

СОВРЕМЕННОЕ СОСТОЯНИЕ ПРОБЛЕМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ
ОБРАЗОВ *)

Н.Г. Загоруйко

Одной из характеристик современного состояния проблемы распознавания образов является её быстрорастущая распространенность.

Действительно, методика распознавания применяется сейчас для автоматического чтения текстов, для ввода речевых сигналов в машины, в медицине, гидроакустике, ядерной физике, криминалистике, социологии, геофизике, палеонтологии, метеорологии и т.д.

Второй характерной чертой проблемы является большое многообразие методов решения задач распознавания. Такое разнообразие задач и методов при отсутствии единых критериев для сравнения алгоритмов и результатов решения конкретных задач может создать впечатление, что методы распознавания - это хаотическое нагромождение случайных алгоритмов, предназначенных для решения частных мало похожих друг на друга задач. Как показал недавно прошедший международный симпозиум по "Искусственному интеллекту", такое мнение бытует не только среди тех, кто, говоря их словами, "не провел в своей жизни ни одной гиперплоскости", но даже и среди тех, кто давно занимается реше-

*) Доклад, прочитанный на Всесоюзной конференции по Вычислительным системам в г. Новосибирске, в июне 1967 г.

нием задач распознавания.

Много было на симпозиуме разговоров о прошедшем "золотом веке" в распознавании, о "кризисе", неразберихе и т.д.

Но действительно ли нет возможности привести многообразие задач распознавания и методов их решения в какую-то систему? Нам кажется, что это не так. Посмотрим на задачи распознавания как на любые другие объекты, подлежащие классификации. Признаки, по которым будем классифицировать эти задачи, можно выбрать, например, следующие: S - алфавит объектов распознавания, X - пространство описания, D - правила принятия решений, P - допустимые потери.

Эти четыре элемента S, X, D и P присутствуют в том или ином виде в любой задаче распознавания образов.

В зависимости от того, что известно и что требуется найти, все задачи распознавания образов можно разделить на четыре типа:

1. Заданы элементы алфавита S , указаны признаки X , по которым эти элементы следует отличать друг от друга, и указана величина допустимых потерь P (например, в виде матрицы стоимости потерь или в виде допустимого среднего процента ошибок). Требуется найти решающую функцию δ_i из набора $D = \{\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_\ell\}$. Нам будет устраивать не любая решающая функция, удовлетворяющая условиям S, X, P , а только самая простая из возможных. Это позволит построить наиболее экономичный алгоритм распознавания. Если функцию сложности (стоимости) алгоритма обозначить через N , то решение должно удовлетворять условию

$$A_1 = \min N(D) / S, X, P = \text{const.}$$

Так формулируется задача I-го типа.

2. Заданными считаются S, X, D , т.е. известно, что, по каким признакам и по каким правилам нужно распознавать. Требуется найти величину ожидаемых потерь P . Из набора

$R = \{r_1, r_2, \dots, r_q\}$ возможных способов определе-

ния потерь мы будем выбирать самый экономичный (по затратам

машинных операций), например, чтобы минимизировать функцию сложности $N(D)$. Условие задачи II-го типа формируется так:

$$A_2 = \min N(D) / S, X, P = \text{const.}$$

3. К третьему типу относятся задачи поиска информативной системы признаков X . Заданными являются S, D и P . Как и раньше, будем стремиться к выбору наиболее простой системы $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, чтобы минимизировать функцию стоимости $N(X)$ измерения этих признаков. Отсюда

$$A_3 = \min N(X) / S, D, P = \text{const.}$$

4. Наконец, часто возникает необходимость установления исходной классификации S на множестве реализаций, заданных в пространстве признаков X (так называемые задачи "таксономии"). Кроме X , заданными являются решающие правила D и допустимые потери P (потери информации при перекодировке). Мы будем искать решение A_4 , удовлетворяющее уравнению.

$$A_4 = \min N(S) / X, D, P = \text{const.}$$

Это 4 основных типа простых задач распознавания. В практике чаще встречаются сложные задачи, в которых последовательно или одновременно нужно решать более чем одну простую задачу. Но об этом несколько позже. А сейчас рассмотрим состояние методов решения этих простых задач.

Задачи I-го типа (A_1)

Поиск правил принятия решений - это наиболее известная задача распознавания. Имеется 2 принципиально различных подхода к решению этой задачи. Первый основан на использовании строгого аппарата теории статистических решений. Минимальный полный класс оптимальных процедур объединен здесь общим названием "метод Байеса" [1]. Смысл метода состоит в том, что реализация относится к тому образу (гипотезе), апостериорная ве-

роятность которого в точке, отображающей эту реализацию, максимальна. При этом учитывается априорная вероятность появления данного образа и матрица стоимости ошибок распознавания.

Отличный от этого "метод последовательного анализа" предложил Вальд [2]. Если распределения генеральных совокупностей образов A и B в пространстве признаков перекрываются, то зона пересечения выделяется в самостоятельную область. При попадании реализации в эту область решения о принадлежности к тому или иному образу не принимается, а повторяется испытание. Результаты таких последовательных испытаний усредняются до тех пор, пока средний вектор не выйдет из зоны неопределенности или пока число испытаний не достигнет определенной величины ("усеченный" метод Вальда).

В более общем виде теория Вальда представляет собой теорию оптимального планирования эксперимента и годится для описания (правда, на очень абстрактном уровне) любых процедур принятия решения — как простых, так и сложных (многоступенчатых).

Вторым подходом к решению задач I-го типа является детерминистский подход. Обоснованием его служит тот факт, что в подавляющем большинстве случаев сведения о распределениях генеральных совокупностей и априорных вероятностях появления образов отсутствуют. А если так, то любой метод будет статистически нестрогим. Поэтому самым разумным в этих условиях, по мнению многих специалистов, будет рассмотрение ограниченной обучающей последовательности как генеральной совокупности. При этом ищется решение, которое, будучи ограниченным по сложности, давало бы минимум (часто — 0) ошибок на обучающей последовательности.

Среди детерминистских алгоритмов наибольший интерес представляют алгоритмы потенциальных функций [3], функций соседства [4], принадлежности [5], близости [6] и ряд других.

Эти 2 направления имеют принципиальные отличия, которые, однако, на практике часто нивелируются. Статистический метод мы обычно не можем применять в чистом виде из-за ограниченности выборки. Аппроксимации, которые обычно используются в таких ситуациях, — это уже прозвон, эвристика. С другой стороны, многие детерминистские алгоритмы при увеличении объема выборки дают решения, приближающиеся к оптимальным статистическим.

Центральной проблемой в задачах I-го типа является проблема формализации процедур построения решающих функций по конечной (часто — малой) выборке, установление понятия оптимальности таких процедур, критериев для сравнения различных решающих правил.

Задачи II-го типа (A_2)

Часто это вспомогательная задача к задаче A_1 : действительно ли при выбранном решающем правиле δ_c потери не превышают заданной величины P ? Выбор метода определения потерь при известных законах распространения — это в основном вопрос техники и практических удобств. Иногда используют непосредственное интегрирование плотности вероятности в областях, ограниченных решающими функциями. Но при сложной форме этих функций и при большой размерности пространства задача становится слишком громоздкой. Тогда прибегают к моделированию разного вида, иногда предварительно преобразовав пространство признаков, чтобы упростить вид распределения гипотез [7].

Принципиальную же трудность представляет проблема выработки суждения об ожидаемых потерях при неизвестных законах распределения и ограниченном объеме контрольной выборки. При этом можно получить оценку, никак не связанную с истинной оценкой, т.е. как завышенную, так и заниженную. Культура оценки возможностей распознающих автоматов пока еще очень низка. Нередко можно прочесть или услышать сообщение о том, что некий автомат распознает без единой ошибки, скажем, 600 устных команд, и при этом не считают нужным оговаривать, что это было всего 10 разных команд, произнесенных 60 раз одним и тем же диктором.

Важной практической проблемой является унификация тестового материала для испытания автоматов, предназначенных для решения одних и тех же задач. Без единых тестов нельзя сравнивать между собой автоматы.

Задачи III-го типа (A_3)

Это очень важные и трудные задачи выбора и оценки системы информативных признаков ("языка описания"). Настолько важные и сложные, что некоторые склонны считать их единственными задачами распознавания, достойными внимания. В методы оценки ин-

формативной эффективности признаков привнесено многое из теории передачи сигналов по линиям связи. Привлечение развитого аппарата теории информации способствовало тому, что многие задачи III-го типа ставятся и решаются с математической точки зрения достаточно корректно. Однако неучет отличий задач распознавания от задач передачи сигнала по линии связи привел к ряду недоразумений. Вот некоторые из них.

Долгое время считалось (некоторыми и до сих пор), что коррелированность между собой признаков это явление сугубо отрицательное. Считалось, что информативные сами по себе, но сильно коррелированные признаки могут образовать малоинформативную систему. Это справедливо, если речь идет о передаче сигнала, отражающего множество всех образов как единого целого. Но это не имеет смысла в задачах распознавания образов. Более важную роль играет корреляция признаков для каждого образа в отдельности. В зависимости от характера этой корреляции информативность системы может быть как больше, так и меньше суммы информативностей каждого признака в отдельности. Впервые это четко осознал, пожалуй, А.Г. Француз [8].

Второй пример предрассудка той же природы. В теории информации есть понятие оптимального описания функций, удовлетворяющих некоторым (не жестким) ограничениям. Устанавливается некоторый критерий (например, среднеквадратичной ошибки) и ищется наиболее экономичное описание, удовлетворяющее этому критерию. Такое описание оптимально, так сказать, на все случаи жизни. В задачах же распознавания оптимального описания, вне зависимости от алфавита объектов распознавания, не существует. Попробуем найти оптимальное описание звука "О". При распознавании "О" и "А" потребуется довольно точное описание спектральной плотности этих сигналов. Если же нужно будет отличать "О" от "С", то ближе к оптимальному будет, например, средняя частота перехода сигнала через ноль, а "О" от "В" — средний уровень громкости и т.д. Серую мышь от белой можно отличать по цвету, а серую мышь от слона предпочтительнее — по весу.

Проблемы в задачах A_3 связаны с проверкой достаточности и необходимости конкретных систем признаков. Достаточными являются любые системы, удовлетворяющие условиям S , D , D , а необходимыми — достаточные системы минимальной сложности (стоимости). Большую трудность представляет поиск необходимой

системы среди всех достаточных. Их число бывает большим и заранее не известным. Если предположить, что из исходной системы m признаков будет необходимо лишь n признаков

$(k \leq n \leq m)$, то нужно рассмотреть $\sum_{n=k}^m C_m^n$ систем.

Достаточно напомнить, что $C_{50}^{20} \approx 10^{13}$.

Существует ряд алгоритмов сокращения перебора при выборе наиболее информативного подпространства признаков. Можно отметить алгоритм Мерила и Грина [9] (последовательное поэтапное исключение наименее ценных признаков) и алгоритм Ю.И. Барабаша [10] (последовательное добавление, начиная с одного, наиболее ценных признаков). Идеи, лежащие в основе этих алгоритмов, близки: похожи они и по затратам машинного времени, но, как показал Г.С. Лбов, киевский алгоритм дает решения более близкие к оптимальным. Наиболее интересным, пожалуй, является метод СПА, разработанный Г.С. Лбовым [11].

Большой интерес представляет оценка веса признаков в системе, его относительная информативность. Ю.И. Журавлевым, А.Н. Дмитриевым и Ф.П. Кренделевым [12] принцип определения веса двоичных признаков сформулирован так: тот признак более важен, который вошел в большее число тупиковых матриц (т. е. в большее число минимальных достаточных наборов признаков). Для признаков с числом градаций большим, чем 2, вес признака может быть найден на основании некоторого видоизменения метода СПА: вес признака пропорционален вероятности попадания признака в систему размерности n ($n < m$), найденную алгоритмом СПА к концу его работы.

Очень важным и пока никак не решенным является вопрос о задании исходной системы признаков. Сейчас она задается по интуиции или методом случайных проб. Из выбранной таким путем исходной системы потом выбирается тем или иным формальным путем более экономичная и наиболее информативная подсистема описания образов. Сам же процесс задания исходной системы никак не формализован. Бытует мнение, что нужно задавать все, что только можно заподозрить в информативности. Но это верно только в принципе. На практике же чрезмерное раздувание исходной системы признаков не безвредно из-за того, что степень представительности выборки одного и того же объема обратно пропорциональна размерности пространства признаков. Добавление

признаков при малой обучающей выборке может не только не улучшить, но даже ухудшить качество обучения устройства.

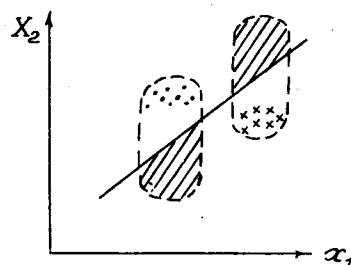


Рис. 1.

На примере рис. 1 видно, что при малой выборке использование X_1 гораздо лучше, чем системы $\{X_1, X_2\}$. Разумеется, при неограниченной выборке, добавление признака, даже не несущего никакой информации, не может ухудшить качество распознавания. Отсюда ясно, что вопрос о представительности выборки для оценки информативности системы так же, как и в предыдущих задачах, является весьма актуальным [13, 14].

Задачи IV типа (A_4)

Задачи таксономии ("исходной классификации", "статификации", "самообучения", "обучения без учителя") имеют широкое поле применения в различных науках.

Дальше будет показано, как алгоритмы таксономии используются в сложных системах распознавания (так сказать, "для внутренних целей").

А сейчас отметим только несколько моментов. Принципиально отличаются разные алгоритмы таксономии видом образов, на которые делится исходное множество реализаций. Ряд алгоритмов выделяют образы, отделяющиеся друг от друга линейными решающими функциями [15, 16]. Другие позволяют выделять образы произвольной формы [17, 18, 19].

Мы обнаружили, что человек обычно пользуется наиболее простыми решающими функциями: в многомерном пространстве он использует только гиперплоскости, расположенные параллельно осям координат. Если же он видит картину расположения точек на плоскости, то он может провести границу любой сложности. Можно наделить машину способностью выделять таксоны и в многомерном

пространстве. Это превзойдет способности человека в таксономии, но одновременно превзойдет его способности и к восприятию полученных результатов. Поэтому эти сложные алгоритмы целесообразно использовать для "машинного употребления". Таксономия же для использования непосредственно человеком не должна быть очень сложной.

Второй важный вопрос — существует ли оптимальная "объективная" таксономия, т.е. классификация, не зависящая от воли исследователя и целей исследования?

Таксономия — это группировка отдельных реализаций, усреднение их характеристик. Следовательно, процесс таксономии всегда сопровождается потерей информации. Оптимальной будет таксономия, которая дает минимальное число образов при условии, что сохранившейся после такого усреднения информации будет достаточно для целей данной конкретной задачи. Таксономия на все случаи жизни — это объединение реализаций абсолютно различных в пространстве существенных признаков. Для конкретной цели такое тривиальное решение не оптимально, следовательно, вне цели оптимальной таксономии нет. Субъективность таксономии определяется, кроме цели, еще и выбором признаков и заданием веса этим признакам. Так что всякая таксономия целенаправленна и субъективна.

"Самообучение" имеет место тогда, когда задан способ группировки ("максимальные связи внутри группы и минимальные связи между группами"), но не указано, для какой конкретной цели эта группировка делается, т.е. что от чего нужно будет отличать в терминах этих групп. Для каждого конкретного приложения такое "обучение без учителя" имеет приблизительно ту же ценность, что и "обучение без ученика".

Таксономические критерии (близость, связность и т.д.) задаются пока чисто формально. Представляет интерес изучение "человеческих" аналогов этих критериев.

Сложные системы

Рассмотрим многоуровневую систему распознавания (см. рис. 2)

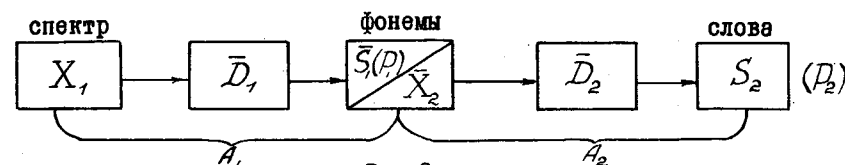


Рис. 2.

С какого рода задачами мы можем здесь столкнуться? Может оказаться, что заданными будут X_1 , S_2 и P_2 , а все остальные элементы нужно найти. При этом в автомате A_1 надо найти 3 из 4 основных параметров, в A_2 - 2 из 4. В каждый данный момент имеется только один из них. Например, чтобы найти D_1 , нужно зафиксировать S_1 и P_1 . Для нахождения S_1 надо зафиксировать D_1 , P_1 и т.д.

Усложнение алфавита S_1/X_2 может упростить классификатор D_2 , и наоборот. Следовательно, критерий удачности решения состоит в оценке сложности (стоимости) устройства в целом, а не его отдельных частей. Отсутствие критериев оценки отдельных частей задачи очень усложняет её. Большой интерес представляет проблема организации перебора: с поиска каких элементов начинать, на каком этапе переходить к поиску других элементов и можно ли достичь абсолютного минимума сложности системы?

Как использовать избыточность S_1 для повышения надежности распознавания S_2 ? Ответ на последний вопрос найден в работе Г.А. Володина [20]. При использовании информации и вероятности сочетаний элементов S_1 методами анализа сетевых графиков или марковских цепей удается резко повысить надежность распознавания элементов S_1 , а отсюда и S_2 . Можно подойти к вопросу избыточности и надежности с другой стороны: задаваясь P_2 для S_2 и зафиксировав D_2 , найти минимальный достаточный набор элементов S_1 . Нами найдено два решения такой задачи. Одно из них предполагает вычеркивание лишних элементов [21], а другое - объединение мелких элементов в группы и минимизацию как числа таких групп, так и ожидаемого количества ошибок при распознавании этих групп [22]. При этом найдена возможность учесть ошибки распознавания мелких элементов и ошибки членения потока сообщения на эти элементы. Группировка мелких элементов осуществляется разновидностью алгоритма таксономии, причем, так как таксоны предназначены для внутреннего, машинного использования, их форма может быть любой, "искусственной" с точки зрения человека. Решение задачи таксономии в сложной системе единственно. Оно определяется параметрами X_1 , видом решающих функций D_1 и D_2 и допустимыми потерями P_2 . Эти величины играют роль "учителя".

Интересна возникающая в сложных системах задача объеди-

нения отдельных признаков в комплексы (в медицине такие комплексы называются "синдромами"). Одними из первых в этом направлении являются работы Р.Е. Бунера [23], М.М. Бонгарда, Ш.А. Губермана [24], связанные с программой "Коре-III".

Следовательно, в сложных системах распознавания, в отличие от простых, мы сталкиваемся с целым классом новых специфических проблем: проблемой организации процедуры решения таких задач, проблемой критериев для оценки качества решения, языковыми проблемами (языком и грамматикой описания) и т.д.

Большой интерес представляет и более общий вопрос: какова природа иерархических систем распознавания? Известно, что никакое функциональное преобразование исходного сигнала не увеличивает количества информации. Если используется оптимальное решающее правило, то надежность не может повышаться, какие бы преобразования мы ни делали. Может быть, смысл много-ступенчатых систем состоит в том, что в результате преобразований на каждом уровне удается пользоваться простыми решающими правилами, т.е. переносить тяжесть проблемы с классификаторов на рецепторы? У нас делаются сейчас попытки ответить на этот вопрос.

Специалистами в области распознавания сейчас хорошо осознан тот факт, что при проектировании распознающего автомата B мы пытаемся моделировать автомат A , заведомо справляющийся с данной задачей распознавания. Несовпадение результата решения одной и той же задачи автоматами A и B считается ошибкой работы автомата B . Формально нет необходимости требовать сходства внутренних структур этих автоматов. Часто это даже не целесообразно, т.к. автомат A часто решает более сложные задачи, чем ставятся перед автоматом B , и поэтому полностью скопированная с автомата A структура будет для автомата B избыточной. Так что в области распознавания речевых сигналов, если ставится задача распознавания нескольких слов или нескольких резко отличных друг от друга эмоциональных окрасок, или опознавания небольшого числа дикторов по голосу, то может оказаться, что копировать следует слуховой анализатор не человека, а какого-нибудь более простого живого существа. Но с более сложными задачами распознавания речи никто, кроме человека, не справляется, поэтому исследование структуры и функционирования анализаторов человека для раз-

работчиков сложных устройств распознавания не только целесообразно, но и неизбежно.

Исследованию механизмов распознавания образов человеком сейчас уделяют большое внимание физиологи и психологи. Анализаторами много занимаются в Советском Союзе в Институте физиологии им. Павлова (группы Л.А.Чистович, В.А. Коженикова и

Г.В.Гершуни-слуховыми анализаторами, В.Д.Глезера-зрительными) в Акустическом институте (группа Н.А. Дубровского) и в ряде других мест. Слабо пока еще поставлены у нас исследования по психофизическому шкалированию. В этой области работают, пожалуй, только В.И. Галунов и Л.А. Чистович.

Выше отмечалось, что одних и тех же результатов распознавания можно достичь, перераспределяя ресурсы между рецептором и классификатором. Как эти ресурсы распределены у человека? По нашим данным человек обычно использует самые простые решающие функции [25]. В многомерном пространстве признаков это обычно гиперплоскости, параллельные координатным плоскостям. Если это так, то своим уникальным способностям распознавать образы человек в основном обязан совершенству рецепторов. Этот факт, с одной стороны, может способствовать правильной концентрации усилий физиологов, а с другой - позволяет сформулировать некоторый новый класс задач (условно их можно назвать "обратными"), например задачу нахождения сопоставимых масштабов измерения признаков различной природы; если мы будем знать принадлежность множества реализаций к некоторым образам, то, зная характер человеческих решающих функций, можно будет определить и характеристики человеческого пространства признаков, в частности, относительный вес отдельных признаков на разных участках их абсолютных значений (например, в задачах социологии сравнивать между собой климат, зарплату, общественный престиж профессии и т.д.)

Заканчивая вопросы методики, хотелось бы напомнить о наиболее важных методологических проблемах, ждущих своего решения. Это

1. методика разработки сложных систем распознавания образов (о содержании этой проблемы говорилось выше);

2. методика решения "некорректных" задач распознавания (в которых требуется найти одновременно более чем 1 из 4 основных параметров, например, признаки и таксоны);

3. методика решения задач при ограниченной длине обуча-

ющей и контрольной последовательностей, выработка критериев для оценки решений таких задач при разной степени представительности выборки;

4. методика задания исходной системы признаков.

Несколько слов следует сказать о технических средствах распознавания образов. В настоящее время большинство алгоритмов распознавания моделируется на универсальных цифровых машинах. Опыт использования ЭВМ показывает, что на современных машинах из-за малой пропускной способности их устройств ввода данных, низкого быстродействия и малого объема оперативной памяти можно решать только очень простые задачи распознавания, т.е. задачи с малым числом образов в пространстве малой размерности при малом числе реализаций.

Для решения задач распознавания требуется обычно большое время. Между тем имеются задачи (например, задачи обнаружения целей), решение которых нельзя растягивать во времени, т.е. нужно решать в "реальном времени". Для их решения нужны другие технические средства.

Одним из наиболее перспективных направлений здесь будет путь использования однородных универсальных вычислительных систем, которые являются главным предметом обсуждения на данной конференции.

Как показал анализ, задачи распознавания очень легко поддаются распараллеливанию на большое число частей. Так обстоит дело при вычислении спектральных характеристик, при выборе системы информативных признаков, на этапе принятия решения. Следовательно, вычислительные системы могут с успехом использоваться для решения задач распознавания.

Среди специализированных распознающих машин особое место занимают так называемые машины типа "Персептрон".

Идеальной структурой для реализации самообучающихся, адаптирующихся машин является вычислительная среда - один из главных предметов обсуждения на этой конференции. Поэтому идеи вычислительных систем и вычислительных сред, предложенные Э.В. Евреиновым и Ю.Г. Косаревым [26], должны привлечь большее внимание специалистов в области распознавания.

С другой стороны, высокопроизводительные системы будут неэффективными без устройств ввода информации, моделирующих человеческие анализаторы. Это создает предпосылки для тесного сотрудничества специалистов в области перспективных средств

вычислительной техники и в области распознавания образов.

В заключение следует сказать о приложениях методики распознавания для решения конкретных задач.

По-прежнему основное внимание привлекает распознавание изображений (букв, цифр) и звуковых сигналов.

В области медицины, кроме диагностики болезней сердца (это делается в Институте имени Вишневецкого в Москве, в нашей и ряде других лабораторий), ставятся задачи ранней диагностики рака (А.Греселли в Италии).

В геологии методы распознавания применяются для поиска нефти и других полезных ископаемых (Ш.А. Губерман и др. в Москве, Ю.И. Журавлев и др., и Ю.А. Воронин и др. в Новосибирске).

Алгоритмы таксономии применены нашей лабораторией для установления исходной классификации в палеонтологии и минералогии [15].

Киевскими специалистами (Б.В. Варским, В.С. Кириченко и др.) делаются попытки применения методов распознавания для прогноза погоды, а Ю.П. Дробышевым (Новосибирск) для предсказания землетрясений по характеру сейсмической активности. Распознавание следов взаимодействия ядерных частиц в пузырьковой камере делается в СССР, США (Иден), Индии (Нарисимхан).

В области криминалистики делаются попытки автоматизировать распознавание человека по почерку (Якубович и др.), по голосу (Рамизвили и др.), по отпечаткам пальцев.

Интересные возможности открываются для применения методов распознавания образов в социальных исследованиях, в частности в социологии, социальной психологии и демографии [27]. Задачи поиска системы информативных признаков, определения относительной значимости этих признаков и задачи таксономии (стратификации) охватывают большую часть проблем социальных исследований. Работы в этом направлении ведутся у нас совместно с институтом экономики СО АН СССР и проводятся еще в ряде мест.

Большое значение имеют методы распознавания в радиолокации, гидроакустике и других специальных областях. По данным американской фирмы "Хонивелл", разработавшей систему "Паттерн" - (метод установления важности систем и научных проблем) [28] для достижения целей нации, связанных с исследованием космоса, проблема обнаружения и распознавания стоит на первом месте из семнадцати наиболее важных проблем. В числе конкурентов этой проблемы были такие проблемы, как средства доставки, средства

поражения и т.д. Несмотря на это, её относительный вес - 0,22, в то время как общий вес остальных 16 - 0,78.

Можно ожидать, что большое теоретическое и прикладное значение проблемы распознавания образов и интенсивное развитие высокопроизводительных средств вычислительной техники приведет в скором времени к появлению результатов большой практической ценности.

ЛИТЕРАТУРА

1. Т.Андерсон. Введение в многомерный статистический анализ. Перевод с англ. М., Физматгиз, 1963.
2. A.Wald. Sequential analysis, John Wiley and sons, New York, 1947.
3. М.А. Айзерман, Э.М. Браверман, Л.И. Розоноэр. Теоретические основы метода потенциальных функций в задаче об обучении автоматов разделению входных ситуаций на классы. - Автоматика и телемеханика, 1964, т. XXV, № 6, стр. 917-936.
4. Г. Себастиан. Процессы принятия решений при распознавании образов. Пер. с англ. Киев, Изд-во "Техника", 1965.
5. И.Т. Турбович. Об оптимальном методе спознания образов при взаимнокоррелированных признаках. Опознание образов. Теория передачи информации. АН СССР, ИППИ, М., Изд-во "Наука", 1965.
6. А.Г. Француз. Распознавание образов с использованием "функции близости". - Доклад на Всесоюзном симпозиуме по распознаванию образов. М., июнь, 1965.
7. Г.С. Лбов. Об ошибках классификации образов при неравных матрицах ковариации. - Вычислительные системы, Новосибирск, Изд-во "Наука" Сибирское отделение, 1964 г., вып. 14.
8. А.Г. Француз. Доклад на научном семинаре по проблеме автоматического распознавания образов, ИВАНУ, Киев, 1964.

9. Marill T., Green D.M. On the Effectiveness of Receptors in Recognition Systems. JET Trans., JT -9, N 1, 1963.
10. Ю.Л. Барабаш и др. Автоматическое распознавание образов. Изд-во КВАНУ, Киев, 1963.
11. Г.С. Лбов. Выбор эффективной системы зависимых признаков. - Вычислительные системы, Новосибирск, Изд-во "Наука" Сиб.отд., 1965, вып. 19.
12. Ю.И. Журавлев, А.Н. Дмитриев, Ф.П. Кренделев. О математических принципах классификации предметов и явлений. Дискретный анализ, Новосибирск, Изд-во "Наука", Сиб. отд., 1966, № 7.
13. Б.М. Курилов. Получение достаточных характеристик при распознавании образов. - Вычислительные системы, Новосибирск, Изд-во "Наука", Сиб. отд. 1966, вып. 2.
14. Г.С. Лбов. О представительности выборки при выборе эффективной системы признаков. Вычислительные системы, Новосибирск, Изд-во "Наука", Сиб. отд., 1966, вып. 22.
15. Е.А. Елкин, В.Н. Елкина, Н.Г. Загоруйко. О применении методики распознавания образов к решению задач палеонтологии. - Доклад на Всесоюзном совещании по применению математики в геологии. Новосибирск, 1965.
16. М.И. Шлезингер. О самопроизвольном различении образов. - Читающие автоматы, Изд-во "Наукова думка", Киев, 1965.
17. В.Н. Елкина, Н.Г. Загоруйко. Об алфавите объектов распознавания. - Вычислительные системы, Новосибирск, Изд-во "Наука", Сиб. отд. 1966, вып. 22.
18. Э.М. Браверман. Метод потенциальных функций в задаче обучения машины распознаванию образов без учителя. - Автоматика и телемеханика. 1966, № 10.
19. А.А. Дорофеев. Алгоритмы обучения машины распознаванию образов без учителя, основанные на методе потенциальных функций. Автоматика и телемеханика, 1966, № 10.
20. Г.Я. Волошин. Об использовании языковой избыточности для повышения надежности автоматического распознавания речевых сигналов. - Данный сборник, стр. 21-48.
21. В.Н. Елкина, Н.Г. Загоруйко. Об алфавите объектов распознавания. - Вычислительные системы, г. Новосибирск, 1966, вып. 22.
22. Н.Г. Загоруйко, В.Н. Елкина. Алфавит с минимальной избыточностью. - Данный сборник, стр. 49-57.
23. Bonner R.E. "Logical Pattern" Recognition Program. JSMJ. Res. and Develop., 1962, v. 6, VII, N3, p. 353.
24. М.М. Бонгард, М.Н. Баинцвайг, Ш.А. Губерман, М.Л. Извекова, М.С. Смирнов. Опыт использования обучающейся программы для выявления нефтеносных пластов. Материалы семинаров ИАТ, т. 5, 1964.
25. Н.Г. Загоруйко. Какими решающими функциями пользуется человек? - Данный сборник, стр. 69-78.
26. Э.В. Евреинов, Ю.Г. Косарев. Однородные универсальные высокопроизводительные вычислительные процессы. М., Изд-во "Наука", 1966.
27. Н.Г. Загоруйко, Т.И. Заславская. Распознавание образов в специальных исследованиях. - Вопросы философии (в печати).

Поступила в редакцию
21.VII.1967г.