

Рис. 3.

Заключение. Трудности синтеза изображений обусловлены в основном трудностями представления значений и знаков спектральных компонент. Поэтому принятый нами путь синтеза — в настоящее время один из немногих, допускающих физическое моделирование. К числу его недостатков следует отнести необходимость применения транспарантов с решеткой диафрагм, невысокий контраст синтезированных изображений и возможность появления шумов зернистости. Устранение этих недостатков может быть достигнуто при использовании новых технически реализуемых принципов амплитудно-фазовой модуляции световых пучков.

Авторы выражают свою признательность Е. Ф. Пену за помощь при проведении эксперимента.

ЛИТЕРАТУРА

1. И. С. Гибин, Е. С. Нежевенко, О. И. Потатуркин, П. Е. Твердохлеб. Когерентно-оптические устройства для обобщенного спектрального анализа изображений.— *Автоматрия*, 1972, № 5.
2. Е. С. Нежевенко, О. И. Потатуркин, П. Е. Твердохлеб. Линейные оптические системы для выполнения интегральных преобразований общего вида.— *Автоматрия*, 1972, № 6.

Поступила в редакцию 11 мая 1973 г.

УДК 621.391.156

**А. С. БЛОК, О. М. ЗЮЗИН,
Э. И. КРУПИЦКИЙ, Г. Х. ФРИДМАН**
(Ленинград, Москва)

ГИБРИДНЫЕ ОПТИКО-ЭЛЕКТРОННЫЕ СИСТЕМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ *

Главная особенность задачи распознавания зрительных образов — многомерность объекта распознавания. В самом общем случае зрительный образ является четырехмерным (три пространственные координаты и одна временная). В простейшем случае плоского, постоянного во време-

* Материал доложен на 5-й Всесоюзной школе по физическим основам голографии, проходившей с 29 января по 3 февраля 1973 года в г. Новосибирске.

ни зрительного образа (изображения) он характеризуется двумя пространственными координатами.

Другой важной особенностью многих задач распознавания изображений является наличие мешающего фона, а также неопределенность положения, ориентации, масштаба, приводящая к большой избыточности изображений. В связи с этим большое значение приобретают различные методы фильтрации изображений, нормировка, получение инвариантов и т. п.

В процессе распознавания изображений с помощью ЦВМ первичное описание производится обычно с помощью дискретных выборок. При этом в машину приходится вводить и перерабатывать огромные массивы информации, что усложняет и замедляет процесс распознавания.

Целый ряд операций над распознаваемыми изображениями осуществляется с помощью оптических аналоговых средств более эффективно, чем с помощью ЦВМ. К таким операциям относятся многие операции предварительного преобразования изображений, формирование первичных параметров, формирование некоторых мер близости и ряд других. Другие операции, например реализацию алгоритмов обучения и распознавания, во многих случаях проще произвести с помощью ЦВМ*.

Использование оптико-электронных гибридных систем позволяет резко сократить объем информации, вводимой в цифровую часть системы. За это, однако, приходится расплачиваться потерей универсальности и высокой точности, присущей цифровым машинам. Указанное обстоятельство не мешает, тем не менее, считать гибридные системы одним из перспективных направлений для создания специализированных распознающих автоматов.

1. Рассмотрим структурную схему автоматической системы распознавания изображений (рис. 1). Предположим, что имеется M классов изображений $A_i (i=1, 2, \dots, M)$, характеризуемых функциями $f(x, y)$:

$$f(x, y) \in A = \bigcup_{i=1}^M A_i. \quad (1)$$

Блок предварительного преобразования изменяет вид этих функций, согласно общему соотношению

$$\tilde{f} = L[f]. \quad (2)$$

Оператор L должен определяться с учетом специфики конкретной задачи. Так, например, при наличии шумов блок предварительного пре-

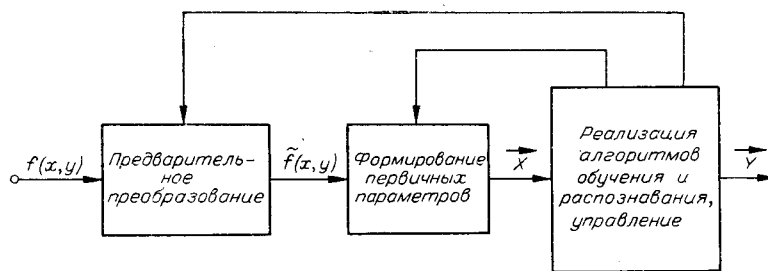


Рис. 1.

образования должен осуществлять фильтрацию. Можно потребовать, чтобы оператор L подчеркивал наиболее характерные детали изображе-

* В некоторых случаях, когда распознающий автомат рассчитывается на изображения определенных классов и операция повторного обучения не предусматривается, указанные функции может взять на себя электронное аналоговое устройство с фиксированными параметрами. Для ряда несложных задач, при условии достаточности простейших алгоритмов распознающая система может быть полностью оптической [1].

ния (например, осуществлял оконтуривание), исключая лишнюю информацию. В этом же блоке может, в частности, обеспечиваться инвариантность выходной функции \vec{f} к некоторым неинформативным изменениям функции f (например, переход от функции f к ее амплитудно-частотному спектру обеспечивает инвариантность к сдвигу). Способ описания изображений в оптико-электронной системе определяется заданием совокупности функционалов $\{\Phi_k[f]\}_1^N$ или, если имеет место предварительное преобразование изображений, $\{\Phi_k[\vec{f}]\}_1^N$. Вектор

$$\vec{X} = \vec{\Phi}[\vec{f}] = \{\Phi_k[\vec{f}]\}_1^N \quad (3)$$

называется вектором первичных параметров (иногда «первичных признаков»). С помощью разделяющей функции G вектор \vec{X} переводится в вектор \vec{Y} выходов автоматической системы распознавания.

$$G(\vec{X}) = G(\vec{\Phi}[\vec{f}]) = \vec{Y}. \quad (4)$$

Качество распознавания Q (надежность, быстродействие и т. д.) зависит от выбора $\vec{\Phi}$, G , числа параметров N и свойств классов изображений. Выбор конкретного способа описания Φ из некоторого класса B_Φ влияет на оптимальный выбор функции G . Следовательно, в строгой постановке задача оптимизации описания состоит в совместном определении таких $\Phi \in B_\Phi$ и G , которые при фиксированном N достигают экстремум выбранному параметру качества Q^* . При этом в общем случае на $\vec{\Phi}$ и G могут налагаться еще и дополнительные ограничения. Как будет видно из дальнейшего изложения, класс функционалов B_Φ , реализуемых оптическим способом, может быть весьма узким. Однако даже при этом решение данной задачи встречает огромные трудности как математического, так и принципиального характера. Поэтому при выборе способа описания в процессе построения гибридных систем распознавания изображений приходится исходить из следующих соображений:

1) функция изображения $f(x, y)$ может быть представлена двойным рядом Фурье по некоторой полной системе ортогональных функций; при этом функционалы Φ_k , представляющие собой коэффициенты разложения, дают универсальную систему параметров, пригодную для любых классов изображений $f(x, y)$;

2) функционалы Φ_k можно выбирать таким образом, чтобы они обеспечивали выделение и количественную оценку характерных деталей или фрагментов изображений, принадлежащих одному классу (контуров, особых точек, периодичностей и т. п.). Такая система «характерных параметров» не является универсальной, ее необходимо выбирать заново для каждой конкретной задачи, т. е. система параметров не обладает свойством полноты и ее достаточность в каждом конкретном случае может быть проверена лишь экспериментально. Вместе с тем при удачном выборе таких параметров может иногда резко снизиться размерность вектора \vec{X} первичного описания.

Помимо этих соображений, необходимо учитывать следующее:

- а) желательно так выбирать Φ_k , чтобы обеспечивалась инвариантность \vec{X} к неинформативным изменениям изображений (смещениям, поворотам, растяжениям и т. п.);
- б) желательно, чтобы Φ_k были декоррелированы на обучающей выборке.

* Очевидно, что выделение операций $\vec{\Phi}$ и G носит искусственный характер, так как их совокупность определяет в конечном итоге одно правило преобразования образа $f(x, y)$ в выход автомата Y . Однако ввиду задания класса B_Φ условиями физической реализуемости системы такое разбиение оправдано.

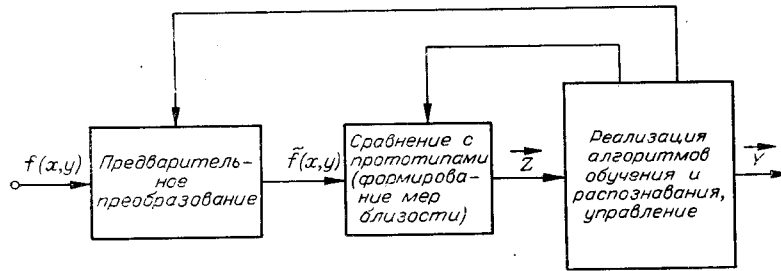


Рис. 2.

В гибридных оптико-электронных системах распознавания изображений реализация функционалов Φ_k осуществляется в блоке формирования первичных параметров.

Существует и другой тип распознающих систем. На рис. 2 показана структурная схема системы распознавания в случае сравнения изображений с «функциональными прототипами», хранящимися в памяти. Тогда выходными величинами второго блока системы являются числовые значения мер близости. Методы нахождения мер близости хорошо известны [2, 3], и мы не будем в дальнейшем останавливаться на этом варианте распознающих систем. Заметим, однако, что при использовании «первичных параметров» и «мер близости» структура оптической аналоговой части гибридных систем может быть одна и та же.

2. Известно, что оптические системы способны выполнять целый ряд операций над функциями двух переменных, таких как преобразование Фурье, взаимная корреляция, свертка, дифференцирование, интегрирование, мультипликация и т. п., что позволяет, в частности, реализовать в оптическом аналоговом блоке следующие виды функционалов Φ_k :

1) линейные функционалы типа «обобщенные моменты» функции f относительно системы $\{\varphi_k\}$ [4, 5]:

$$\Phi_k[f] = \iint_{(D)} f(x, y) \varphi_k(x, y) dx dy; \quad k = 1, 2, \dots, N, \quad (5)$$

где $\varphi_k(x, y)$ — интегрируемые функции, выбираемые в процессе обучения; предварительное преобразование распознаваемых изображений в этом случае отсутствует;

2) нелинейные функционалы:

а)

$$\Phi_k[f] = \iint_{(D)} |S(x, y)| \varphi_k(x, y) dx dy; \quad k = 1, 2, \dots, N, \quad (6)$$

где

$$S(x, y) = \iint f(x', y') e^{-i(xx' + yy')} dx' dy' \quad (7)$$

— спектр Фурье-изображения $f(x, y)$; частным случаем этих функционалов являются следующие [6]:

$$\Phi_k[f] = \int_0^{2\pi} \int_{\rho_k}^{\rho_k + \Delta\rho} |S(\rho, \Theta)|^2 \rho d\rho d\Theta; \quad k = 1, 2, \dots, N; \quad (8)$$

$$\Phi_k[f] = \int_{\rho_{\min}}^{\rho_{\max}} \int_{\theta_k}^{\theta_k + \Delta\theta} |S(\rho, \Theta)|^2 \rho d\rho d\Theta; \quad k = 1, 2, \dots, N; \quad \rho = \sqrt{x^2 + y^2};$$

$$\Theta = \arctg \frac{y}{x}; \quad (9)$$

б)

$$\Phi_{kn}[f] = \iint_{(D)} |\Psi_n(x, y)|^2 \varphi_k(x, y) dx dy; \quad k = 1, 2, \dots, N; \quad n = 1, 2, \dots, N_1, \quad (10)$$

где

$$\Psi_n(x, y) = \iint_{(D)} f(x', y') h_n(x - x', y - y') dx' dy' \quad (11)$$

— выходная реакция линейного оптического фильтра с импульсной функцией h_n .

Функционалы (5) позволяют реализовать большое количество методов описания изображения, конкретный вид которых зависит от выбора системы функций $\varphi_k(x, y)$. Если $\varphi_k(x, y)$ представляет собой полную систему ортогональных функций, то величины (5) являются коэффициентами разложения изображения в двойной ряд Фурье по этим функциям [7]. Разрывные функции $\varphi_k(x, y)$, принимающие два значения 0 или 1 при условии оптимизации областей, где $\varphi_k(x, y) = 1$, обеспечивают выделение характерных фрагментов изображений с помощью фигурных окон. Функционалы (5) являются коэффициентами корреляции, когда $\varphi_k(x, y)$ представляет собой набор эталонных изображений $f_s(x, y)$. Если $\varphi_k(x, y) = e^{i(x-x_p, y-y_q)}$ — импульсные функции, где x_p и y_q — координаты центров импульсов, то $\Phi_k[f]$ будут представлять собой средние значения функции $f(x, y)$ в пределах некоторых площадок, т. е. дискретные выборки из изображений. В этом случае совокупность величин $\Phi_k[f]$ соответствует «рецепторному полю» или «решетке», широко используемому в методах машинного распознавания. Функционалы (6) являются инвариантами только группы переносов изображений (частичные инварианты). Выбирая в (5) или (6) $\varphi_k(x, y) = x^p y^q$ и применяя далее преобразования, описанные в [8], можно получить инварианты к аффинной группе преобразований изображения. Принимая в (6) полярную систему координат и

$$\varphi_k(x, y) = \rho^p \begin{cases} \cos q\Theta \\ \sin q\Theta \end{cases}, \quad (12)$$

нетрудно получить функционалы

$$\Phi'_k[f] = \frac{1}{\left[\iint_{(D)} |S(\rho, \Theta)|^2 \rho d\rho d\Theta \right]^{p+2}} \left\{ \left[\iint_{(D)} |S(\rho, \Theta)|^2 \rho^{p+1} \cos q\Theta d\rho d\Theta \right]^2 + \left[\iint_{(D)} |S(\rho, \Theta)|^2 \rho^{p+1} \sin q\Theta d\rho d\Theta \right]^2 \right\}, \quad (13)$$

инвариантные не только к смещениям, но и к поворотам в изменении масштаба. Следует, однако, иметь в виду, что функционалы вида (6) не дают полной системы параметров описания, так как отбрасывание фазового спектра функции $f(x, y)$ приводит к необратимым потерям части информации об изображении.

«Подчеркивание» наиболее важных участков изображений (оконтурирование и т. п.), а также ослабление помех (уменьшение избыточности, обусловленной помехами), когда спектры помех и распознаваемых изображений хорошо разделяются, обеспечивается надлежащим выбором функций h_n в (11). Для функционалов (5), (6), (10) декорреляция первичных параметров может быть осуществлена путем выбора в качестве функций $\varphi_k(x, y)$ собственных функций интегрального уравнения

$$\varphi(x, y) = \lambda \iint_{(D)} K(x, x', y, y') \varphi(x', y') dx' dy', \quad (14)$$

где $K(x, x', y, y')$ — соответствующая функция ковариации для f , $|S|^2$ или $|\Psi_n|^2$. Так, например, при декорреляции функционалов (5) на всей

обучающей выборке оценка для $K(x, x', y, y')$ будет иметь вид

$$K(x, x', y, y') = \frac{1}{M_{об}} \sum_{j=1}^{M_{об}} f_j(x, y) f_j(x', y'), \quad (15)$$

где $M_{об}$ — число изображений, взятых для обучения; $f_j(x, y)$ — реализация обучающей выборки.

3. Обобщенная функциональная схема гибридной оптико-электронной системы распознавания изображений показана на рис. 3. Световой поток, поступающий от источника, модулируется функцией $f(x, y)$. Роль такого модулятора может выполнять фотопленка, специальные ЭЛТ [9] и т. п. Затем, если это необходимо, в блоке предварительного преобразования может осуществляться операция (11). После предварительного преобразования световой поток поступает в многоканальный оптический коррелятор, выходными величинами которого являются напряжения, пропорциональные величинам $\Phi_k[f]$. В каждом канале такого коррелятора имеется запись одной из функций $\varphi_k(x, y)$. Полученные в аналоговой части напряжения подаются на входы ЦВМ, программа которой предусматривает в общем случае три режима: режим обучения по обучающей выборке, режим проверки по экзаменационной выборке, режим распознавания. Принципы построения и алгоритмы работы этой части системы распознавания широко освещены в литературе (см., например, [10]). Конкретная форма реализации оптической аналоговой части системы в основном определяется типом применяемого многоканального коррелятора (когерентного или некогерентного). Многоканальные корреляторы могут использовать последовательную, параллельно-последовательную обработку. На рис. 4. изображен возможный вариант реализации гибридной системы распознавания изображений (1 — источник когерентного света; 2, 3 — расширитель пучка; 4 — протяжка с пленкой; 5 — голограмма Френеля точечных источников; 6 — матрица оптических масок; 7 — матрица фотодетекторов; 8 — усилители). Оптическая часть системы представляет собой многоканальный коррелятор с параллельной обработкой. Мультипликация входного изображения осуществляется посредством голограммы Френеля с набором точечных источников [11]. Важной особенностью этой схемы является ее универсальность. Переход от операции (5) к операции (6) достигается перемещением матрицы масок $\varphi_k(x, y)$ из плоскости изображений в плоскость пространственных спектров. В некогерентном свете в качестве мультиплицирующих устройств могут использоваться оптические туннели или линзовые растры.

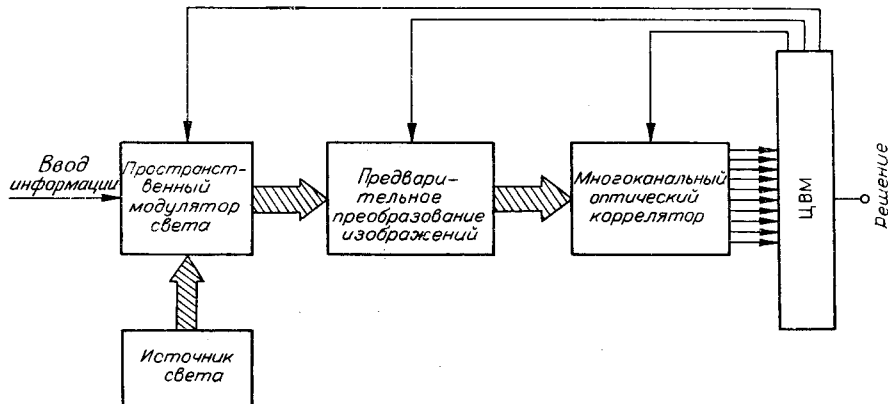


Рис. 3.

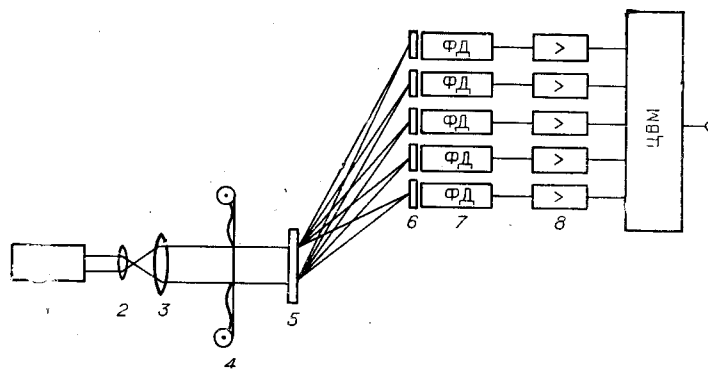


Рис. 4.

4. Эксперимент производился с целью принципиальной проверки метода. Сначала оптическим путем формировались функционалы (5).

В качестве функций $\varphi_n(x, y)$ была выбрана система двумерных функций Уолша. Эти функции, с одной стороны, составляют полную ортогональную систему, а с другой — удобны для реализации на фотоносителе. Для обучения и распознавания были выбраны 50 изображений, характеризующихся упорядоченным расположением 16 геометрических фигур, и 50 изображений, где те же фигуры расположены хаотически. Примеры таких упорядоченных и неупорядоченных структур, а также их пространственные спектры показаны на рис. 5. Использовались 30 масок — функций Уолша. Для обучения применялся простой алгоритм, реализующий гиперплоскость. На первом этапе на обучение выделялось по 15 изображений каждого класса, а экзаменационная последовательность содержала по 35 изображений. Надежность распознавания составила при этих условиях 84,3% (под надежностью распознавания здесь понимается величина отношения числа правильно опознанных изображений к общему числу изображений в экзаменационной последовательности). На втором этапе обучающая выборка содержала по 30 изображений каждого класса, а на экзамен оставалось по 20 изображений. Надежность распознавания возросла до 87,5%. На обучающих выборках надежность в обоих случаях составляла 100%. Сравнительно низкая надежность распознавания объясняется малой величиной обучающей выборки, отсутствием ограничений на начертание структур в изображениях, использованных для эксперимента, а также применением простейшего линейного алгоритма. Необходимо заметить, что в некотором смысле для выбранных классов изображений система является инвариантной, хотя, вообще говоря, функции Уолша не позволяют получить инварианты к группе движений. Часть изображений, использованных в эксперименте, была получена из им же подобных путем сдвига, поворота, растяжения или сжатия в небольших пределах. Этот результат естествен, поскольку при таких преобразованиях изображений упорядоченность структур не нарушается.

Затем тот же эксперимент был повторен для изображений геометрических фигур (рис. 6). Одни из геометрических фигур характеризуются наличием прямолинейных отрезков и изломов контура, у других контуры составлены из криволинейных отрезков и не содержат изломов. Здесь использовались функционалы (6). Пространственные спектры фигур первого типа характеризуются распределением энергии по радиальным направлениям. У фигур второго типа энергия в спектре распределена более равномерно. Использовались те же 30 функций Уолша. Каждый класс содержал по 50 реализаций. По облучающей последовательности, содержащей по 15 изображений каждого класса, надежность

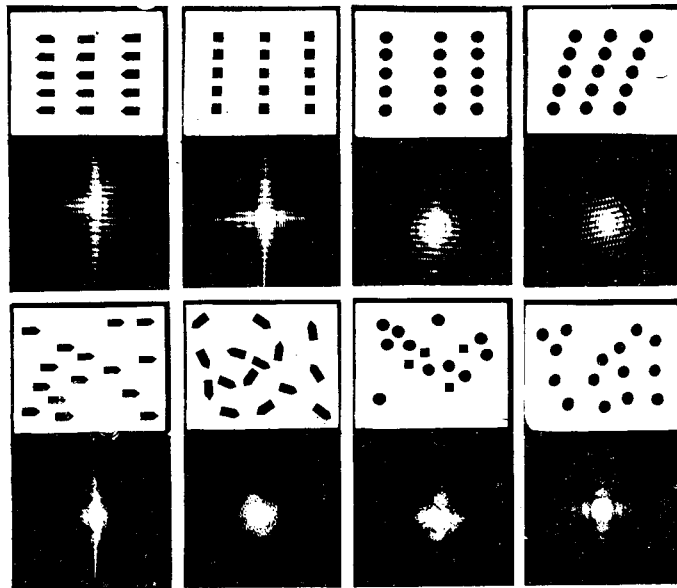


Рис. 5

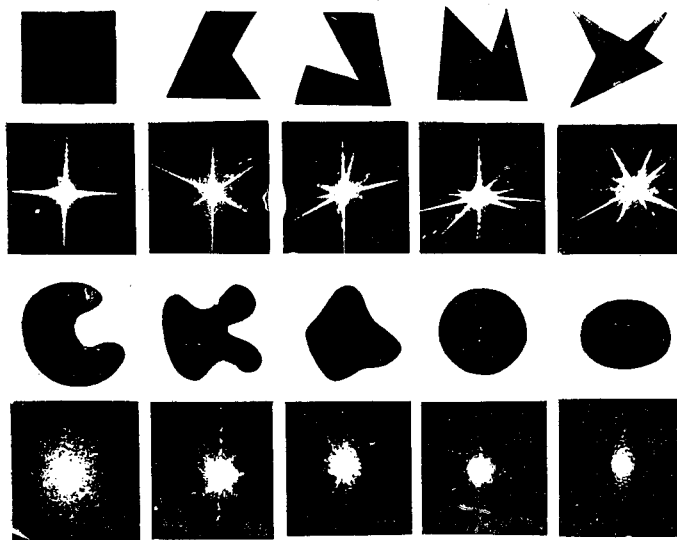


Рис. 6.

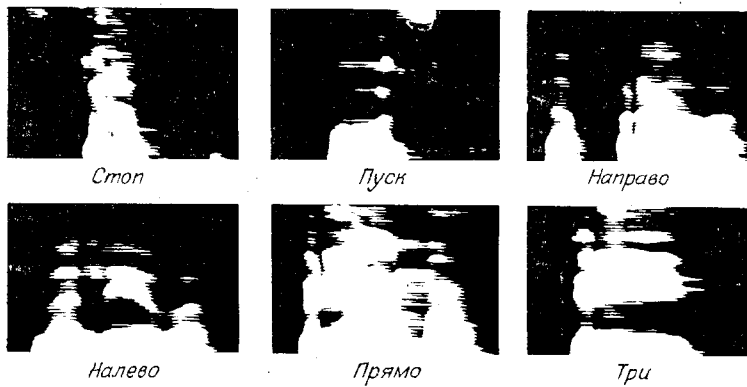


Рис. 7.

распознавания составила 91,4%. При обучающей выборке, содержащей по 30 изображений, надежность возросла до 95%.

Так же как и в первой части эксперимента, система получилась инвариантной. Инвариантность к смещениям обеспечивалась переходом к пространственному спектру, а при изменении масштаба изображений сохранялись те характерные отличия в спектрах, которые явились основой для классификации.

Существенно, что попытка применения спектрального описания для классификации изображений (см. рис. 5) и попытка классификации геометрических фигур по их изображениям не дали удовлетворительных результатов. Этот результат нетрудно было предвидеть на основе визуального анализа пространственных спектров рис. 5 и изображений рис. 6. Для классификации изображений упорядоченных и неупорядоченных структур по их спектрам более перспективен метод, основанный на использовании параметров вида (8) и (9). С другой стороны, визуальный анализ пространственных спектров рис. 5, а также результаты классификации геометрических фигур рис. 6 по их пространственным спектрам позволяют сделать вывод о возможности получения дополнительной информации об изображениях рис. 5. Например, если часть каналов использовать для вычисления величин (5), а оставшуюся часть — для вычисления величин (6) (в устройстве, рассмотренном в п. 3, такая возможность имеется), то распознающая система сможет дать ответ не только на вопрос, упорядочена или не упорядочена структура, но и определить, из каких элементов (треугольников, кругов, параллелепипедов) эта структура составлена*. Такой путь, при котором одновременно осуществляется анализ как самого распознаваемого изображения, так и его пространственного спектра, представляется нам перспективным при создании гибридных систем распознавания изображений. Причем здесь возможна комбинация методов. Например, в оптической части аналоговой распознающей системы можно одновременно вычислять коэффициенты разложения изображений $f(x, y)$ по ортогональной системе функций $\varphi_k(x, y)$ и осуществлять выборки из пространственного спектра распознаваемого изображения.

Возможность распознавания одномерных сигналов описанными методами также проверялась экспериментально**. Для эксперимента исследовались шесть речевых команд («Стоп», «Пуск», «Направо», «Налево», «Прямо», «Три»), произносимых двенадцатью дикторами по четыре раза каждая (всего $12 \times 4 \times 6 = 288$ реализаций). Распознавание речевых команд производилось по видеограммам речи, т. е. по изображениям кратковременного амплитудного спектра. Примеры подобных видеограмм показаны на рис. 7.

На первом этапе эксперимента в качестве функций $\varphi_k(x, y)$ применялись функции, принимающие только два значения — 0 или 1. Эти функции избирались специально из лингвистических соображений (прозрачные части диафрагм, соответствующие значениям 1, выделяли наиболее характерные для отдельных команд участки видеограмм). Всего использовались девять таких функций. Весь экспериментальный материал был разбит на две группы по 144 реализации. Одна группа составила обучающую последовательность, а другая — экзаменационную. Использовался нелинейный полиномиальный алгоритм разделения классов [12]. После обучения все команды экзаменационной последовательности были опознаны правильно (надежность 100%).

* Сказанное справедливо лишь в том случае, когда геометрические фигуры, формирующие структуру рис. 5, имеют одинаковую ориентацию в пределах каждой из структур.

** Работа проводилась совместно с Лабораторией автоматки и математической кибернетики ВЦ ЛГУ им. А. А. Жданова в 1969 году.

На втором этапе эксперимента в качестве функций $\varphi_k(x, y)$ применялись функции Уолша. Эти функции не учитывают лингвистических особенностей распознаваемых команд. Распознавались только две команды: «Три» и «Пуск». На обучающей последовательности была получена надежность 100%, а на экзаменационной — 98,8%.

Кроме того, было произведено сравнение эффективности линейных и нелинейных разделяющих функций. Для этого производилось разделение команд «Прямо» и «Направо» с помощью линейных разделяющих функций. Надежность правильного распознавания оказалась равной 92,2% (в отличие от 100% при использовании нелинейного полиномиального алгоритма).

Результаты экспериментов, приведенные в настоящей работе, и результаты, полученные в [7, 13], позволяют сделать вывод о перспективности гибридных оптико-электронных систем для решения ряда специальных задач распознавания изображений. Необходимо отметить в заключение, что для каждой конкретной задачи вопрос выбора системы параметров желательно рассматривать отдельно на основе изучения изображений и их пространственных спектров. Однако структура аналоговой оптической части гибридной системы в любом случае остается неизменной.

В заключение необходимо сделать два замечания. Во-первых, большой практический интерес представляют системы рассмотренного типа, в которых заложены функции самообучения, включающие в себя автоматическую оптимизацию вида функций $\varphi_k(x, y)$. Однако на этом пути предстоит еще большая работа по созданию необходимых алгоритмов и практических методов реализации «переменных» функций $\varphi_k(x, y)$.

Во-вторых, следует отметить, что эффективность рассмотренной выше системы резко падает в случае высокого уровня помех с перекрывающимся спектром (случай сложных фотоснимков и т. п.). В подобной ситуации представляется разумным использование данной системы в следующем режиме: 1) последовательный анализ сложного изображения по участкам с целью обнаружения участков, содержащих изображения интересующих классов и 2) опознание изображений на выделенных участках при малом уровне помех. Главный недостаток такого метода — значительное увеличение времени работы системы. Важно подчеркнуть, что описанная выше гибридная система легко приспособляется для работы в этом режиме путем введения сканирования входной апертуры оптического блока и надлежащего выбора функций $\varphi_k(x, y)$ с учетом алгоритмов поиска и опознания.

ЛИТЕРАТУРА

1. Е. С. Нежевенко, Г. И. Салов, П. Е. Твердохлеб, Г. Д. Уманцев. Линейный обучаемый классификатор оптических изображений.— *Автометрия*, 1971, № 3.
2. Е. С. Нежевенко. Определение мер близости функций в когерентных оптических устройствах.— *Автометрия*, 1971, № 3.
3. В. И. Васильев. Распознающие системы. Киев, «Наукова думка», 1969.
4. Э. И. Крупицкий и др. Материалы НТК ЛЭИС, вып. 2, 1970.
5. Левин. Методы выделения признаков. Обзор.— *ТИИЭР*, 1969, т. 57, № 8.
6. Лендариус, Стенли. Методы дискретизации дифракционных картин для автоматического распознавания образов.— *ТИИЭР*, 1970, т. 58, № 2.
7. Р. И. Эльман. О синтезе структуры анализатора изображений.— *Изв. АН СССР, Техническая кибернетика*, 1968, № 1.
8. М. К. Ху. Математическая модель зрительного восприятия.— *Проблемы бионики*. М., «Мир», 1965.
9. Г. Д. Бирин, П. Е. Твердохлеб. Об оперативном вводе информации в когерентные оптические вычислительные устройства. Обзор.— *Автометрия*, 1971, № 1.
10. Я. З. Цыпкин. Основы теории обучающихся систем. М., «Наука», 1970.
11. А. С. Блок, Л. П. Карпов, Э. И. Крупицкий. Безлинзовая мультипликация изображений и их пространственных частотных спектров с помощью голограммы Френеля.— *Оптика и спектроскопия*, 1972, т. 33, № 1.

12. А. В. Тимофеев. Об одном классе полиномиальных разделяющих функций в задачах опознавания и диагностики.— Методы вычислений, вып. 7, ЛГУ, 1971.
13. А. В. Тимофеев. Системы инвариантного опознавания и их реализация методами когерентной и некогерентной оптики.— Изв. АН СССР, Техническая кибернетика, 1971, № 6.

Поступила в редакцию 3 октября 1972 г.

© «Автометрия», 1974.

УДК 681.625+621.378.9

Л. БОРОВИЧ, А. ДУБИК

(Варшава)

КОГЕРЕНТНОЕ ОПТИЧЕСКОЕ УСТРОЙСТВО ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ ПО ИХ ОРИЕНТАЦИИ ВО ВХОДНОЙ ПЛОСКОСТИ

При обработке оптической информации когерентными устройствами, предназначенными, например, для распознавания образов, встречается проблема согласования ориентаций и масштаба изображения и фильтра. В настоящей работе авторы предлагают метод, который позволяет получить инвариантность изображения к повороту предмета. Метод использует разность ориентаций различных объектов для их идентификаций. Предлагаемая когерентная оптическая система позволяет идентифицировать объекты путем измерения угла их ориентаций в момент, когда функция корреляции на выходе является максимальной. Аналогично можно идентифицировать образы, измеряя масштаб объекта, перемещаемого вдоль оптической оси системы в момент наступления максимума функции корреляции.

Система может распознавать несколько объектов, имея на выходе один фотодетектор. Применение одного фотодетектора стало возможным благодаря регистрации вместе с согласованным фильтром в матрице памяти оператора линзы. Это позволяет получить постоянство положения максимума автокорреляционной функции на выходе оптического устройства для каждого из распознаваемых изображений.

В частотной плоскости оптического Фурье-анализатора — линзы получаем амплитудно-фазовое распределение объекта следующего вида:

$$\Lambda(x_3, y_3, d_3) \mathcal{F}[f(x_2, y_2)], \quad (1)$$

где $\mathcal{F}[\]$ — оператор Фурье-преобразования; $f(x_2, y_2)$ — функция входного изображения; x_2, y_2 — координаты предметной плоскости; x_3, y_3 — координаты частотной плоскости.

Выражение

$$\sum_{i=1}^n \delta(x - \xi_i, y - \eta_i) \quad (2)$$

описывает матрицу точечных источников в виде δ -функций Дирака, расположенных во входной плоскости системы; $i=1, 2, \dots, n$ — число точечных источников, соответствующее числу распознаваемых изображений. Такой вид источника света позволяет зарегистрировать в частотной плоскости P_4 (рис. 1) матрицу согласованных с объектами $f_k(x_2, y_2)$ фильтров. Пусть $f_1(x_2, y_2) \dots f_n(x_2, y_2)$ — образы, подлежащие идентификации. Для получения матрицы согласованных фильтров используем схему, представленную на рис. 1.