

КЛАССИФИКАЦИЯ ЗАДАЧ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

Н.Г. Загоруйко

Круг задач, решаемых методами распознавания образов, стремительно расширяется. Появляется большое количество работ, в которых описываются задачи распознавания (именуемые также задачами "опознавания", "узнавания", "опознания", "классификации", "прогнозирования", "диагностики" и т.д.) из различных областей приложения, решаемых с помощью большого набора разных алгоритмов. Было бы хорошо иметь некоторую классификацию задач распознавания и указатель алгоритмов, пригодных для решения задач того или иного типа. В данной работе делается попытка предложить такую классификацию.

Введем некоторые определения.

П о д о б р а з о м будем понимать наименование множества объектов или явлений материального мира, параметры которых объединяются воспринимающей системой по определенным правилам в фиксированную группу. **П а р а м е т р о м** здесь названо количественное описание того или иного свойства (признака) исследуемого предмета или явления.

В геометрической интерпретации под образом понимается односвязная область в n -мерном выборочном пространстве, вдоль координатных осей которого отложены значения параметров. Описание этой области называется эталоном, а отдельная точка в ней называется **р е а л и з а ц и е й** образа.

Перечень фиксированных областей, на которые разделено выборочное пространство, называется **а л ф а в и т о м** объектов рас-

познавания (или алфавитом образов) [1].

При проектировании распознающего автомата B обычно имеется в виду автомат A , характеристики которого должны быть с той или иной степенью точности воплощены в автомате B [2]. Часто в роли автомата A (образца для подражания) рассматривается человек. Критерии для оценки правильности выбора алфавита и надежности распознавания автоматом B вырабатываются в результате анализа целевого назначения и характеристик автомата A .

Вначале проведем деление задач на параметрические и вероятностные.

Задачи параметрического типа характеризуются следующим. В любой точке выборочного пространства автомата B априорная вероятность появления равна 1 для одного образа и 0 — для всех остальных образов, подлежащих распознаванию. Это позволяет автомату B безошибочно ("с точки зрения" автомата A) относить предъявленную реализацию к тому или иному образу с помощью простых устройств типа дешифратора. Примером задач параметрического типа могут служить многие задачи из области технической диагностики.

Если же в одной и той же точке выборочного пространства автомата B могут отражаться реализации, относимые автоматом к различным образам, то решения о принадлежности реализации к тому или иному образу, выносимые автоматами B и A , не всегда будут одинаковыми. То же решение, которое принимается автоматом A , автомат B будет принимать с вероятностью меньше единицы. Задачи распознавания, характеризующиеся такими "перекрывающимися" распределениями образов, будем относить к задачам вероятностного типа. Мы будем рассматривать задачи главным образом этого типа.

Для дальнейших шагов классификации необходимо рассмотреть структуру распознающих автоматов.

Всякое распознающее устройство состоит из блока измерения параметров (рецептора), блока принятия решений (классификатора) и блока исполнительных устройств (эффектора) (см. рис. 1 а).

Рецептор измеряет значения параметров реализации образа. Классификатор в соответствии с определенными правилами указывает, какой области выборочного пространства принадлежит эта точка — реализация. Результат решения классификатора воплощается эффектором в определенное действие (зажигается лампочка на табло, нажимается клавиша пишущей машинки, включается двигатель и т.д.).

Такая грубая модель распознающего устройства редко соответствует действительности. Обычно бывает трудно расчленить автомат на рецептор, классификатор и эффектор. Чаще всего распознающий автомат представляет собой цепочку более простых автоматов, каждый из которых имеет некий эквивалент рецептора, классификатора и эффектора. Так, например, можно представить себе алгоритм распознавания устных слов, состоящих из следующих блоков (рис. 1, б):

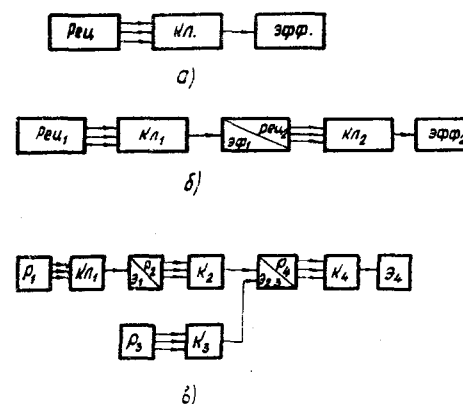


Рис. 1. Блок-схемы распознающих устройств.

В процессе звучания слова рецептор измеряет некоторые параметры речевого сигнала. По истечении определенного промежутка времени, соотносимого, например, со слогом, классификатор определяет принадлежность этого участка речи к тому или иному слогу. Подобная процедура повторяется до конца звучания слова. Затем автомат, используя промежуточные решения относительно слогов, определяет, какому из слов, имеющихся в его алфавите, принадлежит данная последовательность слогов. Такой алгоритм моделирует два последовательно работающих распознающих автомата; рецепто -

ром первого является устройство, измеряющее текущие значения параметров речевого сигнала. В пространстве этих параметров классификатор выделяет замкнутые области, называемые "слогами". Автомат (его эффектор) фиксирует в виде определенного сигнала решение классификатора о принадлежности реализации к данному слогу. По окончании слова вступает в действие второй распознающий автомат. Его рецептор анализирует сигналы на выходе эффектора первого автомата. Выборочным пространством второго автомата служит пространство слогов. Часто такое пространство называют пространством "вторичных" признаков. Классификатор в этом пространстве определяет область, называемую "словом". Эффектор второго автомата сигнализирует о том, какое слово распознано.

Анализ структуры разработанных к настоящему времени распознающих устройств позволяет выделить в них достаточно сложную сеть таких простых автоматов, каждый из которых работает в своем выборочном пространстве, по своим правилам принятия решения и со своим алфавитом (рис. I в). В частности, используемые в устройствах нормализаторы (уровня громкости, темпа речи и т.д.) тоже могут рассматриваться в качестве элементарных распознающих автоматов.

Облегчение условий работы одних элементарных автоматов обычно приводит к усложнению задачи для остальных. Поэтому для оценки эффективности того или иного преобразования сигнала в процессе распознавания необходимо рассматривать изменение (например, упрощение) не отдельного элементарного автомата, а распознающего устройства в целом. В связи с этим, многие распознающие устройства следует относить к "сложным системам" [3], полный анализ которых невозможен при расчленении их на составные части. Однако из-за недостаточной мощности современных средств анализа заведомо сложные системы приходится расчленять на части и рассматривать эти части независимо друг от друга.

Будучи расчлененной на части, проблема распознавания образов может быть представлена следующими вопросами:

1. Какие элементы алфавита (S) устройство в целом должно отличать друг от друга (Что распознавать?).

2. На какие свойства (X) предметов или явлений следует обращать внимание? (Что измерять?).

3. По каким правилам (δ) следует принимать решение о принадлежности реализации к тому или иному элементу алфавита (образу)?

4. К каким потерям (R) приведут ошибки распознавания, которые может допустить проектируемый автомат B ?

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 R (например, в виде матрицы стоимости потерь или в виде допустимого процента ошибок). Требуется найти такое решающее правило δ , которое, будучи максимально простым и дешевым при его реализации в виде машинного алгоритма или специального устройства, обеспечивало бы распознавание элементов S в пространстве X с потерями, не превышающими R .

Этот тип задач (обозначим его " SXR, δ ") является наиболее распространенным.

2. Указаны элементы алфавита S , признаки X и решающие функции δ . Нужно определить ожидаемые потери R . Задачи этого типа (" $SX\delta, R$ ") часто рассматриваются как вспомогательные, например для проверки того, выполнены ли исходные условия задачи I-го типа (т.е. действительно ли при данном δ величина потерь R не превышает заданной).

3. Заданы элементы S , тип решающих функций δ и допустимые потери R . Требуется найти такую систему признаков, которая обеспечивала бы извлечение достаточного количества информации при минимальных затратах на измерение этих признаков. Постановка задач такого типа (" $S\delta R, X$ ") также встречается довольно часто.

4. К четвертому типу задач (" $X\delta R, S$ ") относятся задачи так называемой "таксономии": множество реализаций, заданных в пространстве признаков X , с помощью решающих функций δ (т.е. по определенному критерию "близости", "сходства") нужно разделить на такое количество и таких элементов алфавита S , чтобы потери (при перекодировке, например, это потери информации) не превышали бы заданной величины R . Таксономические проблемы постоянно возникают в биологии (ботанике и зоологии), в геологии (палеонтологии, минералогии), в фонетике и вообще всюду, где устанавливается какая-либо систематика, классификация автоматом B в процессе его обучения (часто процедуру таксономии обозначают сомнительным термином "самообучение"). В литературе пока мало ра-

бот, содержащих описание строгих алгоритмов таксономии.

В практике могут встретиться задачи комбинированного типа, когда требуется определить более чем один из элементов S , X , δ , R . Так, может потребоваться выбор системы признаков X для распознавания алфавита S с потерями R при любой решающей функции δ . Такая задача $(S, R, \bar{X}, \delta)$ может решаться перебором $\ell \cdot m$ вариантов сочетания разных систем признаков $X_1, X_2, X_3, \dots, X_m$ и разных типов решающих функций $\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_\ell, \delta_e$. При этом в каждый данный момент времени один из элементов X_i или δ_j считается заданным (фиксируется), а другой пробегает все свои возможные значения. Следовательно, если фиксирован вариант X_i и подбирается оптимальное решающее правило δ_j , то в такой момент решается задача первого типа (S, X, R, δ) . Если при фиксированном δ_j осуществляется выбор наиболее информативной системы признаков X_i , то решается задача третьего типа (S, R, δ, X) . Таким образом, комбинированные задачи в каждый момент времени решаются как задачи одного из описанных выше четырех основных типов.

Гораздо большее число разновидностей задач может появиться, если рассматривать проблему распознавания как сложную систему. Вот пример рассмотрения с этих позиций задачи распознавания устных команд: задается описание реализаций, т.е. пространство "первичных" признаков X_1 , указываются список слов S_3 , подлежащих распознаванию, и допустимая величина ошибок R_3 .

Ограничений на вид решающих функций δ и на промежуточные перекодировки не накладывается. Тогда может получиться следующий вариант структуры распознающего устройства. В пространстве X_1 с помощью решающих функций δ_1 речевой сигнал расчленяется на относительно короткие отрезки (назовем их условно "фонемами"). Всего различных отрезков такой длины может оказаться S_1 штук. В этом пространстве "вторичных" признаков $S_1 = X_2$ с помощью правил δ_2 выделяются элементы S_2 большей длины ("слоги"). Затем в пространстве слогов $S_2 = X_3$ по правилу δ_3 распознаются слова из списка S_3 с ошибками, не превышающими R_3 .

Здесь для элементарного автомата может иметь место или задача одного из описанных выше четырех основных типов, или задача, где заданы два из четырех элементов S_i, X_i, δ_i, R_i , либо какой-нибудь один из этих элементов, либо даже ни одного из них. Так, например, можно предоставить машине свободу выбора для четырех элементов S_2, X_2, δ_2, R_2 , указав лишь пределы их воз-

можных значений. Критерием правильности решения этой задачи служит оценка сложности (стоимости) распознающего устройства в целом, удовлетворяющего условиям X_1, S_3, R_3 .

Методов решения задач распознавания, как сложных систем, не существует. Пока делаются лишь первые попытки постановки таких задач [4]. Однако может оказаться, как и в предыдущем случае, что решение сведется к последовательному перебору разных вариантов, причем в рамках одного элементарного автомата в каждый момент времени будет решаться задача одного из описанных выше четырех типов. Поэтому дальнейшее рассмотрение ограничим простыми задачами распознавания в рамках указанных типов. В этой работе мы не будем останавливаться на описании тех или иных из имеющихся в литературе алгоритмов и ограничимся лишь библиографическими ссылками на соответствующие работы. Можно адресовать читателя к работе [5], в которой содержится краткий обзор наиболее известных алгоритмов распознавания.

Классификация задач I-го типа

Переходим к более подробному рассмотрению задач первого типа (S, X, R, δ) . Эти задачи могут отличаться друг от друга объемом выборки (точнее, степенью её представительности), характером распределения значений параметров, размерностью выборочного пространства и числом образов.

I. Классификация по объему выборки. По этому критерию можно разделить задачи данного типа на два класса: задачи, для решения которых исходный материал "представителен" и "непредставителен".

К сожалению, пока нельзя дать однозначного ответа на вопрос, представительна ли данная выборка. При одном и том же числе реализаций ответ будет зависеть от типа закона распределения, от числовых характеристик этого распределения, от того "пересекаются" или "непересекаются" между собой множества реализаций разных образов в данном пространстве признаков, какова требуемая надежность распознавания и т.д.

Если при обучении имеется возможность увеличивать объем выборки, то можно действовать методом последовательных приближений: наращивать обучающую последовательность, на каждом шаге проводя распознавание контрольного материала до тех пор, пока на протяжении нескольких шагов подряд не будет возникать необходимости вносить изменения в решающую функцию. В ряде работ [2],

[6] получены оценки длины обучающей последовательности, удовлетворяющей такому условию при использовании линейных решающих функций. Нужно заметить, что это — оценки сверху. В некоторых случаях объем обучающей выборки может быть уменьшен, если имеется возможность концентрировать её в области, непосредственно примыкающей к решающей границе. Так, например, если при распознавании фонем, произносимых большим числом дикторов, на первых шагах обучения окажется, что наибольшее число ошибок приходится на такие-то фонемы, произносимые дикторами-женщинами, то выборку целесообразно увеличивать в первую очередь за счет добавления реализаций именно этих фонем и именно для этой группы дикторов. При этом положение решающей функции стабилизируется раньше, чем если бы мы стали брать реализации, равномерно распределенные по всему выборочному пространству.

В работах [7] и [8] данного сборника приводятся некоторые результаты исследования вопросов, связанных с "представительностью" выборки.

Для решения задач с представительной выборкой могут быть использованы любые из известных статистических алгоритмов.

Если же тем или иным путем установлено, что выборка не представительна, но распознающий автомат все-таки строить нужно, то при его проектировании либо прибегают к грубому приему аппроксимации этой выборки нормальным законом распределения и затем применяют статистические методы, либо используют какой-нибудь эвристический алгоритм.

2. Классификация по типу закона распределения. Тип закона распределения может быть априори известным или, что бывает чаще, устанавливается по выборке. Ввиду того, что многие строгие алгоритмы теории статистических решений детально разработаны для распределений, подчиняющихся нормальному закону, целесообразно из всех задач с представительной выборкой выделить задачи с генеральными совокупностями гипотез, распределенными по нормальному закону. К этому же классу задач можно отнести и такие, у которых распределения гипотез в исходном выборочном пространстве не являются нормальными, но могут быть за счет несложных преобразований пространства приведены к виду, описываемому нормальным законом.

Вторую часть составляют те задачи, распределения в которых не являются нормальными и простыми преобразованиями к тако-

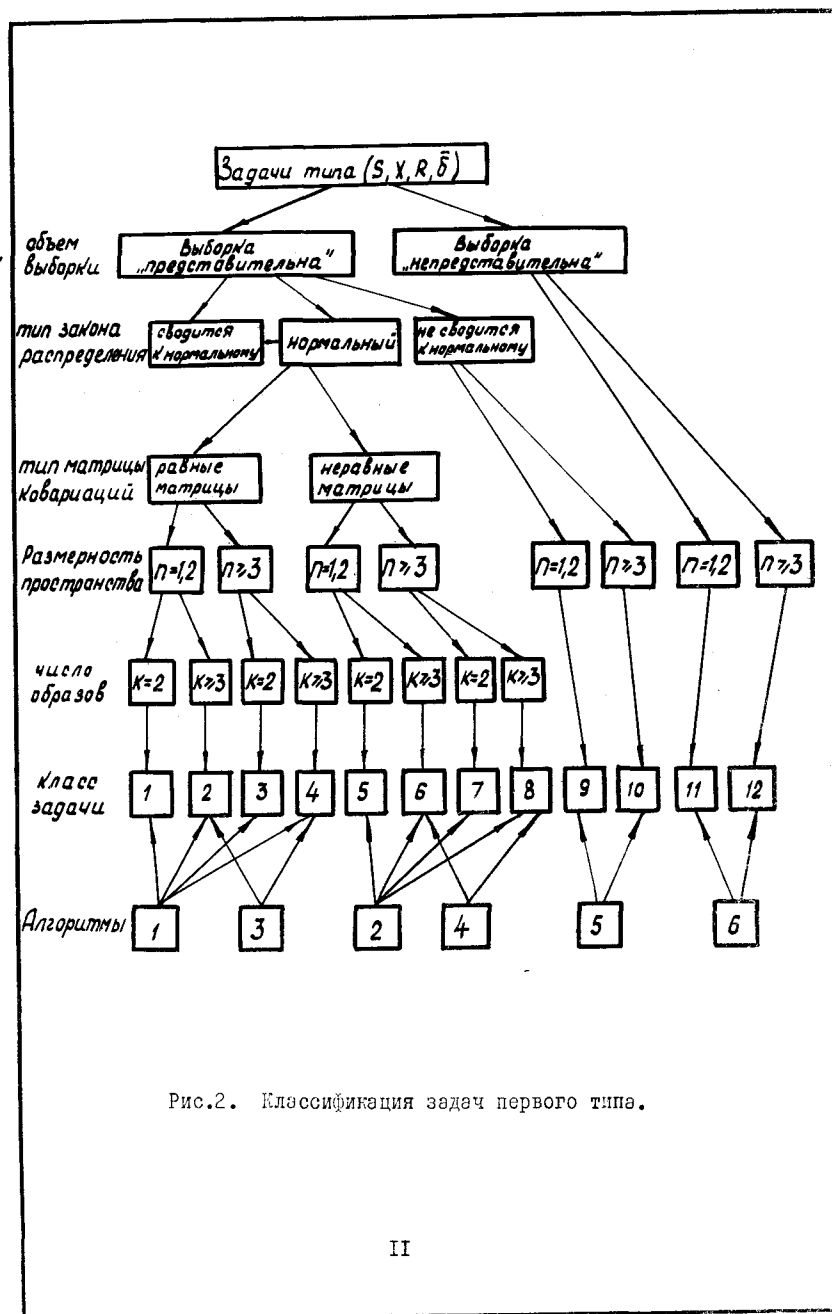


Рис.2. Классификация задач первого типа.

вым не приводятся.

3. Классификация по виду матриц ковариации. Если генеральные совокупности распределены по нормальному закону, то выбор того или иного алгоритма будет определяться видом матриц ковариаций распознаваемых образов. Целесообразно поэтому произвести дальнейшее разделение задач на такие, у которых матрицы ковариаций разных образов равны друг другу, и такие, распределения образов у которых характеризуются неравными матрицами ковариаций.

4. Классификация по размерности n выборочного пространства. В задачах с равными матрицами ковариаций можно выделить группу задач, размерность которых не превышает 2: при их решении можно легко воспользоваться графическими построениями, облегчающими поиск решающих функций.

Этими же соображениями определяется деление на две группы $n \leq 2$ и $n > 2$ как тех задач, законы распределения в которых не нормальны, так и тех задач, выборки в которых не представительны.

5. Классификация по числу образов K . При оольшом числе образов часто возникает необходимость в упрощении процедуры принятия решения (например, с целью удешевления аппаратуры, сокращения времени на принятие решения и т.д.). Для этой цели могут использоваться различные рациональные методы, часть из которых описана в [5].

Использование рациональных методов может оказаться оправданным при числе образов $K > 3$. Поэтому имеет смысл делить задачи на такие, в которых $K=2$, и такие, в которых $K > 3$. Схема предлагаемой классификации задач распознавания I-го типа изображена на рис.2.

По этой классификации любая задача распознавания типа „ S, X, R, δ ” может быть отнесена к одному из 12 классов задач. В нижней строке схемы номерами в прямоугольниках обозначены алгоритмы или группы алгоритмов, предназначенных для решения задач распознавания.

Алгоритмы 1-й и 2-й групп, предназначенные для решения задач с нормально распределенными гипотезами, описаны во многих работах по теории статистических решений [9, 10, 11, 12]. Обзор этих работ содержится в [5].

В группу 3 и 4 объединены рациональные методы принятия решений. Сюда же может быть отнесен "комбинированный" метод, а для случая равных матриц ковариаций и метод "решающих" функ-

ций, близких к оптимальным (см. [13, 14]). К 5-ой группе алгоритмов должны быть отнесены методы решения задач с распределениями гипотез, не подчиняющихся нормальному закону. Метод Байеса, состоящий в выборе гипотезы с наибольшей апостериорной вероятностью (с учетом априорных вероятностей появления гипотез и стоимости ошибок первого и второго рода), обеспечивает минимум средней ожидаемой величины потерь при любом законе распределения [9, 10, 11, 12]. Для решения задач типа 9, 10 можно воспользоваться также методом потенциальных функций [6, 15].

Наконец, в группе 6 могут быть представлены различные эвристические алгоритмы типа функций "соседства" [12], "принадлежности" [16], "близости" [17] или их модификация, описанная в [5]. Здесь может быть использован и метод потенциальных функций.

Если по имеющейся непредставительной выборке делается предположение о типе закона распределения или даже о виде матриц ковариаций, то задачи 11 и 12 сводятся к задачам одного из первых классов. Решение будет тем ближе к оптимальному, чем точнее сделанные предположения о распределении гипотез соответствуют действительности. При очень малой выборке наиболее целесообразны предположения, сводящие задачу к одному из первых 4-х классов: при одинаковой необоснованности этого выбора по сравнению с другими вариантами такие предположения приводят к наиболее простым алгоритмам принятия решений.

Классификация задач второго типа

$(S, X, \delta, \bar{R})$

Так же, как и в предыдущем случае, задачи этого типа целесообразно делить по степени представительности выборки, по типу закона распределения и по типу матриц ковариаций. Количество образов на выбор метода определения потерь обычно не влияет. Отличается от предыдущего деление по размерности выборочного пространства.

Если матрицы ковариаций у различных образов неодинаковы, то определение ожидаемых потерь путем прямого моделирования многомерных распределений затруднительно. С ростом размерности n эти трудности растут, но вместе с тем появляется все больше оснований для применения алгоритма определения потерь, описанного в [18]. Считается, что переход от прямого моделирования к алгоритму [18] целесообразен при $n > 10$. Этим определяется необходимость разделения задач при неравных матрицах ковариаций на

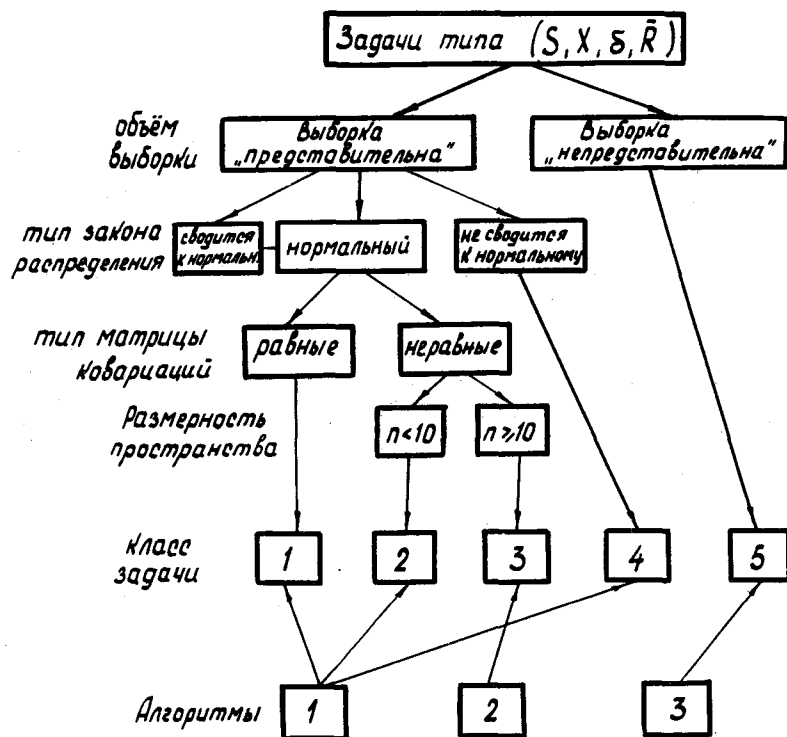


Рис. 3. Классификация задач второго типа.

группу с $n < 10$ и группу с $n \geq 10$.

Можно ограничиться пятью классами задач рассматриваемого типа (см. рис. 3). Все алгоритмы решения этих задач объединены в три группы: определение потерь в задачах 1, 2 и 4-го классов может вестись одним и тем же методом, например, методом прямого моделирования [19]. В задачах 3-го класса целесообразно пользоваться алгоритмом, описанным в [18]. Определение потерь при работе с непредставительной выборкой часто вообще невозможно. Если оно делается, то нужно обязательно указывать достоверность получаемых оценок потерь. Способ получения оценок потерь и достоверности этих оценок излагается в работе [8].

По поводу задач третьего типа $(S, \delta R, \bar{X})$ можно сказать следующее. Приступая к проектированию распознающего устройства, обычно нельзя точно указать, какие признаки и с какой точностью необходимо измерять, чтобы распознавать данные образы с требуемой надежностью.

Если автомат B должен имитировать поведение автомата A , то целесообразно исследовать структуру автомата A с целью выявления признаков, которые он использует. В случае распознавания речевых образов, где под автоматом A обычно подразумевается человек, этот подход отражается в психоакустических и физиологических исследованиях вопросов восприятия речи и речеобразования.

Если таким путем не удастся получить хотя бы приблизительную оценку информативности тех или иных признаков, то может быть рекомендован следующий прием: измерить большое число признаков (все, какие только можно заподозрить в информативности), а затем уменьшить их количество, устраняя "неинвариантные" или "малоинформативные" до тех пор, пока не будет получено выборочное пространство, обладающее при данных потерях R максимальной "информационной эффективностью" [4].

Задачи третьего типа при этом сводятся к поиску наиболее информативного подмножества признаков из данного исходного их множества.

Целесообразно различать два класса таких задач:

I. Задачи, в которых признаки, составляющие исходное множество, статистически не зависимы. В этом случае легко сосчитать количество информации, содержащееся в каждом признаке в отдельности $(\mathcal{I}_i)$, упорядочить признаки по величине $\mathcal{I}_i$

и (при одинаковой стоимости измерения каждого признака) взять те ℓ наиболее информативных признаков, которые в сумме дают необходимое количество информации J_{Σ} . Здесь

$$J_{\Sigma} = \sum_{i=1}^{\ell} J_i.$$

Если стоимость измерения разных признаков неодинакова, то нужно брать такие, при которых величина $\frac{J_i}{r_i}$ достигала бы максимума. (здесь r_{Σ} - суммарная стоимость измерения выранного подмножества признаков).

Способы определения J_i описаны в [1] и [20].

2. Задачи, исходное множество признаков в которых составлено из статистически независимых признаков. В этом случае нельзя рассматривать изолированно отдельные признаки. Может оказаться, что оба признака, несущие в отдельности большое количество информации, сильно взаимно коррелированы и добавление одного из них в систему, содержащую другой признак, почти не увеличивает её информативность.

Если из множества n признаков нужно выбрать ℓ штук, то следовало бы сравнить между собой C_n^{ℓ} подмножеств. Иногда есть возможность не делать полного перебора: если оценочный функционал, служащий критерием сравнения подмножеств, удовлетворяет некоторым условиям, то можно, например, решать задачу методом динамического программирования. Однако n и ℓ часто бывают большими, так что задача становится практически неразрешимой даже при использовании таких методов.

Разными авторами предложены различные эвристические алгоритмы решения подобных задач [21, 22]. Наиболее интересным из них, пожалуй, является метод случайного поиска с адаптацией [22].

О классификации задач четвертого типа ($X, \delta, R, \bar{S}$) говорить еще рано. Пока имеется очень небольшое количество публикаций, содержащих описание алгоритмов таксономии [23, 24, 25, 26, 12]. Вероятно, в дальнейшем произойдет разделение алгоритмов таксономии на две группы. Одни алгоритмы будут осуществлять разделение множеств на такие подмножества, которые будут удовлетворять любым формально заданным критериям, в том числе и "неестественным" с точки зрения человека, но удобным, например, для реализации на ЭВМ. Алгоритм такого характера описан в [23].

Другая группа алгоритмов будет осуществлять разделение множеств на подмножества, "естественные" для человека (т.е. будет делить так же, "как разделил бы человек"). Один алгоритм такой группы описан в данном сборнике [26].

Автор с благодарностью отмечает весьма полезные для него дискуссии с Ю.А. Ворониным.

Л И Т Е Р А Т У Р А

1. Ю.Л. Барабаш и др. Автоматическое распознавание образов, Киев, Изд. КВАИУ, 1963.
2. В.Н. Вапник, А.Я. Червонецис. Об одном классе алгоритмов, обучения распознаванию образов. - Автоматика и телемеханика, 1964, т. XXV, № 6, стр. 45.
3. Г.Х. Гуд, Г.Э. Макол. Системотехника. М, Изд-во "Сов. радио", 1962.
4. Н.Г. Загоруико. Об обмене устной информацией между человеком и вычислительными системами. - Вычислительные системы. Новосибирск, 1964, вып. 10, стр. 3.
5. Н.Г. Загоруико. Структура проблемы распознавания слуховых образов и методы её решения. Распознавание слуховых образов. Новосибирск, изд-во "Наука", 1966 (в печати).
6. И.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. 25.
7. Г.С. Лбов. О представительности выборки для оценки вероятности неправильной классификации. (Данный сборник, стр. 39).
8. Б.М. Курилов. Получение достаточных характеристик $P_i(x)$ при распознавании образов. (Данный сборник, стр. 21).
9. Д. Блекуэл, М. Гиршик. Теория игр и статистических решений. М., ИЛ., 1958.
10. Gold A. Statistical Decision Functions. New York, John Wiley and Sons, 1950.

11. Т. Андерсон. Введение в многомерный статистический анализ. Ф., Физматгиз. 1963, Пер. с англ.
12. Г. Себестиан. Процессы принятия решений при распознавании образов. Киев, Изд-во "Техника", 1965, Пер.с англ.
13. Н.Г. Загоруйко. Комбинированный метод принятия решения. (Данный сборник, стр. 79).
14. Н.Г. Загоруйко. Линейные решающие функции; близкие к оптимальным.- Вычислительные системы. Новосибирск, 1965, вып. 19, стр. 67.
15. М.А. Айзерман, Э.М. Браверман, Л.И. Розоноэр. Вероятностная задача об обучении автоматов распознавания классов и метод потенциальных функций.- Материалы семинаров "Проблемы расширения возможностей автоматов". Институт автоматики и телемеханики, Москва, 1964, № 2.
16. И.Т. Турбович. Об оптимальном методе опознания образов при взаимнокоррелированных признаках. Опознание образов. Теория передачи информации. М., АН СССР ИППИ, изд-во "Наука", 1965, стр.3.
17. А.Г. Француз. Распознавание образов с использованием "функций близости". Доклад на Всесоюзном симпозиуме по распознаванию образов. М., июнь, 1965.
18. Г.С. Лбов. Об ошибках классификации образов при неравных матрицах ковариации.- Вычислительные системы, Новосибирск, 1964, вып.14, стр.31.
19. Н.Г. Загоруйко, Г.С.Лбов, Б.М.Курилов,. Исследование методов распознавания речевых образов. Отчет, Новосибирск, 1964, Им СО АН СССР.
20. Н.Г.Загоруйко. Методика оценки информационной эффективности независимых параметров речевого сигнала.- Вычислительные системы.Новосибирск, 1964, вып.10, стр.13.
21. Bonner R.E. A "Logical Pattern" Recognition Program. IBM J.Res. and Develop.,1962,v.6, VII, No.3,p.353.
22. Г.С.Лбов. Выбор эффективной системы независимых признаков.- Вычислительные системы, Новосибирск, 1965, вып. 19, стр. 21.
23. Marill T., Green D.M. On the Effectiveness of Receptors in Recognition Systems. IEEE Transactions, IT-9, No.1, 1963.
24. М.И. Шлезингер. О самопроизвольном различении образов. Читающие автоматы, Киев, изд-во "Наукова думка", 1965, стр.55.
25. 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, декабрь, 1965.
26. В.Н. Елкина, Н.Г. Загоруйко. Алфавит объектов распознавания. (Данный сборник, стр. 39)

Поступила в редакцию
6. У. 1966 г.