

УДК 519.95

ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКАЯ СИСТЕМА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ПО ФРАГМЕНТАМ СЛОЖНОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ, ИСПОЛЬЗУЮЩАЯ НЕЙРОНОПОДОБНЫЕ АЛГОРИТМЫ

*В.Г.Ягно, Н.С.Беллюстин, И.Г.Красильникова, С.О.Кузнецов,
И.В.Найдель, А.И.Панфилов, А.О.Перминов, А.В.Шадрин,
А.А.Шевырев*

Рассматривается вариант системы принятия решений с перестраиваемой архитектурой, в основных блоках которой используются базовые модели нейроноподобных сред, а в процессах преобразования сигналов используются характерные для этих моделей наборы пространственно-временных решений. Обсуждаются варианты использования таких моделей и набора реализуемых на них режимов в качестве элементов схем и алгоритмов параллельной обработки сложных изображений в блоках иерархической системы принятия решений. Приведены примеры работы отдельных блоков и всей системы в целом при обработке изображений некоторых биологических объектов.

1. ВВЕДЕНИЕ

Для распознавания сложных сигналов и формирования на них адекватных реакций лучше всего подходят многоуровневые системы обработки информации. Такие системы должны удовлетворять как минимум двум требованиям: а) система должна быть адаптивной (с подстройкой под разнообразные особенности сложных сигналов, что реализуется в системах с перестраиваемой архитектурой); б) формирование реакции должно быть достаточно быстрым, что возможно при параллельных режимах обработки информационных сигналов. Подобные задачи успешно решаются в живой природе иерархическими нейронно-сетевыми ансамблями. Поэтому при конструировании искусственных систем естественно использовать параллельные нейронно-сетевые алгоритмы и перестраиваемую архитектуру путей преобразования информации в таких системах. В живой природе иерархические сети из нейронных тканей способны эффективно выполнять очень большой спектр преобразований информации: разнообразные режимы преобразования больших сигнальных потоков для выделения из них необходимых признаков; сегментация и классификация сигналов; оптимизация процессов обработки; адаптация алгоритмов под особенности обрабатываемого сигнала и другие операции.

Одна из серьезных проблем при разработке иерархических нейроноподобных систем состоит в поиске правил оптимального распределения информационных потоков между множеством "элементарных" преобразователей. Известны разнообразные варианты организации вычислительных процессов. Кроме того, существует неоднозначный выбор функциональных режимов в подобных сетях из связанных активных элементов. В такой ситуации имеется потребность в адекватном языке для описания динамических процессов преобразования информационных сигналов в иерархических системах. Разнообразие рассмотренных в литературе систем распознавания сигналов (см., например, [1-9]) подтверждает важность попыток сформулировать наиболее характерные и общие принципы функционирования сложноорганизованных многоуровневых систем с иерархическим управлением. Отметим, что может существовать несколько равноправных языков описания и на их основе могут конструироваться разные системы, обладающие похожими характеристиками.

Один из таких языков опирается на представления о динамике структур коллективной активности в нейроноподобных средах [10-15]. Он позволяет для получения интересующих пользователя режимов преобразования сложных сигналов сформулировать определенные регулярные правила, связанные с выбором характерных параметров активных нейроноподобных элементов и вида связей между ними. Базовые режимы и схемные решения формируют своего рода элементарные функциональные блоки, из которых конструируются различные алгоритмы и архитектуры систем обработки изображений с требуемыми свойствами. При этом на разных иерархических уровнях системы могут использоваться типовые элементарные блоки такого "конструктора". Поэтому важно, чтобы такие элементы-блоки обладали универсальными свойствами и чтобы была возможность формирования разнообразных архитектур системы, а режимы преобразования сигналов, ориентированные на решение поставленной задачи, можно было реализовать с помощью ограниченного числа элементарных инструментальных средств. В настоящей работе основные усилия направлены на разработку элементов функционального языка, описывающего возможные процессы преобразований сложных сигналов в иерархической системе с нейроноподобной архитектурой, а также на разработку программных инструментальных средств для конструирования такой системы.

2. "БАЗОВЫЕ" МОДЕЛИ

Основные принципы построения систем принятия решений по виду сложного сигнала связаны с выделением из него значимых фрагментов и селекцией информационных и шумовых признаков. Выполнение таких

операций основано на разнообразных трансформациях сигналов (например, видеоизображений) и вычислении корреляционных оценок по результатам сравнения с архивными данными, которые предварительно были получены в процессе обучения на прецедентах исследуемых изображений. Однако выбор набора признаков, вычисление статистических характеристик и оценка качества совпадения в значительной мере зависят от конкретного вида изображения. Поэтому в общем случае система должна обладать возможностью проведения набора исследовательских вычислений на примерах (прецедентах), предлагаемых к распознаванию изображений, а также по-возможности осуществлять выбор наиболее адекватных алгоритмов для распознавания этих сигналов.

Для разработки элементов архитектуры перестраиваемых иерархических систем, способных к обучению, весьма плодотворным оказался подход М.Арбита [16], который при конструировании нейроноподобных вычислительных систем — компьютеров 6-го поколения — предложил выделять два уровня описания: "мелкозернистый" уровень, на котором осуществляется выделение разнообразных признаков на однородных слоях связанных преобразователей сигналов, и "крупнозернистый" уровень, на котором возможна перестройка путей "крупномасштабных" преобразований информационных потоков через различные блоки с "мелкозернистой" структурой.

Параллельные процессы преобразования сигналов на "мелкозернистом" уровне достаточно полно могут быть исследованы с помощью моделей распределенных неравновесных сред. Очень широкий класс таких сред представлен моделями однородных нейроноподобных сред. Балансные уравнения распределенной среды для классической схемы взаимодействий между возбуждающими и тормозными нейроноподобными элементами могут быть записаны в следующем виде [4, 5, 11, 14, 15]:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = -\frac{u}{\tau_1} + \frac{1}{\tau_{F1}} F_1 \left[-T_1(g) + \int_{-\infty}^{+\infty} \Phi_1(\xi - z) \cdot u(\xi, t) \cdot d\xi + U_{eu}(z, t) \right], \quad (1)$$

$$\frac{\partial g}{\partial t} = -\frac{g}{\tau_2} + \frac{1}{\tau_{F2}} F_2 \left[-T_{02} + \int_{-\infty}^{+\infty} \Phi_2(\xi - z) \cdot u(\xi, t) \cdot d\xi + G_{eu}(z, t) \right]. \quad (2)$$

В этих интегро-дифференциальных уравнениях переменная $u(z, t)$ отражает уровень активации ансамбля нейроноподобных элементов с возбуждающими воздействиями, а переменная $g(z, t)$ — уровень активации ансамбля элементов с тормозными влияниями. Параметры $\tau_i()$, $\tau_{Fi}()$ (где $i = 1, 2$) зависят от плотностей каналов связи и генераторов сигналов соответствующей компоненты в элементарном объеме системы. Нелинейные сигмоидальные функции $F_{1,2}[]$ и пороговые параметры нейроноподобных элементов $T_{1,2}(g)$ (часто используется линейная зависимость

$T_1(g) = T_{01} + \beta \cdot g$ и T_{02}) определяют возможные режимы реагирования отдельных активных элементов. $\Phi_{1,2}(\xi - z)$ — функции пространственных связей между элементами однородной нейроноподобной среды. Величины $U_{cz}(z, t)$, $G_{cz}(z, t)$ определяются видом тех сигналов, которые оказывают внешнее воздействие на систему.

Преобразования сигналов, связанные с выполнением всего разнообразия требуемых операций, осуществляются с помощью управления специально выделенными параметрами модели, определяющими: а) характер срабатывания отдельных нейроноподобных элементов; б) вид функций пространственной связи между нейроноподобными элементами; в) перестраиваемую архитектуру путей прохождения сигнала между компонентами нейроноподобной среды. Исследование характерных динамических режимов в однородных нейроноподобных средах, зависящих от изменений этих параметров и ориентированных на выделение необходимых признаков из входного сигнала, составляет основу анализа возможных процессов на мелкозернистом уровне иерархических систем обработки.

На "крупнозернистом" уровне система обычно строится по открытому типу и таким образом, чтобы можно было использовать знания экспертов на каждом этапе обработки. В имеющихся блоках предполагается возможность перенастройки их на новый режим работы. Обеспечивается возможность добавления новых блоков с новыми алгоритмами преобразования сигналов. Все это делается для того, чтобы облегчить процедуру формализации знаний и проверку адекватности алгоритмов, предложенных экспертом для решения проблемы. Естественная иерархия при построении графа кодирующих признаков для больших потоков данных (например, для сложных изображений) может быть получена с помощью алгоритма пофрагментного описания, состоящего из следующих последовательных этапов. Исходное изображение разделяется на фрагменты с использованием одной из нейроноподобных процедур кодирования (сжатие или селекция видеинформации), и по фрагментам осуществляется классификация признаков, а затем дается описание пространственного расположения фрагментов изображения с использованием кодирующих таблиц признаков. Затем такая последовательность преобразований выполняется по каждому фрагменту. Подобные преобразования выполняются до тех пор, пока не будет достигнута требуемая точность описания информации в исходном изображении. Эта процедура перекодирования изображения из первичного представления в яркостных точках в иерархическое описание изображения сцены по фрагментам аналогична некоторым классическим методам распознавания (различные аспекты таких методов были описаны, например, в работах [23, 24]). Описание изображений по фрагментам основано на выделении смысловых элементов изображения и, следовательно, является более удобной формой для восприятия входной информации экспертом. Все эти процедуры составляют

область исследований классической теории распознавания образов. Однако использование нейронно-сетевых структур, реализующих функции авто- или гетероассоциативной памяти, может оказаться более эффективным и на "крупнозернистом" уровне. В этом случае могут использоваться уравнения типа (1)–(2), в которых неоднородные свойства сети определяются видом функций $\Phi_{1,2}(\xi, z)$. При этом для описания режимов обучения необходимо вводить дополнительные балансные уравнения для новых переменных $\Phi_{1,2}(\xi, z, t)$ (см., например, [8]).

3. АВТОВОЛНОВЫЕ СТРУКТУРЫ В ОДНОРОДНЫХ НЕЙРОНОПОДОБНЫХ СИСТЕМАХ

Основная задача при исследовании процессов на "мелкозернистом" уровне сводится к поиску и рассмотрению возможных стационарных распределений (аттракторов) в динамической системе типа (1)–(2), а также к анализу динамических особенностей переходных процессов. При рассмотрении решений модели типа (1)–(2) оказались удобными представления о возможных автоволновых процессах в таких однородных неравновесных системах [10, 12–15]. Была показана возможность существования весьма широкого набора упрощенных "базовых" моделей из (1)–(2) и соответствующего им разнообразия возможных решений [10, 17]. В таблице на рис.1 представлены наиболее очевидные варианты возможного изменения характерных параметров системы (1)–(2), при которых формируются упрощенные "базовые" модели. В первой строчке таблицы приведены параметры, соответствующие диффузионным системам. Вторая и третья строчки соответствуют моделям однородных систем с нелокальными пространственными связями соответственно, либо только для переменной $u(z, t)$, либо для обеих переменных. В четвертой строчке приведены примеры параметрических зависимостей, приводящих к немонотонной зависимости скорости фронта переключения по быстрой переменной от величины медленной переменной $g(z, t)$. Выбирая различные сочетания характерных параметров нейроноподобной среды, можно продолжить этот список и получить весьма разнообразные варианты исходной "базовой" модели. Оценки показывают возможность существования более десятка разных типов упрощенных "базовых" моделей, получаемых из исходной системы (1)–(2).

Анализ характерных решений моделей из таблицы на рис.1 показал, что основные их особенности определяются параметрами, которые можно разбить на три группы: а) характеристики активных элементов в сети, определяющие особенности вида нуль-изоклинов для сосредоточенных моделей и соответственно характерную динамику их отклика, дискретность времени и т.п.; б) вид пространственных связей между активными элементами, пространственная дискретность расположения активных элементов

$\frac{T_u}{T_g}$	$F_1[z]$	$F_2[z]$	$T_{F_1}(q)$	$T_{F_1}(q)$	$\Phi_1(\xi)$	$\Phi_2(\xi)$	$a = a(\varphi)$	Начальные условия
$\frac{T_u}{T_g} = \text{const}$			$\tau_1 = \text{const}$	$\tau_1 = \text{const}$				
$\frac{T_u}{T_g} = \text{const}$			$\tau_1 = T_0 + \beta \cdot q$	$\tau_1 = T_0 + \beta \cdot q$				
$\frac{T_u}{T_g} = \text{const}$			$\tau_1 = T_0 + \beta \cdot q$	$\tau_1 = T_0 + \beta \cdot q$				
$\frac{T_u}{T_g} = \text{const}$			$\tau_1 = T_0 + \beta \cdot q$	$\tau_1 = T_0 + \beta \cdot q$				
$\frac{T_u}{T_g} = \text{const}$			$\tau_1 = T_0 + \beta \cdot q$	$\tau_1 = T_0 + \beta \cdot q$				

Рис.1. Таблица основных параметров для различного вида базовых моделей нейроноподобных сред.

и разнообразные функциональные зависимости $T_{1,2}(g)$, $\tau_i()$, $\tau_F()$, определяющие зависимость $a = a(g)$ — скорости фронта переключения возбужденного состояния от медленной переменной; в) вид начальных условий, определяющих характер переходного процесса при формировании пространственных структур.

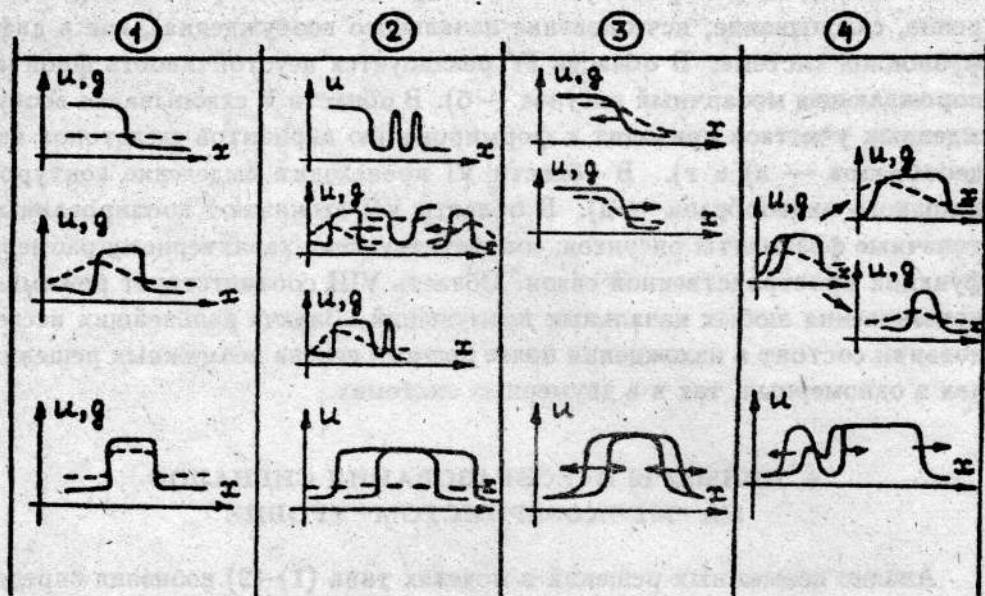


Рис.2. Характерные решения, соответствующие различным базовым моделям нейроноподобных сред: (1) — возбудимая среда с диффузионной пространственной связью; (2) — система с нелокальной связью только по быстрой переменной; (3) — система с нелокальной связью по обеим переменным; (4) — модель с немонотонной зависимостью $a = a(g)$.

В соответствии с результатами работ [10, 12–15, 18–22] была составлена схема (рис.2) появления ряда новых решений в одномерной системе (1)–(2) в зависимости от изменения характерных параметров модели (в таблице на рис.1 это соответствует переходам от моделей в верхних строчках к моделям в нижних). Видно, что нелокальные пространственные связи по переменной $u(x, t)$ приводят к появлению фронтов и импульсов с дополнительными переключениями и новым неподвижным импульсам. Дополнительный учет пространственных связей по переменной $g(x, t)$ может привести к режимам пульсаций импульсов. Выбор параметров системы, соответствующий немонотонной зависимости $a = a(g)$, позволяет осуществить возбуждение импульсов с двумя различными длительностями и может при определенных начальных условиях привести к остановке спада импульса и формированию автономного источника распространяющихся импульсов.

В двумерной системе условия существования ряда новых режимов были определены при анализе устойчивости распространения плоского фронта возбуждения. На рис.3 в координатах T_{01} и b/a (для случая $\Phi_1(r) = [1 - (br^2)] \exp(-ar^2)$) показаны области параметров, соответствующие разным режимам распространения устойчивых и неустойчивых фронтов. Области I, II, III (см. рис.3а) соответствуют таким же режимам (расширение, склонование, исчезновение начального возбуждения), как в диффузионной системе. В области IV реализуется неустойчивость фронта, порождающая мозаичный рисунок — б). В области V склонование возбужденных участков приводит к формированию вариантов скелетонов видеообразов — в) и г). В области VI происходит выделение контуров исходного видеообраза — д). В области VII выживают изолированные точечные фрагменты рисунков, соответствующие характерному размеру функции пространственной связи. Область VIII соответствует режимам исчезновения любых начальных возмущений. Задача дальнейших исследований состоит в нахождении более полного дерева возможных решений как в одномерных, так и в двумерных системах.

4. ПРИМЕРЫ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ СИГНАЛОВ НА "МЕЛКОЗЕРНИСТОМ" УРОВНЕ

Анализ возможных решений в моделях типа (1)–(2) позволил определить условия, при которых возможны преобразования исходного изображения в наборы таких упрощенных изображений, которые необходимы для вычислений признаков видеообразов. Была выполнена имитация следующих процессов параллельного преобразования входного сигнала: выделение контуров и скелетонов видеообразов; выделение линий заданных направлений или объектов заданных размеров; определения областей заданных текстур и границ между текстурами; выделение мест пересечения линий; соединение тех сегментов линий, которые параллельны аналогичным линиям в ближнем окружении; "автоволновое" вычисление характерных пространственных параметров на фрагменте и ряд других операций [12–15]. Например, для системы с нелокальными связями только для переменной $u(x, t)$ и при линейной функции $F_2[z] = z$ была построена плоскость параметров (в координатах α, γ), с помощью которой удобно определять условия выделения различных упрощенных изображений ("препараторов") из исходного полутонового видеосигнала (рис.4) [14]. Такая плоскость параметров получена при условии, что нелинейная функция $F_1[\cdot]$ представлена зависимостью типа единичной функции Хэвисайда, а ширина импульсного возбуждения в нейроноподобной среде меньше или много больше характерного размера функции пространственной связи (на рис.4а такие эти импульсы показаны сплошной линией, а импульсы порядка характерного размера $\Phi(z)$ — пунктиром).

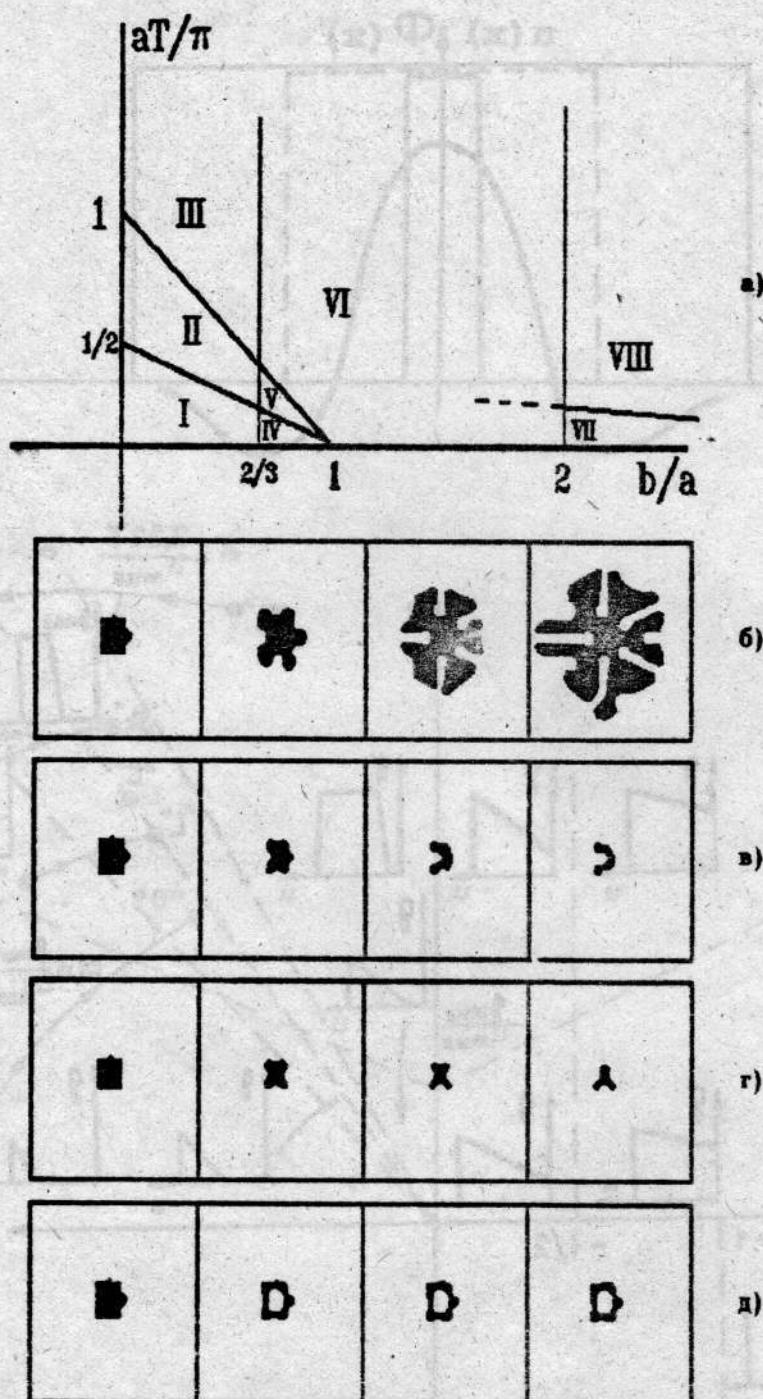


Рис.3. Разбиение плоскости параметров модели нейроноподобной среды и примеры формирования двумерных структур колективной активности в такой системе, соответствующие различным областям плоскости параметров.

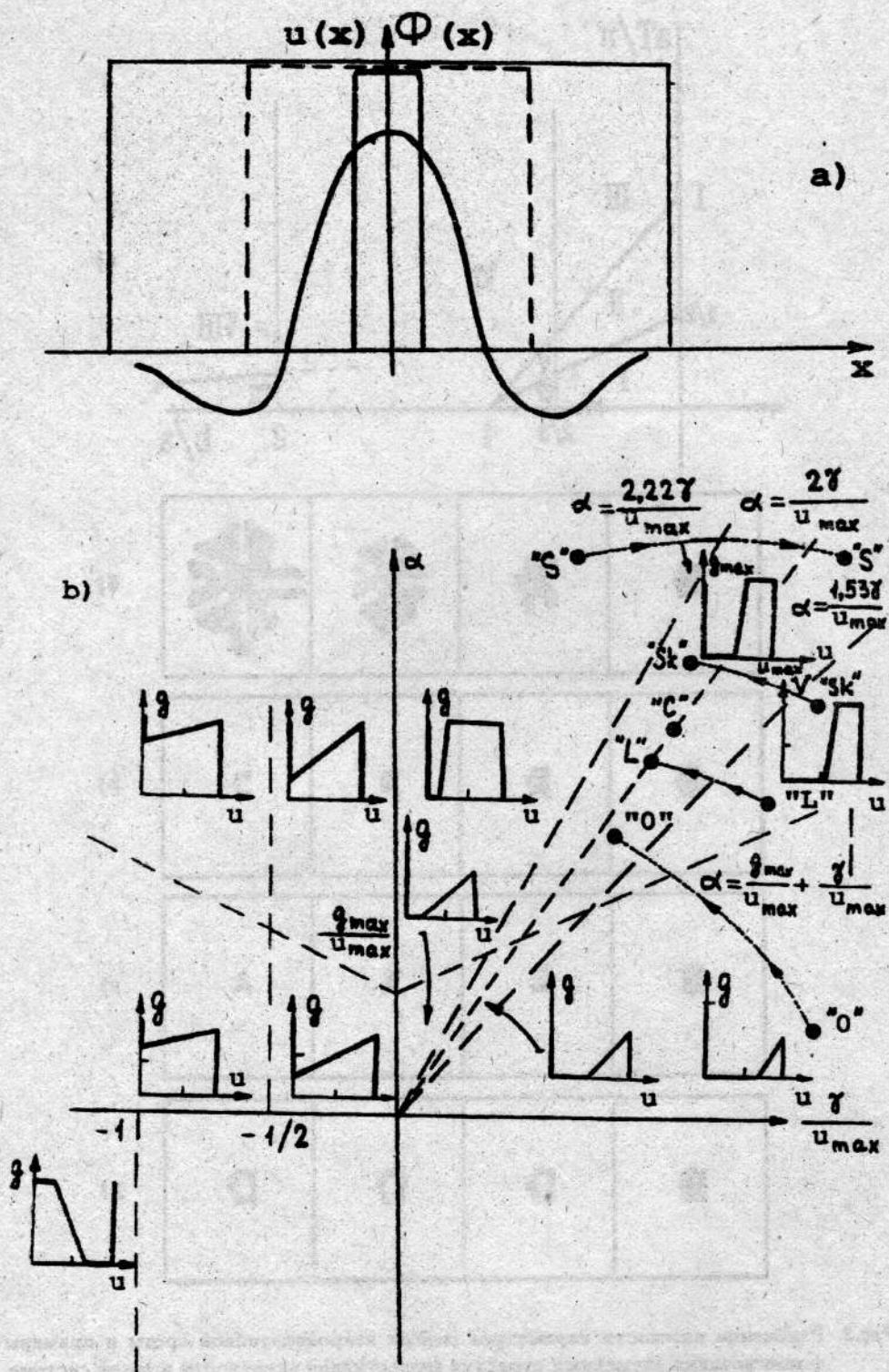


Рис.4.

Тогда для упрощенного описания динамики импульсных решений можно использовать сосредоточенную модель. При $\tau_1/\tau_2 \ll 1$ динамика системы становится сильно релаксационной и определяется видом нуль-изоклии:

$$g = \alpha u - \gamma, \quad u = 0, \quad u = \alpha \quad (\text{из условия } du/dt = 0), \quad (3)$$

$$g = p_2 u - T_{02} \quad (\text{из условия } dg/dt = 0), \quad (4)$$

где

$$T_1(g) = T_{01} + \beta \cdot g, \quad \alpha = p_1 \cdot \frac{1}{\beta}, \quad \gamma = \frac{T_{01}}{\beta},$$

$$p_1 = \int_{-\infty}^{+\infty} \Phi_1(\xi) \cdot d\xi, \quad p_2 = \int_{-\infty}^{+\infty} \Phi_2(\xi) \cdot d\xi.$$

На рис.4б на плоскости (α, γ) показаны возможные режимы формирования пространственных структур при постоянной величине g . Пунктирными линиями разделены области с качественно различающимися режимами реагирования. Область, выделенная пунктирными линиями около $\alpha \approx \gamma + g$, соответствует нулевой скорости фронта. Подбирая параметры, соответствующие различным областям в пространстве "определяющих" параметров, можно получить различные требуемые реакции нейроноподобной среды на внешние стимулы. Точками "с" на рис.4б показаны значения параметров, при которых происходит процесс контрастирования, "о" — выделение контуров, "ск" — выделение скелетонов. Линии между одинаково обозначенными точками означают переходный процесс, при котором происходит изменение характера срабатывания среды. Это связано с изменением размеров импульсного возбуждения и переходом к таким значениям параметров p_1 и p_2 , при которых скорость фронта переключения стремится к нулю. Формируя пути прохождения сигналов через нейроноподобные среды с разными параметрами, можно реализовать процедуру выделения объектов с заданными свойствами. На рис.5 показан пример выделения объектов заданного размера (приведено изображение эритроцитов в диагностической пробе). Этот динамический процесс основан на выживании в среде только таких импульсных решений (атракторов), размер которых превышает некоторый размер, задаваемый видом функции пространственной связи. Кроме того, с помощью модели (1)–(2) можно выделить такие наборы упрощенных изображений, которые необходимы для вычисления признаков видеообразов, в том числе инвариантных к сдвигу, изменениям масштаба, угловым поворотам. Вариант простого кодирования полутонового изображения показан на рис.6. Исходное изображение (растущие нейроны в культуре ткани) преобразуется в упрощенные изображения ("скелетоны" отростков, концы отростков

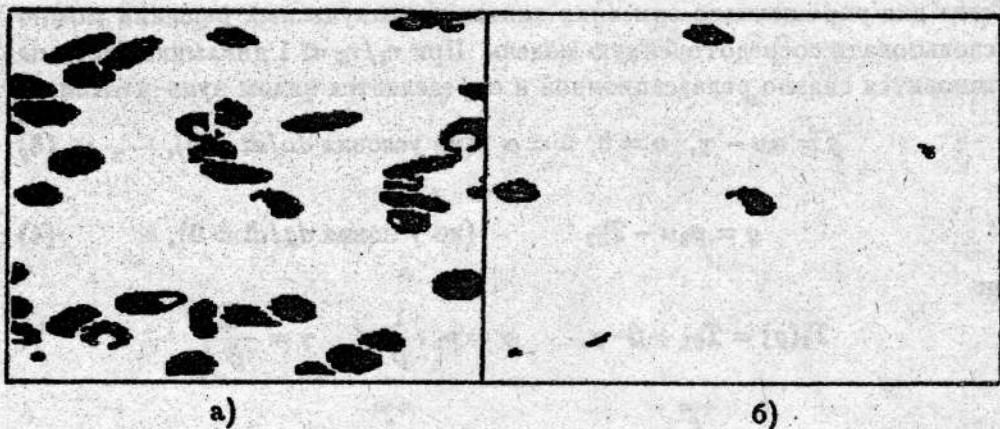


Рис.5. Пример выделение объектов заданного размера: а) исходное изображение эритроцитов в диагностической пробе; б) эритроциты, имеющие размер меньше, чем 11×11 пикселей.

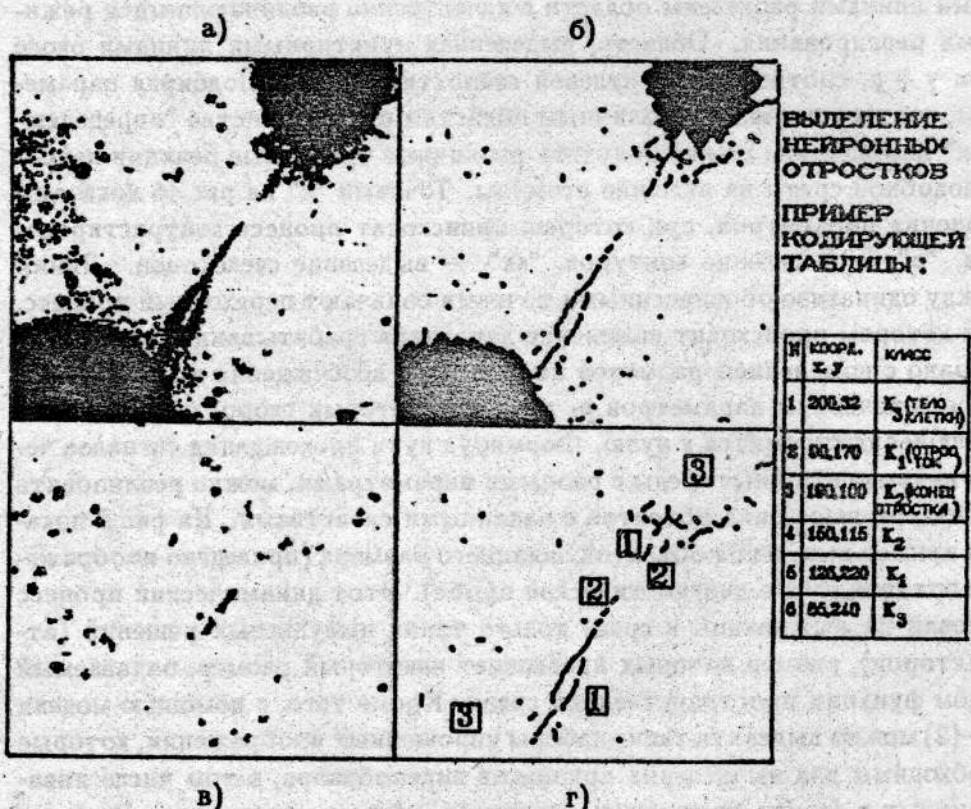


Рис.6. Пример выделения характерных параметров растущих нейронов в культуре ткани: а) начальное изображение; б) скелетоны отростков нейронов; в) выделение малоразмерных деталей; г) подавление шумовых и описание информационных деталей.

нейронов и ряд других деталей), а затем по набору признаков определяются классы объектов в различных фрагментах изображения, и формируется кодовая таблица смыслового описания всего изображения. Функциональное состояние нейронов в культуре ткани оценивается формой отростков, скоростью их роста, количеством ветвлений, количеством контактов между отростками и рядом других особенностей формирующейся нейронной сети. Важным параметром процесса распознавания является время выделения отдельного смыслового фрагмента. Оценки показывают, что время параллельной обработки существенно меньше времени последовательного анализа (например, для изображения 256×256 скорость преобразований возрастает в сотни тысяч раз). Это еще раз показывает, что при входном сигнале произвольной сложности время вычисления адекватных признаков в параллельном режиме определяется не объемом обрабатываемой информации, а тем заданным числом тактов срабатывания нейроноподобных элементов, которое необходимо для выделения смысловых элементов видеообраза. В результате получается резкое сокращение времени требуемых вычислений.

5. АЛГОРИТМЫ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ СИГНАЛОВ НА "КРУПНОЗЕРНИСТОМ" УРОВНЕ

Наиболее универсальным подходом при описании сложного объекта можно считать пофрагментное описание в виде дерева кодовых таблиц. При этом разбиение на разные иерархические уровни может осуществляться по функциональной значимости описываемых деталей: к верхнему уровню относятся фрагменты изображения, имеющие большую функциональную значимость, затем для них составляется описание через фрагменты с меньшей функциональной значимостью и так далее. Часто функциональная значимость фрагмента определяется пространственными размерами. Тогда верхний уровень — детали наиболее крупного размера. Следующий состоит из более мелких деталей, составляющих описание деталей предыдущего уровня. Количество уровней зависит от требуемой точности описания. Подобная процедура была, например, описана в работах [23, 13–15, 24]. Пофрагментное описание можно реализовать также и с помощью разложения двумерных сигналов по функциям Гabora [25, 26]. Пример выделения признаков по масштабному критерию приведен на рис.7 при кодировании изображения руки человека. При таком подходе строится описание формы руки человека (рис.7а), затем выделяются папиллярные линии на одном из пальцев (рис.7б), после этого описывается расположение пор на отмеченных фрагментах папиллярных линий (рис.7в). К другим возможным критериям выделения различных иерархических уровней могут быть отнесены: скорость движения фрагментов; стабильность появления деталей изображения; наличие во фрагментах



Рис.7. Пример выделения различных функциональных уровней при пофрагментном описании сложного изображения.

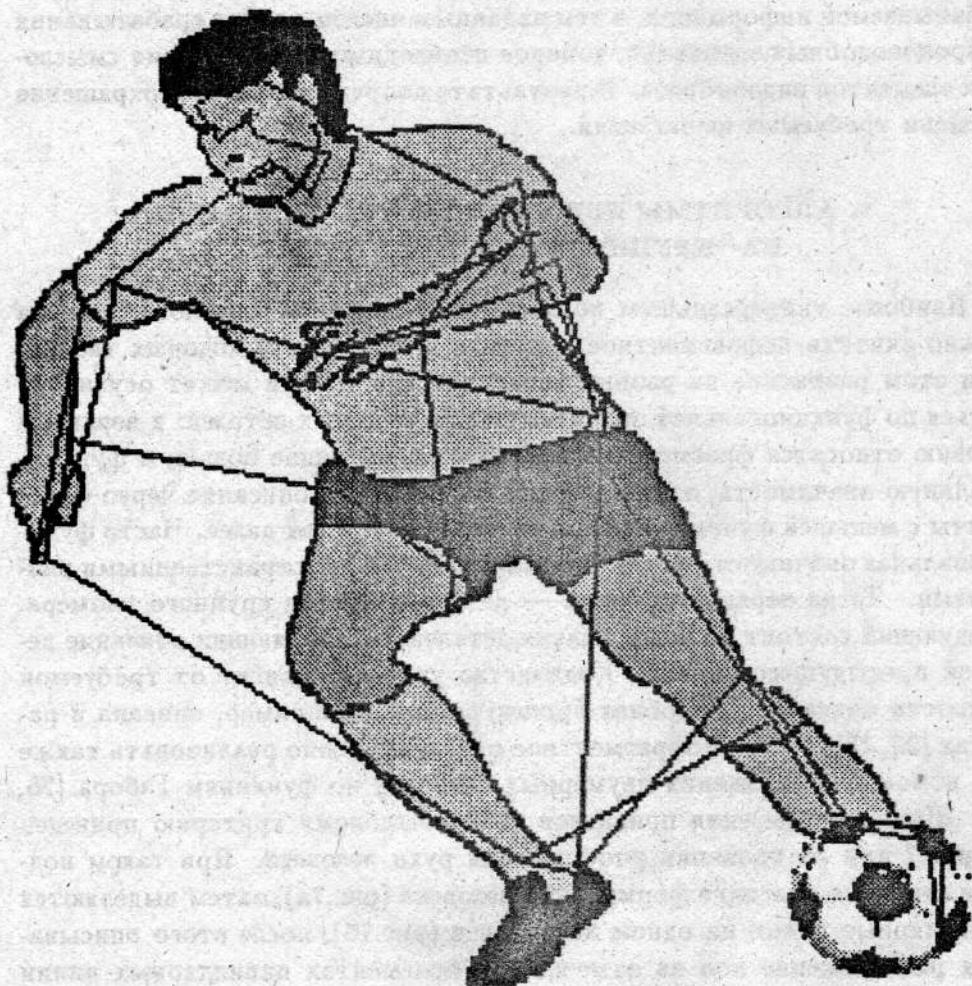


Рис.8. Вариант траектории обзора приоритетных фрагментов на исследуемом сложном изображении, полученной с использованием алгоритма кодирования в программе "Scan" [28].

набора характерных признаков и т.п.. Известные данные о движениях глаз животных при анализе сложных зрительных сигналов (см., например, [27]) также могут быть объяснены на основе закономерностей алгоритма пофрагментного кодирования. Один из вариантов алгоритма последовательного выделения фрагментов в зависимости от "особенностей" набора их признаков и формирования кодирующей траектории обзора на исходном изображении был реализован в программе, получившей название "Scan". Пример возможной кодовой траектории приоритетных фрагментов показан на рис.8 [28].

При описании архитектур систем принятия решений, способных исследовать наиболее характерные признаки обрабатываемых сигналов, важно обратить внимание на существование нескольких специализированных функциональных путей трансформации информационных потоков. Процедуры преобразования сигналов в них ориентированы на выполнение качественно отличающихся операций, а их совместная работа обеспечивает большую эффективность обучения и более точное выполнение операций распознавания.

Выделим 6 наиболее важных, с нашей точки зрения, этапов или путей преобразования сложных сигналов: а) путь кодирования сигналов, связанный с преобразованием информации из амплитудных значений сигналов, поступающих с датчиков, в кодовые значения возможных классов, т.е. понятийное описание; б) путь обратного восстановления амплитудных значений входных сигналов по их кодовым описаниям; в) формирование набора оценок сравнения для сигналов соответствующих уровней на путях кодирования и восстановления сигналов; г) формирование дерева возможных решений; д) определение эффективности или правильности выполнения операций кодирования, восстановления и оценивания в соответствии с решаемой задачей; е) путь перенастройки работающих алгоритмов при недостаточной эффективности принятия решений системой. До настоящего времени в нашей разработке основное внимание уделялось возможным вариантам автоматического выполнения операций на этапах а) – г), в то время как функции, соответствующие выполнению операций на этапах д) – е), оставлялись пока за оператором-специалистом. Отметим, что все известные нам архитектуры и функции систем принятия решений полностью соответствуют приведенной здесь функциональной схеме.

Для реализации алгоритмов кодирования изображений был разработан набор специализированных инструментальных программных средств. Эти программы использовались для конструирования вариантов архитектур иерархических систем принятия решений.

Основу составляли элементы схем иерархических систем, рассмотренные нами в предыдущих работах [13–15]. Основные элементы такого программного конструктора на "крупнозернистом" уровне (системы Scheme,

Scan, **PIS** и ряд других программ) были реализованы на персональном компьютере в операционных системах DOS и WINDOWS. Каждый из алгоритмов, использованный в этих системах, был ориентирован на работу с информационным объектом определенного вида (полутоновые изображения, бинарные изображения, разнообразные кодовые таблицы таких изображений, таблицы управляющих сигналов и т.п.). С помощью набора таких программных систем удается формировать разнообразные цепочки преобразований, необходимые для принятия решений в зависимости от вида изображения и поставленных задач. В блоках "крупнозернистого" уровня, соответствующих предобработке изображений, использовались универсальные модели нейроноподобных сред (см. разделы 2-4), на которых демонстрировались возможности такой модели параллельного вычисления. А для тех операций, которые могли быть эффективно выполнены последовательными алгоритмами, использовались классические программистские подходы. Приведем здесь примеры работы некоторых программ, используемых для преобразования сигналов в исследовательской системе. Упрощенный вариант блок-схемы такой системы показан на рис.9.

Так в процессе предобработки сигналов использовались различные алгоритмы (в том числе и нейронно-сетевые) трансформации полутонового изображения в бинарное (см. преобразования изображения на рис.9а,б). Кроме того для нормировки пространственных масштабов входного изображения был реализован алгоритм управляемой деформации исходного рисунка. Для каждой области заданного размера определялось направление и величина деформации таким образом, чтобы рисунок приводился к виду с одинаковыми, насколько это возможно, расстояниями между характерными линиями рисунка. На рис.10 показано исходное — (а) и новое "отнормированное" — (б) изображение, полученное в результате работы такого алгоритма.

На рис.11 приведены результаты работы программ, трансформирующих бинарное в другие виды упрощенных изображений и формирующих кодовое описание рисунка. Так на рис.11а показаны выделенные области потоков линий заданных направлений. Выделение контуров объекта и формирование характерных признаков данного контура приведено на рис.11б,в (на рисунке отмечены также примеры характерных признаков линий на дактоотпечатке и на контуре руки человека, используемые для кодового описания). Примеры аналогичных преобразований приведены также и на рис.9в,г. Вариант преобразований в блоке восстановления входного изображения по его описанию в кодовой таблице показан на рис.12.

Для сравнения кодовых таблиц (с изменяющимся в них числом объектов) была разработана программа "Micro", которая определяет координаты сдвига фрагмента по отношению к архивному описанию и вычисляет

величины оценок совпадения информационных признаков на фрагменте (рис.9д) и допустимого уровня "шумовых" признаков. Для проведения разделяющих поверхностей между "своими" и "чужими" значениями признаков использовались классические методы статистической обработки [29]. Распределение "своих" и "чужих" предъявляемых точек на двумерной плоскости признаков показано на рис.9е. Было показано также, что точность принятия решений можно повысить, если выполнять автоматическую подстройку пороговых параметров в решающих правилах в зависимости от величин характерных параметров, соответствующих исследуемому фрагменту.

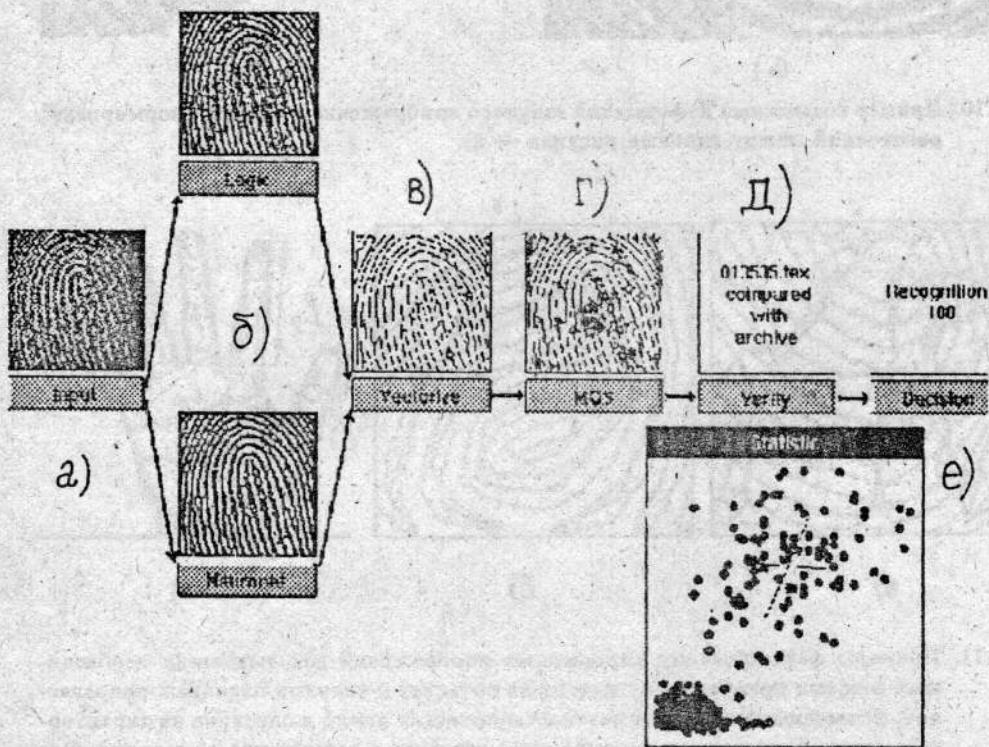
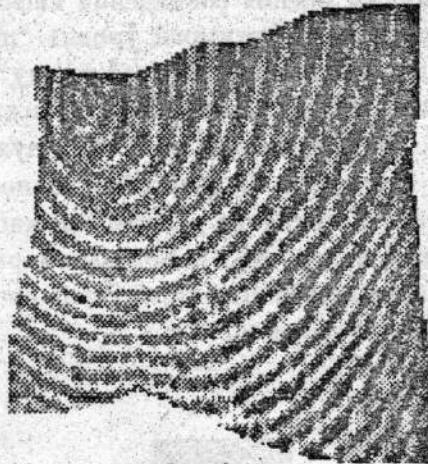


Рис.9. Основные этапы кодирования изображения фрагмента дактоотпечатка и принятия решения при его верификации: а) исходное входное изображение; б) формирование разного вида бинарных изображений (например, с помощью нейроноподобных алгоритмов, с использованием клеточной логики и т.п.); в) формирование скелета папиллярных линий; г) выделение локальных особенностей на изображении; д) сравнение с архивным описанием и принятие решения о точности распознавания; е) нахождение границ между "своими" и "чужими" значениями признаков (в соответствующем пространстве), получаемых в процедуре обучения при сравнении данного архивного описания со всеми имеющимися в выборке precedентами изображений.

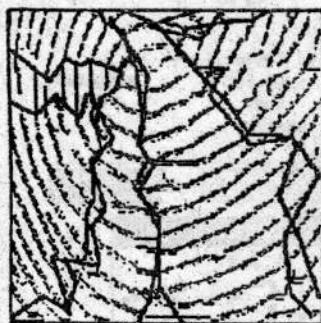


а)



б)

Рис.10. Пример возможных деформаций входного изображения — а) при "пормировке" расстояний между линиями рисунка — б).



а)



б)



в)

Рис.11. Примеры формирования упрощенных изображений для выделения необходимых кодовых признаков: а) выделение областей с линиями заданных направлений; б) выделение контуров дактилоскопических линий и описание их характерных точек; в) выделение контура руки человека и вычисление ее характерных параметров.

Важным элементом исследовательской системы является блок или база для хранения разнообразных типов данных об информативных сигналах, поступающих в систему. В таком блоке содержится информация об исследуемом объекте, изображение самого объекта, кодовое описание как отдельного объекта, так и описание класса объектов, к которому он может быть отнесен с помощью используемых правил. Кроме того, в этом блоке хранятся установки для создания наиболее оптимальных режимов преобразования сигналов в блоках предобработки и кодирования.

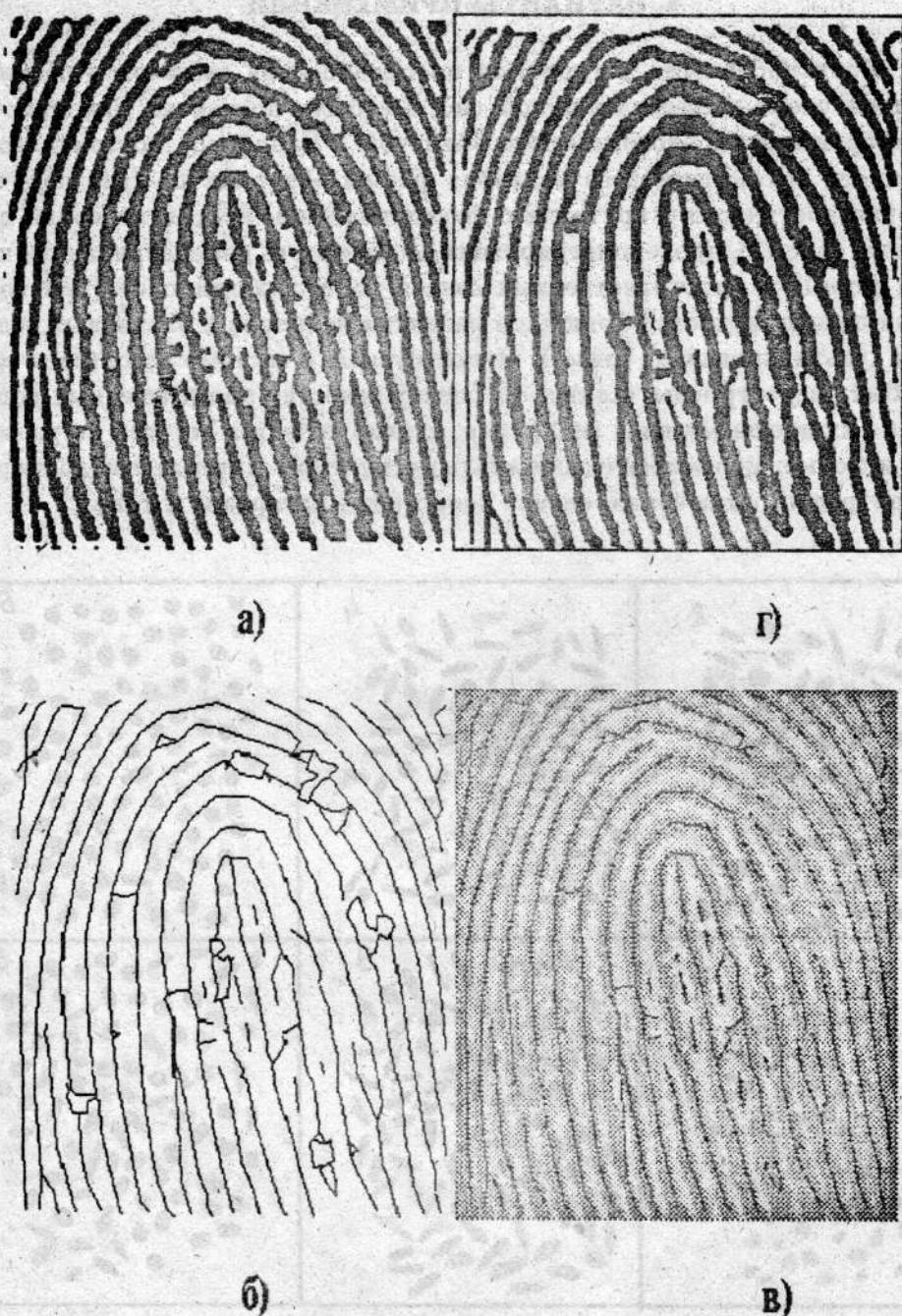


Рис.12. Преобразование исходного изображения в бинарное — (а), скелетизированное — (б) и обратное восстановление изображений из кодовой таблицы в виде скелета — (в) (показанного на исходном полутоновом) и в бинарной форме — (г).

6. ВАРИАНТЫ ПРИМЕНЕНИЙ

Работоспособность алгоритмов преобразования сигналов в рассмотренной здесь исследовательской системе была проверена при работе с изображениями биологических объектов. Например, показана возможность автоматического контроля формы эритроцитов (для получения диагностического критерия о функциональном состоянии крови пациента) (рис.13), продемонстрирована возможность измерения особенностей формы и пространственных связей растущих нейронов (при изучении закономерностей процессов развития нейронов в различных условиях культивирования) (рис.6). Используемые в системе алгоритмы могут быть перестроены также и на оценку качества промышленных изделий по их внешнему виду (например, анализ качества деталей по размерам и форме; морфологический анализ структуры материалов: размеры микротрещин, включений, оценка пористости материала и т.п.).

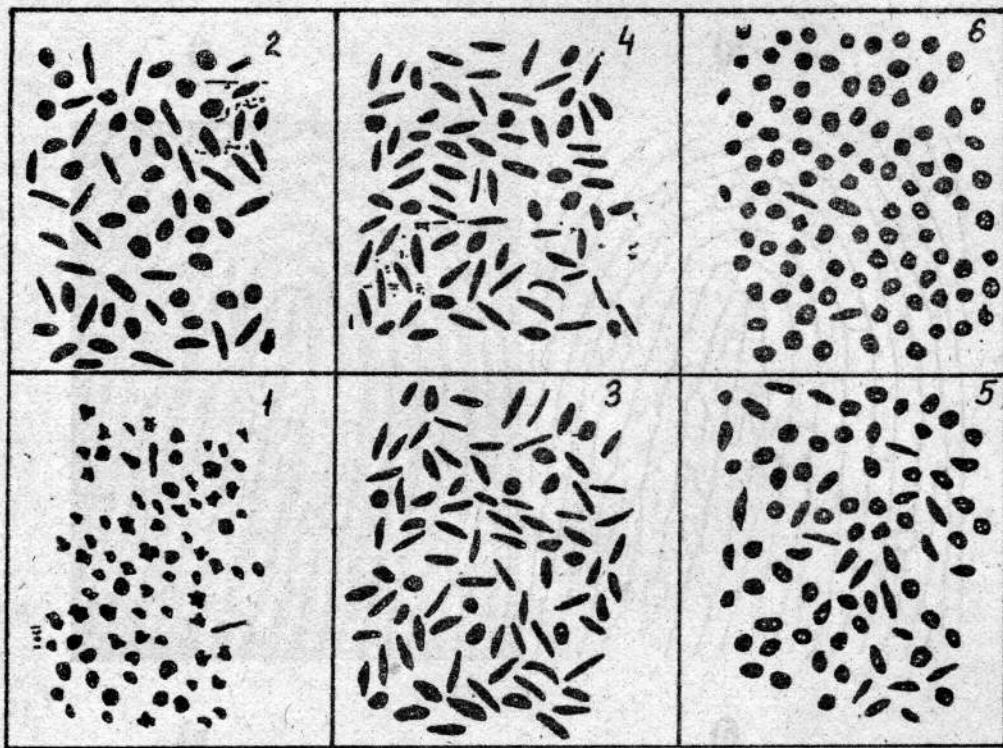


Рис.13а. Диагностика функционального состояния крови пациента, основанная на вычислении индекса деформации эритроцитов: варианты изображений эритроцитов в мазке после их деформации в сдвиговом потоке и фиксации их формы.

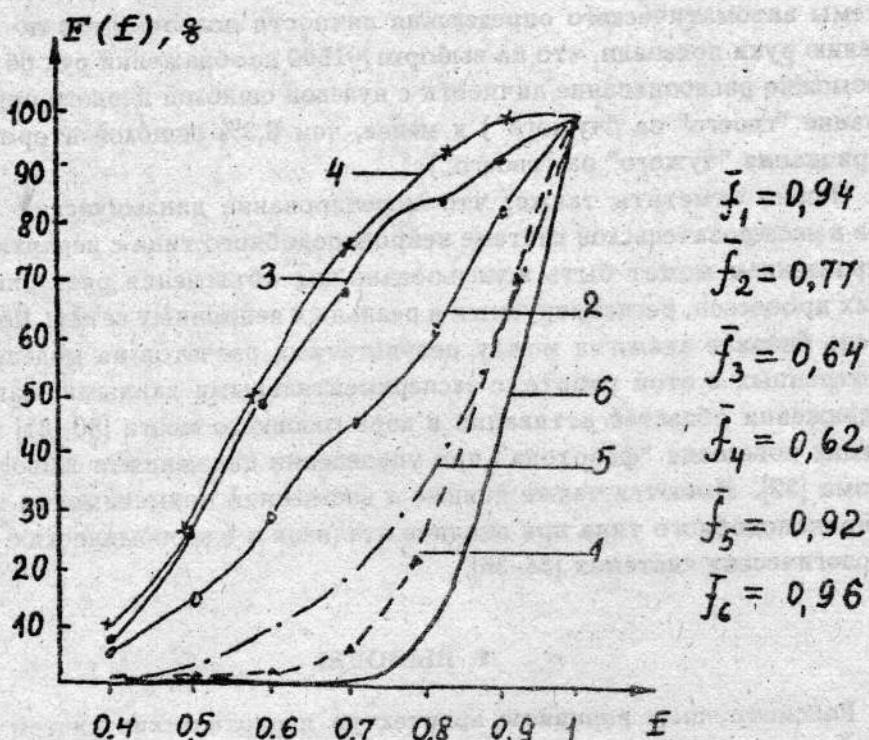


Рис.136. Диагностика функционального состояния крови пациента, основанная на вычислении индекса деформации эритроцитов: интегральные функции распределения эритроцитов в мазке в зависимости от величины коэффициента формы. Справа даны средние значения коэффициентов формы для различных изображений эритроцитов в мазках, показанных на рис.13а).

Для демонстрации возможностей используемых алгоритмов были реализованы системы идентификации человека как по форме его руки, так и по фрагменту отпечатка пальца. Эти системы могут применяться для идентификации пользователей при доступе к специальным компьютерным данным, при доступе в помещения для ограниченного круга лиц, для идентификации личности клиента во время проведения банковских операций и т.п.. Блок-схема системы, выполняющей верификацию дактоотпечатка по его фрагменту и примеры трансформаций изображений в процессе принятия решений показаны на рис.9. На выборке ~ 1000 отпечатков показана возможность распознавания фрагментов дактоотпечатка (0.3–0.5 от исходной площади) с $< 0,01\%$ ошибкой второго рода (признание "чужого" за "своего") и менее, чем 5% ошибкой первого рода (признание "своего" за "чужого"). Следует отметить, что учёт характерных деформаций кожи типа растяжения–скатия в алгоритмах сравнения привёдил

к существенному повышению точности распознавания. Испытания системы автоматического определения личности пользователя по изображению руки показали, что на выборке ~ 1500 изображений рук 66 человек возможно распознавание личности с нулевой ошибкой первого рода (признание "своего" за "чужого") и менее, чем 0,3% ошибкой второго рода (признание "чужого" за "своего").

Важно отметить также, что моделирование динамических процессов в исследовательской системе нейроноподобного типа с иерархическим управлением может быть использовано для объяснения ряда динамических процессов, регистрируемых в реальных нейронных сетях. Известны очень близкие аналогии между результатами расчетов на моделях, рассмотренных в этой работе, с экспериментальными данными, например, о движении областей активации в коре головного мозга [30, 31] или режимах поведения "фазотона" при управлении движениями живого организма [32]. Имеются также данные о возможной применимости моделей нейроноподобного типа при анализе откликов и в экономических, и в социологических системах [34–36].

7. ВЫВОДЫ

Рассмотренные варианты архитектур иерархических систем параллельного преобразования видеосигналов показали плодотворность подхода, основанного на представлениях о структурах коллективной активности в распределенных неравновесных средах. Качество работы системы принятия решений может быть оценено по величинам скорости и точности принятия решений. Важно оценить также возможность реализации системы.

— Скорость срабатывания системы обеспечивается организацией параллельных режимов обработки и преобразования сигналов как при вычислении локальных и глобальных признаков, так и при формировании архивных данных системы и вычислении оценок сравнения при принятии решений.

— Точность распознавания обеспечивается существованием очень большого числа вариантов возможных архитектур системы (не менее 500 на "мелкозернистом" уровне для моделей типа (1)–(2) и не менее 1000 на крупнозернистом уровне для того набора алгоритмов, который нами до сих пор использовался). Выбор оптимальной архитектуры связей, определяющей точность решения поставленной задачи, осуществлялся на основе опыта и знаний специалиста-эксперта.

— Реализуемость нейроноподобных систем с иерархическим управлением определяется уровнем развития микроэлектронной техники, ориентированной на параллельные вычисления. Такие разработки активно проводятся сейчас во многих развитых странах (см., например, [37–39]).

В то же время, быстродействие однопроцессорных ЭВМ уже сегодня позволяет разрабатывать и создавать исследовательские нейроноподобные системы, выполняющие сложные операции интеллектуального характера. В частности, на основе рассмотренных в этой статье модельных подходов можно сделать вывод о реальности разработок распознавающих систем, обладающих точностью и скоростью работы, близкими к возможностям их живых аналогов.

При этом особо следует отметить важную роль динамических процессов для адекватного описания работы таких систем. Внимание к нейроноподобным алгоритмам определяется тем, что они представляют собой один из удобных языков описания сложных динамических режимов при параллельной трансформации обрабатываемых сигналов. Во всяком случае, дальнейшее развитие параллельных алгоритмов во многом будет определяться продвинутостью наших представлений о возможной динамике структур коллективной активности в базовых нейроноподобных моделях. Интерес к таким моделям в значительной мере сохраняется также из-за весьма широкой области их возможного применения при объяснении поведения разнообразных систем окружающей нас Природы.

Авторы искренне благодарны В.И.Востокову и Т.В.Мансфельд за помощь в выполнении отдельных этапов этой работы. Исследования, описанные в этой статье, частично были поддержаны Международным Национальным Фондом в рамках Гранта N R8Z000.

ЛИТЕРАТУРА

1. Позин Н.В. Моделирование нейронных структур. — М.: Наука, 1970. 264 с.
2. Соколов Е.Н., Шмелев Л.А. Нейробионика. — М.: Наука, 1983.
3. Соколов Е.Н., Вайткевичюс Г.Г. Нейроинтеллект: от нейрона к нейрокомпьютеру. — М.: Наука, 1989. 238 с.
4. Дубинин Ф.В. Оптоэлектронные модели однородных сред. — М.: Радио и Связь, 1984.
5. Фролов А.А., Муравьев И.П. Нейронные модели ассоциативной памяти. — М.: Наука, 1987.
6. Свечников С.В., Шквар А.М. Нейротехнические системы обработки информации. — Киев: Наукова думка, 1983. 224 с.
7. Васильев В.И., Гусев Ю.М., Ефанов В.Н., Крымский В.Г., Рутковский В.Ю. Многоуровневое управление динамическими объектами. — М.: Наука, 1987. 309 с.
8. //Итоги Науки и Техники ВНИТИ. Сер. Физические и математические модели нейронных сетей. 1990. Т.1. Ч.1.

9. Справочник: Искусственный интеллект. Кн.1. Системы общения и экспертные системы. — М.: Радио и Связь, 1990.
10. Vasiliev V.A., Romanovskii Y.M., Chernavskii D.C., Yakhno V.G. //In: Autowave Processes in Kinetic Systems. Spatial and Temporal Self-organization in Physics, Chemistry, Biology, and Medicine. — VEB Deutscher Verlag der Wissenschaft, 1987.
11. Chua L. and Yang L. //IEEE Transactions on Circuits and Systems. 1988. V.35, N 10. P.1257.
12. Masterov A.V., Tolkov V.N., Yakhno V.G. — In book: Nonlinear Waves. 1. Dynamics and Evolution /Eds. A.V.Gaponov-Grekhov, M.I.Rabinovich, J.Engelbrecht. — Springer-Verlag, 1989. P.168.
13. Kuznetsov S.O., Nuidel I.V., Yakhno V.G. — In book: Neurocomputers and Attention /Ed. A.Holden, V.Kryukov. — Manchester University Press, 1991. P.591.
14. Belliustin N.S., Kuznetsov S.O., Nuidel I.V., Yakhno V.G. //Neurocomputing. 1991. V.3. P.231.
15. Яхно В.Г., Найдель И.В. — В кн.: Нейрокомпьютер как основа мыслящих ЭВМ. — М.: Наука, 1993. С.207.
16. Arbib M.A. //J. Parallel and Distributed Computing. 1989. V.6. P.185.
17. Yakhno V.G. Basic Models of Hierarchy Neuron-Like Systems and Ways to Analyse Some of their Complex Reactions. Послано в журнал OM&NN (N2, 1995).
18. Яхно В.Г. — В сб.: Автоволновые процессы в системах с диффузией. — Горький: ИПФ АН СССР, 1981. С.46.
19. Starchinets I.M., Yakhno V.G. — In book: Autowaves and Structures Far from Equilibrium /Ed. V.I.Krinsky. — Springer-Verlag, 1984. P.98.
20. Мастеров А.В., Яхно В.Г. — В сб.: Коллективная динамика возбуждений и структурообразование в биологических тканях /Ред. В.Г.Яхно. — Горький: ИПФ РАН, 1988. С.198.
21. Pelinovsky D.E., Yakhno V.G. //Neural Network World. 1993. V.3. N 3. P.443.
22. Pelinovskii D.E., Yakhno V.G. Generation of collective activity structures in a homogeneous neuron-like medium. Part1. Bifurcation analysis of static structures, Part2. Formation of propagating and pulsating autostructures //International Journal of Bifurcation and Chaos. 1995. V.5, N 6.
23. Завалишин Н.В., Мучник И.Б. Модели зрительного восприятия и алгоритмы анализа изображения. — М.: Наука, 1974.
24. Фор А. Восприятие и распознавание образов. — М.: 1989.
25. Porat M., Zeevi Y.Y. Localized Texture Processing in Vision: Analysis and Synthesis in Gabor Space //IEEE Transactions and biomedical engineering. 1989. V.36, N 1.

26. Kropotov Yu.D., Semenov V.E. //In: Proc. of the RNNS/IEEE Symposium on Neuroinformatics and Neurocomputers. Rostov-on-Don, 1992. V.1. P.414.
27. Гиппенрейтер Ю.В. Движение глаз человека. М.: Наука, 1978.
28. Шадрин А.В., Яхно В.Г. Алгоритм выделения и обхода точек внимания на сложном изображении //Изв.вузов. Радиофизика. 1994. Т.37, N 9. С.1182.
29. Статистические методы для ЭВМ /Под ред. К.Эислейна, Э.Рэлстона, Г.С.Уилфа. — М.: Наука, 1986. 464 с.
30. Осовец С.М., Гинзбург Д.А., Гурфинкель В.С., Зенков Л.Р., Латаш Л.П., Малкин В.Б., Мельничук П.В., Пастернак Е.Б. //Успехи физических наук. 1983. Т.141, вып.1. С.103.
31. Shevelev I.A., Kuznetsova G.D. et. al. Thermoencephaloscopy. — Moscow: Nauka, 1989. 223 p.
32. Скупченко В.В. Фазотонный мозг. — Хабаровск: ДО АН СССР, 1991.
33. Reggia J.A., Sutton G.G. //TEER. 1988. V.76, N 6. P.46.
34. Murray J.D. Lectures on Nonlinear Differential Equation Models in Biology. — Oxford: Clarendon Press, 1977.
35. Nicolis G. and Prigogine I. Self-Organization in Nonequilibrium Systems. — New York: Wiley, 1977.
36. Сандлер Ю.М., Сергеев В.М. //Итоги Науки и Техники ВИНИТИ. Сер. Физические и математические модели нейронных сетей. 1990. Т.1. Ч.1. С.359.
37. Дябина М.И., Карпинский Н.Г., Куссуль Э.М., Половянюк А.И., Редько В.Г., Сереченко В.А., Ургант О.В. Разработка нейрокомпьютера с бинарной матрицей памяти. //Изв.вузов. Радиофизика. 1994. Т.37, N 8. С.
38. Ramacher U., Raab W., Anlauf J., Hachmann U., Webeling M. SYNAPSE-1 a general - purpose neurocomputer. //Siemens AG Proprietary Infomation. February 1994.
39. Широков Ф.В. На пути к нейрокомпьютерам //Итоги Науки и Техники ВИНИТИ. Сер. Физические и математические модели нейронных сетей. 1990. Т.1. Ч.1. С.229.

Институт прикладной физики
РАН

Поступила в редакцию
7 июня 1994 г.

**RESEARCH DECISION-MAKING SYSTEM OPERATING WITH
COMPOSITE IMAGE FRAGMENTS USING NEURON-LIKE
ALGORITHMS**

*V.G.Yakhno, N.S.Belliustin, I.G.Krasilnikova, S.O.Kuznetchov, I.V.Nuidel,
A.I.Panfilov, A.O.Perminov, A.V.Shadrin, A.A.Shevyyrev*

Basic models of homogeneous neuron-like media and corresponding sets of spatio-temporal solutions are considered. The ways to use these models and solutions as basic units for designing hierarchic systems of parallel processing of complex information flows with the help of neuron-like algorithms are studied. The version of decision-making system with a tuneable architecture at a "coarse-grain" level (for the system adaptation to the processing purposes and type of image) and universal neuron-like subsystems at a "fine-grain" level (to perform a wide variety of operations for extraction of local and global features, and encoding of individual fragments or the whole image) are elaborated. The examples of biological object images (growing neurones, erythrocytes, fingerprints) transformation processes in hierarchic decision-making system are demonstrated.