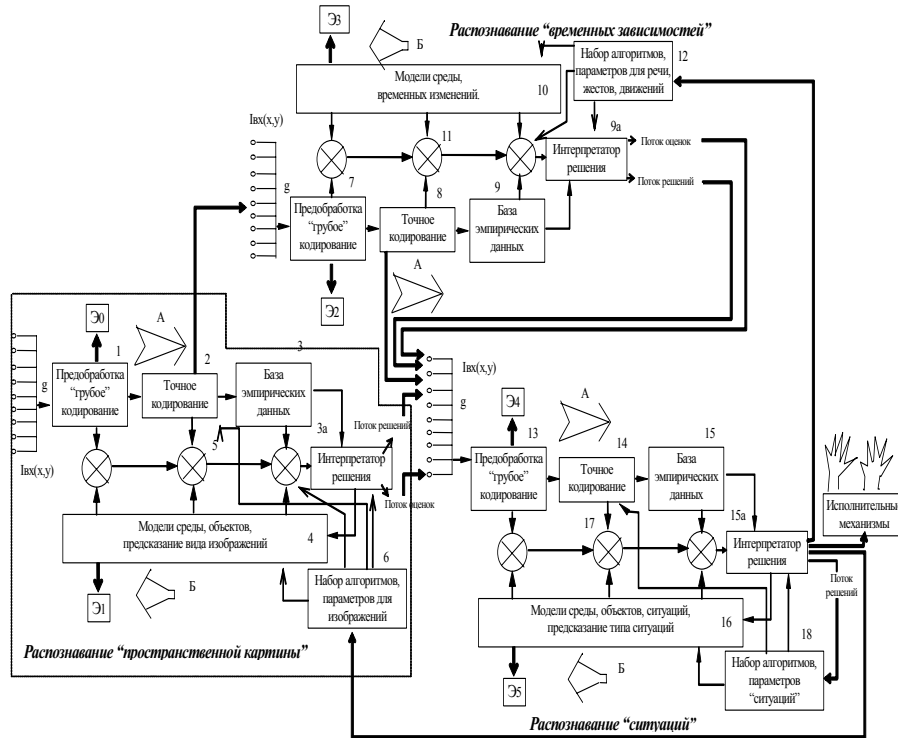


Рис. 3. Иерархическая система распознавания из трех однотипных блоков: распознавания статических изображений; распознавание временных изменений; распознавание ситуаций

Показаны пути передачи информационных данных и управляющих воздействий между различными блоками принятия решений.

**Функциональные операции, выполняемые моделью:** Разные блоки настраиваются на обработку сигналов только «своей» модальности и выполнение инструкций от «вышестоящих» управляющих блоков.

**Характерные динамические режимы:** Динамика настройки, зависящая от особенностей информационных сигналов разных модальностей и используемого набора целей.



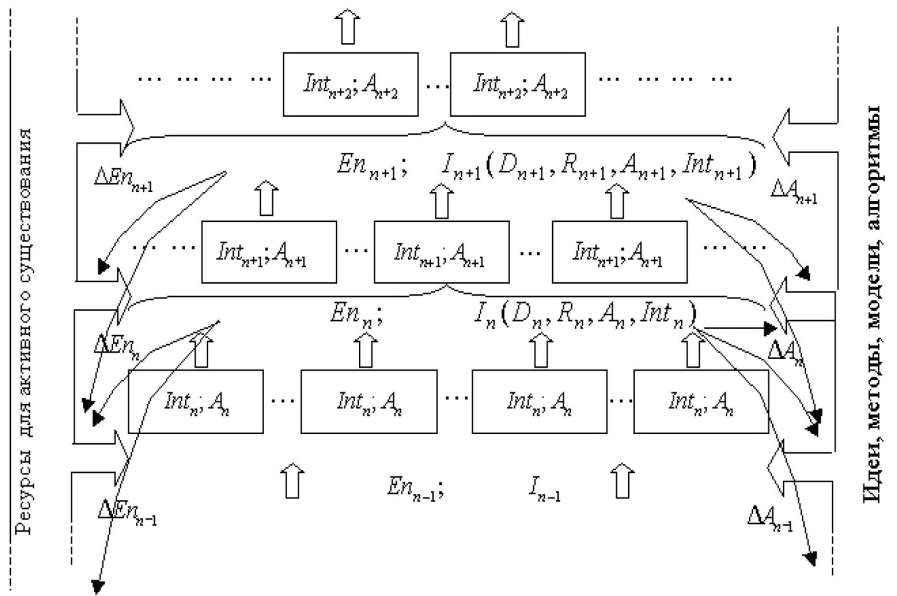


Рис. 4. Иерархическая система взаимодействующих популяций адаптивных распознающих систем

**Функциональные операции, выполняемые моделью:** Выполнение операций преобразования потока информационных сигналов сетью взаимосвязанных распознающих систем, потребляющих выделенные «энергетические» и «информационные» ресурсы.

**Характерные динамические режимы:** Различные процессы формирования динамических структур коллективной активности взаимодействующих распознающих систем.

чатки глаза, коры некоторых отделов головного мозга и т. п. [13, 22–24]. В то же время понятно, что уравнения типа (1)–(2) представляют собой универсальную модель, описывающую динамику распределенной среды из активных элементов, имеющих произвольную физическую природу. Модель (1)–(2) справедлива для однородных молекулярных систем, процессов активности в клетках, клеточных популяциях, тканях организмов, популяциях организмов, различного вида однородных сетях из процессорных

элементов [18–21]. Предполагается существование взаимосвязанных активных (триггероподобных) элементов в ядрах [25], в лабораторной плазме [26–30], и, возможно, в плазменных облаках космических масштабов. Следовательно, функциональные процессы преобразования информационных сигналов, описываемых моделью (1)–(2), могут происходить аналогичным образом в системах с широким диапазоном пространственных масштабов, а временные характеристики процессов будут определяться конкретными механизмами активности в соответствии с теми или иными пространственными масштабами.

Было показано, что в системах типа (1)–(2) 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.

В работах [14, 18–33] приведены примеры результатов таких исследований. Неизменность коэффициентов и функций (типа  $\Phi_i(\vec{\xi} - \vec{r})$  и  $F_m[\cdot]$ ) в модельных системах означает неизменность уровня неравновесности в активных элементах. Такое возможно лишь в системах, обеспеченных всеми необходимыми энергетическими ресурсами.

Однородные системы из взаимосвязанных активных элементов моделируют либо функциональные процессы кодирования (вычисления признаков) информационного сигнала в параллельном режиме, либо варианты генерации разнообразных изображений из начальных упрощенных стимулов. Такие процессы составляют только часть процесса «сознания».

### Модели адаптивных распознающих систем

**Ко второму типу** моделей относятся «элементарные» системы принятия решений с фиксированными алгоритмами, в которых используются управляющие алгоритмы для повышения точности режимов распознавания. Оптимизация проводится как под особенности вида сигнала, так и под задачи, решаемые такой адаптивной распознающей системой.

Такой тип адаптивных моделей рассматривался в [14–17, 34–35].

Функциональная модель для элементарных распознающих систем с адаптивными свойствами (см. рис. 2) 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 [14–17]. Если требуется использование режимов параллельного преобразования сигналов, то для выполнения операций во всех этих блоках могут быть задействованы модели однородных нейроноподобных систем [13, 14, 18–21, 28, 31–33]. Это означает, что модели второго типа можно полностью построить из слоев, преобразование сигналов в которых описывается моделями первого типа (однородных систем).

Вариант функциональной модели с адаптивными свойствами показан на рис. 2. Такая элементарная система состоит из следующих подсистем:

- блоки кодирования (1, 2), восстановления или имитации информационных сигналов (4);
- блоки сохранения кодового описания этих сигналов (3) и используемых для их обработки алгоритмов — моделей (6);
- блоки оценки близости сигналов (5) и принятия решений (7).

Важное отличие рассматриваемой здесь архитектуры адаптивных систем [14–17], 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 (блоки 4 и 5).

Фактически, алгоритмы блока 4 позволяют распознающей системе создавать «виртуальную реальность», которую необходимо сравнивать с реальными входными сигналами для принятия адекватных решений. Имеется множество подтверждений существования таких блоков создания «виртуальной реальности» в живых системах. К наиболее известным из них можно отнести процессы сна, возможных галлюцинаций, различных режимов анализа проблемных ситуаций, когда на «внутреннем экране» могут возникать яркие образы объектов или ситуаций, с которыми живое существо играет или просто наблюдает динамику этого процесса.

Опираясь на формальную схему с архитектурой типа показанной на рис. 2, можно сказать, что в функциональном смысле каждая система «спит в своем сне». Термин «сон» подразумевает активность системы, связанную

с обработкой исключительно внутренних информационных сигналов, использованием наборов моделей поведения, которые были активированы в этой живой или технической системе внешними воздействиями. Степень адекватности внутренних информационных сигналов смыслу внешних, «реальных», воздействий зависит от возможностей рассматриваемой адаптивной системы настроить свой «сон» на эти внешние сигналы.

В технических адаптивных системах, по аналогии с живыми системами, естественно ожидать большую оптимизацию их работы в режимах предварительной настройки этих систем на планируемую ситуацию и наборы действий, которые эти системы будут совершать.

Функциональная модель с адаптивными свойствами позволяет на количественном уровне описывать различные динамические реакции на внешние сигналы. Ее можно использовать для оптимизации процессов в технических системах, а можно, из сопоставления с данными нейрофизиологических исследований [36–47], предлагать варианты механизмов для интерпретации психологических режимов реагирования живых систем в процессе осознания ими действующих на них информационных сигналов.

В функциональной модели, показанной на рис. 2, используются следующие переменные:

- $I_n$  — входное изображение — сигнал, поступающий на обработку в распознающую систему;
- $A_n(E_{n-1})$  — формализованное представление знаний в системе, включающих используемые идеи, методы, модели и алгоритмы;
- $Code_n$  — 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  $D_n, R_n, A_n(E_{n-1}), Int_n$ ;

- $E_{n-1}$  — 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  $E_n$  — созданные или оставшиеся ресурсы — определяется особенностями работы исполнительных механизмов, которые запускаются на основании решения распознающей системы  $D_n$ ,  $R_n$ .

Использование схематического описания адаптивной распознающей системы (рис. 2) позволяет ввести формальные определения для ряда динамических процессов и используемых переменных, которые обычно связаны с понятиями, вызывающими споры при обсуждении информационных систем.

**Данными** называются наборы признаков или кодовых описаний, вычисленные с входных изображений или сами эти изображения. Хранятся данные в блоке 3 (см. рис. 2).

**Знаниями** в рассматриваемой системе естественно назвать наборы алгоритмов  $A_n(E_{n-1})$ , которые могут использоваться в процессах обработки 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) и 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 распознающей системы, представленные на рис. 2.

**Элементарный режим проявления «сознания»** в такой формализованной системе естественно определить как динамический процесс кодирования-восстановления и поиска оптимальных алгоритмов в системе (рис. 2).

Важно понимать, что более сложные режимы «сознания», реально наблюдаемые в живых системах, обычно включают в себя дополнительные динамические процессы, отражающие взаимодействие многих элементарных распознающих ячеек. Об этом речь пойдет чуть ниже.

Рассмотрим наиболее очевидные динамические режимы, возможные в модельной системе в ответ на входной сигнал.

Вычисленные с помощью алгоритмов кодирования параметры и признаки входного сигнала  $Code_n$  (входные и промежуточные изображения, разные варианты кодовых описаний) сравниваются с изображениями и кодовыми описаниями, взятыми из базы данных, а также вычисленными с помощью алгоритмов декодирования, для ожидаемого объекта. Результат (мера сравнения) представлен в величинах вектора (изображения) невязок  $M_n(Code_{n-1})$ . Алгоритм принятия решений сравнивает эту меру с заданными порогами. Обычно используется два порога.

Если мера больше большего порога, то система принимает решение «Этот сигнал мне неизвестен» и, чаще всего, такой сигнал в живой системе не замечается. Он выпадает из процесса осознания.

Если мера меньше меньшего порога, то система принимает решение «Да, это то, что ожидалось». В этом процессе, по данному выше определению, «сознание» еще отсутствует. Этот режим, по-видимому, аналогичен инстинктивным, неосознанным, реакциям в живых системах.

Если же величина результирующей меры сравнения лежит в диапазоне между заданными величинами порогов, то система начинает изменять параметры алгоритмов кодирования-декодирования или изменять сами эти алгоритмы  $A_n(E_{n-1})$ , пока мера не станет меньше меньшего порога. После этого система принимает решение «Да, это то, что ожидалось». Система принимает отрицательное решение в случае, если при всех тестах на оптимизацию (изменениях параметров или алгоритмов) величина меры сравнения остается в прежнем, исходном диапазоне: между меньшим и большим порогами принятия решения. Естественно, что система с исследовательскими целями может запоминать «неизвестный сигнал» для последующего анализа и его классификации.

Эти процессы, в соответствии с приведенным выше определением, связаны с проявлением элементарного «сознания» в системе, вне зависимости от того, положительное или отрицательное решение было принято. При этих процессах «осознания» система в ответ на входной информационный сигнал  $I_n$  формирует выходной результирующий информационный сигнал в виде  $I_{n+1}(D_n, R_n, A_n(E_{n-1}), Int_n)$ . Если процесса осознания не было,

то в выходном сигнале  $I_{n+1}(D_n, R_n, A_n(E n_{n-1}), -)$  будет отсутствовать имитация входного сигнала  $Int_n$ .

При реализации процессов «сознания» возможно существование, как минимум, двух режимов настроек.

В первом случае, решение об оптимизирующей процедуре подбора параметров или алгоритмов принимается непосредственно по виду вектора невязок из сравнения с кодовыми описаниями ожидаемого объекта.

Во втором, могут вычисляться дополнительные признаки для оценки качества работы используемых алгоритмов распознавания. Для этого проводят сравнения с кодовыми описаниями анализируемого изображения на предыдущих шагах кодирования. Такой режим возможен за счет использования пары согласованных алгоритмов кодирование-восстановление. Полученное кодовое описание входного изображения восстанавливается в интерпретацию этого входного изображения, затем восстановленное изображение снова запускается на кодирование и так далее. Скорость сходимости величин невязок  $M_n(Code_{n-1})$  в этом цикле «кодирование  $\rightarrow$  восстановление  $\rightarrow$  кодирование  $\rightarrow \dots$ » и величины отличий от первоначально полученных значений характеризуют адекватность и качество работы выбранных алгоритмов для обрабатываемого изображения. Вычисление оценок качества используемых алгоритмов выполняется для одного входного изображения, но на основе статистического опыта в предварительной процедуре обучения.

Данные нейрофизиологических исследований [36–42] определенно указывают на важную роль циклических процессов кодирования и восстановления сенсорных сигналов для осознания внешнего сигнала. Например, результаты пионерских работ *А. М. Иваницкого* показали, что психологические процессы осознания внешних сенсорных сигналов обязательно связаны с круговой активацией подкорковых структур мозга и возвратом этой активности на те же самые нейроны коры, с которых сенсорный сигнал запускался на обработку в мозг [38–40].

При анализе нелинейных режимов функциональной системы очень интересно рассмотреть детали динамики циклического процесса «кодирование  $\rightarrow$  восстановление  $\rightarrow$  кодирование  $\rightarrow \dots$ », процедуры вычисления оценок качества работы алгоритмов преобразования тех или иных входных изображений, а также возможные особенности последующего принятия решений. Действительно, по сформированным векторам (изображениям) мотивационных сигналов  $M_n(Code_{n-1})$  определяются условия, при которых необходимо корректировать параметры используемых алгоритмов или про-

водить 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. При этом, возможность выполнения операций замены одних алгоритмов на другие в блоках кодирования-восстановления означает очень важную техническую особенность рассматриваемой системы распознавания: все используемые алгоритмы должны обладать одинаковыми интерфейсами!

Выполняется ли это требование и в живых системах? Если ответ утвердительный, то такие функциональные режимы адаптации распознающей системы фактически подтверждают возможность осознания живыми системами ощущений, которые отсутствовали в их жизненном опыте. Частично это снимает завесу таинственности с многочисленных данных о некоторых мистических ощущениях людей в измененных состояниях сознания [44, 45]. В то же время, остается открытым вопрос о существующих в природе вариантах физических механизмов передачи новых знаний живым системам [46]. С какими динамическими процессами в функциональной модели может быть связано осознание факта получения нового алгоритма (знания) в блоке 7 адаптивной системы?

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 при выполнении поставленных целей, а также получить возможность усовершенствования или модернизации доступного им набора знаний. Данные о динамических процессах в нелинейных моделях позволяют формализовать описание ряда режимов непонимания при взаимодействии между адаптивными распознающими системами [36, 37, 46]. Хотя с житейской точки зрения непонимание легко объяснимо. Чаще всего, именно отсутствие внутренних ресурсов для усовершенствования или модернизации необходимого для общения набора знаний приводит к конфликтам непонимания. Модельная система позволяет классифицировать эти процессы.

### **Модели взаимодействующих распознающих систем**

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



Иерархически организованные взаимосвязанные распознающие системы очень широко распространены в природных системах. Для понимания эволюционной динамики мотиваций работы таких сформировавшихся симбиозов необходимо рассмотреть их модельные описания. Известно, что в таких системах происходит обмен и алгоритмическими, и «энергетическими» ресурсами. В результате может оптимизироваться достижение целей, связанное с процессами усовершенствования, модернизации алгоритмов во всех или только в части взаимосвязанных распознающих системах.

Вариант, представленный моделью на рис. 3, позволяет на основе однотипных блоков сформировать систему, обрабатывающую информационные сигналы разных модальностей. Например, первый блок выделяет признаки статических изображений, второй блок выделяет признаки временных изменений в потоке поступающих изображений, третий блок выделяет «ситуационные» признаки данного потока изображений и управляет работой двух предыдущих блоков с целью повышения точности принятия окончательного решения.

Понятно, что любая живая система состоит из множества взаимосвязанных систем с архитектурой аналогичной модели на рис. 3. Естественно предположить однотипно функционирующие архитектуры для распознающих систем, настроенных на обработку визуальных, акустических, тактильных, болевых, «эмоциональных», и тому подобных сенсорных сигналов, а также сигналов, оценивающих состояние внутренних органов системы. В этом случае, аналогично архитектуре на рис. 3, строится иерархическая схема для сбора данных о картине состояний внутреннего «Я» живой или технической системы. То есть, фактически, наше «Я» или «ЭГО» есть набор моделей в одной из верхних распознающих ячеек (типа модели «ситуаций» на рис. 3), описывающих возможные состояния или реакции, которым система была предварительно обучена.

Другой вид иерархической системы может быть получен из схем на рис. 2 или рис. 3. Нетрудно представить, что функциональные операции в каждом блоке такой системы могут выполняться системой с точно такой же архитектурой адаптивной распознающей системы. Такое конструирование можно повторять для каждого блока вновь получаемой системы. В результате получается самоподобная система, в которой архитектура вложенных функциональных блоков для нижележащих уровней повторяет архитектуру вышележащих уровней. При этом может быть построено произвольное число уровней. Понятно, что некоторые системы вышележащих уровней должны бы иметь возможность контролировать состояния систем нижеле-



Если рассматривать функциональную схему адаптивного распознавателя как преобразователь входного информационного потока  $(En_{n-1}; I_{n-1})$  в выходной информационный поток  $(D_n; R_n; A_n(En_n); Int_n)$ , то упрощенное представление этой схемы будет иметь вид, показанный на рис. 5.

Теперь более разнообразные варианты возможных взаимодействий между «элементарными» адаптивными распознающими системами можно представить в виде модельной схемы приведенной на рис. 4. Такого типа модели описывают процессы передачи фоновых потоков ресурсов и информационных данных с нижних уровней для последующей их обработки, и передачи на вышележащие по иерархии уровни. В качестве компенсации верхние уровни могут поставлять на нижние уровни дополнительные энергетические ресурсы  $\Delta En_n$ , а также ресурсы в виде новых знаний — моделей, алгоритмов  $\Delta A_n$  [3]. В каждом слое осуществляются «горизонтальные» взаимодействия распознающих систем друг с другом. Динамику их коллективного поведения можно описывать с помощью моделей однородных систем (рис. 1). Каждый вышележащий слой распознающих систем имеет возможность управлять притоком дополнительных ресурсов на нижележащие слои из двух дополнительных, специализированных резервуаров как для энергетических ресурсов, обеспечивающих активное состояние распознающих систем, так и для знаний, обеспечивающих выполнение «правильных» действий. При этом управление на каждый нижележащий слой подается в виде инструкций, которые в текущий момент предписывают системам нижележащего уровня:

- формы использования дополнительных энергетических поддержек;
- дополнительные знания (алгоритмы), необходимые для выполнения рабочих операций и исполнения выданных 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 производства, создания новых знаний (идей, методов, моделей, алгоритмов).

В соответствии с одной из этих точек зрения, новые знания создаются в результате комбинирования из ранее известных алгоритмических блоков. Этим могут заниматься, например, автономные специализированные «исследовательские» распознающие системы. Они могут использовать доступные им библиотеки, Интернет или общение с другими распознающими

системами. Этот процесс аналогичен конструированию более совершенных алгоритмов из наборов упрощенных базовых блоков, «кирпичиков знаний», наборов «алгоритмических преобразований».

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. Для этого необходимо существование специальной процедуры запроса от системы «жаждущей знаний» и контролируемых каналов для передачи ей информационных сигналов. Обсуждение гипотез о физических механизмах этих каналов выходит за рамки данной статьи. Жизненный опыт показывает, что обычно такая доставка новых знаний происходит, если в них возникает очень сильная потребность. Такой точке зрения соответствуют многочисленные экспериментальные данные, описывающие особенности ощущений людей при холотропных состояниях сознания [44–45]. При изучении возможных динамических режимов функциональной модели (рис. 4) можно рассматривать степень влияния обоих этих механизмов.

Возможные варианты динамики коллективной активности систем на рассматриваемых уровнях иерархической модели (рис. 4) в значительной мере определяются теми приоритетными переменными, которые используются в распознающих системах. При этом, режимы зависят не только от особенностей взаимосвязей между распознающими системами, но и от предоставления дополнительных энергетических ресурсов  $\Delta E_{n_n}$ , и внесения новых знаний  $\Delta A_n$  для обеспечения проводимых работ. Описание этих режимов, определение их устойчивости и классификация наиболее характерного поведения систем в такой иерархии представляет весьма интересную область исследований. Интегральное описание процессов коллективной активности распознающих систем можно выполнить, например, с помощью моделей однородных нейроноподобных систем типа (1)–(2).

Приведем здесь наиболее очевидные варианты формирования активных «коллективов» для обработки информационных потоков. Структуры этих «коллективов» зависят от того, через какие основные переменные осуществляется преимущественное взаимодействие адаптивных распознающих систем.

Например, если для взаимодействия в первую очередь используются:

- сходные алгоритмы кодирования, то должен сформироваться режим работы, где будут оптимизироваться именно процессы кодирования

(их можно было бы назвать как «структуры специалистов, формирующих описания»);

- сходные алгоритмы восстановления из имеющихся кодов, то должен сформироваться режим работы, где будут оптимизироваться именно процессы создания «виртуальной реальности» (такие «коллективы» можно было бы назвать жаргонным словом «имитаторы»);
- сходные алгоритмы формирования полей невязок-мотиваций, то должны формироваться «коллективы» распознающих систем по сходству решаемых «проблем»;
- сходные алгоритмы принимаемых решений (по параметрам «новизна-консервативность», динамические особенности принимаемых решений и т. п.) должны бы приводить к формированию структур с жаргонным названием «менеджеры-управленцы, игроки»;
- сходные алгоритмы привлечения ресурсов («энергетических» или «информационных»), то должны бы формироваться «группы» с жаргонным названием «менеджеры-снабженцы».

Этот упрощенный вариант классификации возможного разнообразия процессов только для одного уровня взаимодействующих адаптивных распознающих систем наглядно показывает процедуру формализованного описания, основанную на использовании набора определяющих переменных отдельного элемента системы (модельная схема на рис. 2).

Поиск интегральных переменных для функциональной модели типа схемы на рис. 4 приводит к следующему представлению. На каждом уровне такой системы происходит интегральный процесс, в котором «коллективы» адаптивных распознающих систем преобразуют входную энергию  $En_n$  на основе своих знаний  $A_n(En_n)$  и связанных с ними процессов «сознания» в новый информационный поток с дополнительно аккумулированной энергией для следующего уровня иерархической системы. Действительно, на вход каждого уровня этой модели поступает поток

$$I_n(D_{n-1}, R_{n-1}, A_{n-1}(En_{n-1}), Int_{n-1})$$

и  $En_n$ , который за счет пространственно-временных режимов коллективной активности взаимодействующих систем преобразует его в выходные значения

$$I_{n+1}(D_n, R_n, A_n(En_n), Int_n)$$

и  $En_{n+1}$ . Ключевая роль при этом, несомненно, принадлежит процессам «сознания».

Следует признать, что формализованное описание динамических процессов в рамках приведенных модельных схем воспринимается лишь заинтересованными специалистами. Специалисты с другим кругом интересов или обычные люди лучше воспринимают образный язык искусства, наглядного сенсорного восприятия. Именно поэтому в дальнейшем необходимо представить результаты этого доклада не в виде скучного изложения схем, а в виде набора динамических картинок: изображение на входе системы  $\Rightarrow$  динамика процесса на выходе. Однако, в полном соответствии с модельными системами, для этого, кроме знаний и взаимодействия заинтересованных специалистов на уровне нашего обсуждения, необходимо также обеспечить и ресурсо-стимулирующие взаимодействия с верхним уровнем иерархии и опору на нижележащие уровни, из которых мы растем.

### Выводы

Приведенные функциональные модели «элементарных адаптивных распознающих систем», а также модели для взаимодействующих ансамблей распознающих систем, показали перспективность их практического применения для широкого круга процессов, связанных с обработкой информации. Подобные модели позволяют формировать элементы языка для описания режимов поведения сложных природных систем. В частности, для ряда динамических режимов таких моделей находятся естественные аналогии с известными психологическими или социальными реакциями живых систем, включая режимы, традиционно относимые к мистическим.

1. Из рис. 1–3 и приведенного описания видно, что модели позволяют конструировать большой (но конечный) набор функциональных систем, в которых присутствуют все необходимые переменные для описания основных динамических процессов в живых системах, связанных с обработкой информации. Классификацию такого вида моделей необходимо продолжить.
2. Каждая модель из набора возможных функциональных систем обладает своим спектром внутренних динамических режимов, определяющих конкретные операции обработки информации. Каждому режиму могут быть сопоставлены либо «нормальные» либо «патологические» процессы функционирования живой или технической системы. Формирование перечня наиболее важных динамических режимов начато на основе уже существующих моделей.

3. Показано, что простейшие процессы «сознания» могут быть определены через функциональные операции оптимизации используемых алгоритмов для достижения заданных целей. В отдельных «элементарных адаптивных распознающих системах» эти процессы «сознания» связаны с процессами кодирования-восстановления входного сенсорного сигнала.
4. Обращается внимание, что такие функциональные системы, представленные искусственными техническими или природными системами (на основе физических, химических, биологических сред) могут быть реализованы на неравновесных средах различной физической природы и в очень широком диапазоне пространственных масштабов.
5. Продемонстрирована функциональная «вложенность» или самоподобие режимов для приведенных базовых моделей. Известные автору примеры процессов принятия решений природными информационными системами удастся объяснить с помощью этих моделей. Было бы интересно найти ограничения предлагаемого модельного описания для объяснения экспериментальных данных о динамике нейроноподобных систем.

Варианты нейроноподобных систем с элементами «осознанного» поведения уже сейчас могут программироваться и реализовываться в аппаратуре для конкретных технических приложений. Разнообразие поведенческих реакций таких систем определяется набором модельных преобразований, которые предварительно были заложены в систему. Как известно, и в живых системах возможное разнообразие поведения также определяется процедурой выбора наиболее оптимальных режимов среди уже имеющихся у этой системы модельных представлений.

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.

### Литература

1. Сознание — Википедия, URL: <http://ru.wikipedia.org/>
2. *Peter Russell*. The Evolution of consciousness, from basic awareness to business awareness to global awareness.
3. *Брамари Ананда, Према Шакти Ананда, Бала Янтра*. Манифест Эволюции. — М.: Амрита-Русь, 2005. — 365 с.; Манифест эволюции, 2003. URL: <http://www.sarasvati.comtv.ru>
4. Сайт «Сознание», URL: <http://soznanie.org/>  
Сайт «Сознание и память» URL: <http://soznanie-mnema.narod.ru/>
5. *Крылов К.* Поведение. Дополнение. Базовые эмоции. Три свойства сознания. URL: <http://www.traditio.ru/>  
URL: <http://www.traditio.ru/krylov/pv1.html>
6. *Анохин П.К.* Философский смысл проблемы естественного и искусственного интеллекта // *Вопросы философии*. — 1973, №6. — с. 83–97; *Синергетика и психология*. Тексты. Выпуск 3. Когнитивные процессы. — М.: «Когито-Центр», 2004. — с. 301–319.
7. *Анохин П. К.* Избранные труды. — М.: Наука, 1978. — 400 с.
8. *Самарин А.И.* Модель адаптивного поведения мобильного робота, реализованная с использованием идей самоорганизации нейронных структур // *Синергетика и психология*. Тексты. Выпуск 3. Когнитивные процессы. М.: «Когито-Центр», 2004. — с. 182–196.
9. *Редько В.Г.* Эволюция когнитивных способностей животных и проблемы интеллектуального управления, Синергетика и психология // *Синергетика и психология*. Тексты. Выпуск 3. Когнитивные процессы. М.: «Когито-Центр», 2004. — с. 155–181.
10. *Редько В.Г., Прохоров Д.В.* Нейросетевые адаптивные критики // Научная сессия МИФИ-2004. VI Всесоюзная конференция «Нейроинформатика-2004», Сб. научных трудов. — Часть 2. — М.: МИФИ, 2004. — с. 77–84.
11. *Жданов А.А.* О методе автономного адаптивного управления // Научная сессия МИФИ-2004. VI Всесоюзная конференция «Нейроинформатика-2005», *Лекции по нейроинформатике*. — Часть 2. — М.: МИФИ, 2004. — с. 15–56.
12. *Станкевич Л.А.* Нейрологические средства систем управления интеллектуальных роботов // Научная сессия МИФИ-2004. VI Всесоюзная конференция «Нейроинформатика-2005», *Лекции по нейроинформатике*. — Часть 2. — М.: МИФИ, 2004. — с. 57–110.



13. Яхно В.Г., Нуйдель И.В., Иванов А.Е. Модельные нейроноподобные 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.
14. Yakhno V.G., Belliustin N.S., Krasilnikova I.G., Kuznetsov S.O., Nuidel I.V., Panfilov A.I., Perminov A.O., Shadrin A.V., Shevryev A.A. Research decision-making system operating with composite image fragments using neuron-like algorithms // *Radiophysics*. – Vol. 37, No. 8, pp. 961–986, 1994.
15. Тельных А.А., Яхно В.Г. Нейроноподобные модели второго и третьего уровней – адаптивные распознающие системы // Труды XII Международной конференции по Нейрокибернетике «Проблемы нейрокибернетики». – 1999. – с. 164–168.
16. 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.
17. 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. Часть 1. – М.: МИФИ, 2005. – с. 274–282.
18. 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.
19. Яхно В.Г. Процессы самоорганизации в распределенных нейроноподобных системах. Примеры возможных применений // «Нейроинформатика 2001». Лекции по нейроинформатике. – М.: МИФИ, 2001. – с. 103–141.
20. Яхно В.Г. Нейроноподобные модели описания динамических процессов преобразования информации // *Нейроинформатика-2004. Лекции по нейроинформатике*. Часть 1. – М.: МИФИ, 2004. – с. 136–150.
21. Яхно В.Г. Модели нейроноподобных 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.
22. 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.
23. 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.
24. Кудряшов А.В., Яхно В.Г. Распространение областей повышенной импульсной активности в нейронной сети // *Динамика биологических систем*. – 1978. – Вып. 2. – с. 45–59.

25. Беркович С.Я. Клеточные автоматы как модель реальности: Поиски новых представлений физических и информационных процессов. Пер. с англ. – М.: Изд-во МГУ, 1993. – 112 с.
26. Франк-Каменецкий Д.А. Диффузия и теплопередача в химической кинетике. – М.: Наука, 1967.
27. Райзер Ю.П. Лазерная искра и распространение разрядов. – М.: Наука, 1974.
28. 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.
29. Поляков С.В., Яхно В.Г. О термодиффузионном механизме генерации неоднородностей электронной концентрации в F-слое ионосферы // *Физика плазмы*. – 1980. – Т. 6, №2. – с. 383–387.
30. Семенов В.Е. Волна пробоя в самосогласованном поле электромагнитного волнового пучка // *Физика плазмы*. – 1982. – Т. 8, №3. – с. 613–618.
31. 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.
32. Masterov A. V., Rabinovich M. I., Tolkov V. N., Yakhno V. G. Investigation of the autowave-autostructure interaction regimes in neural media // Collection of Institute of Applied Physics “*Collective dynamics of excitations and structure formation in biological tissues*”. – Gorky, 1988. – pp. 89–104.
33. Chua L. O., Yang L. Cellular neural networks: Theory. Applications // *IEEE Trans. On Circuit and Systems, (CAS)*, Vol. 35. – pp. 1257–1290, 1988.
34. 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.
35. Zverev V. A. Physical Foundation of image formation by wave fields. – IAP RAS. – 1998. – 252 pp.
36. Скупченко В.В. Фазотонный мозг. – Хабаровск: ДВО АН СССР, 1991. – 144 с.
37. Грэй У. Живой мозг. – М.: Мир, 1966. – 295 с.
38. Иваницкий А.М. Мозговые механизмы оценки сигналов. – М., 1976.
39. Иваницкий А. М. Физиологические основы психики // *Природа*. – 1999. – № 8. – с. 156–162.
40. Иваницкий А. М. Главная загадка природы: как на основе работы мозга возникают субъективные переживания // *Психологический журнал*. – 1999. – т. 20, № 3. – с. 93–104.

41. *Архитов В. И.* Воспроизведение следов долговременной памяти, зависимой от внимания // *Журнал высшей нервной деятельности*. – 1998. – т. 48, вып. 5. – с. 836–845.
42. *Сергин В. Я.* Психофизиологические механизмы осознания: гипотеза самоотожествления // *Журнал высшей нервной деятельности*. – 1998. – т. 48, вып. 3. – с. 558–570.
43. *Пригожин И. Р. (ред.)* Человек перед лицом неопределенности. – Москва-Ижевск: Институт компьютерных исследований, 2003. – 304 с.
44. *Гроф С.* Психология будущего: Уроки современных исследований сознания: Пер. с англ. *С.Офертаса и О.Цветковой*. – М.: ООО «Издательство АСТ» и др., 2002. – 458 с.
45. *Гроф С.* Космическая игра: Исследование рубежей человеческого сознания: Пер. с англ. *О.Цветковой*. – М.: ООО «Издательство АСТ» и др., 2004. – 248 с.
46. *Роджерс Р.* 40 Исследований, которые потрясли психологию. Секреты выдающихся экспериментов. – СПб: «прайм-ЕВРОЗНАК», 2003. – 416 с.

**Владимир Григорьевич ЯХНО**, ведущий научный сотрудник, доктор физико-математических наук, заведует лабораторией автоволновых процессов 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, развитием компьютерных алгоритмов кодирования сложных изображений (разработка биометрических систем), рассмотрением характерных процессов при настройке систем распознавания. Имеет более 140 научных публикаций (в том числе 2 монографии и 5 патентов).