

В. В. ДЕМЕХИН, д. т. н. В. В. ДАНИЛОВ

Украина, Донецкий национальный университет
E-mail: dats@mail.donbass.com

Дата поступления в редакцию
05.04—18.12 2006 г.

Оппонент д. т. н. С. Г. АНТОЩУК
(ОНПУ, г. Одесса)

РАСПОЗНАВАНИЕ ЗРИТЕЛЬНЫХ ОБРАЗОВ НА ОСНОВЕ ТОПОЛОГИЧЕСКОЙ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ

Разработаны метод и устройство классификации изображений, позволяющие определять принадлежность зрительных образов к тому или иному классу.

От того, насколько эффективно решается задача соотнесения входного сигнала с некоторой предопределенной категорией (классом), зависит производительность систем искусственного интеллекта, предназначенных для классификации образов (pattern classification). Наиболее успешно эта задача решается сегодня на основе искусственных многослойных нейронных сетей (НС). Классифицирующие возможности однослойных НС при этом ограничены двумя классами, независимо от вида нелинейности синаптических нейронных связей [1].

В настоящей работе предлагается топологический метод соотнесения входного сигнала (изображения) с некоторым предопределенным классом (образом). На его основе решается задача повышения производительности распознающей системы (РС) по отношению к РС на основе НС, а именно, повышение скорости распознавания образов и скорости обучения. К преимуществам топологического метода также относятся расширение классифицирующих возможностей однослойных РС, повышение производительности РС при использовании одновременного обучения и обработки по N спектральным каналам, возможность сочетания традиционной (основанной на алгебраическом суммировании весов) и топологической обработки в одной конструкции РС.

Принцип топологической обработки информации (монохроматический вариант)

Суть метода топологической (другое название — дислокационной) обработки информации заключается в автоматическом изменении топологии связей между светочувствительными рецепторами (сенсорами) и ассоциативными элементами (A -элементами). Изменение топологии осуществляется на основе поиска распределения отражающих (пропускающих) состояний матрицы ассоциативных элементов (АМ), приводящего к правильному соотнесению входного сигнала и предопределенного класса. Процесс поиска осуществляется на основе обучающей выборки.

Отметим, что изменение топологии синаптических связей присуще также процессам обработки информации искусственными НС и человеческим голов-

ным мозгом (нейроны в человеческом мозге постоянно отмирают, а новые синаптические связи создаются). Роль перестройки связей в искусственных НС связана с коррекцией весовых коэффициентов и, как будет показано ниже, принципиально отличается от той роли, которую она играет в топологическом методе.

На рис. 1 дана схема простейшей однослойной конструкции РС, предназначенной для классификации изображений топологическим методом. Здесь световое табло сенсоров обозначено ИМ — информационная матрица. Полное число рецепторов S_i этой матрицы равно L ($i=1, 2, 3, \dots, L$). Величина L зависит от требуемого аппаратного разрешения ИМ, т. е. от того, насколько точно точечное изображение должно совпадать с исходным (непрерывным) при дискретизации изображения. В первых (не топологических) РС количество рецепторов L было порядка нескольких сотен.

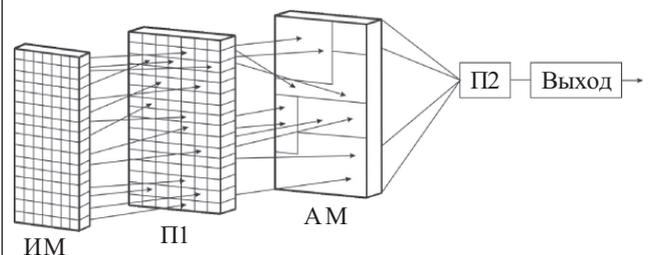


Рис. 1. Структура монохроматической распознающей системы

Пороговое устройство ПП предназначено для ограничения числа каналов между ИМ и АМ, которое не должно превышать некоего значения k . (Значения, которые может принимать k , определены ниже.) Отметим, что пороговое устройство ПП может быть исключено из схемы, если стохастические связи между ИМ и АМ смонтировать таким образом, что количество связей η будет лежать в интервале от $k/2$ до k для всех изображений. Число A -элементов A_j матрицы ассоциативных элементов равно m ($j=1, 2, 3, \dots, m$). П2 — логический элемент “И” с $k/2$ входами. Если между ИМ и АМ используются синаптические связи, то роль логического элемента “И” может исполнять двухслойная НС. Если используются оптические связи, то эту логическую операцию выполняет оптический логический элемент “И”.

В монохроматическом варианте РС стохастические связи между ИМ и АМ могут быть как гальвани-

ческие (провода, случайным образом соединяющие рецепторы S_i и A -элементы A_j), так и оптические (оптоволоконные или через открытое пространство). В случае гальванических или оптоволоконных связей поворот ИМ относительно АМ не влияет на работу РС. В "многоцветном" варианте РС используются связи через открытое пространство. В этом случае поворот ИМ не должен приводить к перемещению световых лучей за пределы тех A -элементов, в которых они были дислоцированы изначально. На ИМ проецируются статические двухмерные изображения, образованные оптическим излучением очень узкой спектральной области так, что его можно считать монохроматическим. В зависимости от распределения освещенности ИМ одни рецепторы окажутся возбужденными, а другие останутся невозбужденными.

Пусть функция яркости $D(x, y)$ таких изображений принимает всего два значения — "1" и "0". Помехи и шумы, маскирующие изображения и искажающие их форму, частично устраняются при предварительной обработке изображений. Их влияние на процессы обучения РС и распознавания учитываются также при коррекции внутренних параметров РС. При предъявлении на вход РС изображений, которые не были показаны при обучении, требуется, чтобы их отличие от правильно классифицированных примеров было минимальным.

Обозначим распознаваемые образы как B и C . Задача сводится к тому, чтобы независимо от формата представления изображений (независимо от их масштаба, толщины линий, формы и т. д.) РС реагировала выходным сигналом "+1" на один образ (например, B), а на другой (C) — сигналом "0".

При проецировании на ИМ некоторого изображения сигнал от возбужденных рецепторов через пороговое устройство П1 поступает на матрицу ассоциативных элементов, занимая на ней определенные позиции (адреса). Порог П1 пропускает сигналы не более чем по k каналам, уровень сигнала в которых выше порогового.

Определение числа C_{mk}^r способов размещения k каналов в m различных A -элементах с заданным числом r "пустых" A -элементов — одна из классических комбинаторных задач [2, с. 514]:

$$C_{mk}^r = C_m^r \Delta^{m-r} O^k, \quad (1)$$

$$\text{где } \Delta^s O^k = \sum_{j=0}^s (-1)^j C_s^j (s-j)^k.$$

Например, при $m=10, k=4$ $C_{10,4}(6)=5040$, а при $m=12, k=4$ $C_{12,4}(8)=115020$.

В монохроматическом варианте каждый A -элемент имеет два состояния: отражает свет (дает сигнал 1) и не отражает свет (дает сигнал 0). Если A -элементы работают на пропускание, как показано на рис. 1, то двум состояниям A -элементов в этом случае будут соответствовать: A -элемент пропускает свет (сигнал "1") и не пропускает свет (сигнал "0").

Таким образом, случайное распределение интенсивности светового потока, образованного изображением, заменяется случайным распределением это-

го потока по η A -элементам ($k/2 \leq \eta \leq k$). Каждому изображению, поданному на вход РС, однозначно соответствует определенная топология связей, определенный способ их размещения (дислокация) на поверхности АМ. При изменении топологии связей происходит соответствующее изменение дислокации этих связей.

Если не учитывать весовых коэффициентов связей (не учитывать различий по величине сигналов в разных каналах), то перестановки связей типа 135, 351, 513 и т. д. не различимы для РС. В этом случае максимальное число различных изображений $p = C_m^r$. То есть происходит преобразование распределения освещенности $D(x, y)$ в стохастическое распределение равных по величине сигнала каналов по адресам АМ.

Для корректного отнесения множества изображений (множества входных векторов $x_1, x_2, x_3, \dots, x_p$) к одному из двух классов B и C изменение дислокаций отражающих (пропускающих) состояний, осуществляемых при обучении, должно быть таково, что при всех изображениях B на логический элемент «И» поступают сигналы от $>k/2$ A -элементов, а при всех изображениях C — от $\leq k/2$ A -элементов. В первом случае логический элемент даст на выходе сигнал "1", а во втором — "0".

Подчеркнем проявляющееся здесь существенное отличие топологических РС от однослойных НС, заключающееся в своеобразии порога, определяющего процедуру классификации. В топологическом методе порог не энергетический, а количественный. Отнесение входного вектора к B или C определяется количеством сигналов, а не их алгебраической суммой. В этом имеются определенные преимущества, позволяющие, в частности, преодолеть однослойными системами проблему линейной разделимости функций.

РС с l двоичными входами может иметь 2^l различных входных образов. Следовательно, чтобы РС могла распознавать все эти образы, требуется выполнение условия $C_m^r \geq 2^l$. Максимальное количество A -элементов (максимальное m) и соответствующее ему значение k зависят от количества тестируемых изображений и от числа l .

Проиллюстрируем работу топологического метода на простом примере.

Пусть АМ состоит всего из десяти A -элементов ($m=10$), а максимальное число каналов, по которым распространяются сигналы от изображений, равно четырем — $k=4$ (рис. 2).

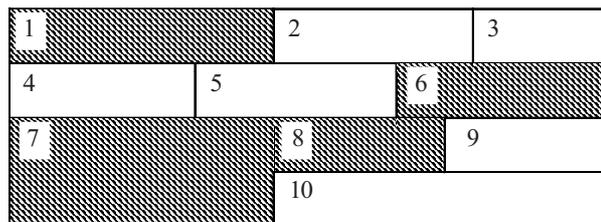


Рис. 2. Распределение единичных состояний по адресам матрицы ассоциативных элементов (заштрихованные ячейки)

Здесь задано некоторое произвольное распределение по АМ отражающих (пропускающих) A -элементов, которые в случае попадания на них сигнала изображения дают на вход логического элемента “И” сигнал “1”. Критерием отнесения тестируемых изображений к образу B в данном примере является попадание не менее трех сигналов этих изображений на единичные состояния (1, 6, 7, 8) АМ. Отклик на попадания сигналов в остальные A -элементы равен “0”. Так, если на вход РС подано изображение, имеющее на АМ дислокацию связей 3 7 9, что отвечает комбинации 0 1 0, то РС классифицирует это изображение как C (т. к. $k/2 < 2$), если же адреса расположения связей 1 3 7 8, что соответствует комбинации 1 0 1 1, то РС отнесет это изображение к образу B (т. к. $k/2 > 2$).

Количество изображений образов B и C , которое может распознать РС, равно C_m^r . В нашем примере это 5040. Удельный вес того или иного образа зависит от соотношения нулей и единиц в двоичной m -битовой комбинации (это может быть и ν -битовая, где $m \geq \nu > k$, если не все A -элементы задействованы в обучающей выборке). Так как обычно количество тестируемых изображений образов B и C примерно одинаково, то и число единиц в m -битовой комбинации должно быть примерно равно числу нулей с небольшим преобладанием единиц (т. к. при четных k выход равен нулю при нестрогом неравенстве числа нулей в k -битовой комбинации числу $k/2$).

При любом произвольном распределении единичных состояний по АМ существует конечное число изображений, равное C_m^r , которое будет удовлетворять данному распределению. Однако дислокация связей 0 1 0 может оказаться образованной изображением образа B , а не C , а дислокация 1 3 7 8 — изображением образа C . Задача РС состоит в отыскании такого распределения единичных состояний по A -элементам, при котором для всех изображений образа B на выходе логического элемента будет получен сигнал “1”, а для всех изображений образа C на выходе логического элемента будет получен сигнал “0”. Это достигается в процессе обучения РС, т. е. в такой настройке параметров, определяющих состояние АМ, в результате которой будут правильно классифицированы не только все изображения обучающей выборки, но и те, которые ранее не предъявлялись РС. В случае использования оптических связей роль таких параметров играют показатель преломления n , толщина слоя d A -элемента и некоторые другие параметры. Влияние значений этих параметров на квадрат модуля коэффициента отражения $|r|^2$ будет показано далее.

Обучение РС при топологической обработке лучше производить не после каждого предъявления нового изображения, как это делается при обучении НС с учителем, а после предъявления всех изображений обучающей выборки и после запоминания адресов каждого изображения в памяти компьютера, управляющего настройкой АМ. Настройка весовых коэффициентов при обучении традиционных РС — достаточно длительный процесс. Согласно [3, с. 130], при быстродействии ЭВМ 10^6 операций в секунду РС затрачивает на один шаг обучения 0,5 мин. Для разделения двух образов требуется 120—200 мин. При по-

вышении производительности ЭВМ до 10^9 операций в секунду время обучения и использования снижается до 0,1—2 мин. Современные суперкомпьютеры имеют быстродействие, в сотни и тысячи раз превышающие 10^9 операций в секунду, но все равно временные параметры обучения оставляют желать лучшего.

Использование топологической технологии обработки информации при распознавании образов позволит существенно снизить время обучения даже при умеренной производительности ЭВМ.

Выше отмечалось, что искомая m -битовая комбинация, характеризующая распределение единичных состояний по АМ, должна иметь примерно одинаковое количество двоичных нулей и единиц. Это значительно сокращает поиск желаемой комбинации. Даже простым перебором этих комбинаций с помощью ЭВМ можно получить выигрыш во времени настройки по отношению к традиционным РС при не очень больших m . Но в этом нет необходимости, т. к. топологический метод позволяет оптимизировать поиск желаемой m -битовой комбинации. Вот алгоритм этого поиска:

1. На вход РС последовательно подать K ($K \leq C_m^r$) изображений распознаваемых образов.
2. Установить и запомнить способы их размещения по m (или ν) A -элементам (их адреса).
3. Вызвать номера позиций (адреса), принадлежащие одному образу (если такие есть), и присвоить им соответствующие значения (например, “1” для B и “0” для C).
4. Выявить A -элементы, в которых преобладает один из образов (см. таблицу в примере), и присвоить им значения преобладающего образа.
5. Выявить с помощью ЭВМ образ с преобладающим числом неправильных ответов (в примере это B), т. е. установить, какие позиции нужно инвертировать (в примере это позиции с “0”).
6. Выявить критические позиции (которые не стоит инвертировать, чтобы не увеличивать число неправильных ответов).
7. Инвертировать некритические позиции и позиции с равным для образов B и C количеством каналов.
8. Обучение окончено, если получена такая m -битовая комбинация, что для всех показанных изображений образа B выполнено условие $M > k/2$, а для всех изображений образа C — $M \leq k/2$, где M — число единиц в m -битовой комбинации.

Например, при $k=4$ 10-битовая комбинация 1110001101 удовлетворяет любому из шестнадцати изображений образов B и C , способы размещения которых на АМ (номера позиций) и их бинарные значения приведены ниже.

| | | | | | |
|-----|----------|---------|-----|----------|---------|
| B | 1 3 5 7 | 1 1 0 1 | B | 3 6 8 10 | 1 0 1 1 |
| C | 2 4 6 7 | 1 0 0 1 | C | 1 4 5 7 | 1 0 0 1 |
| B | 3 5 8 10 | 1 0 1 1 | B | 2 3 7 8 | 1 1 1 1 |
| C | 2 4 5 9 | 1 0 0 0 | C | 3 5 6 9 | 1 0 0 0 |
| B | 2 3 6 10 | 1 1 0 1 | B | 4 7 8 10 | 0 1 1 1 |
| C | 3 5 6 7 | 1 0 0 1 | C | 2 5 9 10 | 1 0 0 1 |
| B | 1 2 5 8 | 1 1 0 1 | B | 3 7 8 9 | 1 1 1 0 |
| C | 2 6 7 9 | 1 0 1 0 | C | 4 5 7 8 | 0 0 1 1 |

Подчеркнем, что номера позиций (адреса) каналов B и C заданы стохастически.

Отыскание m -битовой комбинации упрощается с ростом отношения m/k , т. к. уменьшается вероятность совпадения позиций альтернативных образов. Найденной 10-битовой комбинации удовлетворяют 210 изображений образов B и C , т. к. $C_{10}^6 = 210$.

В процессе обучения при последовательном предъявлении РС изображений по каждому A -элементу производится автоматический подсчет числа попаданий на него образов B и образов C . То есть при запоминании адресов A -элементов отраженные от них оптические сигналы поступают не на логический элемент, а на триггерные счетчики. Данные с этих счетчиков поступают в память ЭВМ, в которой поддерживается таблица адресов k оптических каналов, сведения о количестве оптических каналов по соответствующему адресу. Ниже приведена таблица для выборки из шестнадцати изображений в приведенном выше примере.

Распределение числа попаданий наиболее интенсивных оптических каналов по десяти адресам матрицы ассоциативных элементов для образов B и C

| | | | | | | | | | | |
|-----|---|---|---|---|---|---|---|---|---|----|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 |
| B | 2 | 2 | 6 | 1 | 3 | 2 | 4 | 6 | 1 | 4 |
| C | 1 | 4 | 2 | 4 | 6 | 4 | 5 | 1 | 4 | 1 |

Из приведенных в данном примере данных видно, что если имеется хотя бы один несовпадающий адрес у альтернативных образов (см., например, 1-й и 6-й способы размещения), то эти образы могут быть распознаны топологическим методом как разные. Но при большом количестве изображений не всегда удается найти m -битовую комбинацию, удовлетворяющую всем изображениям.

Компьютерное моделирование процессов настройки A -элементов показало, что после установления значения m -битовой комбинации при помощи шагов, указанных в алгоритме, в большинстве случаев реализуется 75—85% обучающей выборки. При больших C_m^k это практически сколь угодно большое число, ограниченное лишь количеством A -элементов РС. Однако можно привести примеры такого размещения образов на АМ, когда даже полный перебор всех возможных комбинаций из m двоичных элементов не реализует 100% обучающей выборки. В этом случае рекомендуется изменить v и k путем изменения порогового значения устройства П1. Увеличивая число прошедших на АМ оптических каналов, можно добиться 100%-ной реализации обучающей выборки.

Таким образом, еще одним преимуществом данного НС перед традиционной однослойной РС заключается в том, что можно точно указать, какое максимальное количество шагов настройки необходимо сделать в процессе случайного поиска нужной v -битовой комбинации. При v задействованных A -элементах полный набор v -битовых комбинаций равен 2^v . Однако, как отмечалось выше, необходимости в полном переборе нет, т. к. для настройки РС на распознавание используется значительно меньшее количество v -битовых комбинаций, а именно, те, у которых число двоичных единиц примерно равно числу дво-

ичных нулей. Максимальное количество изображений того или иного образа, которое может быть реализовано при различных v -битовых комбинациях, может быть “зашиито” в постоянном запоминающем устройстве ЭВМ, обслуживающей РС.

При поступлении на вход РС данных, которые не встречались в процессе обучения, РС выполняет функцию обобщения (generalization), т. е. на основе этих данных дает обоснованный результат по классификации новых изображений. Дислокация этих изображений на АМ не должна сильно отличаться по крайней мере от одного правильно классифицированного примера из обучающей выборки. В топологическом методе эта схожесть проявляется в небольшом отличии k -битовой комбинации нового изображения и k -битовой комбинации ближайшего “соседа”. Если число k достаточно велико и критерий $M > k/2$ (или $M < k/2$) выполнен с запасом, то инвертирование двух-трех двоичных знаков в k -битовой комбинации, связанное с отличием в написании данного образа или с его искажением шумами, не изменит правильность его классификации.

Параллельная топологическая обработка информации (“многоцветный” вариант)

При подаче на вход РС одновременно N изображений и при их одновременной обработке быстродействие РС возрастет в N раз как при обучении РС, так и во время ее работы в режиме распознавания. Это достигается использованием N независимых спектральных каналов. Слово “многоцветный” в названии раздела взято в кавычки, т. к. различие в цветах используемых спектральных каналов не всегда заметно на глаз. (В работе [4], например, различие в длине волны каналов настолько мало, что зрение человека воспринимает их как один цвет.)

Все N изображений одновременно проецируются на ИМ. Каждому из них соответствует определенная длина волны λ_i , так что в световом потоке, исходящем от ИМ, одновременно присутствует N дискретных длин волн — $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_N$.

Так как разные изображения дают разные дислокации оптических каналов на АМ, то их количество и требуемое состояние A -элемента случайным образом колеблется в широких пределах от одного A -элемента к другому. Поэтому при работе АМ на отражение каждый A -элемент должен обладать способностью принимать одно из 2^N отражающих состояний [5]. Обучение РС и параллельная обработка информации по N спектральным каналам ничем не отличается от обработки информации в монохроматическом варианте. В результате обучения в каждом A -элементе устанавливается одно из 2^N отражающих состояний. При

$N=2$, например, это состояния $\begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$, где едини-

цы означают высокие значения коэффициента отражения, а нули — малые значения или полное отсутствие отражения. Верхние значения сигналов соответствуют длине волны λ_1 , а нижние — λ_2 . При $N=3$ число таких состояний равно 8, при $N=4$ — 16 и т. д.

В работе [5] показано, как реализовать такие состояния для $N=2$ и $N=3$, а в [4, 6, 7] — для $N \approx 10$. Какая комбинация отраженных и неотраженных длин волн реализуется от некоторого A -элемента, определяется выражениями [5]

$$|r|^2 = \left| \frac{Y^{(3)} - 1}{Y^{(3)} + 1} \right|^2;$$

$$Y^{(3)} = \frac{Y^{(2)} + in_3 \operatorname{tg}(kd_3 n_3)}{1 + i \frac{Y^{(2)}}{n_3} \operatorname{tg}(kd_3 n_3)}; \quad (2)$$

$$Y^{(2)} = Y_s + \frac{1}{1 + i \frac{Y_s}{n_1} \operatorname{tg}(kd_1 n_1)}, \quad (3)$$

где $Y^{(3)}$ — входная проводимость слоя 3;
 $Y^{(2)}$ — входная проводимость слоя 2;
 $Y_s = Z_s \sigma_2 d_2$;
 Z_s — импеданс свободного пространства, $Z_s = 377$ Ом;
 σ_2 — удельная электропроводность пленки 2;
 d_2 — ее толщина.

Для одновременной обработки изображений по N спектральным каналам структура A -элемента должна содержать два слоя (например, из фоторефрактивного материала), разделенных электропроводящей пленкой [4—6]. Показатель преломления A -элемента теперь принимает не два, а 2^N значений.

Логический элемент “И” также должен обрабатывать информацию по N спектральным каналам [8] или использовать технологию спектрального мультиплексирования [9]. В этом случае в схеме рис. 1 между АМ и N логическими элементами необходимо разместить мультиплексор, выполняющий функцию спектрального уплотнения сигналов, и демультимплексор, выполняющий обратную операцию — разделение спектрально уплотненных каналов по соответствующим приемникам.

Синтез традиционной и топологической архитектур

В этой части мы рассмотрим возможность одновременного распознавания образов при синтезе одночастотного топологического варианта РС и элементарной НС (т. е. содержащей на выходе только один резистивный (R) элемент).

До сих пор способы обработки визуальной информации этими РС рассматривались изолированно друг от друга. Объединение двух информационных технологий (традиционной и топологической) в одной конструкции позволит повысить производительность РС.

При рассмотрении топологической обработки информации отмечалось, что на выходе АМ образуются условно одинаковые по амплитуде сигналы. Логический элемент “И” (ЛЭ) воспринимает их равными двоичной единице, если значение амплитуды сигнала в данном канале выше порогового значения $U_{\text{п}}$, установленного в П1 (см. рис. 1).

Чтобы две информационные подсистемы могли дополнять друг друга, введем вновь в конструкцию РС

нейронные сети с их синаптическими весами, сумматором и резистивными элементами. Тогда в функционировании традиционной нейронной подсистемы практически ничего не изменится. Уровни сигналов, используемых этой подсистемой, будут лежать в диапазоне значений, превышающих по модулю пороговое значение $U_{\text{п}}$, только количество обрабатываемых сигналов будет $\leq k$.

Обе подсистемы будут иметь практически одинаковый состав исполнительных элементов. Только на выходе из АМ происходит разделение информационных потоков. M из k сигналов на выходе ассоциативной матрицы являются носителями информации двух подсистем. Пройдя логический элемент “И”, имеющих $k/2$ входов, эти M сигналов поступают в сумматор и затем в R -элемент, который формирует сигнал “1” или “0” на выходе традиционной РС. При прохождении логического элемента происходит обработка первого потока информации. Логический элемент “И” дает ответ на первый вопрос (например, заглавная или строчная тестируемая буква), игнорируя имеющийся разброс значений амплитуды сигналов. В сумматоре и R -элементе определяется ответ на второй вопрос (например, к классу B или C относится тестируемая буква) с учетом различия по уровням сигналов. Таким образом, одновременное распознавание образов возможно не только путем добавления R -элементов, но и путем сочетания двух способов обработки сигналов.

Рассмотрим теперь, какие преимущества дает одновременная обработка информации двумя способами при распознавании двух образов. То есть о правильности ответа на вопрос будем судить по реакции в двух подсистемах (по выходу ЛЭ и R -элемента). Например, пусть правильному ответу при предъявлении образа B на выходе соответствует 10 или 01 (первая цифра двухбитовой комбинации соответствует, например, выходу ЛЭ, а вторая — R -элемента), а образу C — 11 или 00.

В случае несовпадения двухбитовой комбинации с предъявленным изображением при обучении РС проводится настройка одновременно двух подсистем. Остановка обучения происходит в тот момент, когда одна из подсистем первой закончит настройку. Таким образом, упрощается и сокращается процедура обучения. В памяти ЭВМ при этом сохраняется информация не только о весовом состоянии связей, но и о топологии связей.

Выводы

1. Предложенный метод обработки визуальной информации позволяет распознавать образы на основе изменения распределения единичных состояний матрицы ассоциативных элементов, приводящих к изменению топологии связей между информационной матрицей и АМ.

2. Результаты моделирования алгоритма обучения распознающей системы показали, что 75—85% изображений обучающей выборки может быть реализовано в течение короткого периода времени за несколько шагов по предложенному алгоритму.

3. Обучение РС может протекать за конечное счетное число шагов.

4. Использование N -цветной оптической памяти в матрице ассоциативных элементов и в информационной матрице позволит дополнительно увеличить в N раз скорость подачи и обработки изображений.

5. Синтез двух способов обработки информации в одной конструкции расширяет возможности обучаемых машин, упрощает и сокращает процедуру их обучения.

6. Устройства реализации монохроматического и "многоцветного" вариантов метода топологической обработки информации отличаются небольшим количеством элементов (в простейшем варианте это информационная матрица, матрица ассоциативных элементов и логический элемент) и простотой их конструкции.

7. Предложенный метод может быть использован на различных этапах научно-производственной деятельности, в частности, для создания высокоскоростных и надежных оптических читающих автоматов [10] и в других системах искусственного интеллекта.

ИСПОЛЬЗОВАННЫЕ ИСТОЧНИКИ

1. Хайкин С. Нейронные сети.— М.—С.-Петербург—Киев: Изд. дом "Вильямс", 2006.

2. Математический энциклопедический словарь.— М.: Сов. энциклопедия, 1988.

3. Свечников Г. С. Интегральная оптика.— Киев: Наук. думка, 1988.

4. Демехин В. В. Обработка, передача и хранение k -уровневой информации при использовании m -частотных ($m > k$) оптических сигналов // Электромагнитные волны и электронные системы.— 2001.— № 5.— С. 64—67.

5. Демехин В. В. Вертикальная запись информации для оптических ЗУ // Автометрия.— 1997.— № 6.— С. 67—71.

6. Пат. 46082 України. Спосіб вертикального оптичного запису та зчитування інформації і пристрій для його здійснення / В. В. Демьохин.— 2002.— Бюл. № 5.

7. Демехин В. В. Метод записи k бит ($k \geq 2$) в одном элементе сигналаграммы нелинейного носителя информации // Реєстрація, зберігання і обробка даних.— 2000.— Т. 2, № 4.— С. 7—11.

8. Демехин В. В., Данилов В. В. Управляемые фазовые структуры как параллельно обрабатывающие элементы оптоэлектронной цифровой логики // Вісник Донецького ун-ту. Сер. А: Природничі науки.— 2004.— № 2.— С. 335—339.

9. Берикашвили В. Ш., Ключник Н. Т., Костенко К. Н., Яковлев М. Я. Интегрально-оптические волноводные дисперсионные элементы для ВОЛС // Технология и конструирование в электронной аппаратуре.— 2005.— № 2.— С. 10—16.

10. Писаревский А. Н., Чернявский А. Ф., Афанасьев Г. К. и др. Системы технического зрения.— Л.: Машиностроение, 1988.

НОВЫЕ КНИГИ

НОВЫЕ КНИГИ

Золотарёв В. В. Теория и алгоритмы многопорогового декодирования / Под ред. Ю. Б. Зубарева.— М.: Радио и связь, Горячая линия—Телеком, 2006. — 232 с.

В монографии изложено современное состояние теории и прикладных вопросов многопорогового декодирования. Описаны конкретные методы коррекции ошибок в каналах с большим уровнем шума на основе итеративных многопороговых процедур для блочных и сверточных кодов. Даны оценки сложности процедур коррекции ошибок при программной и аппаратной реализациях. Рассмотрены алгоритмы декодирования каскадных кодов на базе внешних кодов с контролем по четности и параллельного кодирования. Предложены мажоритарные декодеры для недвоичных кодов, более эффективных, чем коды Рида—Соломона. Проанализированы специальные алгоритмы исправления стираний, сжатия данных и другие методы обеспечения высокой достоверности при передаче данных по каналам с шумами, основанные на идеях многопорогового декодирования.

Для специалистов в области теории и техники кодирования, разработчиков систем связи, студентов и аспирантов соответствующих специальностей.



НОВЫЕ КНИГИ

Качала В. В. Основы теории систем и системного анализа. Учебное пособие для вузов.— М.: Горячая линия—Телеком, 2007.— 216 с.

Рассмотрены понятия системы и системного подхода, вопросы целеобразования и моделирования, общесистемные закономерности и классификации систем, подходы к их анализу и проектированию.

Для студентов вузов, обучающихся по специальности «Прикладная информатика (по областям)», а также студентов и аспирантов экономических и других специальностей; может быть полезным для широкого круга лиц, интересующихся вопросами системного анализа.

