

РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗОВ ПРИ ПОМОЩИ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ МАШИН

В. П. Сочивко

ВВЕДЕНИЕ

Существует большое число работ по автоматическому распознаванию образов. Достигнуты определенные успехи в построении теории опознаания образов. Предложены сотни алгоритмов опознаания и многие из них реализованы в программах универсальных цифровых вычислительных машин. Наконец, создано несколько типов электронных опознающих устройств. И все же можно утверждать, что проблема автоматического опознаания образов не только далека от окончательных решений, но даже исходные положения еще ждут четкой формулировки.

В настоящем обзоре кратко изложены результаты работ по распознаванию образов с помощью вычислительных машин; таким образом, вопросы известных и предполагаемых технических реализаций здесь опущены. Сегодня уже невозможно дать полную характеристику всех известных работ в рамках одного, даже большего по объему, обзора. Поэтому при изложении материала пришлось объединять общей характеристикой некоторые результаты, полученные разными авторами, хотя в ряде случаев это приводит к нивелированию таких сторон работ, которые при более подробном рассмотрении заслуживают самого пристального внимания.

Список работ в конце обзора является полным отражением библиографии по теории опознаания образов на русском языке (к моменту написания обзора). Зарубежная литература приведена выборочно, в той степени, в какой это необхо-

димо для краткого, но целостного представления библиографии.

В список литературы не включены работы по смежным дисциплинам, хотя это и вызывает некоторые осложнения в тех случаях, когда в обзоре речь идет о самоорганизации и обучении, о программировании, о специальных вопросах математики и т. д. В списке отсутствуют монографии по основам кибернетики и теории информации, несомненно имеющие прямое отношение к рассматриваемым вопросам.

1. О ПОСТАНОВКЕ ЗАДАЧИ АВТОМАТИЧЕСКОГО РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

Вопросам математической формулировки задачи автоматического распознавания образов посвящено большое число работ [6, 7, 15, 21, 23—26, 73, 97, 105, 121—123, 138]. В явном виде или неявно в круг этих вопросов влетают и вопросы определения исходных понятий.

При обсуждении общих вопросов опознавания образов широко пользуются геометрическими представлениями, хотя ясно, что всякого рода многомерные, а тем более — бесконечномерные построения, имеют лишь служебный характер пояснения, характер методических средств и не предназначены для действительного схемного осуществления. В обзоре также будет использоваться геометрическая интерпретация основных фактов опознавания.

Будем называть образом n -мерный вектор $s = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ входного состояния опознающей системы, которое определяется входным событием. Все образы принадлежат фазовому пространству E_n входных состояний, которое далее будем называть пространством образов. Размерность E_n определяется в каждом конкретном случае по-разному и общих оценок здесь быть не может. Почти всегда n — это число параметров $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$, измеряемых рецепторами (приемниками) входного устройства. Иногда n — это число определенных признаков, выделяемых входным устройством. Если компоненты вектора s — двоичные переменные, множество всех возможных образов отображается на вершины n -мерного гиперкуба в E_n . В том случае, когда x_q ($q = 1, 2, 3, \dots, n$) — непрерывные переменные, фазовое пространство E_n будет обычным n -мерным евклидовым пространством. Если же каждая из x_q есть функция, пространство образов является функциональным многомерным пространством.

Множество S_n , в общем случае произвольно расположенных в пространстве векторов s_1, s_2, s_3, \dots может характери-

зовать некоторый k -й класс образов, причем $k \in K$, $K = (1, 2, 3, \dots, \omega)$ — при разделении всех, возможных в данной задаче, образов на ω классов. Здесь класс — это множество объектов, обладающих некоторой общностью свойств. Принадлежность $s_i \in S_k$ не абсолютна и сохраняется лишь в рамках решаемой задачи. Собственно, задача опознания образа s_i и состоит в том, чтобы установить принадлежность s_i к классу S_k , т. е. множество S_k обобщает понятие класса образов. Множество векторов (точек) S_k , обобщающее k -й класс образов по некоторым признакам, будем называть обобщенным образом.

Как уже упоминалось, совсем не обязательно, чтобы множество было локальным, выпуклым. Ниже будет показано, что может иметь место даже пересечение $S_k \cap S_l$ ($k, l \in K$). Но вначале, для того чтобы облегчить дальнейшие рассуждения, примем следующие, довольно жесткие ограничения: будем полагать, что поверхности, ограничивающие области S_k , являются, во-первых, непересекающимися, во-вторых, выпуклыми, в-третьих, гладкими, т. е. любые две поверхности могут иметь не более одной общей точки касания; каждая поверхность лежит всеми своими точками по одну сторону плоскости, проведенной через точку касания; для любой поверхности в каждой точке существует только одна касательная плоскость.

В некоторых случаях множество S_k может быть вполне охарактеризовано как область, имеющая центр распределения s_{k0} . Тогда удобно считать эталонным обобщенного образа вектор s_{k0} и называть его эталонным вектором. В отдельных частных случаях дисперсия у выбранных признаков отсутствует, а эталон и обобщенный образ совпадают.

Впервые достаточно отчетливо проблема опознания образов была сформулирована в известном обзоре А. А. Харкевича [122]. Образ s_i трактовался в теоретико-множественном смысле как множество признаков $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$. Признаками должны служить количественно измеримые величины. Но основная трудность как раз и состоит в том, чтобы установить величины, выбираемые в качестве признаков. Считая, что имеется ω обобщенных образов S_k ($k \in K$), процесс опознания образа $s_i = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ можно описать как операцию установления того факта, что

$$x_q \in S_k, \quad q = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

Если каждый признак x_q соответствует только одному обобщенному образу, тогда для любых $k, l \in K$ имеет место

$$S_k \bigcap_{k \neq l} S_l = \Lambda, \quad (2)$$

т. е. при таком выборе признаков обобщенные образы не пересекаются.

При геометрической трактовке признак x_q можно рассматривать как q -ю координату n -мерного метрического пространства E_n , считая, что в E_n можно ввести расстояние $\rho(s_i, s_j)$, удовлетворяющее обычным аксиомам.

При постановке задачи автоматического опознавания образов геометрическая интерпретация используется чрезвычайно широко. Возможны разные вариации, но все они сводятся к одному из двух решений: 1) опознание как решение задачи по установлению близости (в том или ином смысле) опознаваемого образа и эталона обобщенного образа; 2) опознание образов как решение задачи о включении опознаваемого образа в обобщающую область пространства образов. Некоторые из возможных вариантов рассмотрены в работах [15, 105, 121]. Поясним сказанное примерами.

1) Пусть вектор-эталон s_{k0} вполне характеризует обобщенный образ S_k . Опознаваемый образ есть вектор s_i . Тогда алгоритм опознавания образов может быть построен следующим образом.

Введем оператор счета $B_{(k)}$ для вычисления расстояния между эталоном s_{j0} и опознаваемым образом s_i в соответствии с метрикой пространства образов E_n . Пусть, в частности,

$$B_{(k)} = \rho(\underline{s}_i, \underline{s}_{k0}), \quad (3)$$

$$\rho(s_i, s_{k0}) = \sqrt{\sum_{q=1}^n (x_q - x_{q0})^2}, \quad (4)$$

где x_q — q -я координата вектора \underline{s}_i ; x_{q0} — q -я координата вектора s_{k0} .

Введем логический оператор P — оператор передачи управления в соответствии с логическим условием:

$$P = \begin{cases} 1, & \text{если } \rho(s_i, s_{k0}) = 0, \\ 0, & \text{если } \rho(s_i, s_{k0}) \neq 0. \end{cases} \quad (5)$$

Тогда логическая схема алгоритма опознавания образов имеет следующий вид:

$$\begin{matrix} P \\ \downarrow \\ B_{(k)} \\ \downarrow \\ P \\ \uparrow \\ I \end{matrix} \quad (6)$$

т. е. выполняется оператор счета (3) относительно s_i и первого эталона обобщенных образов $S_1, S_2, S_3, \dots, S_w$; проверяется логическое условие (5) и если $P=1$, то выполняется оператор I индикации опознавания; если же $P \neq 0$, то осуществ-

ляется передача управления, как это указано стрелками, т. е. повторяется оператор счета $B_{(k)}$ относительно следующего, k -го обобщенного образа S_k , $k \in K$, $K = (1, 2, 3, \dots, \omega)$.

Следует отметить, что хотя этот частный случай решения задачи опознавания образов представляется крайне простым и малоинтересным с математической точки зрения, к нему в сущности сводится достаточно большое число практических решений ([41, 44, 81—83, 96] и др.).

Пусть, например, вектор-эталон s_{k0} характеризует обобщенный образ S_k с точностью до ρ_k -окрестности, т. е. к классу S_k относятся все образы, удаленные от s_{k0} на расстояние ρ_k и ближе. По-прежнему $k \in K$, $K = (1, 2, 3, \dots, \omega)$.

Введем оператор счета $B_{(k)}$ вида (3), а оператор передачи управления P установим таким образом:

$$P = \begin{cases} 1, & \text{если } \rho(s_i, s_{k0}) \leq \rho_k; \\ 0, & \text{если } \rho(s_i, s_{k0}) > \rho_k. \end{cases} \quad (7)$$

Тогда в операторной форме алгоритм опознавания образов запишется так же как (6).

Рассмотрим еще случай, когда, в отличие от предыдущего варианта, оценка близости в пространстве образов E_n производится не по расстоянию ρ , а по углу φ между векторами s_i (опознаваемый образ) и s_{k0} (эталонный образ).

Оператор счета $B_{(k)}$ имеет вид:

$$B_{(k)} = \cos \varphi, \quad (8)$$

$$\cos \varphi = \frac{s_i \cdot s_{k0}}{\|s_i\| \|s_{k0}\|} = \frac{\sum_{q=1}^n x_q x_{q0}}{\sqrt{\sum_{q=1}^n x_q^2} \sqrt{\sum_{q=1}^n x_{q0}^2}}. \quad (9)$$

Логический оператор P осуществляет передачу управления в соответствии с условием:

$$P = \begin{cases} 1, & \text{если } \varphi \leq \varphi_k, \\ 0, & \text{если } \varphi > \varphi_k. \end{cases} \quad (10)$$

Алгоритм опознавания образов имеет ту же логическую схему

$$\begin{array}{c} P \\ \downarrow B_{(k)} P \uparrow И!, \end{array}$$

что и в предыдущих случаях, т. е. выполняется оператор счета, и если после этого $P=1$, образ опознан, если же

$P = 0$, осуществляется переход к следующему обобщенному образу.

К последним двум случаям сводятся решения, рассмотренные в работах [51, 58, 73, 74, 89, 102] и др.

В ряде работ по опознанию звуков речи ([148] и др.) решение задачи сводится к получению скалярных произведений $s_i s_{k0}$, где s_i — опознаваемый образ, а s_{k0} — эталон и $k = 1, 2, 3, \dots, w$, с последующим выбором максимума скалярного произведения пары векторов. Нетрудно установить, что в ряде случаев нормированное произведение, действительно, достаточно хорошо характеризует близость в пространстве образов.

2) Другой подход к решению задачи опознания образов (при геометрической трактовке) состоит в том, что пространство образов E_n разбивается разделяющими границами на подпространства — области обобщения. Тогда опознание образов состоит в том, что опознаваемый образ относится к тому классу, в область которого попадает вектор s_i .

Пусть известно, что параметры опознаваемого образа определяются системой неравенств

$$x'_q \leq x_q \leq x''_q \quad (11)$$

для каждого $q = 1, 2, 3, \dots, n$. Обобщенный образ представляет собой область в пространстве E_n , но не существует вектора (точки), служащего эталоном обобщения. Решение задачи опознания образов по-прежнему сводится к установлению

$$\left. \begin{array}{l} s_i \in S_k \\ S_k \subset E_n \end{array} \right\} \quad (12)$$

Если аналитически область S_k определяется неравенствами (11), то в простейшем случае независимых параметров область вырождается в n -мерный параллелепипед, грани которого задают неравенства (11). В более общем случае область может иметь произвольную форму, не обязательно выпуклую, но аппроксимация границ осуществляется множеством пересечений гиперплоскостей вида

$$\sum_{q=1}^n \lambda_q x_q - \lambda_{n+1} = 0. \quad (13)$$

Э. М. Браверманом была высказана гипотеза о «компактном» расположении образов в пространстве E_n [8, 22, 110]. Исходя из такого предположения, были предложены алгорит-

мы [22, 8] выбора и проведения гиперплоскостей в пространстве E_n для аппроксимации областей обобщенных образов.

При формировании областей обобщения в пространстве образов возможно использование и других поверхностей, например, гиперсферы. Правда, В. М. Глушковым [47—52] было отмечено, что выбор аппроксимирующих гиперплоскостей является наиболее предпочтительным, учитывая процедуру машинного обучения. Это объясняется в первую очередь простотой аналитического описания границ — линейных поверхностей вида (13), что легко фиксируется в запоминающих устройствах цифровой вычислительной машины, а также естественным переходом к синтезу опознающего устройства на пороговых нейроноподобных элементах. Вместе с тем, в ряде работ для аппроксимации областей в пространстве образов использованы гиперсферические поверхности вида

$$\sum_{q=1}^n (x_q - x_{q0}) = R^2, \quad (14)$$

где R — радиус гиперсферы, а $s_{q0} = (x_{10}, x_{20}, x_{30}, \dots, x_{n0})$ — ее центр. Легко заметить, что (14) есть не что иное, как оператор счета из логической схемы (6), т. е. в данном случае совпадают вариант оценки близости и вариант включения в область в пространстве образов.

Задача опознавания образов приобретает специфическую окрашенность в тех случаях, когда векторы, представляющие образы, являются двоичными, т. е. каждая координата x_q ($q = 1, 2, 3, \dots, n$) равна либо единице, либо нулю. Пространство образов вырождается в так называемое хеммингово пространство H_n . Каждый образ является вершиной единичного гиперкуба, вписанного в положительный гипероктант евклидова пространства E_n так, что одна из 2^n вершин совпадает с началом координат, а исходящие из нее n ребер совпадают с осями координат $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$. Оценка близости производится за счет вычисления расстояния

$$\rho(s_i, s_{k0}) = \sum_{q=1}^n (x_q \dot{+} x_{q0}) \quad (15)$$

между вершинами гиперкуба (здесь символ $\dot{+}$ означает сложение по модулю два). Ясно, что выражение (15) можно представить как оператор счета $B_{(n)}$ и использовать для опознавания алгоритм по схеме (6).

Включение в область того или иного обобщения здесь удобно производить с помощью разделяющих гиперплоскостей вида

$$\sum_{q=1}^n \lambda_q x_q - \lambda_{n+1} = 0.$$

Такое разделение производится дихотомически, с помощью сигнум-функции вида

$$\sigma = \operatorname{sgn} \left(\sum_{q=1}^n \lambda_q x_q - \lambda_{n+1} \right), \quad (16)$$

где функция $\operatorname{sgn} z$ определяется следующим образом:

$$\operatorname{sgn} z = \begin{cases} 1, & \text{если } z \geq 0, \\ 0, & \text{если } z < 0. \end{cases} \quad (17)$$

Вектор s_i относится к области E'_n , если

$$\sum_{q=1}^n \lambda_q x_q \geq \lambda_{n+1}, \quad (18)$$

и к области E''_n , если

$$\sum_{q=1}^n \lambda_q x_q < \lambda_{n+1}, \quad (19)$$

где $E'_n \cup E''_n = E_n$.

Такая трактовка задачи оказывается вполне естественной при опознании зрительных черно-белых образов, воспринимаемых матричным входным устройством, и в некоторых других случаях. Она удобна при программировании на цифровых вычислительных машинах и интересна тем, что позволяет представить опознающую систему как нейронную сеть (считая, что модель отдельного нейрона описывается выражениями (16) — (19), где неравенство (18) есть условие возбуждения нейрона). Довольно подробно все эти вопросы рассмотрены в работах [33, 34, 49, 68, 138].

Говоря о постановке и решении задачи, нельзя не отметить вероятностные аспекты опознания образов. Более того некоторые авторы считают, что именно такой подход является наиболее правомерным в теории опознания образов. В самом общем виде задача формулируется так. На пространстве образов E_n задается поле вероятностей, определяемое заданием некоторой функции $\delta(x)$, $x \in E_n$ плотности ве-

роятности в пространстве E_n . При интегрировании плотности вероятности в некоторой k -й области пространства образов определяется вероятность того, что опознаваемый образ принадлежит этой области. Последнее и определяет вероятность опознания образа как реализации k -го класса обобщений.

В настоящее время появляется все большее число работ, в которых задача опознания образов ставится и решается как задача проверки гипотез и принятия решений. При этом считается, что сравнение опознаваемого образа с обобщенными образами дает сведения, имеющие в общем случае вероятностный характер, и только в некоторых частных случаях эти сведения достоверны (имеют вероятность, равную единице). Продолжая пользоваться геометрическими представлениями, можно сказать, что статистическая классификация предполагает распределение векторов по определенному вероятностному закону во всем n -мерном пространстве образов, и задача состоит в том, чтобы разбить это пространство на пересекающиеся области в определенном смысле оптимальным образом. После этого каждый опознаваемый образ относится к тому или иному классу по результатам включения в ту или иную область. В качестве критерия оптимальности используется критерий минимума полной вероятности ошибки, который в терминах теории статистических решений называется критерием максимума правдоподобия или байесовым критерием при равенстве весов ошибок каждого рода, а на языке теории обнаружения — критерием идеального наблюдателя. Идеальный наблюдатель представляет собой удобную решающую схему, так как при этом не требуется конструктивно сложного устройства для его осуществления. Правда, критерий идеального наблюдателя не может быть определен в тех случаях, когда неизвестны априорные вероятности появления опознаваемых образов. В таком случае решающие схемы могут быть построены способами, которые применяются в теории статистических решений. Более конкретно некоторые из этих вопросов будут рассмотрены в разделе 5.

2. НЕКОТОРЫЕ ОСОБЕННОСТИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ МАШИН ПРИ РАСПОЗНАВАНИИ ОБРАЗОВ

Количество информации, содержащееся в телевизионном изображении, достаточно велико, чтобы вызвать ряд затруднений при передаче по каналу связи. Проблематика же автоматического опознания образов требует, чтобы в случае распознавания зрительных образов такие потоки информации не только передавались, но и оперативно запоминались, и пре-

терпевали ряд сложных логико-информационных преобразований. Уже сама по себе количественная оценка информационного потока, характеризующего опознаваемый образ, должна вызывать воспоминания о быстродействующих цифровых вычислительных машинах. Однако скоро становится ясным, что никакое быстродействие вычислительных машин не позволит решать задачи опознания такими простыми методами, как перебор. Действительно, если входное устройство фиксирует n переменных, каждая из которых может принимать одно из m состояний, то количество всевозможных входных событий N оценивается как

$$N = m^n. \quad (20)$$

Обратившись вновь к телевизионному кадру, получим $N = 8^{10^6}$. Ясно, что не может существовать технически реального запоминающего устройства для записи каждой возможной входной реализации и никакое быстродействие вычислительной машины не позволит решить задачу опознания перебором.

Оценка по формуле (20) дает общее количество всех возможных реализаций образов. Представляется интересным оценить число возможных реализаций для одного класса образов. Такая оценка дана В. С. Файном [115] для координатного описания изображений на матрице $a \times a = n$ входного устройства опознающей системы. Под координатным описанием здесь понимается комбинация координат элементов матрицы, образующих контур изображения.

Было принято, что на матрице входного устройства могут осуществляться изоморфные преобразования, принадлежащие к следующим трем группам: 1) группа переносов; 2) группа поворотов вокруг одной произвольной точки; 3) группа изменения масштабов. Число всех возможных координатных описаний есть сумма количеств преобразований, даваемых указанными группами с учетом того обстоятельства, что шкалы преобразований дискретны. Последнее означает, что все изменения изображения на матрице фиксируются лишь в том случае, если это изменение претерпевает один или более, но всегда целое число элементов матрицы.

В цитированной работе была сформулирована теорема о существовании верхней и нижней предельных конфигураций, а также сформулирована и доказана теорема, из которой следует, что количество M всех возможных координатных описаний любой конфигурации заключено в пределах, указываемых следующими неравенствами:

$$\frac{1}{6} \pi n^2 \leq M \leq \pi n^2. \quad (21)$$

Если в качестве примера рассмотреть количество координатных описаний некоторого изображения на сетчатке, имеющей $n = 0,5 \cdot 10^8$ элементов (четкость телевизионного изображения), то получим $0,132 \cdot 10^{12} \leq M \leq 0,782 \cdot 10^{12}$. Это только подтверждает, что методы перебора не результативны даже в рамках узкого класса обобщений.

По опознанию звуковых и других образов подобного рода оценки отсутствуют, но самые осторожные подсчеты показывают, что при опознании образов число реализаций входных событий во всех случаях достаточно велико, и пока мы не располагаем знаниями о принципиально новых формах хранения информации в опознающих системах, нужно стремиться к сокращенному представлению записываемой информации. В связи с этим и получила всеобщее признание идея А. А. Харкевича [123] о двух видах описания — абсолютном и относительном. Если абсолютное описание позволяет восстановить объект с заданной степенью точности, то относительное описание содержит лишь отличительные черты и допускает, естественно, более короткую запись в ячейках вычислительной машины.

Нетрудно показать, что описание, приведенное к форме двоичного числа, не может содержать меньше цифр, чем

$$J = \log_2 r, \quad (22)$$

где r — число равновероятных обобщенных образов. Всякое реальное описание всегда намного длиннее, и общая задача минимизации описаний пока не решена.

Как отметил Э. Л. Блох [14], при любом выборе признаков, характеризующих опознаваемый образ, можно показать, следуя общей теории кодирования, что средняя длина кодовых комбинаций, составленных из этих признаков при любом описании, достаточном для опознания, не может быть меньше средней длины кодовых комбинаций обычного оптимального статистического кода (при том же основании), построенного для набора опознаваемых образов с учетом их статистических свойств. Далее в этой же работе было показано, что задача о минимальном описании принципиально не отличается от задачи построения оптимального кода, и был предложен способ развертки опознаваемого изображения по специальным образом выбранной программе, основу которой составляет принцип наибольшего прироста информации, доставляемой последующим элементом изображения. Позже за такого рода программными развертками утвердилось название маршрута обследования координат. Маршрут, характеризующийся минимальным количеством координат, которые нужно обследовать в среднем по всему множеству реализаций для

получения необходимой надежности опознания, называют минимальным маршрутом.

В последующих работах, связанных с этим направлением исследований, вопросы минимизации описаний развивались в таком плане: выбор минимального маршрута при опознании в отсутствие помех [40] и при наличии шумовой помехи [10]; оценка информативности независимых параметров при опознании звуковых образов [61]; математические методы сокращения записи абсолютного описания опознаваемого образа [117], и ряд других. Так, в последней из цитированных работ рассматривается вопрос о сокращенной записи кривых, образующих непрерывный контур опознаваемого изображения. (В теории опознания установлено, что максимальная информация содержится именно в его контуре [123]). Собственно линия контура содержит бесконечное множество точек, так что в тривиальном случае для записи абсолютного описания потребовалось бы бесконечное множество чисел на единицу длины линии. Можно, однако, попытаться разыскать такую функцию $f(l)$ (или такую систему функций) с известной аналитической формой задания, чтобы она достаточно близко совпадала с кривой $f(l)$, образующей абсолютное описание изображения, на всем ее протяжении. Если такая попытка окажется успешной, то все абсолютное описание можно будет приближенно представить уравнением найденной функции $f(l)$ (или уравнениями системы функций), содержащим конечное и обычно достаточно малое количество символов, без труда поддающихся кодированию и записи в запоминающем устройстве машины. В нужный момент по этому уравнению можно воспроизвести с определенной погрешностью любую точку абсолютного описания. В. С. Файном показано, что сокращенная запись абсолютного описания, производимая путем приближенного ее представления соответствующими полиномами, достигает определенного оптимума в тех случаях, когда в качестве метода приближения используется метод интерполирования с равноотстоящими узлами. Интересно отметить, что в работе [117], как и во всех других работах В. С. Файна, строгие математические обоснования подтверждены показом способа практической реализации метода интерполирования, способа практического определения порядка интерполяционного полинома.

Здесь необходимо специально отметить следующее. Экспериментальное исследование информативности отдельных параметров и выбор минимального маршрута для конкретной задачи опознания требуют проведения вычислительной работы большого объема. Общие правила вычисления минимального маршрута приводят к ветвящемуся процессу.

При решении этих задач на вычислительных машинах требуется чрезвычайно большой объем машинной памяти, а машинное время решения задачи даже на быстродействующих цифровых вычислительных машинах составляет десятки и сотни часов. Таким образом, эта чрезвычайно важная проблема теории автоматического опознавания образов принципиально не может решаться без использования вычислительных машин.

Существует общая теория автоматического опознавания, но одновременно существуют и особенности опознавания конкретных классов образов. Так, очень специфична проблематика опознавания звуковых образов. Каждому известно, что составляющими звукового потока являются отдельные частоты. Однако при этом часто забывают, что эти частоты не даны сами по себе, что их надо уметь выделить, что для этого требуется специальная аппаратура и некоторое время.

В распоряжении исследователей имеются спектроанализаторы, наборы полосовых фильтров, визуализаторы спектра и другая аппаратура. Вместе с тем, от первых работ, в которых была поставлена проблема автоматического распознавания звуков речи [82, 83], и до настоящего времени остается неясным вопрос о выборе параметров, по которым можно эффективно опознавать звуковые образы. Исследователи выделяют и используют возможно большее число параметров. Выделяются частоты ряда формант речи и измеряются их амплитуды; измеряются распределение энергии по спектру, средняя спектральная плотность энергии, мгновенная мощность сигнала; производится клиппирование звукового сигнала и подсчитывается частота перехода через нуль; сигнал дифференцируется; проводят корреляционный анализ звукового сигнала; звуки речи расчленяются на синтагмы, слова, слоги, фонемы. Ясно, что все это требует привлечения большого количества разнообразной, сложной и громоздкой аппаратуры. Всякая перестройка программы исследования (изменения частотного и динамического диапазонов, числа полос, их ширины и расположения по звуковому диапазону, шага квантования, временных параметров и т. д.) сопряжена с большими трудностями. А ведь фактически разговор пока идет лишь о первичной обработке звукового сигнала. Что касается собственно опознавания звуковых образов, то здесь обязательно должны вступать в действие достаточно мощные алгоритмы логико-информационных преобразований предварительно обработанного сигнала.

В связи с этим не приходится удивляться тому всеобщему признанию, которое встретили идеи проведения на вы-

числительных машинах как первичной, так и вторичной обработки звуковых сигналов. Но звуковой процесс является, как правило, непрерывным. Поэтому большое число работ было посвящено специально вопросам создания преобразователей типа «аналог — код» для ввода звуковых сигналов в цифровую вычислительную машину (например, [37, 60] и др.).

К настоящему времени разработано большое число программ для моделирования на универсальных цифровых вычислительных машинах аппаратурных методов первичной обработки звуковых сигналов [38, 59, 60, 65, 71, 92]. В итоге имеется возможность прямого ввода звуковых реализаций в вычислительную машину с последующей первичной обработкой по разнообразным, легко изменяемым программам исследования звуковых образов. Естественно, что логико-информационный анализ образа также производится при помощи вычислительной машины по соответствующим алгоритмам обобщения и опознавания образов.

Сказанное не означает, что все исследования по опознаванию звуковых образов можно и нужно теперь производить целиком на вычислительных машинах, без использования аналоговой аппаратуры анализа и измерений. Дело в том, что быстродействие и емкость запоминающих устройств современных вычислительных машин не позволяют в реальном масштабе времени выделять достаточно большое число параметров звукового сигнала. Наибольшие трудности в этом смысле представляет спектральный анализ, производимый в широком диапазоне частот. Правда, Н. Г. Загоруйко считает [62], что можно рассчитывать на решение задачи опознавания звуковых образов полностью на цифровых вычислительных машинах в реальном масштабе времени и без использования какой-либо аналоговой измерительной аппаратуры (за исключением устройства ввода, т. е. преобразователя «аналог — код»), если иметь в виду быстродействие (порядка 10^9 операций в секунду) и емкость запоминающих устройств (порядка 10^{10} двоичных единиц) перспективных цифровых вычислительных машин.

Круг практического использования опознающих устройств чрезвычайно широк. Но чаще всего имеет место настолько тесная связь с вычислительными системами, что естественным является не построение специализированного опознающего устройства, а создание алгоритма и разработка программы опознавания для имеющейся в распоряжении цифровой вычислительной машины. Поясним сказанное примерами.

Одно из первых практических применений автоматического опознавания состояло в разработке способов и устройств

для ввода в вычислительную машину информации в форме устной речи, в форме звуковых команд. Но выше уже были рассмотрены некоторые аспекты опознавания звуковых образов, откуда можно сделать вывод о том, что принципиально эта задача может решаться той же самой вычислительной машиной на уровне одной из ее подпрограмм. Примерно так же обстоит дело и с вводом в вычислительную машину печатной и рукописной информации.

Значительное внимание в настоящее время уделяется машинной диагностике заболеваний и выбору форм и средств лечения. Наиболее крупные научные и клинические учреждения медицины либо имеют собственный вычислительный центр, либо располагают машинным временем в ближайшем кустовом вычислительном центре. Следовательно, задачи автоматического опознавания образов в плане медицинской диагностики могут решаться на уровне алгоритмизации и программирования универсальных цифровых вычислительных машин. Это особенно удобно в связи с внедрением новых форм составления архивов историй болезней, когда вся информация записывается на перфокартах, комплектуемых в специальные библиотеки. Можно, в частности, предполагать разработку программ опознавания болезней с обращением не только к машинному запоминающему устройству, но и к целому архиву историй болезней.

Одним из аспектов надежности сложных систем является своевременное обнаружение неисправности, точная классификация характера неисправности и выбор способа ее устранения. Делаются попытки привлечь к решению этих задач методы автоматического опознавания образов. В эту сложную систему входят вычислительные машины как ее составные звенья. Одна из вычислительных машин и программируется для обнаружения и классификации неисправности с выдачей сигналов на саморемонт, либо информационных сигналов для обслуживающего персонала.

Актуальным является вопрос прогнозирования погоды. Такого рода задачи решаются удовлетворительно, только в глобальном масштабе, когда сбор данных происходит по большому числу разных районов Земли. Вся предварительная обработка, систематизация и хранение огромных потоков информации возможна лишь с использованием вычислительных машин, распределенных в сеть вычислительных центров. Эти же самые машины можно использовать для автоматического опознавания характера изменения погоды в определенной области, использовать для прогнозирования по методам опознавания образов.

В заключение необходимо отметить следующее. Сейчас разговор идет главным образом об использовании цифровых вычислительных машин, хотя широко известны ограничения, определяемые собственной структурой цифровой машины. В литературе по теории опознавания образов уже обсуждались вопросы о целесообразности использования машин непрерывного действия [123, 175, 176]. Имеющийся очень небольшой опыт применения аналоговой техники для опознавания образов говорит об определенной перспективе если не целиком аналоговых, то смешанных, аналого-цифровых вычислительных машин.

Итак, использование вычислительных машин при автоматическом опознавании образов имеет некоторые особенности:

— сама по себе задача и отдельные ее аспекты с самого начала предполагают использование быстродействующих вычислительных машин, способных в приемлемое время обработать огромные потоки информации, характеризующие входные события;

— исторически сложилось так, что задача опознавания звуковых образов была поставлена задолго до появления универсальных вычислительных машин; были разработаны методы и средства первичной обработки информации, но собственно опознавание образов оказалось возможным лишь с появлением вычислительных машин; одновременно было установлено, что эти же машины могут производить и первичную обработку сигналов;

— наличие вычислительных машин во многих случаях позволяет не только экспериментировать (моделировать и рассчитывать), но и практически решать эксплуатационные задачи автоматического опознавания образов.

3. МЕТОДЫ АВТОМАТИЧЕСКОГО ОПОЗНАНИЯ, ОСНОВАННЫЕ НА ПРЕДВАРИТЕЛЬНОМ ПРОГРАММИРОВАНИИ СТРУКТУРЫ ПРОСТРАНСТВА ОБРАЗОВ

Большую часть работ по автоматическому опознаванию образов удобно разбить на две группы по следующему принципу. К первой группе можно отнести изложение методов, в которых исследователи предполагают проведение предварительной работы по установлению и отбору признаков, что и кладется в основу при разработке опознающей системы или программирования вычислительной машины. Тогда ко второй группе нужно отнести методы, в которых предполагается, что задача выбора признаков и формирования областей в пространстве образов должна быть возложена на обучаемую машину, а конструктор только руководит процессом

обучения, добиваясь желаемого результата распознавания. В этом разделе дадим краткий обзор работ первой группы.

Почему мы говорим о предварительном программировании структуры пространства образов? Потому что противоположная группа методов предполагает, что на этапе поиска эталонного вектора, или ε -окрестности, или разделяющих поверхностей происходит формирование структуры пространства образов. В отличие от них рассматриваемые здесь методы предполагают, что окрестность класса образов задана или что область допустимых значений признаков предопределена. С математической точки зрения это и означает, что структура пространства образов известна, а значит может быть запрограммирована для вычислительной машины, производящей опознание.

В конечном итоге основная сложность рассматриваемых здесь решений упирается в выбор признаков, что по А. А. Харкевичу [121, 123] является центральным в проблеме автоматического опознания образов. В отдельных случаях признаки более или менее очевидны. Так, если опознанию подлежат многоугольники, и обобщение происходит на классы: треугольники, четырехугольники и т. д., то ясно, что признаком класса является число вершин. Однако в подавляющем большинстве случаев признаки совершенно неочевидны, а их выявление хотя и возможно, как показывает опыт, но сопряжено со значительными трудностями.

Теоретическим обобщением методов установления и выбора признаков является уже цитированная работа [121]. Ближе к ней примыкают работы В. С. Файна [111, 113, 114, 116, 117]. Одной из первых макетных реализаций опознающих систем была машина, принцип действия которой описан в работе [116]. Особенностью системы является параллельный метод обработки входной информации. Это значит, что вся информация, поступающая от n элементов входного устройства, обрабатывается одновременно по всем n каналам. В основу метода легли следующие соображения. Сигнал от отдельных элементов матрицы входного устройства дает исчерпывающую информацию о точных координатах точки изображения, соответствующей этому элементу, но абсолютно не содержит информации о ходе линий изображения, их направлениях и взаимных связях, а только последняя информация и представляет интерес с точки зрения опознания образа. Для получения такой информации требуется лишь оценка взаимного положения отдельных элементов, передавших одинаковые или определенным образом отличающиеся сигналы. Но для такой оценки вовсе не обязательно знать начальные координаты элементов в координат-

ной системе, принятой на поверхности матрицы входного устройства. Следовательно, подавляющая часть информации, доставляемой сигналами от отдельных элементов, бесполезна с точки зрения опознавания. Вместе с тем именно ее обилие приводит к ряду основных трудностей. Но всякий процесс опознавания завершается сообщением потребителю результата в виде понятия, принятого для обозначения данного обобщенного образа. Следовательно, вся излишняя информация оказывается все же отброшенной, правда, уже будучи полностью обработанной в опознающем устройстве. Но, с другой стороны, вполне очевидно, что по своей физической природе элементы матрицы входного устройства связаны с фиксированными координатами, и, следовательно, исходная информация, получаемая от входного устройства, неизбежно выражена в координатах. Отсюда следует основное положение: переход от цифрового (координатного) выражения образа к его выражению в виде комплекса характерных признаков (понятий) должен быть осуществлен на возможно более раннем этапе процесса опознавания и, во всяком случае, до сравнения полученной информации с эталонами, хранящимися в памяти.

Возможность практической реализации указанного положения вытекает из следующих соображений: можно предполагать, что способность к восприятию множества образов определяется наличием у всех образов некоторого общего свойства. Поскольку при опознании формы преобладающую роль играет контур изображения, естественно допустить, что носителями общности, обеспечивающей возможность опознавания, являются малые участки очертания изображения, которые можно назвать «элементами формы». Тогда очертания любого изображения можно разделить на некоторое количество малых участков, каждый из которых, в зависимости от его формы, можно отнести к одному из малого числа k классов элементов формы. Например, для опознания произвольных конфигураций было выбрано четыре геометрических категории: 1) отрезок прямой того или иного наклона; 2) отрезок кривой той или иной кривизны и среднего наклона; 3) излом, т. е. острый, прямой или тупой угол; 4) разветвление, включая пересечение. Как только машина опознает в каждом из участков матрицы очертания того или иного из элементов формы, вся информация, связанная с координатами отдельных элементов матрицы, становится ненужной и может быть отброшена. Дальнейшую обработку уже можно вести на языке понятий, приписанных элементам формы. Обработка состоит в составлении из элементов формы цельных контуров и сличении с перечнями, хранящимися в за-

поминающем устройстве машины. При соответствующей технической реализации опознание элементов формы не зависит от расположения участков очертания, в силу чего и опознание образа не зависит от величины, ориентации и расположения изображения на матрице.

В реферируемой работе дано описание схемы опознающего устройства. Все поле матрицы входа системы разбивается на малые участки r , содержащие по небольшому числу элементов n_r . Каждый такой участок r обслуживается соответствующим блоком A_i , имеющим n входов, соединенных с элементами матрицы участка r . В запоминающем устройстве блока A_i записаны комбинации элементов, соответствующие всем возможным элементам формы. Таким образом, какая бы комбинация сигналов от элементов матрицы ни поступила на вход блока A_i , на выходе его появится один из четырех возможных сигналов: код понятия «прямая», или «излом» и т. д. Этот сигнал может сопровождаться вспомогательными сигналами, несущими информацию о наклоне прямой, кривизне кривой и т. д. Блоки A_i также объединяются в своего рода матрицу, разделенную на группы по n_A элементов в каждой. Каждая группа является входом для блоков более высокого уровня — блоков B_j , от которых можно получить информацию о непрерывности линии, кривизне, замкнутости и т. д. Если кривая замкнута, блок B_j производит опознание. В противном случае информация передается на уровень блоков C_q и т. д.

Такой способ опознания образов имеет ряд достоинств, в числе которых необходимо отметить следующие: 1) способ позволяет по естественной схеме опознавать как зрительные, так и осязательные образы; 2) образ опознается независимо от величины, ориентации и расположения объекта (в пределах поля зрения); 3) число информационных каналов быстро уменьшается при передаче сигналов от уровня к уровню; 4) блоки разных уровней по существу идентичны, что упрощает техническую сторону построения опознающей системы.

Большой практический интерес представляет задача опознавания пространственных объектов. Эта задача рассмотрена в работе [114], связанной в значительной степени с предыдущей работой того же автора [116].

В подавляющем большинстве работ разных авторов считается, что опознаваемый образ отделен от фона. Фактически дело обстоит не так просто, и при опознании зрительных образов необходимо предусмотреть процедуру выделения опознаваемого образа. Первой работой по опознанию образов в сложных изображениях является работа [111]. Опозна-

вание образов рассматривается здесь как процесс, распадающийся на два этапа: выделение отдельных образов из сложного изображения и собственно опознание.

Выделение образа начинается с подчеркивания контуров. Измеряются разности освещенности каждых двух соседних элементов матрицы входного устройства и эти разности сравниваются с определенным порогом. Задача же выделения образа решается на основе использования процесса «растяжения» потенциала по проводящей плоскости, параллельной плоскости матрицы входного устройства. Вследствие проведенного предварительно оконтуривания, введенный в любую точку проводящей плоскости активизирующий потенциал распределяется уже не по всей поверхности поля, а лишь в пределах участка, ограниченного контуром. В каждый момент времени опознающее устройство машины получает напряжение только от тех элементов поля, которые оказались в пределах активизированного участка, а следовательно, будет опознавать форму только этого участка.

В рамках данного обзора наибольший интерес представляет собственно метод опознавания. В качестве признаков использованы соотношения между следующими величинами: площадью фигуры B , периметром фигуры L , большей a и меньшей b сторонами описанного вокруг фигуры прямоугольника минимальной площади. Выбор величин B , L , a , b определяется тем, что эти величины образуются путем невзвешенных операций над входными сигналами элементов участка, т. е. таких операций, при которых учитывается не индивидуальные данные каждого элемента, а лишь количество элементов, отвечающих определенному условию. Эти операции сводятся к простому подсчету, т. е. к самым простым из вычислительных операций.

Из величин B , L , a , b строятся следующие соотношения: B/ab , a/b , L/\sqrt{B} , L/a , L/b . Эти соотношения постоянны для фигур неизменной формы и инвариантны относительно преобразований подобия, что и требуется от признаков, используемых для опознавания ряда конфигураций.

Некоторые соображения, основанные на ряде результатов интегральной геометрии, показывают, что эти соотношения значительно более тесно связаны с формой фигуры, чем это кажется на первый взгляд. Эти соображения подтверждаются специально проведенной статистикой [111]. Ясно, что вычисление признаков по значениям B , L , a и b элементарны и могут быть выполнены любой вычислительной машиной.

Существуют и другие работы, в которых установлены признаки, инвариантные в пределах преобразований, допу-

стимых по условиям решаемой задачи. Так, за рубежом и у нас исследовались топологические инварианты печатных и рукописных букв латинского и русского алфавитов. Показано [41], что в русском алфавите все буквы, за исключением знака Ф, представляют собой графы, не имеющие внутренних вершин и ребер. К таким графам применимо простое правило обхода по контуру с помощью следящей развертки [40, 74]. В конечном итоге это позволяет приписать кодовые индексы разным вершинам графов, которые играют роль признаков разных букв, достаточных для их распознавания.

В январе 1961 г. Всесоюзный институт научной и технической информации АН СССР провел конференцию по обработке информации, машинному переводу и автоматическому чтению текста. Был издан сборник докладов [135], в котором изложены результаты большого числа разработок читающих машин. По этим результатам можно судить, насколько разнообразны признаки, выбираемые для опознавания такого ограниченного набора образов, как буквы печатного алфавита. Приведены результаты использования геометрических, топологических, интегральных, пространственно-фрагментных и других признаков. Большинство обсуждавшихся разработок представляет собой специализированные опознающие устройства — читающие автоматы. В отдельных работах собственно опознавание возлагалось на вычислительную машину, к которой изготавливалось специальное устройство ввода информации.

Известны хорошие результаты опознавания изображений разных классов, имеющих несложную конфигурацию, по таким признакам, как измерения кривизны линии, индикация точек разрыва, определения локальной замкнутости и т. д. [13, 52, 54, 81].

4. МЕТОДЫ ОБУЧЕНИЯ МАШИНЫ РАСПОЗНАВАНИЮ ОБРАЗОВ

Значительное число работ посвящено различным аспектам обучения машины распознаванию образов. Под обучением машины здесь имеется в виду следующее.

В машину предварительно не вводится ни в какой форме информация о том, по каким правилам или признакам следует разделять входные события на классы. В течение процесса обучения при возникновении на входе машины некоторого события в опознающую систему машины вводится лишь указание о том, к какому классу это событие принадлежит.

После прекращения такой процедуры обучения и при возникновении на входе машины тех или иных новых событий

машина должна распознавать, к какому классу они принадлежат.

Особенность задачи заключается в том, что в процессе обучения машине предъявляется относительно небольшое количество входных событий, а машина после обучения должна уметь правильно опознавать весьма большое количество образов. Тем самым полностью исключается тривиальное решение задачи — простое запоминание событий, появившихся в процессе обучения. Машина должна «экстраполировать» информацию, полученную в процессе обучения, на новые события, которые ранее на входе не возникали.

Для проведения процедуры обучения необходимо найти оптимальное решение с тем, чтобы удовлетворить двум противоречивым требованиям: с одной стороны, обучение должно быть достаточно представительным; с другой стороны, обучение должно достигаться посредством не слишком длинной обучающей последовательности.

Одним из первых в отечественной литературе поставил вопрос о построении машины для опознания образов по незадаанным заранее признакам Э. М. Браверман [21]. Используя предположение о компактности расположения образов в пространстве образов, он предложил ряд алгоритмов обучения машины распознаванию [22]. Работы этого направления, широко опубликованные в печати [2, 3, 8, 22], получили свое обобщение в рамках теории потенциальных функций [2, 6, 11], которая, коротко говоря, сводится к следующему.

Свяжем с каждой точкой пространства образов, появившейся в процессе обучения, некоторую стандартную функцию — потенциал, максимальную в этой точке и убывающую по всем направлениям от нее (точка рассматривается как «источник потенциала» в пространстве образов E_n). Такой функцией может быть, например, функция вида

$$\varphi(\rho) = \frac{1}{1 + \alpha\rho^2}, \quad (23)$$

где α — коэффициент, от которого зависит скорость убывания потенциала; ρ — определенное каким-либо образом расстояние между точкой-источником и точкой, в которой вычисляется значение потенциала. Тогда величина $\varphi(\rho)$ в каждой точке пространства образов является мерой удаления этой точки от точки-источника.

Пусть теперь источниками потенциала являются точки в E_n , появившиеся в процессе обучения и соответствующие одному обобщенному образу. Тогда создаваемый в данной точке пространства E_n всеми этими источниками средний потенциал, т. е. сумма потенциалов от всех точек-источников,

деленная на число источников, будет характеризовать близость данной точки к обобщенному образу, и его разумно называть потенциалом обобщенного образа. (Деление на число источников необходимо для того, чтобы результат не зависел от количества источников). Построенные таким образом потенциалы обобщенных образов есть функции

$$\Phi_k(s_{j0}) = \frac{1}{M_k} \sum_{j=1}^{M_k} \varphi[\rho(s_{ij}, s_{k0})] \quad (24)$$

$$(j = 1, 2, 3, \dots, \omega),$$

где j — номер класса обобщений; s_{ij} — векторы, определяющие точки в E_n и соответствующие тем образам, которые были восприняты машиной в процессе обучения; M_k — число образов, отнесенных к k -му классу в ходе обучения; ω — число обобщенных образов.

При компактном расположении образов в E_n эти функции принимают максимальные значения над областью пространства, соответствующей «своему» обобщенному образу, и падают при удалении от нее. Поэтому естественно при опознавании данного объекта отнести его к тому обобщенному образу, потенциал которого принимает в данной точке наибольшее значение. Такой алгоритм естественно сводится к логической схеме (6), приведенной выше, и дает хорошие результаты, если, во-первых, области обобщенных образов компактны (в смысле [22]) и, во-вторых, в процессе обучения гарантируется для каждого класса достаточно равномерное распределение учебных векторов — реализаций внутри области обобщенного образа. Необходимость этих требований нетрудно установить. В работе [11] дан алгоритм, позволяющий улучшить работу опознающего устройства в тех случаях, когда не выполняется второе требование. Смысл этого улучшения состоит в том, что распределение точек, появившихся в процессе обучения, искусственно делается более равномерным за счет введения «веса» точки. Редким и близким к «чужим» областям точкам придается больший вес, как бы увеличивая их в числе. Это приводит к тому, что потенциалы в тех частях областей, где плотность точек относительно мала, увеличиваются, что в ряде случаев повышает надежность опознавания. Так, в экспериментах [11], по опознаванию десяти рукописных арабских цифр от 0 до 9, проектируемых на матрицу входного устройства 6×10 , надежность опознавания в среднем составляла около 90%.

Однако существование метода потенциальных функций не исчерпывается приведенной краткой характеристикой, а применимость не ограничивается приведенными выше примерами опо-

знания рукописных цифр. В работах М. А. Айзермана и его сотрудников [6, 4, 5] было последовательно показано, что развиваемая ими теория позволяет построить ряд алгоритмов опознания, реализуемых широким классом схем; что теория потенциальных функций позволяет строго доказать сходимость алгоритмов за конечное число шагов; что названная теория обобщает ряд известных ранее работ, в частности, по программе «Перцептрон Марк-1» и др.; что характеристики элементов, из которых собирается перцептронная схема, произвольны и не ограничены классом пороговых элементов; что теория допускает как детерминистскую постановку задачи опознания образов в предположении, что классы не пересекаются, так и вероятностную постановку, при которой классы образов могут пересекаться, в связи с чем не существует разделяющей их функции, но существуют функции степеней достоверности, степень которых восстанавливается в процессе обучения; что, наконец, теория потенциальных функций позволяет построить алгоритм, приближенно восстанавливающий характеристику неизвестного функционального многовходового преобразователя по результатам случайных наблюдений за его работой. Последнее, правда, лежит несколько в стороне от основной проблематики опознавания образов в обычном ее понимании, но тем не менее имеет вполне определенную связь, так как по существу здесь решается задача теории интерполирования применительно к таким приложениям, как построение самонастраивающихся систем, в основе которых лежит автоматическое воспроизведение характеристик объекта в процессе управления.

Большое внимание привлекла в свое время опознающая система, известная под названием перцептрон «Марк-1» [56, 93, 94, 125, 169, 170], разработанная в лаборатории аэронавтики Корнельского университета (США) группой ученых во главе с Ф. Розенблаттом. Принцип действия этой интересной системы долгое время не имел четкого математического толкования. В связи с этим в отечественной литературе был опубликован ряд статей [16, 21, 47, 49, 66, 76, 88], в которых рассматривались различные аспекты теории перцептронов указанного типа. Довольно полное изложение ряда вопросов функционирования перцептрона содержится в работе В. А. Якубовича [138]. Здесь схема перцептрона представлена в обычном виде: 1) матрица входных элементов; 2) набор N_a ассоциативных элементов такой, что каждый ассоциативный элемент связан с матрицей входа и каждому ассоциативному элементу соответствует некоторая вещественная функция $f_j(s_i)$ на X , называемая реакцией j -го ассоциативного элемента на образ s_i ; 3) набор N_z суммирующих элементов,

связанных с ассоциативными элементами. Введено понятие линейного перцептрона. Перцептрон называется линейным, если, во-первых, множество образов — евклидово или вещественное гильбертово пространство, во-вторых, реакции ассоциативных элементов на образ — линейные функционалы.

В статье [75] дан простой алгоритм, пригодный для программирования на цифровую вычислительную машину, который позволяет обучить линейный перцептрон за счет оптимального разделения областей двух обобщенных образов S_i и S_j . В предположении, что S_i и S_j — выпуклые множества, дано правило построения за конечное число шагов гиперплоскости, проходящей через середину отрезка, соединяющего какие-нибудь две ближайшие точки множеств S_i и S_j и перпендикулярной к нему.

В вычислительном центре Ленинградского университета В. А. Якубовичем и его сотрудниками проведены многочисленные эксперименты по обучению вычислительной машины распознаванию таких объектов, как: выпуклые и вогнутые функции; рукописные и печатные цифры; профили человеческих лиц; действительные и поддельные подписи ряда лиц; фонемы, произносимые разными дикторами, и ряд других. Успех этих экспериментов показывает, что действительно ряд конкретных задач опознания образов решается системами типа перцептрон. В. А. Якубовичем доказано также важное положение о том, что для сходимости процесса не требуется, чтобы ассоциативные элементы были пороговыми, что пригодны любые функциональные преобразователи $\psi_i(x)$, лишь бы только разделяющая функция $\Psi(x)$ разлагалась по системе $\psi_1(x), \psi_2(x), \dots, \psi_n(x)$. Как уже упоминалось выше, этот результат независимо получен и в работе [6].

В работах В. М. Глушкова [47—49] предложен общий аппроксимационный алгоритм, позволяющий осуществлять эффективное обучение распознаванию любых образов при некоторых предположениях непрерывности. Исходя из положений этой теории, могут быть проанализированы различные конкретные алгоритмы обучения опознанию образов. В частности, ряд новых результатов получен по теории обучения и самообучения перцептронов. Проведение детального математического изучения перцептронов в режиме самообучения позволило выявить недостаточность качественного подхода, предложенного первоначально Ф. Розенблаттом, и уточнить возможности перцептронов указанного типа.

Один из возможных и реализованных алгоритмов обучения вычислительной машины распознаванию изображений некоторых простых геометрических фигур, независимо от их размеров и положения в поле зрения, рассмотрен в работе [51].

Здесь предполагается, что отличительными признаками фигур являются направления линий контура. Тогда каждая конфигурация характеризуется набором чисел, каждое из которых пропорционально количеству точек контура с данным направлением. Обучение заключается в автоматическом определении эталонов, обеспечивающих наиболее хорошее распознавание. Эталоны вычисляются усреднением наборов направлений всех используемых для обучения рисунков. При обучении класс, к которому относится данный рисунок, указывается машине человеком.

При распознавании вычисляется корреляция этих чисел с эталонами, описывающими некоторые «усредненные» фигуры. Опознаваемые конфигурации относятся к тому или иному классу фигур в зависимости от того, с каким из эталонов получается максимальная корреляция. Принятый способ описания фигур позволяет распознавать далеко не все геометрические фигуры, но те, которые распознаются, могут претерпевать все возможные изоморфные преобразования. Способ был экспериментально проверен с помощью вычислительной машины «Киев» и дал положительные результаты по опознанию таких фигур, как квадрат, круг, ромб, треугольник, прямоугольник и овал.

Выбор практически реализуемого критерия распознавания специально исследовался в работе В. А. Ковалевского [73], где показано, что хотя распознавание букв по методу оценки вероятностей гипотез и является совершенным, но оно приводит к необходимости вычисления по сложным формулам, мало пригодным для реализации в специализированной читающей машине. В связи с этим там же предложен упрощенный критерий распознавания, приводящий к корреляционным методам опознания. В работе [58] изложен алгоритм распознавания стандартных машинописных знаков. Здесь в основу алгоритма положено предположение о том, что все знаки одного ограниченного шрифта, например, шрифта пишущей машинки, представляют собой некоторые идеализированные знаки, которые могут подвергаться искажениям: сдвиги, изменения контраста, некачественная печать и т. д. Предполагается, что все эти искажения описываются простыми статистическими законами.

Алгоритм распознавания заключается в следующем. Вычисляется коэффициент корреляции неизвестного знака с каждым эталоном при всевозможных сдвигах и в ограниченной области. Опознаваемый образ отождествляется с тем из эталонов, которому соответствует наибольший коэффициент корреляции. Алгоритм состоит из двух частей: 1) обучение, при котором вычисляются нормализованные векторы эталонных знаков, и 2) собственно опознание. Эксперименты, про-

веденные на вычислительной машине «Киев» с помощью специального устройства ввода, описанного в [52], показали, что надежность распознавания букв высока — вероятность ошибки имеет порядок 10^{-4} , вероятность отказа — менее 10^{-4} .

В ряде работ было установлено, насколько тесно связаны компактность расположения образов в пространстве образов и вид отображения объекта в (на) пространство образов. Г. С. Себастьян [172—173], рассматривая вопрос о компактности, одним из первых, по-видимому, сделал вывод о том, что в общем случае расположение образов в пространстве E_n может быть некомпактным, и предложил использовать преобразование T , переводящее E_n в пространство \mathbb{E}_m , для того чтобы каждую некомпактную область обобщенного образа сделать компактной. В работах [102, 106] рассмотрено одно из таких преобразований. Показано, что если задача состоит в опознании контурных изображений, то целесообразно использовать радиально-круговую дискретную по углу развертку поля зрения в виде

$$R = R(\varphi), \quad (25)$$

где R — радиус-вектор, начало которого совмещено с «центром тяжести» изображения; φ — угол поворота.

Число лучей развертки определяется по известной теореме В. А. Котельникова о представлении непрерывной функции множеством дискретных отсчетов. Таким образом, непрерывная линия опознаваемого изображения аппроксимируется соответствующим n -угольником. Некоторые из опознаваемых конфигураций представляются нам незамкнутыми. Однако всякую разомкнутую кривую можно рассматривать в качестве бесконечно замкнутого контура, противоположные линии которого наложились одна на другую.

Нетрудно показать, что при радиально-круговой развертке для всякой окрестности V точки $y = f(x)$ в пространстве E_n можно подобрать такую окрестность U точки x в Ω , что образ ее при отображении f будет содержаться в V . Отображение f при преобразовании, осуществляемом радиально-круговой разверткой, непрерывно в любой точке $x_0 \in \Omega$.

В работе [106] было показано, что для опознания ограниченного набора фигур достаточна такая простая функция, как

$$\cos \psi = \frac{s_i s_0}{\|s_i\| \|s_0\|}, \quad (26)$$

где s_i — вектор опознаваемого изображения при радиально-круговой развертке вида (25), s_0 — вектор с составляющими $x_i = 1$ ($i = 1, 2, 3, \dots, n$). В более сложных случаях производится обучение до определения эталонного вектора s_{h_0}

($k = 1, 2, 3, \dots, \omega$), а далее производится собственно опознавание по корреляции векторов в виде решающей функции

$$\psi = \arccos \frac{s_i s_{k0}}{\|s_i\| \|s_{k0}\|} \quad (27)$$

$$(k = 1, 2, 3, \dots, \omega).$$

В работе [101] было показано, что при таком способе ввода информации в опознающую систему описание s_i является инвариантным к основным изоморфным преобразованиям, так как векторы s_i остаются коллинеарными при изменениях масштабов, а повороты изображения не выводят характеризующий вектор из области, лежащей внутри гиперконуса, описанного вокруг вектора s_0 с компонентами $x_i = 1$ ($i = 1, 2, 3, \dots, n$). Там же было показано, что преобразование по Кантору позволяет устранить все трудности, связанные с многозначностью отсчета по лучу развертки для сложных конфигураций.

Очень интересные результаты получены М. М. Бонгардом при обучении машины распознаванию. Машина обучалась распознавать арифметические законы, которые ей не сообщались в явной форме. Предъявлялось несколько таблиц, составленных по тем законам, которые она должна была научиться распознавать. Таблицы состояли из 24 строк. В каждой строке находилось три числа: A , B и C , связанных одним и тем же арифметическим соотношением $C = f(A, B)$. Разные таблицы составляются по различным арифметическим законам. Потом машине предъявляется новая таблица, составленная по одному из тех же законов, но с другими числами. Машина после анализа этих чисел должна дать ответ, какая из таблиц, показанных ранее в процессе обучения, составлена по тому же закону, что и новая таблица, т. е. опознать эту новую таблицу чисел по закону, следуя которому она была составлена.

Алгоритм опознавания состоит в выработке машиной признаков, которые характеризуют каждую из показанных в процессе обучения таблиц. Признаки вырабатываются следующим образом. Заранее в программу машины «заложено» несколько функций трех переменных — A, B, C и три логических оператора над этими функциями — целочисленность, положительность и сравнение с единицей по абсолютной величине. Если обозначить через l_{ij} применение j -го логического оператора к i -й функции, то признаком для строки называется любая логическая функция от двух переменных $F(l_{1,i_1}, l_{1,i_2})$, а признаком для таблицы называется конъюнкция одинаковых признаков для всех строк этой таблицы. Признак являет-

ся полезным, если он приблизительно одной половине таблиц, участвовавших в обучении, присваивает индекс 1, а другой — индекс 0, и при этом разбиение множества таблиц на две части не совпадает с разбиением, осуществляемым предыдущим признаком. После того как машина выберет некоторое число полезных признаков, она может индексировать каждую таблицу двоичным числом, количество разрядов которого равно числу полезных признаков.

При узнавании новых таблиц машина определяет индексацию этой таблицы по тем же признакам и относит ее к той таблице, которая имеет ближайший (по числу несовпадающих разрядов) индекс.

Имея в виду результаты работ М. М. Бонгарда, В. Л. Браиловский [24] разработал метод распознавания объектов, описываемых небольшим числом дискретных параметров. В дальнейшем это привело к четкой формулировке задачи распознавания объектов со многими параметрами (В. Л. Браиловский и А. Л. Лунц [25]) как задачи отыскания правила классификации, обеспечивающего максимальный средний выигрыш. Там же был изложен метод ее решения в предположении, что известны некоторые априорные распределения вероятностей и дана выборка для обучения. В работе [23] изложен алгоритм обучения и отыскания правил классификации, обеспечивающих максимальный средний выигрыш при фиксированных ограничениях, а также изложены результаты экспериментальной проверки на цифровой вычислительной машине. (В расчетах на машине использованы некоторые упрощения формул, когда такие упрощения приводили к экономии машинного времени при сохранении удовлетворительных результатов). Интересно отметить, что в данной работе в качестве эксперимента решалась задача прогноза исхода ожоговой болезни по данным, получаемым в течение первых 48 часов с момента поражения. Исследования проводились В. Л. Браиловским совместно с сотрудниками Института хирургии им. А. В. Вишневского АМН СССР.

В качестве параметров набора, определяющих объект (больного), были выбраны характеристики, полученные из историй болезни: возраст, площадь ожога, локализация, сопутствующие заболевания, данные анализа крови и анализа мочи и т. д. — всего 20 параметров. Для обучения была использована выборка из 48 историй болезни с летальным исходом и 48 историй болезней выздоровевших больных. Для проверки качества работы алгоритма были проведены опыты по распознаванию новых 73 случаев, из них 29 с летальным исходом и 46 с исходом — выздоровление. Использовалась вычислительная машина М-2 Института электронных управляю-

щих машин. Результаты машинного прогноза исхода болез-
ней сведены в таблицу:

Характеристики	По слу- чайм с ле- тальным исходом	По слу- чайм с ис- ходом — выздоров- ление
Число правильных отве- тов	23	43
Число неправильных от- ветов	3	2
Число отказов от класси- фикации	3	1
Итого	29	46

Ясно, что такие результаты могут быть признаны вполне удачными.

Серия работ сотрудников Института автоматки и телеме-
ханики [27—32] посвящена вопросам обучения и опознавания
образов и проведена в такой последовательности: аксиомати-
ческое определение образа, введение формальных понятий
«обобщенный портрет», «различение» и «узнавание», затем
построены алгоритмы обучения, узнавания и различения.
В одной из возможных практических реализаций метода [30]
нахождение обобщенного портрета эквивалентно определе-
нию весов λ_i :

$$\varphi = (\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_n),$$

с которыми суммируются возбуждения пороговых элементов
в перцептронной схеме

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i y_i = \varphi(X), \quad (28)$$

где λ_i — коэффициент усиления; y_i — выход порогового эле-
мента.

В работе [28] этих же авторов было показано построение
интересного алгоритма, который позволяет решать задачи рас-
познавания рукописных арабских цифр от 0 до 9 и различения
нефтеносных и водоносных пластов в скважине, причем
практически были получены весьма хорошие результаты.

Среди работ по разным аспектам теории перцептронов со
случайными связями от элементов матрицы к ассоциативным
элементам следует отметить статью А. П. Петрова [90], в ко-
торой описаны эксперименты с моделью перцептрона указан-
ного типа на универсальной цифровой вычислительной маши-
не. В этих экспериментах перцептрон, обучаемый по правилу

α -системы, показал себя как устройство, работающее по правилу наложения опознаваемых образов на эталон. Там же приводится теоретический анализ схемы перцептрона со случайными связями, приводящий к тому результату, что класс задач, которые способен решать перцептрон такого типа, замкнут относительно группы преобразований перестановки элементов матрицы входного устройства, и что такой класс перцептронов принципиально не использует геометрические свойства опознаваемых объектов при распознавании геометрических образов.

5. СТАТИСТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

Вероятностные аспекты распознавания образов не только учитывались, но подчас довольно детально разбирались во многих работах, рассмотренных выше. Так, в цитированных работах А. А. Харкевича рассматривались главным образом детерминистские аспекты теории опознавания образов, что не мешало по мере необходимости анализировать и вероятностные характеристики. Это неизбежно, ибо уже на первом этапе рассмотрения задачи опознавания мы сталкиваемся с тем положением, что в действительности всегда (или почти всегда) имеются сведения лишь об ограниченном числе образов — представителей данного класса или, иначе говоря, ограниченная выборка. Понятие класса как категории, к которой должны быть отнесены и другие, неизвестные образы, является понятием асимптотическим. Как отмечено в работе [121], обобщенный образ (класс) относится к выборке опознаваемых образов приблизительно так же, как вероятность события к экспериментально наблюдаемой частоте его. В. С. Файн, обсуждая вопрос о выборе минимального маршрута обследования координат образа, рассматривает [113] последовательно процесс изменения вероятности гипотез о принадлежности опознаваемого образа к каждому из классов, дает две схемы маршрутов: 1) схема перехода от предварительного осмотра («неосмысленного» маршрута) к «осмысленному» маршруту в момент, когда апостериорные вероятности i -й гипотезы начинает превышать наибольшую из остальных вероятностей на некоторую заданную величину, т. е. переход к маршруту, наилучшему в смысле минимального риска; 2) схема целесообразного маршрута, начиная с этапа предварительного осмотра. Другие авторы, рассматривая вопросы информативности признаков и выбора маршрута, также в значительной степени используют вероятностный аппарат анализа. Уже геометрическая трактовка близости образов в фазовом пространстве при вычислении косинуса угла ψ между векторами опознаваемого

и эталонного образов имеет совершенно естественную вероятностную интерпретацию как определение коэффициента корреляции. На этом, собственно, и основаны корреляционные методы опознавания образов [73, 102, 106]. Если же говорить об обучении машины распознаванию образов, то здесь труднее найти работу, в которой отсутствуют вероятностные аспекты, нежели наоборот, а цитированные выше статьи [4, 25] и ряд других в значительной степени посвящены теоретико-вероятностным аспектам распознавания образов.

Здесь будет идти разговор о тех работах по автоматическому опознанию образов, где с самого начала предполагаются не отдельные вероятностные аспекты, а вся задача в целом рассматривается как вероятностная и для ее решения строится статистическая модель.

Для работ рассматриваемого направления характерно следующее. Предполагается, что задано некоторое множество образов, каждый из которых принадлежит к одному из w классов. Способ разделения на классы достоверно не известен, но заданы конечные выборки образов, для которых известна принадлежность к определенному классу. Задача, естественно, состоит в том, чтобы классифицировать любой вновь появившийся образ. Для этого выбирается правило решения. Основой для такого выбора является теория статистических решений. Истинные вероятностные характеристики классов обычно не известны. Поэтому практически используются оценки, полученные по имеющимся примерам классов. Эту обычную в статистике процедуру оценки по выборке вероятностных характеристик генеральной совокупности естественно здесь интерпретировать как обучение.

Собственно статистические модели распознавания образов не являются новыми для теории автоматического опознавания образов, так как первые такие модели были предложены уже на начальном этапе обсуждения вопросов о возможных алгоритмах распознавания (см., например, работу С. К. Чжоу [130], опубликованную еще в 1957 году). Но позже интерес к методам теории статистических решений несколько угас. Возможно, что частично это объясняется тем, что как геометрический, так и статистический подход часто приводят к одним и тем же результатам. Пока не была исчерпана в какой-то степени проблематика непересекающихся обобщенных образов, практически и не возникала острая необходимость в привлечении статистических моделей. В последние годы положение стало изменяться, в связи с чем повысился интерес и к статистическим методам. Об этом свидетельствует и список литературы, посвященный этим вопросам [25, 26, 53, 78, 79, 80, 98, 113, 120, 130].

Мы упоминали о пересечении классов. Здесь следует внести некоторую ясность. Естественно, что сами объекты опознавания, входящие в разные классы, образуют непересекающиеся множества, т. е. не существует в рамках данной задачи классификации объекта, одновременно принадлежащего двум классам. Для опознаваемых образов этих же классов такое утверждение уже не всегда является справедливым. Причина этого состоит в том, что при переходе от объектов к их образам происходит частичная потеря информации, на воспринятую информацию накладываются шумы и в итоге отображения объектов — воспринятые образы — могут пересекаться, хотя и принадлежат разным классам. В таком случае неизбежна ошибка при распознавании. А раз так, значит необходимо ввести такие характеристики, как априорные вероятности образов, апостериорные вероятности правильности гипотез и ряд других. При этом для построения решающих правил можно пользоваться разработанными методами математической статистики.

Решающие правила фактически не зависят от специфики опознаваемых объектов, поскольку они имеют дело не с самими объектами, а с некоторыми отвлеченными числовыми характеристиками. Вследствие этого правила решения обладают известной общностью.

Методы статистических решений ведут к решающим процедурам, оптимально удовлетворяющим предписанному критерию и наилучшим образом использующим известные примеры («обучение посредством статистического оценивания») и любые априорные сведения о распределениях. Критерием оптимальности является то требование, чтобы общая вероятность неправильного опознавания была минимальной. Этот критерий равносителен критерию Байеса, если априорные вероятности класса равны между собой, цены ошибочных классификаций равны между собой и цены правильных классификаций равны, а результирующей границей решения является тот контур, на котором функции плотности для пары классов имеют одно и то же значение.

Правда в отдельных случаях, хотя оптимальные решающие процедуры вообще и могут быть сформулированы, по крайней мере в принципе, однако точное решение может быть определено не полностью, а если оно определено полностью, то может быть чрезвычайно трудно вычислимым даже на быстродействующих вычислительных машинах. Если к тому же иметь в виду создание специализированного опознающего автомата, то иногда правильнее искать выход в более простых решениях, которые могут быть хорошим приближением к оптимальным решениям.

Фактически именно такие случаи имели место в ряде рассмотренных выше методов.

Как уже говорилось, в качестве одного из возможных критериев статистической проверки гипотез может быть принят критерий Байеса. Именно он был выбран Е. И. Соколовым в его вероятностной модели восприятия [98], которая была сообщена в докладе на Первом съезде Общества психологов в Москве в 1959 году.

Среди возможных оптимальных решающих функций наиболее подробно рассмотрены ее линейные приближения, т. е. линейные решающие функции. Линейность здесь означает, что пара обобщенных образов дихотомически разделяется в пространстве образов одной и только одной гиперплоскостью вида

$$\sum_{l=1}^n \lambda_l x_l - \lambda_{n+1} = 0,$$

где x_l — координаты пространства образов. К достоинству таких решающих функций следует отнести то, что их можно эмпирически конструировать, не делая никаких предположений относительно измерений, проведенных при восприятии опознаваемого образа, и априорных вероятностей появления классов образов при условии, что имеется в распоряжении источник образов. Кроме того, как уже говорилось выше, реализация линейных решающих функций очень проста, и для технического исполнения опознающей системы не требуется больших затрат. Довольно подробно все эти вопросы обобщены в работе [120].

Использование линейных решающих функций хорошо зарекомендовало себя при решении ряда задач опознания. Фактически это правило решения работает и в ряде статей, рассмотренных в предыдущих разделах. Как теория, так и эксперимент показывают, что линейное решающее правило работает по крайней мере не хуже, чем алгоритмы опознания, построенные по методам определения минимального расстояния в пространстве образов вида (3) — (7).

В общем виде задача была рассмотрена Ю. В. Вагиным [26]. Здесь алгоритм распознавания строится как метод последовательного многоальтернативного анализа. За основу процесса опознания образов принято перераспределение исходных вероятностей $\{p_l\} = p_1, p_2, p_3, \dots, p_w$ взаимно исключающих и представляющих полную группу классов

$\{S_i\} = S_1, S_2, S_3, \dots, S_w$, к которым может быть отнесен распознаваемый образ, т. е.

$$\left. \begin{array}{l} 0 \leq p_i \leq 1, \\ \sum_{i=1}^w p_i = 1 \end{array} \right\} \quad (29)$$

и, кроме того,

$$\{p(s_x \in S_i)\} = p(s_x \in S_1), p(s_x \in S_2), \dots, p(s_x \in S_w), \quad (30),$$

подчиняющееся условию нормировки

$$\sum_{i=1}^w p(s_x \in S_i) = 1. \quad (31)$$

Принадлежность s_x к одному из классов устанавливается при условии, что множество вероятностей принадлежности s_x к классам $S_1, S_2, S_3, \dots, S_w$ удовлетворяет требованиям, обусловленным необходимой достоверностью ответов и заключающимся, например, в том, чтобы для некоторого значения i выполнялись все неравенства

$$\frac{p(s_x \in S_i)}{p(s_x \in S_j)} \geq A_{ij}, \quad (32)$$

$$j = 1, 2, 3, \dots, w,$$

где A_{ij} — некоторое положительное число. Иначе говоря предполагается, что основой процесса распознавания является процесс перераспределения исходных вероятностей $\{p_i\}$ при помощи анализа совокупности полученных реализаций $\Xi = \xi_1, \xi_2, \xi_3, \dots, \xi_w$ случайного процесса, представляющего опознаваемый образ, и получения за счет этого необходимой информации.

В соответствии с этим введено понятие о коэффициентах перераспределения исходных вероятностей δ_i классов S_i ($i = 1, 2, 3, \dots, w$) как о величинах, пропорциональных отношениям соответствующих апостериорных и априорных вероятностей, и получены значения этих коэффициентов для случаев однократного и многократного использования как одной, так и нескольких независимых групп признаков.

Там же показано, что как при увеличении числа групп независимых признаков, так и при увеличении кратности их использования изменение коэффициентов δ_i происходит в среднем по показательному закону.

Практический интерес представляют работы [78, 79], в которых предложены алгоритмы распознавания, основанные на построении системы логических функций и на аппроксимации логарифма отношения правдоподобия некоторыми статистиками, зависящими от выборочных статистических характеристик опознаваемых объектов.

В статье [53] изложен метод решения задачи классификации объектов, разработан принцип построения статистической модели процесса классификации и доказана сходимость процедуры последовательных статистических решений при возрастании числа используемых признаков. Предложена методика оценки эффективности используемых признаков распознаваемых объектов.

Необходимо специально отметить, что все опубликованные статистические модели распознавания образов, использующие фактически разные статистики (отношения подобия, дискриминантные функции и другие), дают очень хорошие результаты опознания в разных задачах — медицинской диагностики, опознании рукописных символов, классификации данных сейсморазведки и т. д.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В обзоре отмечены лишь некоторые направления работ по распознаванию образов при помощи вычислительных машин. Проблематика автоматического опознания образов родилась в связи с задачей создания читающих машин. Затем была поставлена задача опознания звуковых образов и зрительных образов произвольного вида, а позже общность формального аппарата заставила причислить сюда задачи медицинской диагностики, поиска неисправности в технических системах, анализа ситуаций и прогноз. Сейчас известны работы по распознаванию осмысленных предложений [50] среди множества различных фраз, известны работы по опознанию арифметических и логических закономерностей [19, 20].

Нельзя считать, что полученные результаты работ по автоматическому опознанию образов говорят о возможности практически решать все те задачи, на которые распространены идеи и методы распознавания. Однако даже краткое изложение показывает определенные успехи в решении некоторых частных задач распознавания, показывает наличие вполне определенного наброска теории автоматического опознания образов, говорит о большой перспективе этого важнейшего направления кибернетики.

БИБЛИОГРАФИЯ

1. Аврух М. Л., Основные методы автоматического чтения и распознавания текста. В сб. «Читающие устройства», М., Изд. АН СССР, 1962, 5—20 (РЖМат, 1963, 11В525)
2. Айзерман М. А., Опыты по обучению машин распознаванию зрительных образов, В сб. «Биологические аспекты кибернетики», М., Изд. АН СССР, 1962, 174—183 (РЖМат, 1963, 11В522)
3. —, Браверман Э. М., Глушков В. М., Ковалевский В. А., Летичевский А. А., Теория опознавания образов и обучающихся систем, Изв. АН СССР. Техн. кибернетика, 1963, № 5
4. —, Розоноэр Л. И., Вероятностная задача об обучении автоматов распознаванию классов и метод потенциальных функций, Автоматика и телемеханика, 1964, 25, № 9, 1307—1323 (РЖМат, 1965, 2В535)
5. —, —, Метод потенциальных функций в задаче о восстановлении характеристики функционального преобразователя по случайно наблюдаемым точкам, Автоматика и телемеханика, 1964, 25, № 12, 1705—1714 (РЖМат, 1965, 5В583)
6. —, —, Теоретические основы метода потенциальных функций в задаче об обучении автоматов разделению входных ситуаций на классы, Автоматика и телемеханика, 1964, 25, № 6, 917—936 (РЖМат, 1965, 2В534)
7. Акерс С. Б., Раттер Б. Х., Применение пороговой логики для распознавания образов, Тр. Ин-та инженеров по электротехнике и радио-технике (русск. перевод), 1964, № 8
8. Аркадьев А. Г., Браверман Э. М., Обучение машины распознаванию образов. Изд. «Наука», 1964 (РЖМат, 1965, 3В339)
9. Аттли А., Имитация распознавания формы и обучения методом проб и ошибок при помощи вычислительного устройства для определения условных вероятностей, Современные проблемы биофизики, 1961, том 2, ИЛ, 1961
10. Барабаш Ю. Л., Минимизация описаний в задаче автоматического распознавания образов, Изв. АН СССР. Техн. кибернетика, 1964, № 3, 14—23 (РЖМат, 1965, 1В411)
11. Башкиров О. А., Браверман Э. М., Мучник И. Б., Алгоритмы обучения машины распознаванию зрительных образов, основанные на использовании потенциальных функций, Автоматика и телемеханика, 1964, № 5
12. Бергер Е. Р., Индуктивная вероятность как критерий распознавания образов. Тр. Ин-та радионинженеров (русск. перевод), 1962, № 10
13. Берлин Н. И., Цуккерман И. Н., Шерстнев И. Б., Телевизионная система обучается узнавать простые рисунки. Техника кино и телевидения, 1963, № 9
14. Блох Э. Л., К вопросу о минимальном описании. Радиотехника, 1960, 15, № 2, 10—14 (РЖМат, 1961, 8В 169)
15. —, Некоторые пути практического решения задачи опознания. Изв. АН СССР, Техн. кибернетика, 1963, № 2, 11—16 (РЖМат, 1963, 11В520)
16. —, О линейных перцептронах. Автоматика и телемеханика, 1964, 25, № 9, 1324—1327 (РЖМат, 1965, 5В325)
17. —, Пинскер М. С., Опознание сигналов приведением их к заданному коду. Изв. АН СССР, Энергетика и автоматика, 1961, № 5, 185—192 (РЖМат, 1962, 4В356)
18. Блум Г., Ассоциативная машина, опознающая зрительные изображения. В сб. «Проблемы бионики», Изд. «Мир», 1965
19. Бонгард М. М., Моделирование процесса обучения узнаванию на

- универсальной вычислительной машине. В сб. «Биологические аспекты кибернетики», М., Изд. АН СССР, 1962, 184—191 (РЖМат, 1963, 11В523)
20. —, Моделирование процесса узнавания на цифровой счетной машине. «Биофизика», 1961, № 2
 21. **Браверман Э. М.**, Некоторые вопросы построения машин, классифицирующих объекты по не заданному заранее признаку. Автоматика и телемеханика, 1960, 21, № 10, 1375—1386
 22. —, Опыты по обучению машины распознаванию зрительных образов. Автоматика и телемеханика, 1962, 23, № 3, 349—364 (РЖМат, 1962, 11В424)
 23. **Браиловский В. Л.**, Алгоритм распознавания объектов со многими параметрами и его приложения. Изв. АН СССР, Техн. кибернетика, 1964, № 2, 30—39 (РЖМат, 1965, 1В181)
 24. —, Об одном методе распознавания объектов, описываемых несколькими параметрами, и о возможностях его применения. Автоматика и телемеханика, 1962, 23, № 12, 1643—1653 (РЖМат, 1963, 8В428)
 25. —, **Лунц А. Л.**, Формулировка задачи распознавания объектов со многими параметрами и методы ее решения. Изв. АН СССР. Техн. кибернетика, 1964, № 1, 20—31 (РЖМат, 1964, 10В398)
 26. **Вагин Ю. В.**, О применении последовательного метода статистических решений к опознаванию образов. Научно-техническая информация. Сб. Всес. ин-т научн. и техн. информ. АН СССР. 1963, № 9, 22—26 (РЖМат, 1964, 12В425)
 27. **Вапник В. Н.**, **Лернер А. Я.**, Узнавание образов при помощи обобщенных портретов. Автоматика и телемеханика, 1963, 24, № 6, 774—780 (РЖМат, 1964, 8В491)
 28. —, —, **Червоненкис А. Я.**, Системы обучения распознаванию образов при помощи обобщенных портретов. Изв. АН СССР Техн. кибернетика, 1965, № 1, 72—87
 29. —, **Червоненкис А. Я.**, Об одном классе алгоритмов обучения распознаванию образов. Автоматика и телемеханика, 1964, 25, № 6, 937—945 (РЖМат, 1965, 1В410)
 30. —, —, Об одном классе перцептронов. Автоматика и телемеханика, 1964, 25, № 1, 112—120
 31. —, —, Об одном классе перцептронов. В сб. «Теория и применение автоматических систем», М., Изд. «Наука», 1964, 145—153
 32. —, **Дронфорт Л. М.**, **Червоненкис А. Я.**, Некоторые вопросы самоорганизации распознающих устройств. В сб. «Теория и применение автоматических систем», М., Изд. «Наука», 1964, 172—177 (РЖМат, 1965, 3В336)
 33. **Варшавский В. И.**, **Семенова Т. Н.**, Обучение опознанию конфигураций формированием простейших признаков. В сб. «Принципы построения самообучающихся систем», Гостехиздат УССР, 1962
 34. —, —, Обучаемая программа для опознавания конфигураций. В сб. «Кибернетика и электронно-вычислительная техника», М.—Л. Госэнергоиздат, 1962, 27—40 (РЖМат, 1964, 7В585)
 35. —, **Соколовский В. А.**, О проблеме опознания конфигураций. В сб. «Кибернетика и электронно-вычислительная техника», М.—Л., Госэнергоиздат, 1962, 12—26 (РЖМат, 1964, 5В535)
 36. **Волгин Л. Н.**, К вопросу о создании обучаемых и самообучающихся систем автоматического управления, Изв. АН СССР, Техн. кибернетика, 1964, № 6, 81—84 (РЖМат, 1965, 6В325)
 37. **Волошин Г. Я.**, Преобразователь аналог-цифра для ввода речевых сигналов в ЭВМ. В сб. «Вычислительные системы». Вып. 10, Новосибирск, 1964, 46—57 (РЖМат, 1964, 10В400)

38. —, Спектральный анализ речевых сигналов с помощью ЭВМ. В сб. «Вычислительные системы», Вып. 10, Новосибирск, 1964, 20—40 (РЖМат, 1965, 2В540)
39. Восслер Ч., Ур Л., Моделирование на машине распознавания образов и образования понятий. В сб. «Проблемы бионики», М., Изд. «Мир», 1965
40. Гармаш В. А., О минимальном описании с помощью условной программной развертки, Радиотехника, 1960, № 10
41. —, Переверзев-Орлов В. С., Цирлин В. М., О квазитопологическом способе распознавания букв, Изв. АН СССР, Энерг. и автоматика, 1960, № 3, 180—182 (РЖМат, 1963, 1В330)
42. Гаррис Б., Вероятность из метода индукции как критерий распознавания образов, Тр. Ин-та радиоинженеров (русск. перевод), 1962, № 12
43. Глезер В. Д., Невская А. А., Серединский А. В., Цукерман И. И., Об опознании образов в зрительной системе. В сб. «Биол. аспекты кибернетики», М., Изд. АН СССР, 1962, 164—173 (РЖМат, 1963, 9В411)
44. Гликлих М. О., Автоматическое различение знаков по элементам их формы, В сб. «Читающие устройства», М., Изд. АН СССР, 1962, 21—26 (РЖМат, 1963, 7В507)
45. —, Крисилев А. Д., Поддубный Г. В., Вероятностный подход к построению блока синтеза в читающей машине, Автоматика и телемеханика, 1963, 24, № 11, 1514—1518 (РЖМат, 1964, 6В570)
46. —, —, —, Исследование надежности опознания знаков по статистическим данным анализа, Автоматика и телемеханика, 1963, 24, 8, 1090—1099 (РЖМат, 1964, 8В497).
47. Глушков В. М., К вопросу о самообучении в перцептроне, Ж. вычисл. матем. и матем. физ., 1962, 2, № 6, 1102—1110, (РЖМат, 1964, 6В575)
48. —, Об одном принципе построения универсального читающего автомата, Автоматика (на укр. языке), 1962, № 1, 55—65 (РЖМат, 1962, 10В367)
49. —, Теория обучения одного класса дискретных перцептронов, Ж. вычисл. матем. и матем. физ., 1962, 2, № 2, 317—335 (РЖМат, 1962, 11В432)
50. —, Грищенко Н. М., Стогний А. А., Алгоритм распознавания осмысленных предложений, В сб. «Принципы построения самообучающихся систем», Гостехиздат УССР, 1962
51. —, Ковалевский В. А., Рыбак В. И., Алгоритм обучения машины распознаванию простейших геометрических фигур. В сб. «Принципы построения самообучающихся систем», Гостехиздат УССР, 1962
52. —, —, —, Универсальная установка для исследования алгоритмов распознавания изображений. В сб. «Принципы построения самообучающихся систем», Гостехиздат УССР, 1962
53. Горелик А. Л., Скрипкин В. А., Об одном методе решения задачи классификации объектов или явлений. Изв. АН СССР. Техн. кибернетика, 1965, № 1, 58—64
54. Грановская Р. М., Ганзен В. А., Алгоритм для опознания контурных изображений В сб. «Вычисл. техн. и вопр. программирования». Вып. 3. Л., Ленингр. ун-т, 1964, 69—79 (РЖМат, 1965, 6В327)
55. Григорьян Ю. Г., Эксперименты на цифровой машине по распознаванию зрительных образов. Техн. кибернетика. Изв. АН СССР, 1964, № 2, 40—49 (РЖМат, 1964, 11В401)

56. Джозеф Р. Д., Предсказание характеристик перцептрона, Кибернетический сб., вып. 4, ИЛ, 1962
57. Елисеев В. К., Выбор типа эталонов для корреляционных читающих автоматов, В сб. «Кибернетика и вычислительная техника». Изд. «Наукова думка», 1964
58. —, Ковалевский В. А., Исследование алгоритма распознавания машинописных знаков, «Ж. вычисл. матем. и матем. физ.», 1962, 2, № 5, 902—911 (РЖМат, 1963, 11В529)
59. Зайцев В. Г., К вопросу автоматической обработки звуковой информации, «Кибернетика и вычислительная техника», Изд. «Наукова думка», 1964
60. —, Некоторые методы первичной обработки звуковой информации, В сб. «Кибернетика и вычислительная техника», Изд. «Наукова думка», 1964
61. Загоруйко Н. Г., Методика оценки информационной эффективности независимых параметров речевого сигнала, В сб. «Вычисл. системы», Вып. 10, Новосибирск, 1964, 13—19 (РЖМат, 1964, 12В422)
62. —, Об обмене устной информацией между человеком и вычислительными системами. В сб. «Вычисл. системы» Вып. 10. Новосибирск, 1964, 3—12 (РЖМат, 1964, 12В421)
63. —, Оценка предельного количества информации, содержащегося в распознаваемом сигнале. В сб. «Вычисл. системы», Вып. 14. Новосибирск, 1964, 39—43
64. —, Погрешности вычисления энергии и огибающей речевого сигнала на ЭВМ. В сб. «Вычисл. системы» Вып. 10. Новосибирск, 1964, 41—45 (РЖМат, 1964, 12В423)
65. —, Волошин Г. Я. Елкина В. Н., Автоматическое опознавание звуковых образов (обзор литературы). В сб. «Вычисл. системы», вып. 14. Новосибирск, 1964, 3—30 (РЖМат, 1965, 8В292)
66. Иванов А. З., Круг Г. К., Кушелев Ю. Н., Лецкий Э. Н., Свечинский В. Б., Обучающиеся системы управления, Тр. Моск. энерг. ин-та, 1962, вып. 44, 47—156 (РЖМат, 1963, 8В288).
67. Ивахненко А. Г., О преимуществах однорядных распознающих самообучающихся систем, Автоматика (на укр. языке), 1962, № 6, 10—19 (РЖМат, 1963, 8В430)
68. —, Самообучающиеся системы с положительными обратными связями. Справочн. пособие. Киев, АН УССР, 1963 (РЖМат, 1964, 4В295К)
69. Казмиерчак Х., Штайнбух А., Использование самоприспосабливающихся систем для распознавания образов, Зарубежная радиоэлектроника, 1965, № 1
70. Каментский Л. А., Лю К. Н., Построение с помощью цифровой вычислительной машины логики для распознавания различных печатных шрифтов, Зарубежная радиоэлектроника, 1963, № 9
71. Кириллов Н. Е., Фаткин Л. В., Эксперименты по опознаванию автоматами звуков речи, Вопр. психологии, 1962, № 3, 45—55 (РЖМат, 1963, 7В560)
72. Клещев В. В., Чекалин В. Г., Сравнительная оценка объемов однородных и многорядных распознающих систем, «Автоматика» (на укр. языке), 1963, № 4, 45—50 (РЖМат, 1964, 8В500)
73. Ковалевский В. А., Корреляционный метод распознавания изображений, Ж. вычисл. матем. и матем. физ., 1962, 2, № 4, 684—694 (РЖМат, 1963, 2В465)
74. —, Семеновский А. Г., Читающий автомат, основанный на анализе направлений. В сб. «Читающие устройства», М., Изд. АН СССР, 1962, 47—55 (РЖМат, 1963, 6В408)

75. Козинец Б. Н., Об одном алгоритме обучения линейного перцептрона, В сб. «Вычисл. техн. и вопр. программирования», Вып. 3, Л., Ленингр. ун-т, 1964, 80—83 (РЖМат, 1965, 6В323)
76. Козубовский С. Ф., Анализ перцептронов, Автоматика (на укр. языке), 1962, № 3, 91—97 (РЖМат, 1963, 3В485)
77. Лбов Г. С., Об ошибках классификации образов при неравных матрицах ковариации. В сб. «Вычислительные системы», Вып. 14. Новосибирск, 1964, 31—38
78. Левин И. Я., Некоторые вопросы теории опознания образов, Изв. АН СССР. Техн. кибернетика, 1964, № 2, 50—55 (РЖМат, 1964, 10В146)
79. —, Сапожников Л. Б., Об алгоритмах опознания, Автоматика и телемеханика, 1963, 24, № 6, 769—773 (РЖМат, 1964, 8В490)
80. Минг Куэй Ху, Математическая модель зрительного восприятия, В сб. «Проблемы бионики», Изд. «Мир», 1965
81. Митулинский Ю. Т., К вопросу опознавания цифровых символов, В сб. «Вопр. вычисл. техн.», Киев. Гос. изд-во техн. лит. УССР, 1961, 133—145 (РЖМат, 1963, 1В324)
82. Мясников Л. Л., Звуки речи и их объективное распознавание, Вестн. ЛГУ, 1946, № 3
83. —, Объективное распознавание звуков речи, Ж. техн. физ., 1943, № 13
84. —, О моделировании осязания посредством поверхностных ультразвуковых волн, Тр. ЛКИ, 1962, вып. 36
85. —, Физические исследования звуков русской речи, Изв. АН СССР. Сер. физ., 1949, № 6
86. Отхмезури Г. Л., О распознавании звуков речи с помощью самоорганизующейся системы с двумя положительными обратными связями, Автоматика (на укр. языке), 1964, № 2, 59—70 (РЖМат, 1964, 11В437)
87. —, О свойствах признаков и шестой положительной обратной связи, Автоматика (на укр. языке), 1963, № 2, 41—52 (РЖМат, 1964, 8В498)
88. —, О теоремах Розенблатта и системах типа перцептрон, Автоматика (на укр. языке), 1963, № 1, 10—13 (РЖМат, 1963, 11В516)
89. Петренко А. И., Свечников С. В., Основные направления в развитии читающих автоматов, Радиотехника, Изв. ВУЗ, 1961, № 3
90. Петров А. П., О возможностях перцептрона, Изв. АН СССР, Техн. кибернетика, 1964, № 6, 72—80 (РЖМат, 1965, 6В322)
91. Платт Д., Функциональная геометрия и восприятие формы мозаичными рецепторами, В сб. «Теория информации в биологии», ИЛ, 1960
92. Резников Г., Доулби Л., Распознавание частей речи английского языка с помощью вычислительной машины, Тр. Ин-та инж. по электротехнике и радиотехнике, 1963, № 7
93. Робертс Л. Д., Распознавание изображений при помощи приспособляющихся систем, Кибернетический сб., вып. 4, ИЛ, 1962
94. Розенблатт Ф., Обобщение восприятий по группам преобразований, Кибернетический сб., вып. 4, ИЛ, 1962; или в сб. «Самоорганизующиеся системы». Изд. «Мир», 1964
95. Романов В. П., Интегральные методы опознания. В сб. «Читающие устройства» М., Изд. АН СССР, 1962, 83—98 (РЖМат, 1964, 5В536)
96. Саплин М. С., Фотоэлектрическое устройство, воспринимающее цифровые печатные знаки, В сб. «Электронные вычислительные машины». Вып. 1, Гостехиздат, 1960
97. Себастьян Г. С., Процессы принятия решений при распознавании образов. Перев. с англ. Киев. «Техника», 1965
98. Соколов Е. Н., Вероятностная модель восприятия, Вопр. психологии, 1960, № 2

99. Соломонов В. Г., Захарова Л. В., Опознавание непрерывных функций. В сб. «Пробл. передачи информ». Вып. 15. М., Изд. АН СССР, 1963, 71—74 (РЖМат, 1964, 5В537)
100. Сочивко В. П., Непримитивные датчики систем автоматического управления. В сб. «Кибернетика и электронно-вычисл. техн.» М.—Л., Госэнергоиздат, 1962, 5—11
101. —, Об анализе изображений в задачах квазизрительного опознавания, Тр. ЛИАП, 1962, вып. 38
102. —, О корреляционном методе опознавания, Тр. ЛИАП, 1962, вып. 36
103. —, Опознающие устройства (обзор отечественной и зарубежной литературы), Судпромгиз, 1963
104. —, Синтез опознающих устройств (перцептронов) и физиология органов чувств. В сб. «Применение матем. методов в биол. № 2. Л., Ленингр. ун-т, 1963, 6, 7—72 (РЖМат, 1964, 4В565)
105. —, Электронные опознающие устройства. Изд. «Энергия», 1964
106. —, Тихонов Э. П., Векторный анализ изображений при радиально-круговом считывании, Тр. ЛИАП, 1962, вып. 38
107. Стирнс С. А., Метод создания логики опознавания образов, Зарубежная радиоэлектроника, 1961, № 3
108. Стоун Р. Б., Уайт Г. М., Выделение основного тона речевого сигнала при помощи цифрового коррелятора, Электроника (русск. перевод), 1963, № 47
109. Стрекалов Г. А., О применении комбинированного метода при распознавании образов, Тр. МЭИ, 1964, вып. 53.
110. Трапезников В. А., Кибернетика и автоматическое управление, Автоматика и телемеханика, 1962, 23, № 3, 279—288 (РЖМат, 1962, 10В203)
111. Файн В. С., К вопросу об опознании образов в сложных изображениях, Изв. АН СССР, Энерг. и автоматика, 1962, № 2, 162—163 (РЖМат, 1962, 11В428)
112. —, Об автоматизации ввода некоторых видов данных в вычислительную машину, Автоматика и телемеханика, 1961, 22, № 4, 536—538 (РЖМат, 1962, 2В502)
113. —, Об одной программе исследований в опознавании образов и о попытке определения понятия «сходство», Материалы семинаров «Проблемы расширения возможностей автоматов», Ин-т автоматикки и телемеханики, 1964, № 4
114. —, Опознавание пространственных объектов. В сб. «Проблемы передачи информации». Вып. 10. М., АН СССР, 1961, 49—56 (РЖМат, 1962, 12В465)
115. —, О количестве координатных описаний изображения в системах для опознавания видимых образов, «Энергетика и автоматика», Изв. АН СССР, 1960, № 2
116. —, О принципах построения машины для опознавания образов, Радиотехника, 1960, 15, № 3, 13—17 (РЖМат, 1961, 5В293)
117. —, О сокращенной записи абсолютных описаний изображений, Изв. АН СССР. Энерг. и автоматика, 1961, № 1, 171—179 (РЖМат, 1961, 10В299)
118. Фишер М. А., Методы распознавания образов, использующие гиперповерхности, Тр. Ин-та инж. по электротехн. и радиотехн. (русск. перевод), 1963, № 3
119. Фу К. Модель последовательных решений для оптимального опознавания. В сб. «Проблемы бионики». Изд. «Мир», 1965
120. Хайлимен В. Х., Линейно-решающие функции и их применение для распознавания образов, Тр. Ин-та радиоинженеров (русск. перевод), 1962, № 6

121. Харкевич А. А., О выборе признаков при машинном опознании, Изв. АН СССР, Техн. кибернетика, 1963, № 2
122. —, Опознание образов, Радиотехника, 1959, № 5
123. —, О принципах построения читающих машин, Радиотехника, 1960, 15, № 2, 3—9 (РЖМат, 1961, 2В253)
124. Ху Мин Куэй, Опознавание фигур при помощи инвариантных соотношений между моментами, Тр. Ин-та радиоинженеров (русск. перевод), 1961, № 9
125. Хэй Д. С., Мартин Ф. С., Уитмэен С. В., Перцептрон «Марк I», его конструкция и характеристики, Кибернетический сб., вып. 4, ИЛ, 1962
126. Цемель Г. И., Автоматическое (объективное) распознавание звуков речи, Зарубежная радиоэлектроника, 1961, № 4
127. —, К определению инвариантных признаков смычковых (взрывных) звуков по сигналам клиппированной речи, Энергетика и автоматика, Изв. АН СССР, 1959, № 4
128. —, Объективное распознавание ограниченного набора звуков и слов. В сб. «Пробл. передачи информации». Вып. 10, М., АН СССР, 1961, 57—62 (РЖМат, 1962, 5В573)
129. —, Повышение надежности объективного распознавания звуков речи введением переспроса. В сб. «Пробл. передачи информ.» Вып. 15. М., Изд. АН СССР, 1963, 77—79 (РЖМат, 1964, 9В437)
130. Чжоу С. К., Оптимальная система распознавания знаков с помощью решающих функций «Математика» Период. сб. переводов ин. статей, 1959, 3, № 1, 143—156 (РЖМат, 1961, 1В111)
131. Чистович Л. А., Применение статистических методов к определению фонетической принадлежности индивидуального гласного звука. В сб. «Вопросы статистики речи». Изд. ЛГУ, 1958
132. —, Классификация звуков речи при их быстром повторении, Акустический журнал АН СССР, 1960, вып. 3
133. —, Алякринский В. В., Абульян В. А., Временные задержки при повторении слышимой речи, Вopr. психологии, 1960, № 1
134. —, Кожевников В. А. и др. Речь. Артикуляция и восприятие. Изд. «Наука», 1965
135. Читающие устройства. Сб. статей (докладов на конференции по обработке информации, машинному переводу и автоматическому чтению текста). Изд. АН СССР, 1962
136. Шлизингер М. И., Опыты по моделированию системы «Альфа» с положительными обратными связями на вычислительной машине, Автоматика (на укр. языке), 1963, № 2, 82—86 (РЖМат, 1964, 8В499)
137. Экерс С. Б., Раттер Б. Х., Использование пороговой логики для распознавания образов, Зарубежная радиоэлектроника, 1964, № 6
138. Якубович В. А., Машины, обучающиеся распознаванию образов. В сб. «Методы вычислений» Вып. 2, Л., Ленингр. ун-т, 1963, 95—131 (РЖМат, 1964, 12В420)
139. Abramson N., Braverman D., Sebestyen G., Report on progress in information theory in the USA (1960—1963). Pattern recognition and machine learning. IEEE Trans. Inform. Theory, 1963, 9, № 4, 257—261 (РЖМат, 1965, 18405)
140. Biedsoe W. W., Browning I., Pattern recognition and reading by machine. Proc. EICC, 1959, December, 225—232
141. Braverman D., Learning filters for optimum pattern recognition. IRE Trans. Inform. Theory, 1962, 8, № 4, 280—285 (РЖМат, 1963, 4В495)
142. Charnes A., The geometry of convergence of simple perceptrons. J. Math. Analysis and Applic., 1963, 7, № 3, 475—481 (РЖМат, 1964, 10В401)

143. **Chow C. K.**, An experimental result on character recognition. *IEEE Trans. Electronic Comput.*, 1963, 12, № 1, 25 (PЖMar, 1963, 12B674)
144. —, A recognition method using neighbour dependence. *IRE Trans. Electronic Comput.*, 1962, 11, № 5, 683—690 (PЖMar, 1963, 10B418)
145. **Cooper D. B.**, **Cooper P. W.**, Adaptive pattern recognition and signal detection without supervision. *IEEE International Convention Record*, 1964, N T-1, part 1
146. —, —, Nonsupervised adaptive signal detection and pattern recognition. *Inform. and Control*, 1964, 7, № 3, 416—444 (PЖMar, 1965, 6B324)
147. **Denes P.**, The design and operation of the mechanical speech recognition. at University College London *J. Brit. Instn. Radio Engrs.*, 1959, 19, № 4, 219—229
148. **Dineen G. P.**, Programming pattern recognition. *Proc. WICC*, 1955, March
149. **Dressler R. F.**, **Wesner W.**, Error rates for two methods of statistical pattern recognition. *J. Assoc. Comput. Mach.*, 1964, 11, № 4, 471—480 (PЖMar, 1965, 5B329)
150. **Freeman H.**, **Gardner L.**, Apictorial jigsaw puzzles the computer solution of a problem in pattern recognition. *IEEE Trans. Electronic Comput.*, 1964, 13, № 2, 118—127 (PЖMar, 1965, 1B406)
151. **Gamba A.**, **Palmieri G.**, **Sanna R.**, Preliminary experimental results with PAPA no. 2. *Nuovo cimento*, 1962, 23, Suppl. № 2, 280—284 (PЖMar, 1964, 5B548)
152. **Gray K. B.**, Procedures for recognizing patterns subject to un known transformations. *IEEE Internat. Convention Record*, 1964, 12, № 1
153. **Highleyman W. H.**, Linear decision functions with application to pattern recognition. *Optical Character Recognition (Proc. Sympos. Optical Character Recognition, Washington, January 15—17, 1962)*
154. **Hu Ming-kuai**, Visual pattern recognition by moment invariants. *IRE Trans Inform. Theory*, 1962, 8 № 2, 179—187 (PЖMar, 1962, 10B364)
155. **Iullisz B.**, Visual pattern discrimination. *IRE Trans. Inform. Theory*, 1962, 8, № 2
156. **Kamentsky L. A.**, **Liu C. N.**, Computer-automated design of multi-font print recognition logic. *IBM J. Res. and Developm.*, 1963, 7, № 1, 2—13 (PЖMar, 1963, 9B400)
157. **Kanal L.**, **Slaymaker F.**, **Smith D.**, **Walker W.**, Basic principles of some pattern recognition systems. *Proc. Nat. Electron. Conf., Chicago, Ill.*, 1962, 279—295 (PЖMar, 1965, 1B409)
158. **Kazmierczak H.**, The potential field as an aid to character recognition. *Proc. Internat. Conf. on Informat. Processing, UNESCO, Paris*, June 1959
159. **Konheim Alan G.**, A geometric convergence theorem for the perception. *J. Soc. Industr. and Appl. Math.*, 1963, 11, № 1, 1—14 (PЖMar, 1964, 3B508)
160. **Marill T.**, **Green D. M.**, On the effectiveness of receptors in recognition systems. *IEEE Trans. Inform. Theory*, 1963, 9, № 1, 11—17 (PЖMar, 1963, 10B417)
161. —, —, Statistical recognition functions and the design of pattern-recognizers. *IRE Trans. Electronic Comput.*, 1960, 9, № 4, 472—477 (PЖMar, 1961, 9B368)
162. **Mishkin E.**, **Haddad R. A.**, Identification and command problems in adaptive systems. *IRE Trans. Automat. Control*, 1959, 4, № 2, 121—131

163. **Novikoff A.**, Integral geometry as a tool in pattern perception. Principles Self-Organiz. Oxford—London—New York—Paris, Pergamon Press, 1962, 347—368 (PKMar, 1962, 11B425)
164. —, On convergence proofs for perceptrons. Proc. Sympos. Math. Theory Automata, New York, N. Y., 1962, Brooklyn, N. Y., Polytechn. Press, 1963, 615—622 (PKMar, 1965, 1B414)
165. Optical Character Recognition. Edited by: George L. Fischer, Jr., Donald K. Pollock, Bernard Radack, Mary Elizabeth Stevens; Manufactured by McGregor Werner, Inc., 1962 (Proceeding of a Symposium on Optical Character Recognition, Washington, January 15—17, 1962)
166. **Palmieri G.**, Sanna R., A new PAPA machine. Nuovo simento, 1962, 23, Suppl. № 2, 266—275 (PKMar, 1964, 3B428)
167. **Partridge E. M.**, Jr, A linear vector recognition function. IRE Trans. Electronic Comput., 1962, 11, № 1, 88 (PKMar, 1963, 1B321)
168. **Rosenblatt F.**, Analytic techniques for the study of neural nets. 1962 Joint Automat. Control Conf., New York, New York, N. Y. 1962, 16/3 (PKMar, 1963, 9B457)
169. —, Perceptron simulation experiments. Proc. IRE, 1960, 48, № 3, 301—309 (PKMar, 1964, 3B503)
170. —, Principles of neurodynamics. Perceptrons and the theory of brain mechanisms. Buffalo, N. J., Cornell Aeronaut. Lab., Inc., 1961, 503 pp. ill. (PKMar, 1963, 6B405)
171. **Sackschewsky V. E.**, Oestreicher H. L., Pattern recognition as a problem in decision theory and an application to speech recognition. IEEE Trans. Milit. Electron., 1963, 7, № 2-3, 186—189 (PKMar, 1964, 8B487)
172. **Sebestyen G. S.**, Pattern recognition by an adaptive process of sample set construction. IRE Trans. Inform. Theory, 1962, 8, № 5, 82—91 (PKMar, 1963, 3B482)
173. —, Recognition of membership in classes. IRE Trans. Inform. Theory, 1961, 7, № 1, 44—50 (PKMar, 1962, 8B389)
174. **Steinbuch K.**, Frank H., Nichtdigitale Lernmatrizen als Perzeptoren. Kybernetik, 1961, 1, № 3, 117—124 (PKMar, 1962, 7B341)
175. **Taylor W. K.**, A parallel analogue reading machine. Control. 1960, 3, № 25, 95—99 (PKMar, 1961, 7B356)
176. —, Pattern recognition by means of automatic analogue apparatus. Proc. IEE, 1959, B106, № 26, 198—209
177. **Uffelmann M. R.**, CONFLEX I—a conditioned reflex system, IRE Internat. Convent. Rec., 1962, 10, № 4, 132—142 (PKMar, 1963, 8B429)
178. **Welch P. D.**, Wimpres R. S., Two multivariate statistical computer programs and their application to the vowel recognition problem. J. Acoust. Soc. America 1961, 33, № 4, 426—434 (PKMar, 1963, 12B642)