

**В.Г. ЯХНО**

Институт прикладной физики РАН, Нижний Новгород

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

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

**Аннотация**

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

**V.G.YAKHNO**

RAS Institute of Applied Physics, Nizhny Novgorod

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

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

**Abstract**

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

## 1. Введение

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

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

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

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

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

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

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

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

Таблица 1.

## Примеры экспериментально наблюдаемых АВП

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

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

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

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

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

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

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

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

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

В этом кратком обзоре рассмотрен следующий набор задач и примеров:

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

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

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

## 2. Базовые модели однородных нейроноподобных систем и их характерные решения

УДК 004.032.26 (06) Нейронные сети

107

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

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

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

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

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

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

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

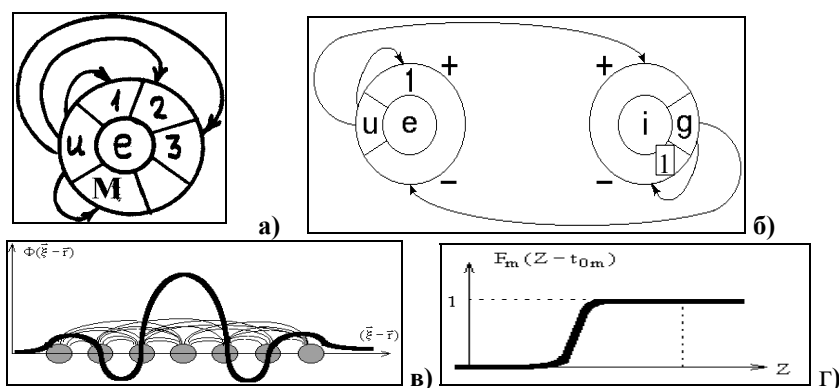


Рис.2.1. Схема связей между нейроноподобными элементами в ансамблях, описываемых одной – (а) и двумя – (б) переменными: а) в схеме однокомпонентной модели показано, что переменная  $u(t, \vec{r})$  участвует в работе нескольких активных механизмов (они обозначены цифрами 1, 2, ..., соответственно); обозначение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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

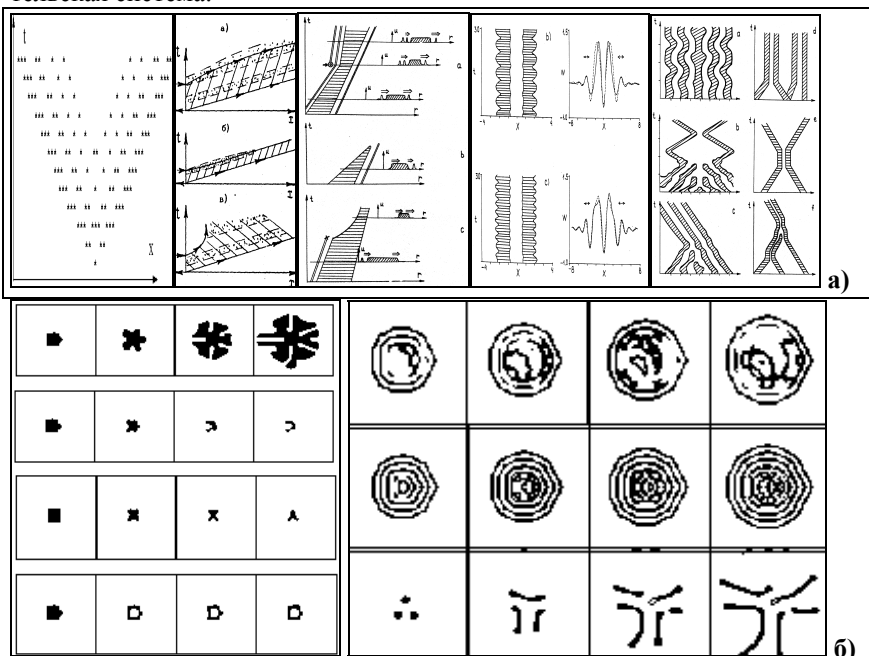


Рис.2.2. Набор примеров автоволновых процессов в двухкомпонентных системах: (а) 15 типичных режимов автоволновой динамики в одномерных системах,  $x$  – пространственная координата,  $y$  – время, заштрихованы области возбужденных состояний; особенности распространения и взаимодействия импульсов были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

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

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

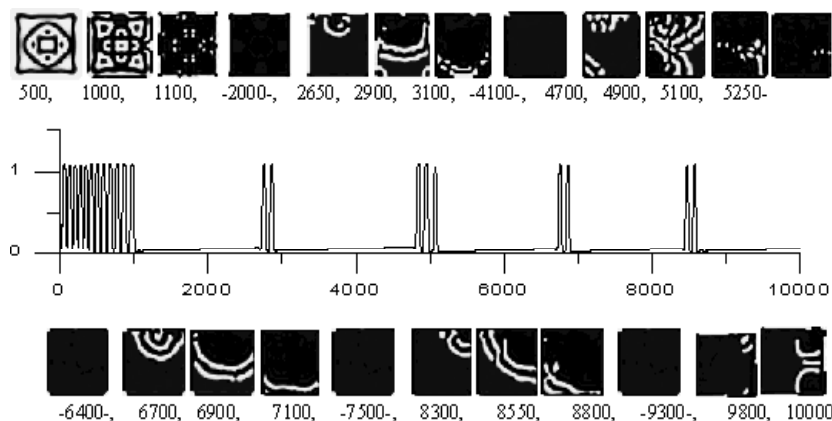


Рис.2.3. Пример пространственных структур самовозбуждения в распределенных системах и формирования всплывающего режима эпилептиформной активности, связанной с эволюцией разного вида автоволновых процессов в модели трехкомпонентной нейроноподобной среды. На графике в центре показано временное изменение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

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

В двумерных системах были изучены новые решения, связанные с неустойчивостью распространения плоских фронтов (рис.2.2б).

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

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

### **3. Выделение признаков в однородных нейроноподобных системах**

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

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

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

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

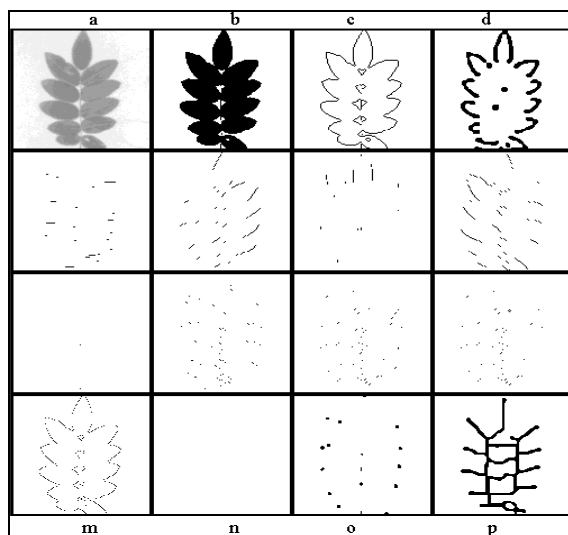


Рис.3.1.

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

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

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

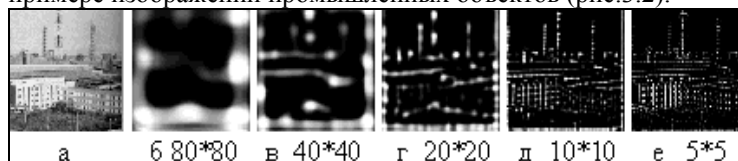


Рис. 3.2

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

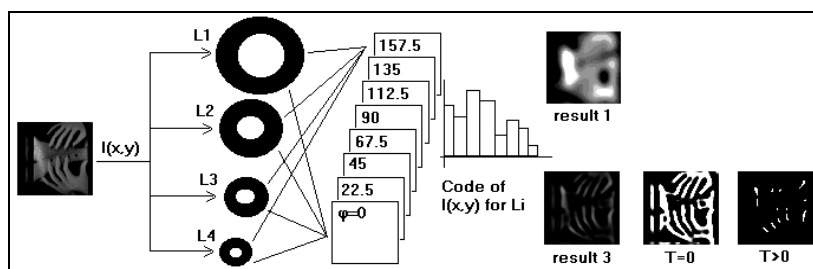


Рис.3.3. Пример схемы путей преобразования входного изображения в «кодовое» описание фрагмента изображения для последующего анализа.

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

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

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

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

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

#### **4. Базовые модели адаптивных распознавателей и характерные режимы их реагирования**

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

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

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

#### 4.1. Нейроподобные системы второго уровня

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

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

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

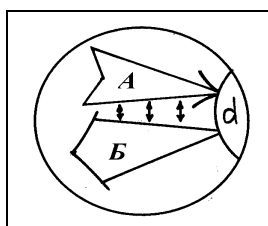
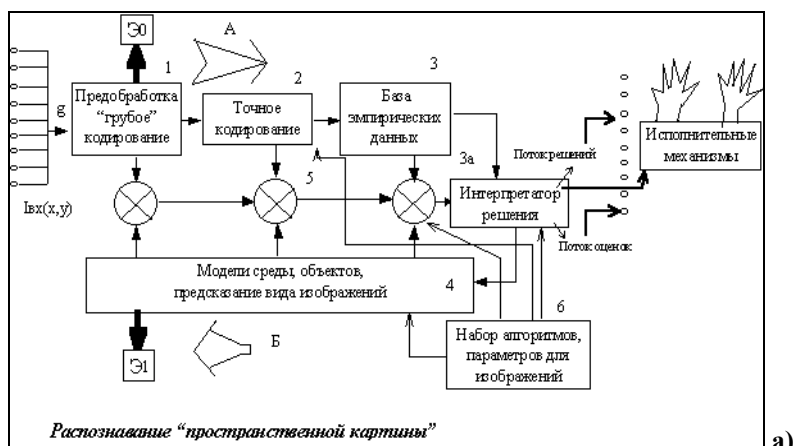
б) путь «генерации» (стрелка Б) – обратного восстановления изображения, интерпретирующего первоначальное входное изображение, по имеющимся в архиве кодовым значениям (блоки 3–4), т.е. формирование

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

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

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

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



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

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

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

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

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

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

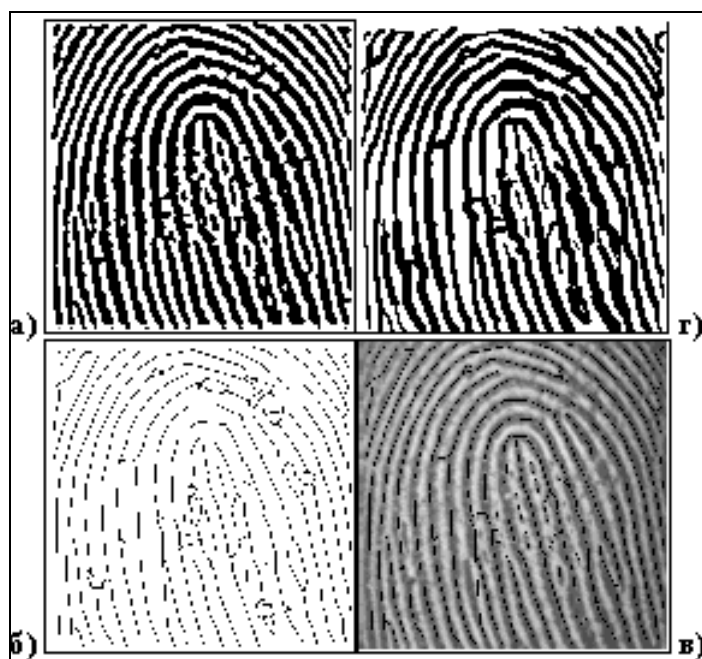


Рис.4.2. Пример сопоставления результатов преобразования исходного изображения в бинарное – (а), скелетизированное – (б) и обратное восстановление изображений из кодовой таблицы в виде скелета – (в) (показанного на исходном полутоновом) и в восстановленной бинарной форме – (г). Рисунок из работы [25].

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

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

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

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

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

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

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

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

#### **4.2. Нейроподобные системы третьего уровня**

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

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

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

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

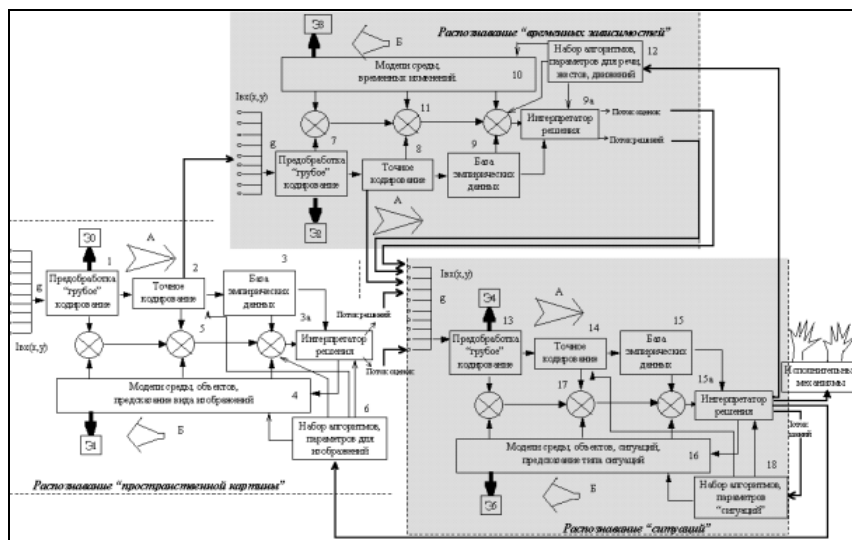


Рис.4.3. Схема связей между «пространственным», «временным» и «ситуационным» узлами в нейронноподобной системе третьего уровня.

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

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

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

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

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

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

Во втором виде операций для проверки и коррекции модельных описаний используются алгоритмы в блоках 3, 4, 9, 10, 15, 16. Принятые решения и интерпретация принятых входных изображений визуализируются на экранах Э<sub>1</sub> и Э<sub>3</sub> от блоков 4 и 10. Общее решение о ситуации и происходящих действиях выводится на экран Э<sub>5</sub> от блока 16.

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

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

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

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

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

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

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

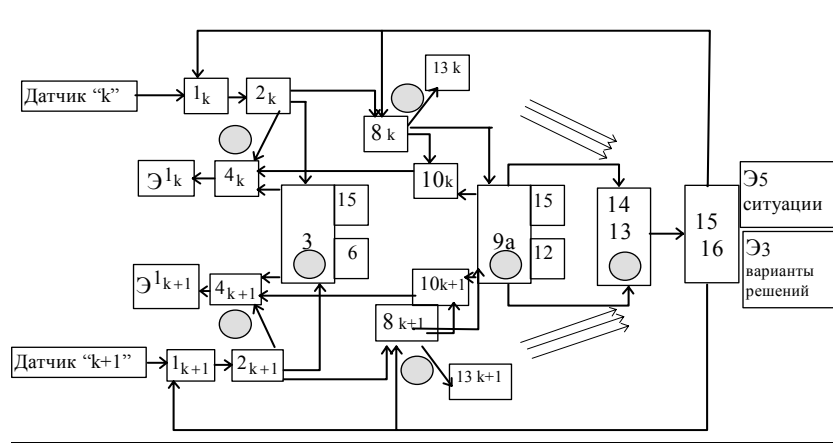


Рис.4.4. Схема путей взаимодействия потоков информации от двух различных датчиков входных сигналов. Номера блоков и выполняемые ими операции соответствуют данным, приведенным на рис.4.1 и рис.4.3. При необходимости подключения сигналов от других датчиков система достраивается аналогичным образом.

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

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

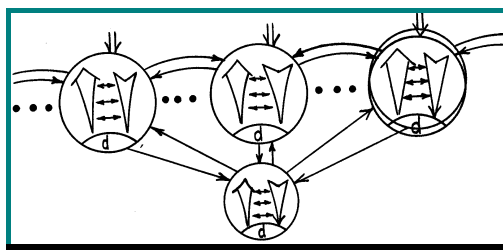


Рис.4.5. Схема возможного соединения нейроноподобных распознающих систем второго или третьего уровня в единую сеть, описание состояний которой можно проводить на основе моделей нейроноподобных систем первого уровня.

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

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

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

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

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

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

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

### 5. Примеры результатов для промежуточных операций настройки адаптивной распознающей системы

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

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

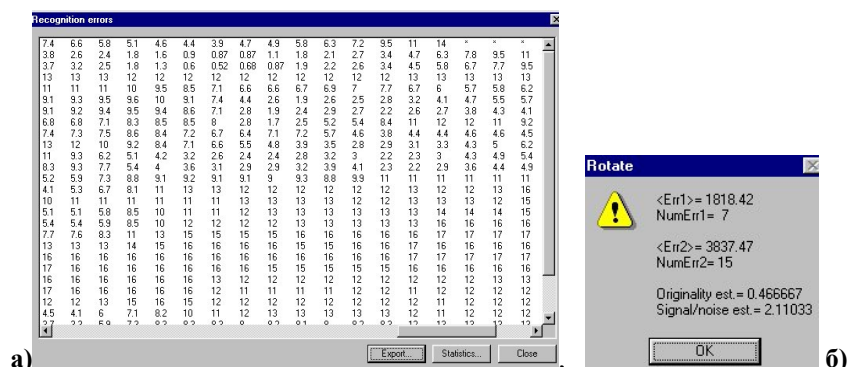


Рис.5.1. Примеры оценочных полей в адаптивной системе.

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

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

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

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

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

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

Использование этих оценочных полей позволило для выбранного вида тестового изображения (рис.5.2) провести сравнение работы модифицированных алгоритмов. Обработка тестового изображения показала, что алгоритмы с дополнительными признаками цветности повышают контрастность выделения заданных объектов до  $\sim 5-10$ , а учет дополнительного архива устойчивости к искажениям приводит к повышению контрастности до  $50-1000$ , а иногда и существенно больше. На изображениях УДК 04.032.26(06) и Нейронности отмечены центры

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

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

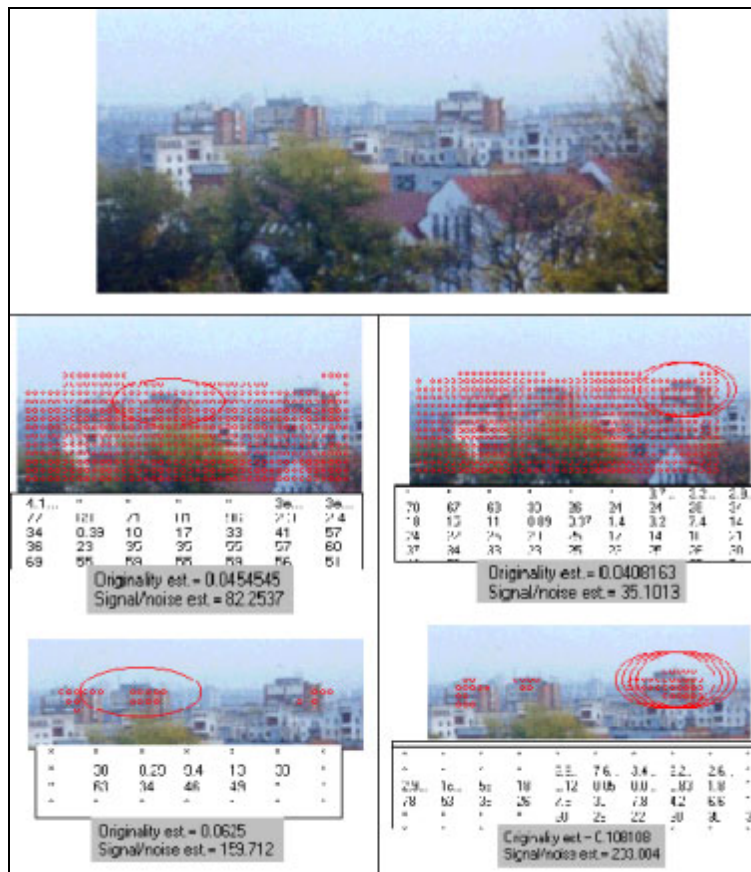


Рис.5.2. Пример результатов работы системы, цель которой состояла в выделении заранее заданных объектов на фоне городского пейзажа.

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

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

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

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

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

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

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

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

**средняя освещенность, с синеватой дымкой, летним вечером**



<Err1>= 1.177e+008  
 NumErr1= 2  
 <Err2>= 1.30565e+010  
 NumErr2= 26  
 Originality est.= 0.0769231  
 Signal/noise est.= 110.93

а)

**средняя освещенность при солнечном свете в осенний день**



<Err1>= 2.32509e+007  
 NumErr1= 1  
 <Err2>= 5.50867e+009  
 NumErr2= 6  
 Originality est.= 0.166667  
 Signal/noise est.= 236.923

б)

**низкая освещенность в пасмурную погоду зимнего вечера**



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

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

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

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

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

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

## 6. Выводы

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

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

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

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

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

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

#### Литература

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

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

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

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

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