



Л.И. ТИМЧЕНКО, В.В. МЕЛЬНИКОВ, Н.И. КОКРЯЦКАЯ, Ю.Ф. КУТАЕВ, И.Д. ИВАСЮК

УДК 658.012:681.32:621.38

МЕТОД ОРГАНИЗАЦИИ ПАРАЛЛЕЛЬНО-ИЕРАРХИЧЕСКОЙ СЕТИ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

Ключевые слова: *параллельно-иерархическая сеть, популяционное кодирование, препарирование изображения, корреляционное сравнение, изображение пятен лазерных пучков, изображение лица человека.*

ВВЕДЕНИЕ

Развитие вычислительной техники обусловлено эволюционным переходом от традиционных вычислительных структур фон Неймана к «экспертным» и «умным» нейротехническим системам, которые имитируют мозговую деятельность человека, а также к интеллектуальным вычислительным средствам шестого поколения. С уверенностью можно констатировать, что «идеальным» устройством преобразования оптической информации параллельного типа является глаз, — по-видимому, самая уникальная из сенсорных систем человека. Мозг человека является естественным процессором, который перерабатывает сенсорную информацию. Возникает вопрос: возможно ли смоделировать процесс восприятия сенсорной информации на уровне создания нейроподобной схемы обработки информации? Анализ последних работ в области нейробиологии и публикаций, связанных с моделированием нейронных механизмов восприятия сенсорной информации [1], показал, что остаются невыясненными следующие вопросы: как происходит взаимодействие нейроансамблей в коре головного мозга, их взаимодействие на уровне естественных локальных нейронных сетей, каким образом в продолжении времени происходит интеграция пространственно-разделенных активированных нейроансамблей Д. Хебба в горизонтальных и вертикальных путях [2] в момент согласованного действия многих одновременно поступающих раздражителей? Рассмотренные в настоящей статье модели обладают (пока еще в большой степени), метафорическим сходством с природными компьютерами. Однако на их основе предлагается новый более уточненный подход к машинным вычислениям, следуя которому можно создать новые микропроцессорные системы и компьютеры новой архитектуры. Кроме того, можно по-новому подойти к биологическим системам. Аналогом предложенного подхода можно считать принципы комплексных вычислений в нейроподобных схемах коллективного принятия решений при взаимодействии большого количества простых решений. В результате принимается совместное решение путем комбинирования действий в течение определенного промежутка времени. На основе анализа нейробиологических данных о теории структуризации сенсорной информации в мозге и особенностях организации вычислений в коре головного мозга были обнаружены ряд несоответствий относи-

© Л.И. Тимченко, В.В. Мельников, Н.И. Кокряцкая, Ю.Ф. Кутаев, И.Д. Ивасюк, 2011

тельно естественных механизмов восприятия объектов и ситуаций внешнего мира, которые не нашли соответствующего отображения в современных нейроподобных вычислителях. Это существенно ограничивает их технические возможности и не отвечает главным требованиям, которые относятся к интеллектуальным средствам обработки информации [3].

В настоящее время компания IBM объявила о начале работы над компьютерными технологиями по принципу человеческого мозга¹. В работе [4] руководитель исследования Дармендра Модха говорит, что «мозг способен с легкостью создавать новые категории времени и пространства и интегрировать в них информацию, полученную сенсорно... На сегодняшний день ни одна из существующих компьютерных технологий даже не приблизилась к удивительным способностям этого органа». В настоящее время удалось достичь плотности нейронного материала, сопоставимой с плотностью мозга животного, — 10 млрд нейронов на квадратный сантиметр. Из существующих технологий заслуживает внимания технология так называемого компьютерного кода, воспроизводящего межнейронные связи. Благодаря этому компьютер можно запрограммировать «на обучение» определенной функции или действия. При этом разрабатывается универсальный алгоритм, что в разы расширяет круг возможностей «компьютера – мозга». Синапсы, или межнейронные связи нейронов мозга, могут создаваться, распадаться, укрепляться или ослабевать в зависимости от деятельности мозга. Одна из трудностей заключается в разработке материала, который сможет воссоздать эту особенность мозга. Если эта проблема будет решена, то в отличие от существующей технологии, позволяющей лишь запрограммировать искусственный мозг на решение той или иной задачи, компьютер сможет на основании накопленных знаний, памяти и «опыта» анализировать данные, т.е. «приобрести» способность думать.

Последние достижения нейробиологических исследований показывают, что для кодирования сенсорной информации мозг использует подход, который получил название популяционного кодирования. При этом информация представляется целой популяцией активных нейронов [5]. Это важное свойство подтверждено следующими экспериментами Д. Спаркса. На основании анализа того, как мозг обезьяны руководит движением ее глаз, можно сделать вывод, что необходимое движение кодируется целой популяцией клеток, при этом их движения несколько отличаются. Движение, которое воспроизводится глазом, отвечает усредненному показателю, закодированному активными клетками. Эксперименты М. Янга и С. Ямане, проведенные в области височной коры мозга обезьяны, показали, что популяционное кодирование используется не только для движения глаз, но и для мимики.

В соответствии с идеей популяционного кодирования образ, который распознается, должен сравниваться с некоторым усредненным отображением эталонного образа. Построить модель такого образа — среднего по всем текущим образам (т.е. по всей обучаемой выборке) можно на основе усреднения параметров параллельно-иерархической (ПИ) сети [3]. В настоящей статье исследуется гипотетическая модель структуризации информации в коре головного мозга на основе ПИ сети, обстоятельно изложенной в [3], для задач распознавания образов. Формирование на ее основе многоэтапной ПИ сети представляет процесс последовательного преобразования коррелированных пространственных областей и образования декоррелированных во времени элементов нейронной сети при переходе из одного устойчивого состояния в другое. Особенностью рассматриваемого метода является динамика пространственно коррелированного механизма преобразования текущих и образования результирующих элементов нейронной сети. Такой механизм позволяет представить обработку изображений в нейронной сети как процесс параллельно-последовательного преобразования различных составляющих образа с учетом их временных характеристик. Входные

¹ Проект финансируется из государственного бюджета США.

элементы нейронной сети участвуют в таком процессе корреляции – декорреляции как, например, амплитуда или частота, фаза или энергия сигналов, связность или текстура изображений. Физическое содержание входных элементов определяется типом используемого преобразования, выбор которого зависит от класса решаемых задач [6].

ОПИСАНИЕ МЕТОДА ОРГАНИЗАЦИИ ПИ СЕТИ

Анализ образа заключается в последовательном преобразовании совпадающих и выявлении (фильтрации) несовпадающих во времени составляющих образа при переходе элементов нейронной сети из текущих энергетических состояний с одними пространственными координатами в состояния с меньшей энергией и другими пространственными координатами. Условием перехода составляющих образа на следующий уровень является наличие динамики взаимного совпадения промежуточных результатов обработки во времени в одноименных каналах нижнего уровня. Результат анализа образа формируется на основе изолированных в пространственно-временной области составляющих образа [3].

Рассмотрим математическую модель параллельного разложения множества $\mu = \{a_i\}$, $i = 1, n$ [3, 7], применяемого в каждой ветви ПИ сети,

$$\sum_{i=1}^n a_i = \sum_{j=1}^R \left(n - \sum_{k=0}^{j-1} n_k \right) (a^j - a^{j-1}), \quad (1)$$

где $a_i \neq 0$, R — размерность данного множества, a^k , $k = \overline{1, R}$, — элементы подмножеств, состоящих из одинаковых элементов, n_k — число элементов в k -м подмножестве (т.е. кратность числа a_i), a^j — элемент множества $\{a^k\}$, выбранный на j -м шаге, $j = \overline{1, R}$, $a^0 = 0$, $n_0 = 0$.

Воспользуемся идеей популяционного кодирования [5], построив модель определенного конечного действия, совершаемого по всем текущим действиям.

Для ПИ сети усредненными параметрами могут быть число элементов в ветви каждого уровня, которые определяются на основе модели вида (1), и значения самого элемента. Очевидно, что на уровне ветвей нейронной сети данное конечное действие при реализации популяционного кодирования соответствует усредненным параметрам этой сети [8]. В данном случае текущий образ, который распознается, будет отображаться текущей ПИ сетью и сравниваться с эталонной ПИ сетью с усредненными параметрами

$$\bar{a}_{i,j} = \frac{1}{NM} \sum_{i,j} a_{i,j}. \quad (2)$$

Обозначим $\bar{a}_{i,j}^1$ среднее значение произвольного элемента первого уровня, $\bar{a}_{i,j}^2$ — второго уровня, $\bar{a}_{i,j}^3$ — третьего уровня, $\bar{a}_{i,j}^k$ — k -го последнего уровня, а также $N_{\bar{a}_{i,j}^1}$ — среднее число элементов соответственно первого, $N_{\bar{a}_{i,j}^2}$ — второго, $N_{\bar{a}_{i,j}^3}$ — третьего, $N_{\bar{a}_{i,j}^k}$ — k -го уровней. На основании этого можно сформировать ПИ сеть с усредненными параметрами. Синтезированная таким способом структура ПИ сети с усредненными параметрами показана на рис. 1, где хвостовой элемент сети обозначен $a_{1,1}^{k-1}$.

Текущий (исследуемый) образ, который обработан ПИ сетью с текущими параметрами $a_{i,j}^1, a_{i,j}^2, a_{i,j}^3, \dots, a_{i,j}^k$ и соответствующим числом элементов $N_{a_{i,j}^1}, N_{a_{i,j}^2}$,

$N_{a_{i,j}^3}, \dots, N_{a_{i,j}^k}$ в ветвях каждого уровня сравнивается с эталонным образом, который обработан ПИ сетью с усредненными параметрами $\bar{a}_{i,j}^1, \bar{a}_{i,j}^2, \bar{a}_{i,j}^3, \dots, \bar{a}_{i,j}^k$ и средним числом элементов $N_{\bar{a}_{i,j}^1}, N_{\bar{a}_{i,j}^2}, N_{\bar{a}_{i,j}^3}, \dots, N_{\bar{a}_{i,j}^k}$ в ветвях соответствующего уровня.

Если воспользоваться препарированием элементов ПИ сети для каждого уровня [6], то от усредненных параметров $\bar{a}_{i,j}^1, \bar{a}_{i,j}^2, \bar{a}_{i,j}^3, \dots, \bar{a}_{i,j}^k$ на основе трехуровневого кодирования можно перейти к их отображению бинаризованными препаратами $(-1, 0, +1)$. Затем определить массивы разностей элемента со средним значением яркостей элементов разложения изображения (или его фрагмента), в котором находится элемент изображения,

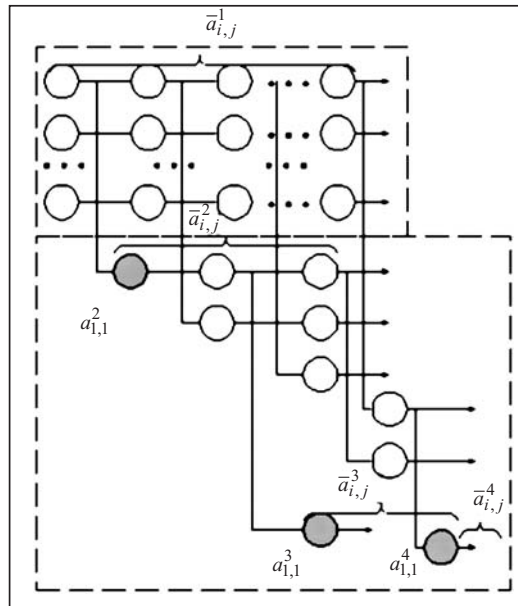


Рис. 1. Структура ПИ сети с усредненными параметрами

$$R_{i,j} = a_{i,j} - \bar{a}_{i,j} . \quad (3)$$

Для препарирования начального изображения полученные разности сравниваются с порогом δ

$$a_{i,j}^{(\cdot)} = \begin{cases} 1, & \text{если } R_{i,j} > \delta, \\ -1, & \text{если } R_{i,j} < -\delta, \\ 0, & \text{если } R_{i,j} \leq \delta. \end{cases} \quad (4)$$

При этом порог δ вычисляется следующим образом:

$$N_{\delta}^{(1)} \cdot N_{\delta}^{(-1)} \cdot N_{\delta}^{(0)} = \text{Max} , \quad (5)$$

где $N_{\delta}^{(1)}, N_{\delta}^{(-1)}, N_{\delta}^{(0)}$ — количества единичных, минус единичных и нулевых препаратов при каждом пороге δ [9]. Как следует из рис. 2, оптимальная величина порога, например, для исходного изображения составляет 44. В ходе эксперимента были проведены аналогичные операции по оптимизации выбора порога для всех зашумленных изображений из базы данных.

Результаты выбора оптимальных порогов представлены на рис. 3. Шум подчиняется гауссовскому закону рас-

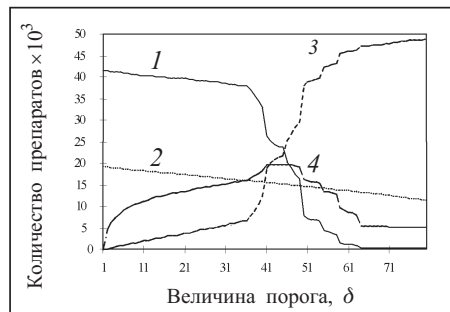


Рис. 2. Функции распределения препаратов положительных (1), отрицательных (2), нулевых (3) и их произведения (4)



Рис. 3. Распределение оптимального порога для зашумленных изображений

пределения плотности вероятностей (гистограмма 1) и равномерному закону распределения (гистограмма 2). Как видим, величина оптимального порога пре-парирования δ несколько снижается с ростом степени зашумления изображения, причем этот эффект проявляется в большей степени для равномерного шумового распределения [9].

Для произвольного усредненного параметра трехуровневый переход может отображаться тремя видами препаратов: нулевым $a_{i,j}^0$, положительным $a_{i,j}^1$, отрицательным $a_{i,j}^{-1}$. В этом случае ПИ сеть с числовыми отсчетами преобразуется в ПИ сеть с бинаризованными отсчетами препаратов $a_{i,j}^0, a_{i,j}^1, a_{i,j}^{-1}$. Тогда существенно упрощается процедура корреляционного сравнения бинаризованных отсчетов текущей и эталонной ПИ сетей.

Для формирования эталонов изображения необходимо провести обучение в пределах выборки. Для этого необходимо выполнить усреднение по элементам ветви каждого уровня, т.е. сформировать усредненные элементы $\bar{a}_{i,j}^1, \bar{a}_{i,j}^2, \bar{a}_{i,j}^3, \dots, \bar{a}_{i,j}^k$, переходя затем к бинаризованным препаратам $a_{i,j}^0, a_{i,j}^1, a_{i,j}^{-1}$. Далее можно сформировать ПИ сеть с эталонными параметрами для текущих изображений и затем выполнить ее корреляционное сравнение с ПИ сетью, которая использует текущие параметры. (Под ПИ сетью с текущими параметрами понимается ПИ сеть с текущими значениями ее элементов $a_{i,j}^1, a_{i,j}^2, a_{i,j}^3, \dots, a_{i,j}^k$ с переходом к бинаризованным препаратам $a_{i,j}^0, a_{i,j}^1, a_{i,j}^{-1}$ и текущим числом элементов в ветвях каждого уровня $N_{a_{i,j}^1}, N_{a_{i,j}^2}, N_{a_{i,j}^3}, \dots, N_{a_{i,j}^k}$.)

Коэффициент корреляции между выборками двух случайных дискретных величин X, Y с математическими ожиданиями μ_X, μ_Y и среднеквадратичными отклонениями σ_X, σ_Y определяется как

$$p_{X,Y} = \frac{COV(X,Y)}{\sigma_X \cdot \sigma_Y}, \quad (6)$$

при этом $-1 \leq p_{X,Y} \leq 1$ и

$$COV(X,Y) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_X)(y_i - \mu_Y).$$

Особо важным обстоятельством является то, что коэффициент корреляции можно вычислять не только для каждой двух уровней, но и для двух ПИ сетей. Это улучшает достоверность результата распознавания. Алгоритм обработки статических образов приведен на

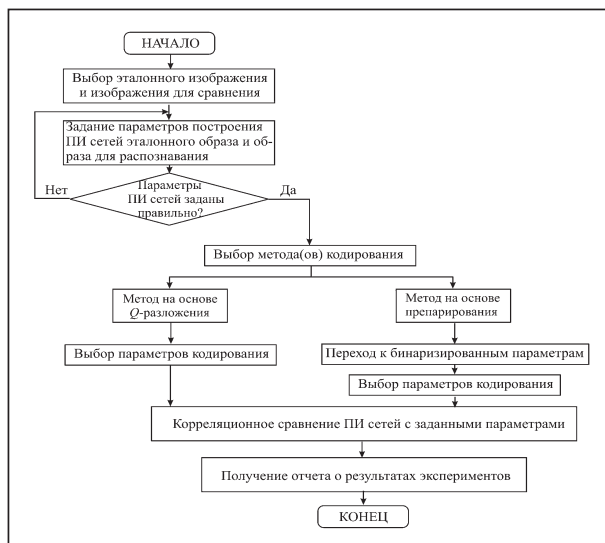


Рис. 4. Алгоритм обработки статических образов

рис. 4.

РАСПОЗНАВАНИЕ ДИНАМИЧЕСКИХ ОБРАЗОВ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПЯТЕН ЛАЗЕРНЫХ ПУЧКОВ

В настоящее время в полиграфии, лазерной обработке материалов, локации,

оптической связи и других областях техники ощущается необходимость более широкого внедрения оптико-электронных систем с автоматической корректировкой искажений формируемого светового излучения. Причинами искажений могут быть дестабилизирующее воздействие механических или климатических факторов, нестабильность характеристик источника излучения, возмущения в оптическом тракте, разъюстировка оптических элементов и т.п. Обеспечение приемлемого качества коррекции требует непрерывного динамического контроля характеристик светового излучения, например пространственного распределения его интенсивности, в том числе оценки отклонения указанного распределения от исходного или эталонного распределения.

Проследим распознавание динамических образов на примере изображений пятен лазерных пучков [10]. Решения этой задачи проводилось на основе туннелирования [11] по усредненным коэффициентам корреляции при сравнении эталонного образа с отдельным фрагментом трассы. Обучение ПИ сети сводилось к выполнению следующих этапов:

- 1) для фрагмента трассы найти точку T_{\max} с максимальной яркостью;
- 2) выбрать необходимое количество N значений яркости $T_{\max-w}$, $w = 1, 2, \dots, N$, начиная с максимальной яркости (крайние точки с яркостями $T_{\max-w}$ образуют N краевых линий);
- 3) для каждого краевого контура определить предварительные центры отдельно для каждой координаты энергетических центров:

$$x_{\text{эц}} = \frac{1}{M} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} w(f(x, y)) \cdot x, \quad y_{\text{эц}} = \frac{1}{M} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} w(f(x, y)) \cdot y, \\ M = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} w(f(x, y)), \quad (7)$$

где $w = 1, 2, \dots, N$, $f(x, y)$ — функция яркости изображения, $M(\cdot)$ — момент инерции первого порядка;

- 4) найти усредненные координаты для всего фрагмента трассы (данными для усреднения являются координаты центра каждого краевого контура) [11];

- 5) найти эталонный образ (усредненные значения яркостей элементов разложения, из которых состоит фрагмент трассы, для обучающей выборки находятся для каждого фрагмента трассы);

- 6) провести туннелирование по усредненным коэффициентам корреляции при сравнении эталонного образа с отдельным фрагментом трассы (в качестве верхней границы туннеля выбирается единица, а в качестве нижней — усредненный коэффициент корреляции);

- 7) определить изображения: «хорошие» или «плохие» (фрагмент трассы считается хорошим при попадании среднего коэффициента корреляции в туннель эталонного образа, иначе фрагмент считается плохим);

- 8) провести оптимизацию весов для хорошего изображения по формуле

$$x_{\text{эц}} = \frac{1}{M} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} w(f(x, y)) \cdot (x + \delta_X), \quad y_{\text{эц}} = \frac{1}{M} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} w(f(x, y)) \cdot (y + \delta_Y), \quad (8)$$

где $w = 1, 2, \dots, N$, $f(x, y)$ — функция яркости изображения, δ_X , δ_Y — смещение центров по осям X и Y соответственно.

Определим смещение центров по осям X и Y

$$\delta_X = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (\bar{x} - x_i), \quad (9)$$

$$\delta_Y = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (\bar{y} - y_i), \quad (10)$$

где \bar{x} , \bar{y} — средние значения центра выборки изображений по осям X и Y соответственно, x_i , y_i — координаты центра каждого i -го хорошего изображения.

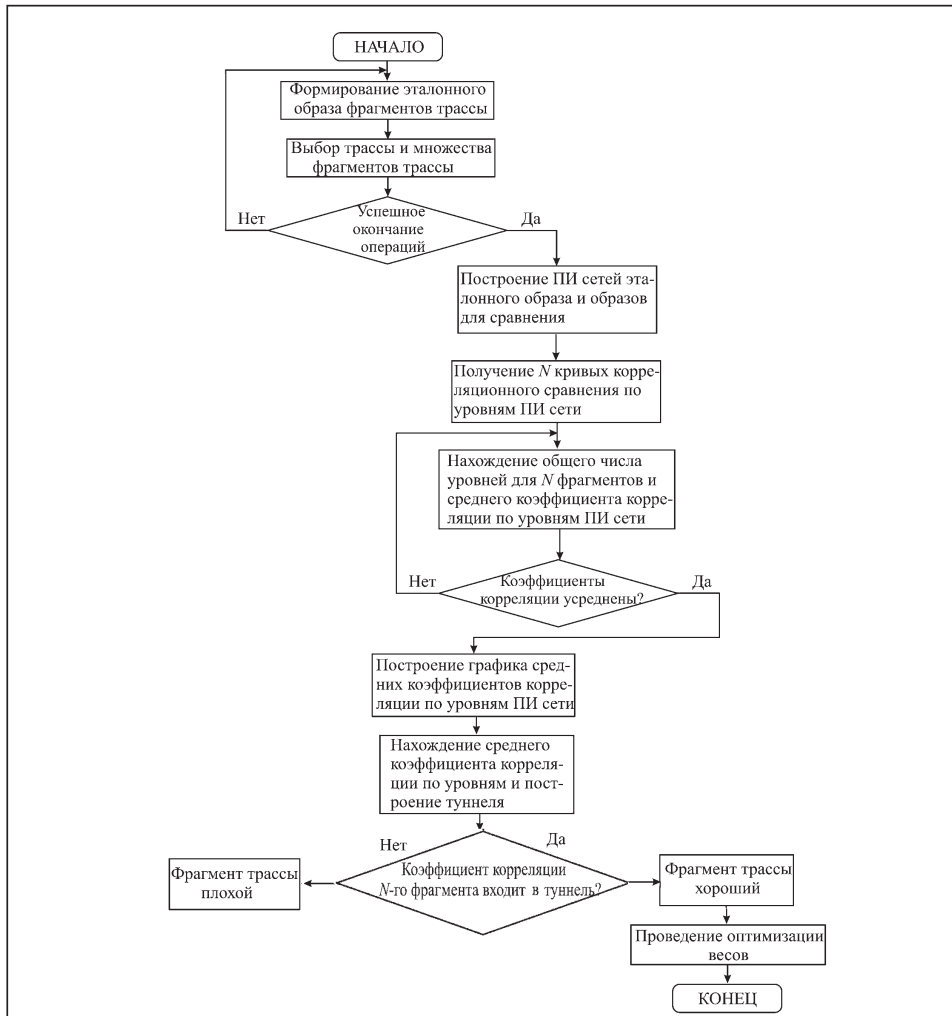


Рис. 5. Алгоритм обработки динамических образов

Полученные значения $x_{эц}$, $y_{эц}$ представляют окончательный результат измерения координат энергетических центров изображений пятен лазерных пучков.

Граф-схема алгоритма обработки динамических образов приведена на рис. 5.

ПРОГРАММНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ МЕТОДА И РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ

Программный комплекс обработки образов обладает следующими основными возможностями:

- выбор теста изображений лиц разной сложности (легкий и сложный тесты) для эталонного изображения и для изображения, которое с ним сравнивается (на основе изображений лиц человека, взятых из базы данных Манчестерского университета [12]);
- построение структуры нейроразличимой сети эталонного изображения и изображения, которое с ним сравнивается, при определенном количестве шагов и точности;

- автоматическое определение размера матрицы на любом иерархическом уровне, а также просмотр любого элемента этой матрицы;
 - построение графа ПИ сети с возможностью его печати;
 - кодирование и декодирование изображений (эталонного и сравниваемого с ним изображения) при определенном количестве шагов и заданной точности, а также кодирование–декодирование матриц на любом иерархическом уровне;
 - выбор фрагментов лазерных трасс разной протяженности для формирования эталонного и сравниваемого с ним образа;
 - сохранение эталонного образа и автоматического выбора этого образа для последующей обработки;
 - построение структуры нейроподобной сети эталонного и сравниваемого с ним образа при определенном количестве шагов и заданной точности;
 - фиксация времени, затраченного на все операции;
 - формирование изображения после декодирования;
 - препарирование на основе популяционного кодирования, которое включает определение количества положительных, отрицательных и нулевых препаратов, и на основе автоматического поиска оптимального порога, а также при нулевом пороге;
 - построение уравнивающих кривых [13, 14] на основе популяционного кодирования, которое включает определение коэффициентов корреляции положительных, отрицательных и нулевых препаратов на любом уровне ПИ сети;
 - определение связностей элементов разложения [15].
- Построение достаточно гибкой системы отчетности, которая включает:
- сетевое сравнение по уровням ПИ сети;
 - автоматическое определение коэффициентов корреляции на каждом уровне ПИ сети (не более трех экспериментов с параметрами и режимами работы: количество шагов кодирования (1...1000), точность результатов (1...10));
 - кодирование на основе Q -разложения [13] и/или популяционного кодирования;
 - корреляционное сравнение изображений указанными выше методами с автоматическим вычислением коэффициента корреляции и определением необходимых параметров между двумя множествами выбранных изображений;
 - декодирование изображений (используются оба метода кодирования);
 - препарирование изображения (использование второго метода кодирования);
 - получение по результатам эксперимента двух типов отчета: короткого и полного;
 - построение базы экспериментов, что позволяет просматривать отчеты проведенных ранее экспериментов (существуют поля: название отчета, дата и время проведения эксперимента).

ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ОБРАБОТКИ СТАТИЧЕСКИХ ОБРАЗОВ ИЗОБРАЖЕНИЙ ЛИЦ ЧЕЛОВЕКА

Для проверки эффективности работы программного комплекса проведен эксперимент над изображениями одного и того же лица с разной мимикой и разных лиц с неискаженной мимикой [16, 17], взятых из портретной галереи базы данных Манчестерского университета [12].

При сравнении вариаций изображений лиц с одинаковой мимикой [16, 17] эксперименты показали корректное распознавание изображений на основе применения ПИ сети и популяционного кодирования в пределах от 80% до 95%. Выявлена большая устойчивость рассмотренного метода к изменениям мимики лица относительно 2D- и 3D-поворотов изображения.

На рис. 6 представлены образцы исходных изображений разных лиц с неискаженной мимикой [12], используемых в ходе экспериментов, а также график кривых корреляционного сравнения изображений разных лиц с неискаженной мимикой. Кривая 1 изображает кодирование на основе Q -разложения [13]; кривая 2 отражает метод на основе популяционного кодирования со сравнением масок — бинарного кода разностей [6, 13]. Отметим, что корректное распознавание составляет 100%,

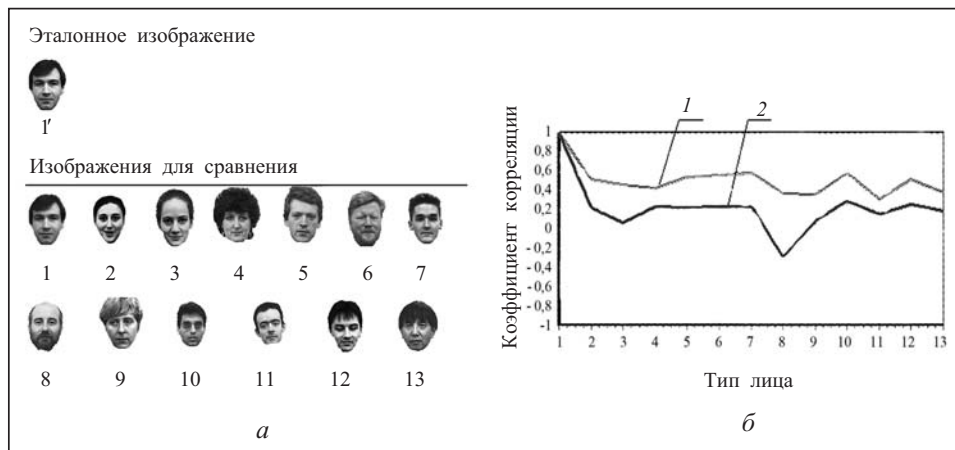


Рис. 6. Образцы для сравнения с эталонным изображением (а) и график распознавания статических образов (б)

среднее время распознавания — 10,8 с. Таким образом, по результатам корреляционного сравнения изображений разных лиц (метод 2, кривая 2) видно, что они не коррелируют между собой (коэффициент корреляции не превышает 0,45).

На рис. 7 кривая 1 (метод 1) изображает кодирование на основе Q -разложения [13]; кривая 2 (метод 2) — на основе популяционного кодирования [8]; кривая 3 (метод 3) —

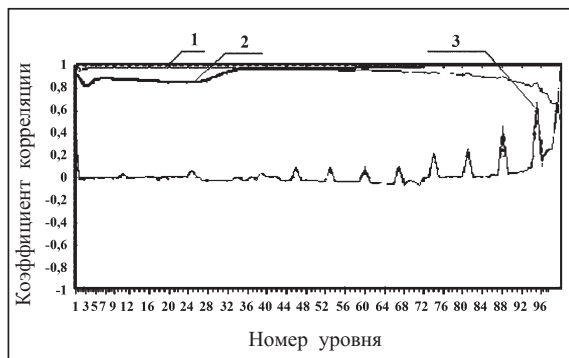


Рис. 7. Корреляционные кривые сравнения по уровням первых двух изображений

на основе популяционного кодирования со сравнением масок [6, 13]. Таким образом, на основании результатов корреляционного сравнения по уровням ПИ сети изображения разных лиц, кодируемых методом 3 (кривая 3), не коррелируют между собой (средний коэффициент корреляции не превышает 0,2).

ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ОБРАБОТКИ ДИНАМИЧЕСКИХ ОБРАЗОВ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПЯТЕН ЛАЗЕРНЫХ ПУЧКОВ

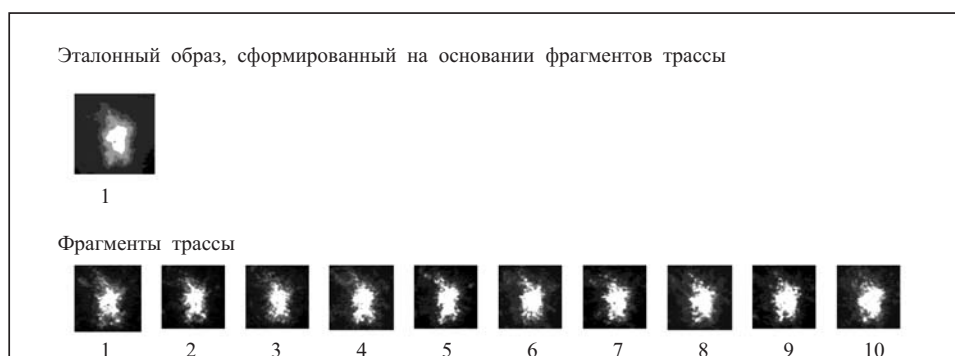


Рис. 8. Образцы образов и фрагменты трассы

На рис. 8 представлены образцы эталонного образа и отдельных фрагментов протяженных лазерных трасс №1–№10 — изображений пятен лазерных пучков по 1000

в каждой трассе [18], которые использовались в ходе экспериментов [23].

На рис. 9 изображены кривые корреляционного сравнения эталонных образов по уровням ПИ сети для фрагментов трассы № 1.

График средних по уровням коэффициентов корреляции представлен на

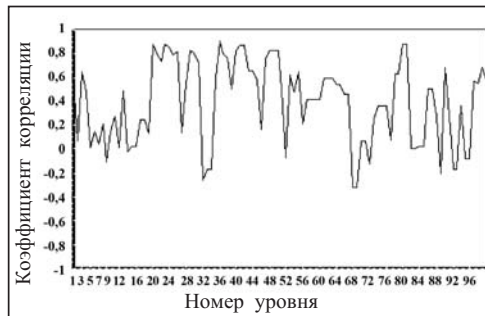


Рис. 9. График корреляционного сравнения эталонных образов по уровням ПИ сети



Рис. 10. График зависимости коэффициентов корреляции от номера уровня

рис. 10. Общее число уровней ПИ сети составляет 18. Средний коэффициент корреляции по уровням ПИ сети составил 0,41. Следовательно, туннель находится в пределах [0,41...1].

Определяем хорошие фрагменты трассы № 1 и для них проводим оптимизацию весов по формуле (8), тем самым вычисляя координаты энергетических центров изображений пятен лазерных пучков по осям X и Y до обучения и после обучения ПИ сети. На рис. 11 даны координаты изображений пятен лазерных пучков по оси X (оси Y) до обучения 1 (1'), после обучения 2 (2'), эталонного образца 3 (3').

Таким образом, при использовании параллельно-иерархической модели для задач распознавания динамических образов среди хороших фрагментов трасс приблизительно для 50% была проведена оптимизация весов. Проведенная оптимизация значительно увеличивает точность определения координат центров изображений пятен фрагментов лазерных пучков.

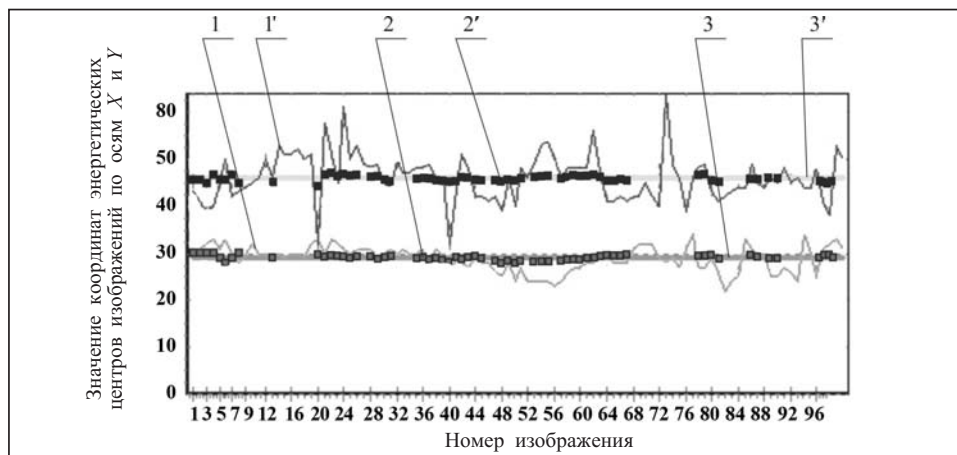


Рис. 11. График определения координат энергетических центров изображений пятен лазерных пучков до обучения и после обучения ПИ сети

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящей статье предложен метод организации ПИ сети, использующий идею популяционного кодирования в искусственной нейронной сети и приближения ее к естественным нейронным сетям. Предлагается текущий образ представлять текущей ПИ сетью с текущими параметрами, которые преобразовываются на основе

обобщенного контурного препарирования [24] в бинарные препараты и последующим корреляционным сравнением с эталонным образом эталонной ПИ сети, у которой параметры усредненные, а элементами являются бинаризованные препараты. В отличие от известных структур искусственных нейронных сетей [19], в которых для сравнения используются ненормируемые (абсолютные) критерии подобия, в рассмотренном методе организации ПИ сети используется нормируемый критерий. При этом коэффициент корреляции предлагается вычислять не только для каждой двух уровней, но и для двух ПИ сетей, что улучшает точность результата распознавания. Результаты машинного моделирования, полученные при обработке изображений лица человека, показывают полную адекватность полученных теоретических и экспериментальных результатов. При использовании ПИ сети на основе популяционного кодирования для задач распознавания образов процент корректного распознавания изображений лиц человека в среднем составил 93,75%, а среднее время распознавания — 10,73 с., что превышает результаты, полученные в работе [20]. Эти же усредненные показатели для системы распознавания изображений лиц человека в соответствии с методами, изложенными в работе Ланитиса [18] и полученными на основе реализации формовой модели, формонезависимой полутоновой модели и локальной полутоновой модели, а также их трех комбинаций, составили 84,8% при времени распознавания 30 с.

Рассмотренный метод автоматического распознавания лиц может быть использован для решения следующих прикладных задач: при сравнении фотографий на кредитных карточках, правах водителя, фотографий для идентификации клиентов различных организаций, для контроля доступа к разнообразного рода информации, которую можно получить при входе в компьютерную сеть таких организаций как архивы, банки, органы безопасности и т.д., а также при проведении финансовых операций, осуществляемых через компьютерную сеть INTERNET.

Эксперименты показывают, что для изображения пятен лазерных пучков в результате действия разнообразных дестабилизирующих факторов невозможно точно измерить координаты их энергетических центров, однако точность можно существенно повысить, используя обучение ПИ сети с последующей их классификацией на «хорошие» и «плохие».

Сравнительный анализ рассмотренных методов позволяет измерять координаты центра лазерных изображений с точностью определения точки привязки не более чем 1,2 элемента разложения. Это по точности измерения почти на порядок превышает известные [25], например, на основе определения центра масс с помощью моментных признаков. Физическое моделирование метода определения координат изображений пятен лазерных пучков с применением сигнального процессора типа TMS320C5510 с тактовой частотой 200 МГц и производительностью 400 млн операций в секунду показывает, что для обработки одного изображения необходимо ~ 10,65 мс [18]. Это вполне приемлемо для случая реализации телевизионной обработки изображений лазерной трассы.

Полученные результаты могут найти широкое применение в разных системах, для которых необходимо осуществлять автоматическую коррекцию искажений лазерного источника светового излучения. К ним относятся системы оптической навигации с использованием лазеров в условиях сниженной видимости в атмосфере, системы точного ориентирования, которые дают возможность определить пространственное положение движущегося объекта в разных метеорологических условиях, лазерные навигационные системы. Это также лазерные системы связи и передачи информации, локации и дальнометрирования, трассирования и подобные системы, которые испытывают влияние атмосферы на параметры лазерного луча, несущего определенную полезную информацию.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Хьюбел Д. Глаз, мозг, зрение. — М.: Мир, 1990. — 239 с.
2. Рабинович З.Л., Воронков Г.С. Представление и обработка знаний во взаимодействии сенсорной и языковой нейросистем человека // Кибернетика и системный анализ. — 1998. — № 2. — С. 3–11.
3. Тимченко Л.И. Многоэтапная параллельно-иерархическая сеть как модель нейроподобной схемы вычислений // Там же. — 2000. — № 2. — С. 114–134.
4. <http://www.korrespondent.net>
5. Хинтон Д.Е. Как обучаются нейронные сети // В мире науки. — 1992. — № 11–12. — С. 103–110.
6. Тимченко Л.И. Конвергентні та дивергентні процеси в реальних та штучних нейронних мережах // Вісник ВПІ. — 1997. — № 1. — С. 5–10.
7. Свечников С.В., Кожемяко В.П., Тимченко Л.И. Квазипульсно-потенциальные оптоэлектронные элементы и устройства логико-временного типа. — К.: Наук. думка, 1987. — 256 с.
8. Timchenko L.I., Kutaev Y.F., Kozhemyako V.P., et al. Nafez Shweiki method for training of a parallel-hierarchical network / Based on Population Coding for Processing of Extended Laser Paths Images // Proceedings of SPIE. — 2002. — **4790**. — P. 465–479.
9. Железняк А.Л., Тимченко Л.И., Стасюк О.І. та інш. Сегментація напівтонових зображень за ознакою зв'язності. — К.: ДЕДУТ, 2008. — 144 с.
10. Basov N.G., Zemskov E.M., Kutaev Y.F. et al. Laser control of near earth space and possibilities for removal of space debris from orbit with explosive photo-dissociation lasers with phase conjugation / Proc. GCL/HPL 98. SPIE Symposium. — St.-Petersburg, Russia, 1998.
11. Тимченко Л.И., Кутаев Ю.Ф., Герций А.А., Швейки Н.О., Байбак Ю.В. Система координатной привязки для нестационарных сигналов // Изв. РАН. Сер. физическая. — 2001. — № 6. — С. 886–890.
12. <http://peipa.essex.ac.uk/ipa/pix/faces/manchester>
13. Ковзель М.О., Тимченко Л.И., Кутаев Ю.Ф. та ін. Паралельно-ієрархічне перетворення і Q-обробка інформації для систем реального часу. — Київ: КУЕТТ, 2006. — 492 с.
14. Тимченко Л.И., Чепорнюк С.В., Кутаев Ю.Ф., Герций О.А. Компактный опис моделей зображень для класифікації образів // Вісник ВПІ. — 1998. — № 2. — С. 72–83.
15. Кожем'яко В.П., Кутаев Ю.Ф., Свечников С.В., Тимченко Л.И., Яровий А.А. Паралельно-ієрархічне перетворення як системна модель оптико-електронних засобів штучного інтелекту / Під ред. В.П. Кожем'яко. — Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2003. — 324 с.
16. Grudin M.A., Harvey D.M., Timchenko L.I., Lisboa P.J.G. Face recognition method using a multistage hierarchical network / Proc. of IEEE Intl. Conf. Acoust., Speech and Signal Proc. ICASSP97. — Munich, Germany, 21–24 April 1997, **4**. — P. 2545–2548.
17. Kozhemyako V.P., Kutaev Y.F., Timchenko L.I. et al. The Q-transformation method applying to the facial images normalization / Proc. International ICSC IFAC Symposium on NEURAL COMPUTATION-NC'98. — Vienna, 23–25 Sept. 1998.
18. Lanitis A., Taylor C. J., Cootes T.F. Automatic face identification system using flexible appearance models // Image and Vision Computing. — 1995. — **13**, N5. — P. 393–401.
19. Aggarwal J.K. Object recognition and performance bounds // Proc. Image Analysis and Processing. — Florence, Italy. 17–19 Sept. 1997. — P. 343–360.
20. Кожем'яко В.П., Тимченко Л.И., Яровий А.А. Паралельно-ієрархічні мережі як структурно-функціональний базис для побудови спеціалізованих моделей образного комп'ютера. — Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2005. — 161 с.
21. Timchenko L.I., Kutaev Y.F., Chepornyuk S.V. et al. A brain-like approach to multistage hierarchial image. — Springer-Verlag Processing // Proc. Image Analysis and Processing (Florence, Italy, 17–19 Sept. 1997). — P. 246–253.
22. Hebb D.O. The organization of behavior: A neuropsychological theory. — Oxford, England: Wiley, 1949.
23. Timchenko L.I., Kozhemyako V.P., Kutaev Y.F. at all. Method for processing of extended laser paths images // Advances in Electrical and Computer Engineering. — “Stefan cel Mare” University of Suceava Romania. — 2003. — **3** (10), № 2 (20). — P. 66–78.
24. Кожем'яко В.П., Тимченко Л.И., Кутаев Ю.Ф., Івасюк І.Д. Вступ в алгоритмічну теорію ієрархії і паралелізму нейроподібних обчислювальних середовищ та її застосування до перетворення зображень / Основи теорії пірамідально сільового перетворення зображень. — К.: УМК ВО, 1994. — 272 с.
25. Прэтт У.К. Цифровая обработка изображений. — В 2-х т., ч. 1. — 310 с., ч. 2. — 790 с. — М.: Мир, 1982.

Поступила 19.02.2009