АКАДЕМИЯ НАУК СССР
ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЦЕНТР

На правах рукописи

Камилов Мирзаян Мирзаахмедович

РАЗРАБОТКА ТЕОРИИ И МЕТОДОВ ПРИМЕНЕНИЯ АЛГОРИТМОВ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЯ, ОСНОВАННЫХ НА ВЫЧИСЛЕНИИ ОЦЕНОК

(на русском языке)

Специальность 05.13.03 – исследование операций и системный анализ

Автореферат
диссертации на соискание ученой степени
доктора технических наук

МОСКВА – 1974

АКАДЕМИЯ НАУК СССР
ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЦЕНТР

На правах рукописи

Камилов Мирзаян Мирзаахмедович

РАЗРАБОТКА ТЕОРИИ И МЕТОДОВ ПРИМЕНЕНИЯ АЛГОРИТМОВ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЯ, ОСНОВАННЫХ НА ВЫЧИСЛЕНИИ ОЦЕНОК

(на русском языке)

Специальность 05.13.03 - исследование
операций и системный анализ

Автореферат
диссертации на соискание ученой степени
доктора технических наук

МОСКВА - 1974

Работа выполнена в Ордена Трудового Красного Знамени Институте кибернетики с ВЦ АН УзССР.

Официальные оппоненты:
доктор технических наук, профессор ЧЕГОЛИН П.М.
доктор технических наук, профессор ПОСПЕЛОВ Д.А.
доктор технических наук, профессор КУРГАНОВ В.Д.

Ведущее предприятие - Ордена Ленина Институт кибернетики Академии наук Украинской ССР.

Автореферат разослан "23" V 1974 г.

Защита диссертации состоится "24" VI 1974 г. в 15 час. на заседании Учёного совета Вычислительного центра Академии наук СССР (Москва, В-333, ул.Вавилова, 40, конференцзал).

С диссертацией можно ознакомится в библиотеке.

Учёный секретарь Совета

Проблема создания и анализа сложных систем, а также эффективного управления ими стала центральной проблемой в ходе современной научно-технической революции. Сложные народнохозяйственные комплексы, отдельные их части, промышленные предприятия, технические объекты различной физической природы, крупные проекты и т.д. рассматриваются в настоящее время как большие системы. Действительно, при целенаправленном изучении таких систем приходится анализировать большое число связей элементов и явлений, в условиях больших неопределённостей учитывать взаимосвязь отдельных блоков и всей системы в целом, её взаимодействие с окружающей средой.

Рассматриваемые системы выступают, как правило, в виде сложных человеко-машинных систем, и в силу этой их специфики перед исследователями возникают осложнения, связанные с необходимостью разумного (желательно оптимального) сочетания строгого формализма и эвристических приёмов в выработке целей и критериев функционирования систем, а также при построении методов и схем решения соответствующих задач или отдельных их частей. Допущение и использование в процессе решения эвристических соображений требуют, в свою очередь, если и не полного, то хотя бы частичного их обоснования. По-видимому, возможный кардинальный успех в преодолении указанных трудностей можно связывать с глубоким исследованием принципов творческой деятельности, анализом процессов принятия решения человеком, выявлением того, как он решает различные задачи, как формулирует промежуточные этапы, цели, как и какие направления выбирает для своих попыток найти решение. Изучение этих процессов и присущих им закономерностей на формальных моделях (аналитических или представленных в виде программ для ЭВМ) или же с помощью специальных технических устройств и использование получаемых при этом результатов для решения различных естественно-научных и прикладных задач составляют круг вопросов, в основном, связанных с проблемами искусственного интеллекта и распознавания образов.

В системном анализе (при создании и исследовании больших систем, а также управлении ими) очень часто приходится решать задачи распознавания образов. Последнее может явно или неявно выступать в виде необходимости оценки результатов этапных решений, различения сложных производственных ситуаций, состояний системы, выбора метода дальнейшего управления системой в зависимости от распознанного её состояния и т.д. В связи с этим, по-видимому, можно предположить, что успех в разработке общих проблем искусственного интеллекта и распознавания образов во многом будет способствовать развитию как самой теории, так и прикладных методов общесистемных исследований.

Прообразом абстрактных моделей, рассматриваемых в проблемах искусственного интеллекта и распознавания образов является реально существующая сложная система - человеческий мозг. Этим и объясняется столь пристальное внимание, которое уделяется этим проблемам. Усилия исследователей оправдываются той надеждой, что даже если здесь и не будут получены какие-то окончательные решения, то во всяком случае будет достигнут очень важный побочный результат - получено дополнительное знание о моделируемом объекте, т.е. открыты неизвестные аспекты деятельности мозга человека, связанные с особенностями процессов принятия решений.

В распознавании образов уже накоплен значительный опыт, предложено большое количество интересных и практически работоспособных алгоритмов. Однако с точки зрения приложений в настоящее время является актуальным вопрос классификации, систематизации, упорядочения существующей массы алгоритмов распознавания. Одной из необходимых предпосылок такой систематизации является построение модели, позволяющей методически единообразно описывать все известные алгоритмы или, во всяком случае, достаточно широкие классы алгоритмов. После того, как дано точное описание класса алгоритмов, можно переходить к параметризации этого класса, приводящей (во многих случаях) к взаимно-однозначному сопоставлению алгоритма и набора некоторых числовых параметров. Такое сопоставление позволяет в дальнейшем рассматривать соответствующую область некоторого многомерного пространства.

Если на точках этой области удается каким-либо нетрудным образом вычислять значения некоторого функционала, задающего качество соответствующего алгоритма, то можно принципиально ставить вопрос о поиске наилучших (в некотором смысле) алгоритмов распознавания. В с л у ч а е , е с л и н а й д е н н ы й э к с т р е м а л ь н ы й а л г о р и т м п р и п р о в е р к е е г о н а н е к о т о р о м к о л и ч е с т в е р а з л и ч н ы х э т а л о н н ы х з а д а ч п о к а з ы в а е т д о с т а т о ч н у ю э ф ф е к т и в н о с т ь , т о м о ж н о , п о - в и д и м о м у , с ч и т а т ь в к а к о й - т о м е р е р е ш е н н о й з а д а ч у о б о с н о в а н и я п р и н ц и п о в , з а л о ж е н н ы х в о с н о в у п о с т р о е н и я р а с с м а т р и в а е м ы х а л г о р и т м о в .

Многие алгоритмы распознавания являются эвристическими, не имеют строгого обоснования, но дают значительный эффект при решении практических задач. Поэтому описанный выше подход может оказаться полезным при обосновании эвристики, "правдоподобных" соображений, использованных при формировании таких алгоритмов. Можно предположить, что он окажется также полезным при обосновании и других "нестрогих" алгоритмов.

В реферируемой диссертационной работе исследуется один, достаточно широкий класс алгоритмов, при формировании которого соблюден основной принцип обеспечения методического единообразия в задании всех алгоритмов класса. Этот класс алгоритмов, названных а л г о р и т м а м и п р и н я т и я р е ш е н и я , о с н о в а н н ы м и н а в ы ч и с л е н и и о ц е н о к (или сокращённо - алгоритмами вычисления оценок), своим зарождением обязан фундаментальным идеям и методам логического анализа, сформулированным И.А.Чегис и С.В.Яблонским в работе /I/ - первой работе по диагностике, классификации и распознаванию образов, где использован аппарат дискретной математики. Известно, что именно благодаря введенным впервые в / I/ понятиям теста и тупикового теста оказалось возможным создание так называемых тестовых алгоритмов распознавания /2 /. Последующие работы С.В.Яблонского и его учеников обеспечили достаточно сильное развитие теории и методов применения тестовых алгоритмов. Наряду с этим на основе общих концепций логических методов /I/ и комбинаторного анализа работами Ю.И.Журавлёва /3/ и его учеников интенсивно развивалась и теория алгоритмов вычисления оценок, особенно её прикладные разделы, связанные с доведением теоретических рекомендаций до практического выхода. Настоящая диссертация является одной из работ в этом направлении.

Основные цели, которые ставились в работе, могут быть сформулированы следующим образом:

I. Разработка некоторых теоретических аспектов класса алгоритмов вычисления оценок в части вопросов идентификации и параметризации алгоритмов, построения и исследования системы моделей класса, создания методов и процедур получения экстремальных алгоритмов, выработки ряда простых схем для определения (без проведения процедур оптимизации) оптимальных (или близких к оптимальному) значений наиболее существенных параметров, участвующих в идентификации алгоритмов. Систематическое изложение основ теории данного класса алгоритмов.

2. Формулировка, анализ и разработка методов решения основных задач распознавания образов в классе алгоритмов вычисления оценок; формулировка и разработка методов решения ряда задач технической кибернетики, постановка которых может быть формализована с помощью понятий класса алгоритмов вычисления оценок.

3. Разработка программно-обеспечивающего комплекса для реализации на ЭВМ всех сформулированных задач.

4. Решение (с помощью разработанных схем и программного комплекса) прикладных задач, возникающих в различных естественно-научных и практических областях. Обобщение полученных результатов и выработка рекомендаций для практических целей.

Реферируемая работа условно может быть разделена на две части. Часть первая, включающая главы I-Ш, в основном, посвящена теоретическим вопросам и завершается рассмотрением схем и процедур построения экстремальных алгоритмов вычисления оценок. Вторая часть - главы IУ-УI - охватывает формулировку, методы решения и решение прикладных задач; здесь же подробно описываются принципы построения и структура программного распознающего комплекса (ПРАСК-I). Инструкция к работе с ПРАСК-I и его АЛГОЛ-программа вынесены в П Р И Л О Ж Е Н И Е , куда сведён также экспериментально-статистический материал, использованный при решении задач.

Основной материал диссертации изложен на 290 страницах машинописного текста, содержит 23 рисунка и 32 таблицы; ПРИЛОЖЕНИЕ - 40 страниц.

Г Л А В А I

ФОРМУЛИРОВКА И АНАЛИЗ ОСНОВНЫХ ЗАДАЧ В ПРОБЛЕМЕ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

В главе сформулирована общая проблема распознавания образов как проблема, заключающаяся в необходимости изучения и практического использования умения человека воспринимать предметы и явления окружающего мира и классифицировать их. В общей проблеме выделены и рассмотрены 4 аспекта: теоретический, технический, прикладной и социально-философский. Здесь же сформулированы и систематизированы основные задачи в проблеме распознавания образов, рассмотрены методы их решения в детерминистской и вероятностной постановках. Систематизация методов, алгоритмов и задач распознавания проведена с целью облегчения изложения в последующих главах теории и прикладных аспектов класса алгоритмов вычисления оценок.

I. Введём некоторые обозначения и определения.

Объект распознавания под номером j будем обозначать через S_j, а значение i-го признака, количественно описывающего соответствующее свойство этого объекта – через α_{ij}. Пусть имеются некоторые множества M_i, $i = 1, 2, \dots, n$ (форма их задания определена в главе II).

Определение I.2.I. Набор $\alpha^{(j)} = (\alpha_{1j}, \alpha_{2j}, \dots, \alpha_{nj})$ называется допустимым, если признаки принимают свои значения α_{ij}, $i = 1, 2, \dots, n$ из заданных множеств M_i, $i = 1, 2, \dots, n$.

Множество $\mathcal{D} = \{\alpha^{(1)}, \alpha^{(2)}, \dots, \alpha^{(k)}\}$ таких наборов порождает множество $\{S_1, S_2, \dots, S_k\}$ объектов распознавания. Предположим, что существует (но не известно для всего множества) разбиение $\mathcal{D}$ на систему непересекающихся подмножеств $\mathcal{K}_1, \mathcal{K}_2, \dots, \mathcal{K}_u, \dots, \mathcal{K}_\ell$.

Определение I.2.2. Подмножества $\mathcal{K}_1, \mathcal{K}_2, \dots, \mathcal{K}_u, \dots, \mathcal{K}_\ell$, на которые разбивается множество $\mathcal{D}$ будем называть классами.

Определение I.2.3. Множество $M_э \subset \mathcal{D}$ такое, что для всех $u = 1, 2, \dots, \ell$ непусто и задано (известно) $\mathcal{K}_u \cap M_э$, назовём эталонным. Очевидно, что $\bigcup_{u=1}^{\ell} (\mathcal{K}_u \cap M_э) = M_э$

Определение I.2.4. Множество $M_к \subset \mathcal{D}$ такое, что $M_к \cap M_э$ пусто и $\mathcal{K}_u \cap M_к$, $u = 1, 2, \dots, \ell$ не задано, назовем контрольным.

Множество $\mathcal{D} = \{S_1, S_2, \dots, S_j, \dots, S_k\}$ можно понимать как генеральную совокупность объектов, заданных в признаковом пространстве M_α. Для этой совокупности предполагается лишь существование разбиения на классы, число которых равно ℓ. Эти ℓ классов соответствуют ℓ образам, определенным в том же пространстве M_α. Обычно множество $M_э$ называют также эталонной (обучающей) последовательностью, а $M_к$ – контрольной последовательностью. Элементы из $M_э$ мы будем называть просто эталонами.

Определение I.2.5. Некоторый алгоритм $\mathcal{A}$ решает задачу распознавания, если для любого элемента $\mathcal{D}$ с использованием информации, содержащейся в $M_э$, он выдаёт номер из множества $\{0, 1, 2, \dots, \ell\}$. Выдача номера 0 свидетельствует об отказе алгоритма от распознавания объекта.

2. С помощью введённых обозначений и определений сформулируем содержательно основные задачи распознавания образов (они подробно анализируются в настоящей главе).

I. Задача классификации объектов с эталонами ($\mathcal{A}$-задача): необходимо найти (выбрать, построить) такой алгоритм $\mathcal{A}$, который для элементов заданного контрольного множества $M_к$ решает задачу распознавания с потерями, не превышающими некоторой величины Q_0 (под величиной потерь здесь понимается некоторая количественная мера, связанная как с ошибками и отказами в распознавании, так и стоимостью реализации процедур распознавания).

Если множество $M_к$ состоит из одного элемента, т.е. $M_к = \{S\}$, то говорят о распознавании с помощью эталонов, заданных в $M_э$, нового контрольного (предъявленного) объекта S.

II. Задача классификации объектов без эталонов (T-задача, задача таксономии): необходимо найти (выбрать, построить) алгоритм $\mathcal{A}$, с помощью которого по определенному критерию близости можно было бы разбить предъявленное множество M объектов на некоторое заданное (или не заданное) количество классов $\mathcal{K}_u$, $u = 1, 2, \dots$, используя лишь информацию, заложенную в описаниях самих объектов, и соблюдая ограничения на величину потерь (Q_c). В отличие от $\mathcal{A}$-задачи здесь не имеется множества $M_э$ -эталонов классов; в качестве множества M может выступать какое-либо подмножество множества $\mathcal{D}$ (например, $M_к$) или даже само множество $\mathcal{D}$. Величину потерь в T-задачах более уместно связывать со стоимостью самих процедур и оценками, зависящими от значения функционала качества разбиения множества M по определённому критерию "близости", "связности" объектов в формируемых классах.

Ш. Задача выбора системы признаков, участвующих в описании объектов распознавания ($\mathcal{Y}$ -задача): если известно множество $\mathcal{M}_э$, задан алгоритм $\mathcal{A}$, то требуется с учётом ограничений на величину потерь $\mathcal{Q}_0$ выбрать такую совокупность множеств $\mathcal{M}_1, \mathcal{M}_2, \ldots, \mathcal{M}_n$ (т.е. организовать пространство признаков $\mathcal{M}_\alpha$), которая обеспечивала бы получение достаточной информации для целей удовлетворительного различения классов в $\mathcal{M}_э$ и распознавания нового объекта $S \in \mathcal{D}$ (или объектов из $\mathcal{M}_K$) с помощью заданных эталонов. Эта задача - задача отбора признаков и связана, в первую очередь, с условием обеспечения требуемого качества классификации объектов. Для её решения необходимо привлекать понятие и меру информативности признака или набора признаков, участвующих в описании объектов.

IУ. Задача определения величины потерь ($\mathcal{Q}$ -задача). Очевидно, что если система распознавания создана или разработан алгоритм, имитирующий её работу на ЭВМ, то подсчёт затрат (величины потерь) не представляет особого труда. Не вызывает принципиальных трудностей такой подсчет и для проектируемой системы. $\mathcal{Q}$ -задача, как правило, имеет вспомогательный характер.

У. Задача вычисления меры важности признака или набора признаков ($\mathcal{P}$ -задача): требуется оценить количественной мерой степень важности (существенности) признака или набора признаков в описании объектов распознавания. Оказывается, что знание таких мер не только позволяет эффективно решать $\mathcal{Y}$ -задачу, но и является полезным при решении и других задач (например, $\mathcal{T}$ -задачи; подробно эти вопросы рассмотрены в главе IУ).

3. Для первых трех задач рассмотрены и проанализированы некоторые из известных алгоритмов решения.

По $\mathcal{Y}$ -задаче рассмотрены методы Льюиса, Мерилла и Грина и схемы, основанные на разложении Карунена-Лоэва /4/. Особо указан метод СПА (случайного поиска с адаптацией), приведенный в /5/. Для $\mathcal{A}$ -задачи обсуждены детерминистская и вероятностная постановки. В детерминистской постановке подробно проанализированы алгоритмы, использующие линейные разделяющие функции. Указаны возможности использования кусочно-линейных и полиноминальных функций. Вероятностная постановка $\mathcal{A}$ -задачи описана на примере решающих правил байесова классификатора.

Для решения $\mathcal{T}$ -задач также рассмотрены две группы методов: методы, основанные на теории статистических решений, систематизированные в /6/ и инженерные методы, использующие эвристически вводимые гипотезы, критерии, понятия связности, близости и т.д. /5,7,8/. Для теории алгоритмов вычисления оценок особенно полезными в методологическом отношении оказываются принципы введения мер близости между точками (объектами) и группами точек (группами объектами), использованные в классе алгоритмов, основанных на понятии потенциала. Поэтому алгоритмы потенциальных функций проанализированы в главе более подробно. В частности, рассмотрена методика работы алгоритмов "Индекс I", "Индекс II", "Исправление индексов", "Спектр" и "Объединение" /7/. Выписано в явном виде выражение для функционала, по величине которого оценивается качество классификации алгоритмами потенциальных функций.

Г Л А В А II

РАЗРАБОТКА ТЕОРЕТИЧЕСКИХ ОСНОВ ПОСТРОЕНИЯ КЛАССА АЛГОРИТМОВ ВЫЧИСЛЕНИЯ ОЦЕНОК

I. В § I вводится ряд необходимых определений. В частности, множества $\mathcal{M}_i$, $i = 1, 2, \ldots, n$, в качестве которых могут выступать: совокупность из двух элементов $\{0, 1\}$, совокупность из трех элементов $\{0, 1, -\}$, конечное множество целых чисел $\{1, 2, \ldots, d\}$, множество точек интервала (a, b) , множество вероятностных мер $\{\mu\}_i$, определенных, например, на отрезке $[a, b]$, называются п р и з н а к а м и объекта, а элементы множеств $\mathcal{M}_i$ значениями соответствующих признаков. По аналогии с определением I.2.I. вводится понятие д о п у с т и м о г о объекта и множества допустимых объектов. Совокупность допустимых объектов сводится в допустимую таблицу T_{nm}, где строки представляют объекты, а столбцы – значения признаков. Если разбиение объектов в T_{nm} по классам определено, то получается таблица с заданной классификацией, которая (в случае ℓ классов) обозначается через $T_{nm\ell}$. Везде далее в работе рассматриваются лишь допустимые таблицы. Если в $T_{nm\ell}$ число объектов класса $\mathcal{K}_u$ обозначить через $m_u - m_{u-1}$, то разбиение можно представить следующим образом:

$$\begin{aligned}
&\mathcal{K}_1 : S_1, \quad S_2, \quad \ldots, S_{m_1} \\
&\mathcal{K}_2 : S_{m_1+1}, S_{m_1+2}, \ldots, S_{m_2} \\
&\ldots \ldots \ldots \ldots \\
&\mathcal{K}_u : S_{m_{u-1}+1}, S_{m_{u-1}+2}, \ldots, S_{m_u} \\
&\ldots \ldots \ldots \ldots \\
&\mathcal{K}_\ell : S_{m_{\ell-1}+1}, S_{m_{\ell-1}+2}, \ldots, S_{m_\ell}, \qquad m_\ell = m
\end{aligned} \tag{2.1.1}$$

Вводится ещё одно важное определение. Рассмотрим совокупность булевых векторов $\tilde{\omega}$ длины n. Пусть номера всех единичных координат есть $i_1, i_2, \ldots, i_k$. Удалим из таблицы T_{nm} все столбцы, за исключением столбцов, соответствующих номерам $i_1, i_2, \ldots, i_k$. Тогда часть таблицы T_{nm}, соответствующую единичным координатам булевых векторов $\tilde{\omega}$, назовем $\tilde{\omega}$ – частью таблицы T_{nm}. Строки $\tilde{\omega}$ -части таблицы будем обозначать через $\tilde{\omega}S_1, \tilde{\omega}S_2, \ldots, \tilde{\omega}S_m$.

2. Алгоритмы вычисления оценок определяются заданием шести основных этапов.

I. Система опорных множеств.

Рассмотрим всевозможные непустые подмножества $M_{\tilde{\omega}}$ множества $\{1,2, \ldots, n\}$. Обозначим совокупность всех таких подмножеств через Ω.

Первым пунктом определения алгоритма вычисления оценок является задание семейства множеств $\Omega_A \subseteq \Omega$, которое мы будем называть системой опорных множеств алгоритма A (в качестве Ω_A может выступать, например, совокупность всех элементов Ω одинаковой мощности или само множество Ω). Если Ω_A – есть совокупность подмножеств $M_{\tilde{\omega}} \in \Omega$ одинаковой мощности k, то $\Omega_A = \Omega^k$; если же Ω_A включает всевозможные непустые подмножества $M_{\tilde{\omega}}$, то $\Omega_A = \Omega$.

2. Функция близости.

Вторым пунктом определения алгоритма A является задание функции близости между строками $\tilde{\omega}S$ и $\tilde{\omega}S_q$. Эта функция – $r(\tilde{\omega}S, \tilde{\omega}S_q)$ – может быть определена так:

а)
$$r(\tilde{\omega}S, \tilde{\omega}S_q) = \begin{cases} 1, & \text{если } \tilde{\omega}S = \tilde{\omega}S_q, \\ 0, & \text{если } \tilde{\omega}S \neq \tilde{\omega}S_q, \end{cases} \tag{2.2.1}$$

т.е. части строк считаются "похожими", если они совпадают.

б) Пусть $\tilde{\omega}S = (\alpha_1, \alpha_2, \ldots, \alpha_k)$, $\tilde{\omega}S_q = (\beta_1, \beta_2, \ldots, \beta_k)$ и $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \ldots, \varepsilon_k, \varepsilon$ – положительные числа. Обозначим через $\rho(S, S_q)$ число невыполненных неравенств $|\alpha_1 - \beta_1| \leq \varepsilon_1$, $|\alpha_2 - \beta_2| \leq \varepsilon_2, \ldots, |\alpha_k - \beta_k| \leq \varepsilon_k$. Тогда можно принять, что

$$r(\tilde{\omega}S, \tilde{\omega}S_q) = \begin{cases} 1, & \text{если } \rho(S, S_q) \leq \varepsilon \\ 0, & \text{если } \rho(S, S_q) > \varepsilon, \end{cases} \tag{2.2.2}$$

т.е. "похожими" считаются части строк, если по крайней мере координат у них достаточно близки.

3. Вычисление оценки для строк по фиксированному опорному множеству

Третьим пунктом определения алгоритма A является задание числовой характеристики, которую мы будем называть оценкой для строки. Оценка определяется по значению функции близости строк $\tilde{\omega}S$, $\tilde{\omega}S_q$ и может зависеть от "внешних" параметров, заданных на строках исходной таблицы $T_{nm\ell}$, то есть эту оценку $\tilde{\omega}\Gamma(S, S_q)$ для строки в общем виде можно представить в виде:

$$\tilde{\omega}\Gamma(S,S_q)=f\left[\chi_1(S_q),\chi_2(S_q),\dots,\chi_\eta(S_q),z(\tilde{\omega}S,\tilde{\omega}S_q)\right] \qquad (2.2.3)$$

где $\chi_1(S_q),\chi_2(S_q),\dots,\chi_\eta(S_q)$ – внешние параметры, характеризующие, например, "представительность", "степень достоверности" и т.д. строки S_q. В частном случае, когда внешние параметры отсутствуют, функцию f можно задать в виде

$$\tilde{\omega}\Gamma(S,S_q)=z(\tilde{\omega}S,\tilde{\omega}S_q) \qquad (2.2.4)$$

или при наличии $\chi_1(S_q)$

$$\tilde{\omega}\Gamma(S,S_q)=\chi_1(S_q)\,z(\tilde{\omega}S,\tilde{\omega}S_q), \qquad (2.2.5)$$

при двух же параметрах $\chi_1(S_q)$ и $\chi_2(S_q)$ аналогично:

$$\tilde{\omega}\Gamma(S,S_q)=\chi_1(S_q)\,\chi_2(S_q)\,z(\tilde{\omega}S,\tilde{\omega}S_q) \qquad (2.2.6)$$

Возможно построение алгоритмов с более сложными способами задания f.

4. Вычисление оценки для класса по фиксированному опорному множеству

Оценка $\Gamma_u(\tilde{\omega})$ для класса $\mathcal{K}_u$ задается в общем виде так:

$$\Gamma_u(\tilde{\omega})=\mathcal{G}\left[\tilde{\omega}\Gamma(S,S_{m_{u-1}+1})\,\tilde{\omega}\Gamma(S,S_{m_{u-1}+2}),\dots,\tilde{\omega}\Gamma(S,S_{m_u})\right] \qquad (2.2.7)$$

Примерами функции $\mathcal{G}$ могут быть:

а)
$$\Gamma_u(\tilde{\omega})=\sum_{q=m_{u-1}+1}^{m_u}\tilde{\omega}\Gamma(S,S_q) \qquad (2.2.8)$$

б)
$$\Gamma_u(\tilde{\omega})=\begin{cases} 1, & \text{если } \sum\limits_{q=m_{u-1}+1}^{m_u}\tilde{\omega}\Gamma(S,S_q)\geq\theta \\ 0, & \text{в противном случае,}\end{cases} \qquad (2.2.9)$$

где θ – заданный параметр.

5. Вычисление оценки для класса по системе опорных множеств.

Оценку $\Gamma_u(S)$ для класса $\mathcal{K}_u$ можно задать в виде

$$\Gamma_u(S)=\sum_{M_{\tilde{\omega}}\in\Omega_A}\Gamma_u(\tilde{\omega}) \qquad (2.2.10)$$

6. Решающее правило для алгоритма $\mathcal{A}$.

Решающее правило представляет функцию F от оценок $\Gamma_1(S),\Gamma_2(S),\dots,\Gamma_\ell(S)$. Область значений функции есть множество $\{0,1,2,\dots,\ell\}$. Отнесение строки к одному из классов может быть проведено на основе одного из следующих правил:

а)
$$F\left[\Gamma_1(S),\dots,\Gamma_\ell(S)\right]=\begin{cases} u, & \text{если } \Gamma_u-\Gamma_j\geq\delta_1,\ j\neq u,\ 1\leq j\leq\ell \\ 0, & \text{в всех остальных случаях}\end{cases} \qquad (2.2.11)$$

б)
$$F\left[\Gamma_1(S),\dots,\Gamma_\ell(S)\right]=\begin{cases} u, & \text{если } \begin{cases} 1.\ \Gamma_u-\Gamma_j\geq\delta_1 \\ 2.\ \Gamma_u\Big/\sum\limits_{j=1}^{\ell}\Gamma_j\geq\delta_2\end{cases} \quad j\neq u,\ 1\leq j\leq\ell \\ 0, & \text{если хотя бы одно из условий 1,2 не выполнено}\end{cases} \qquad (2.2.12)$$

Здесь величины δ_1 и δ_2 есть заданные параметры решающего правила.

Оценки $\Gamma_u(\tilde{\omega})$ и $\Gamma_u(S)$ называются числом голосов, поданных строкой S за класс $\mathcal{K}_u$ $(u=1,2,\dots,\ell)$ по фиксированному опорному множеству и по системе опорных множеств соответственно. Процедуры получения $\Gamma_u(\tilde{\omega})$ и $\Gamma_u(S)$ называются процедурами голосования или процедурами вычисления оценок.

3. Эффективность применения алгоритмов вычисления оценок зависит от того, насколько просто решается задача подсчета числа голосов $\Gamma_u(S)$. Для решения этой задачи далее дока-

зывается справедливость следующих теорем.

Теорема I. Пусть $\tilde{z}(\tilde{\omega}S, \tilde{\omega}S_q)$, $\tilde{\omega}\Gamma(S, S_q)$, $\Gamma_u(\tilde{\omega})$ заданы соответственно соотношениями (2.2.I), (2.2.4), (2.2.8); $\Omega_A = \Omega^k$. Тогда

$$\Gamma_u(S) = \sum_{q=m_{u-1}+1}^{m_u} C^k_{\tilde{z}(S,S_q)}, \qquad (2.3.1)$$

где $C^k_{\tilde{z}}$ - число сочетаний из $\tilde{z}$ по k, $\tilde{z}(S,S_q) = n - \rho(S,S_q)$, $\rho(S,S_q)$ - расстояние Хемминга между S и S_q $(M_i = \{0,1\},\ i = 1,2,\dots,n)$.

Теорема 2. Если принять $\Omega_A = \Omega$ и сохранить все другие условия теоремы I, то можно показать, что

$$\Gamma_u(S) = \sum_{q=m_{u-1}+1}^{m_u} (2^{\tilde{z}(S,S_q)} - 1). \qquad (2.3.2)$$

Теорема 3. Если $\Omega_A = \Omega^k$ и $\tilde{\rho}(S,S_q)$ - число невыполненных неравенств $|\alpha_i - \beta_i| \le \varepsilon_i$, $i = 1,2,\dots,n$ для сравниваемых строк $S = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$ и $S_q = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n)$, то

$$\Gamma_u(S) = \sum_{q=m_{u-1}+1}^{m_u} C^k_{n-\tilde{\rho}(S,S_q)}. \qquad (2.3.4)$$

Теорема 4. Если в условиях теоремы 3 принять $\Omega_A = \Omega$, то

$$\Gamma_u(S) = \sum_{q=m_{u-1}+1}^{m_u} (2^{n-\tilde{\rho}(S,S_q)} - 1). \qquad (2.3.5)$$

Приняв для $\tilde{z}(\tilde{\omega}S, \tilde{\omega}S_q)$ форму задания вида (2.2.2), для случаев $\Omega_A = \Omega^k$ и $\Omega_A = \Omega$ можно соответственно показать справедливость следующих теорем.

Теорема 5.

$$\Gamma_u(S) = \sum_{q=m_{u-1}+1}^{m_u} \sum_{\lambda=0}^{\varepsilon} C^{k-\lambda}_{n-\tilde{\rho}(S,S_q)} C^{\lambda}_{\tilde{\rho}(S,S_q)} \qquad (2.3.6)$$

Теорема 6.

$$\Gamma_u(S) = \sum_{q=m_{u-1}+1}^{m_u} (2^{n-\tilde{\rho}(S,S_q)} - 1) \sum_{\lambda=0}^{\varepsilon} C^{\lambda}_{\tilde{\rho}(S,S_q)} \qquad (2.3.7)$$

Полученные результаты показывают, что для класса алгоритмов вычисления оценок можно строить чёткие, сравнительно легко реализуемые на ЭВМ схемы подсчета основной оценки $\Gamma_u(S)$. Выбор той или иной схемы (использование той или иной теоремы) зависит от конкретной модели алгоритма и алфавита признаков.

4. В § 4 главы для двух основных задач распознавания разработаны методы их решения в классе алгоритмов вычисления оценок. Схемы решения подробно проанализированы и проиллюстрированы на модельных примерах. Показаны необходимость разумного выбора параметров моделей алгоритмов $(k, \varepsilon, \delta_1, \delta_2, \theta)$ и их роль в принятии решения.

Основная схема решения A-задачи представляется так: в зависимости от характера описания исходных массивов объектов $(M_э, M_y)$ выбирается соответствующая модель алгоритма (определяются Ω_A, δ_1, δ_2, θ, ε, ε_1, $\varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$) и с помощью одной из формул, задаваемых приведенными выше теоремами, подсчитываются оценки $\Gamma_1(S)$, $\Gamma_2(S), \dots, \Gamma_l(S)$. Далее по выбранному правилу (с учетом заданных δ_1 и δ_2) выносится решение F об отнесении объектов из M_y в тот или иной класс. При необходимости вариацией параметров алгоритма можно проводить корректировку решения.

Для решения Γ-задачи разработаны две группы алгоритмов. Первая из них опирается на введенные понятия меры близости объектов, меры близости объекта и группы объектов и меры близости между группами объектов; вторая группа - использует другие количественные меры - меры важности признаков, участвующих в описании объектов, и меры важности самих объектов, подлежащих классификации.

В качестве меры близости объектов S_q и S_t предлагается использовать численное значение функции

$$\Gamma(S_q, S_t) = \sum_{M_{\tilde\omega} \in \Omega_1} \tilde\omega \Gamma(S_q, S_t) \qquad (2.4.I)$$

Для объекта S и группы объектов $\mathcal{K}_u$ функция имеет вид

$$\Gamma(S, \mathcal{K}_u) = \frac{1}{m_{\mathcal{K}_u}} \sum_{S_q \in \mathcal{K}_u} \sum_{M_{\tilde\omega} \in \Omega_1} \tilde\omega \Gamma(S, S_q), \qquad (2.4.2)$$

а для двух групп объектов $\mathcal{K}_u$ и $\mathcal{K}_p$

$$\Gamma(\mathcal{K}_u, \mathcal{K}_p) = \frac{1}{m_{\mathcal{K}_u} m_{\mathcal{K}_p}} \sum_{S_q \in \mathcal{K}_u} \sum_{S_t \in \mathcal{K}_p} \sum_{M_{\tilde\omega} \in \Omega_1} \tilde\omega \Gamma(S_q, S_t) \qquad (2.4.3)$$

Используя меры (2.4.I), (2.4.2) и (2.4.3), построены 3 алгоритма для Γ-задачи (Γ_1,- Γ_2,- Γ_3 -алгоритмы). При построении и анализе этих алгоритмов прослеживается глубокая аналогия в методологическом плане с известными алгоритмами класса потенциальных функций ("Индекс-I", "Объединение", "Спектр").

Пусть вычислены меры важности всех признаков объекта: $p(1), p(2), \ldots, p(n)$. Тогда для объекта S_j можно вычислить величину

$$\mathcal{J}(S_j) = \sum_{i=1}^{n} p(i) \alpha_{ij}, \qquad (2.4.4)$$

называемую мерой его важности.

При упорядочении по убыванию $\mathcal{J}(S)$ всех объектов оказывается, что последние будут группироваться по "рангам". Например, первому "рангу" будут соответствовать объекты с большими значениями $\mathcal{J}(S)$, а самому последнему ℓ-му рангу группа объектов с малыми мерами. На использовании группировки объектов по рангам построен следующий предложенный алгоритм для Γ-задачи (Γ_4 -алгоритм).

Качество классификации по Γ-алгоритмам оценивается с помощью функционала, учитывающего среднюю меру близости объектов в данной классификации и близость классов между собой (при построении функционала опять использована схема подсчета оценки $\Gamma_u(S)$).

ГЛАВА III

РАЗРАБОТКА МЕТОДОВ ПОЛУЧЕНИЯ ЭКСТРЕМАЛЬНЫХ АЛГОРИТМОВ ВЫЧИСЛЕНИЯ ОЦЕНОК

В главе разработаны принципы параметризации класса алгоритмов вычисления оценок, построена система его моделей, распадающаяся на подсистему малопараметрических и подсистему многопараметрических моделей, и сформулированы функции, оценивающие эффективность работы алгоритмов. Введено понятие экстремального алгоритма распознавания и в зависимости от вида экстремизируемого функционала выделены (по аналогии с /3/) 3 рода экстремальных алгоритмов, для которых доказаны теоремы подкрования и разработаны схемы оптимизации. Для определения длины голосующих наборов (k) и порогов близости между значениями признаков (ε_i) предложены формальные методы и выведены соответствующие формулы.

I. Пусть имеется некоторое множество $\mathcal{X}$ числовых параметров $x_1, x_2, \ldots, x_i, \ldots, x_n$ (для каждого x_i, $i = 1, 2, \ldots, n$, определена своя область значений). Обозначим через $\mathcal{X}^h$ подмножества мощности h множества $\mathcal{X}$ и положим, что может принимать значения от I до n (при $h = n$ $\mathcal{X}^h = \mathcal{X}$).

<u>Определение 3.I.I</u>. Класс $\{\mathcal{A}\}$ алгоритмов вычисления оценок будем считать параметризуемым по множеству $\mathcal{X}$, если каждому алгоритму $\mathcal{A} \in \{\mathcal{A}\}$ можно взаимно-однозначно сопоставить набор численных значений параметров, входящих в одно из подмножеств $\mathcal{X}^h$, $h = 1, 2, \ldots, n$.

Если N_1 - количество возможных $\mathcal{X}^1$ (термин "возможный" употребляется с целью, чтобы подчеркнуть, что не для всякого $\mathcal{X}^h$ из всевозможных подмножеств $\mathcal{X}^h \subseteq \mathcal{X}$ параметризация класса $\{\mathcal{A}\}$ имеет практический смысл), то для $\{\mathcal{A}\}$ можно выписать множество о д н о п а р а м е т р и ч е с к и х моделей $\mathfrak{M}_1 = \{\mathcal{A}(x_{i_1}), \mathcal{A}(x_{i_2}), \ldots, \mathcal{A}(x_{i_{N_1}})\}$; N_2 двухпараметрических моделей, образующих множество $\mathfrak{M}_2$, множество $\mathfrak{M}_3$ трехпараметрических моделей и т.д., наконец, одну n-параметрическую модель $(\mathfrak{M}_n$.

<u>Определение 3.I.2.</u> Совокупность всех множеств $\mathfrak{M}_1$, $\mathfrak{M}_2, \ldots, \mathfrak{M}_n$ моделей назовём с и с т е м о й $\mathfrak{M}$ м о д е л е й класса алгоритмов $\{\mathcal{A}\}$.

Определение 3.I.3. Для класса алгоритмов вычисления оценок $\{\mathcal{A}\}$ подсистему $\mathfrak{M}^{I}(k\leq 5)$ назовём подсистемой малопараметрических моделей, а $\mathfrak{M}^{II}(k>5)$ – подсистемой многопараметрических моделей.

С учётом определений и приведенных выше соображений практической целесообразности для класса алгоритмов вычисления оценок построена следующая система моделей (с подробным анализом параметров, входящих в соответствующие $\mathfrak{X}^{k}$):

$$\mathfrak{M}_1=\{\mathcal{A}(\varkappa),\mathcal{A}(\delta_1),\mathcal{A}(\delta_2)\},$$

$$\mathfrak{M}_2=\{\mathcal{A}(\varkappa,\delta_1),\mathcal{A}(\varkappa,\delta_2),\mathcal{A}(\delta_1,\delta_2),\mathcal{A}(\varkappa,\varepsilon),\mathcal{A}(\varepsilon,\delta_1),\mathcal{A}(\varepsilon,\delta_2)\},$$

$$\mathfrak{M}_3=\{\mathcal{A}(\varkappa,\delta_1,\delta_2),\mathcal{A}(\varkappa,\varepsilon,\delta_1),\mathcal{A}(\varkappa,\varepsilon,\delta_2),\mathcal{A}(\varkappa,\tilde{\varepsilon},\varepsilon),\mathcal{A}(\tilde{\varepsilon},\varepsilon,\delta_1),\mathcal{A}(\tilde{\varepsilon},\varepsilon,\delta_2)\}, \quad (3.I.I)$$

. . . .

$$\mathfrak{M}_{n+4}=\{\mathcal{A}(\varkappa,\varepsilon_1,\varepsilon_2,\ldots,\varepsilon_n,\varepsilon,\delta_1,\delta_2)\};$$

Модели во множествах, начиная с $\mathfrak{M}_4$, получаются различными сочетаниями $\varkappa$, δ_1 , δ_2 , ε и ε_i -порогов (с учетом групп однородных признаков объектов).

Если учитывать внешние параметры $\gamma(S_1),\gamma(S_2),\ldots,\gamma(S_m)$, характеризующие важность строк в таблице объектов T_{nm} , то получается модель

$$\mathfrak{M}_{n+m+4}=\{\mathcal{A}(\varkappa,\varepsilon_1,\varepsilon_2,\ldots,\varepsilon_n,\varepsilon,\gamma_1,\gamma_2,\ldots,\gamma_m,\delta_1,\delta_2)\}, \quad (3.I.2)$$

где $\gamma_1=\gamma(S_1),\ \gamma_2=\gamma(S_2),\ \ldots,\ \gamma_m=\gamma(S_m)$.

С целью иллюстрации приёмов параметризации в более сложных пространствах параметров построена общая модель класса алгоритмов вычисления оценок, зависящая от $C_n^{\varkappa}(l+1)+2m+n+4$ параметров.

Реализация этапа параметризации позволяет ставить задачу оптимизации алгоритмов и наметить пути и методы проведения оптимизационных процедур.

2. Рассмотрим три множества: $\{\mathcal{A}\}$ – множество алгоритмов, $\{Z\}$ – множество задач, $\{\bar{Z}\}\subseteq\{Z\}$ – множество эталонных задач. Пусть на множестве $\{Z\}$ для каждого алгоритма $\mathcal{A}\in\{\mathcal{A}\}$ существует функция $\varphi_{\mathcal{A}}(Z)$ – эффективность решения задачи Z алгоритмом $\mathcal{A}(\varphi_{\mathcal{A}}(Z)\geq 0)$. Пусть также для всех $\bar{Z}\in\{\bar{Z}\}$ функция $\varphi_{\mathcal{A}}(\bar{Z})$ задана и может быть просто вычислена. Обозначив через $[\varphi_{\mathcal{A}}(\bar{Z}),\bar{Z}]$ – совокупность всех пар, таких, что $\bar{Z}\in\{\bar{Z}\}$, будем считать, что на множестве $\{\bar{Z}\}$ задана эффективность алгоритма $\mathcal{A}\in\{\mathcal{A}\}$ при условиях: I) если $\psi_{\mathcal{A}}=\psi_{\mathcal{A}}[\varphi_{\mathcal{A}}(\bar{Z}),\bar{Z}]\geq 0$ и 2) если для любой задачи $\bar{Z}$ выполнено неравенство $\varphi_{\mathcal{A}}(\bar{Z})\leq\varphi_{\mathcal{B}}(\bar{Z}),\ \mathcal{A},\mathcal{B}\in\{\mathcal{A}\}$, то $\psi_{\mathcal{A}}\leq\psi_{\mathcal{B}}$. Примерами функций $\psi_{\mathcal{A}}$ могут быть:

I) $\psi_{\mathcal{A}}=\inf\limits_{\bar{Z}\in\{\bar{Z}\}}\varphi_{\mathcal{A}}(\bar{Z})$,

2) $\psi_{\mathcal{A}}=\dfrac{1}{\mu(\bar{Z})}\displaystyle\int_{\{\bar{Z}\}}\varphi_{\mathcal{A}}(\bar{Z})\,d\mu(\bar{Z})$, где $\mu(\bar{Z})$ – мера на $\{\bar{Z}\}$,

3) $\psi_{\mathcal{A}}=\dfrac{1}{\mu(\bar{Z})}\displaystyle\int_{\{\bar{Z}\}}\varphi_{\mathcal{A}}(\bar{Z})\,V(\bar{Z})\,d\mu(\bar{Z})$,

где $V(\bar{Z})\geq 0$ – важность задачи $\bar{Z}$, определённая на множестве $\{\bar{Z}\}$.

Алгоритм $\mathcal{A}^*\in\{\mathcal{A}\}$, обеспечивающий $\max\psi_{\mathcal{A}}$ назовём экстремальным. Если $\tilde{\psi}_{\mathcal{A}}$ рассматривать как функцию неэффективности, то экстремальным будет алгоритм $\mathcal{A}^*\in\{\mathcal{A}\}$, обеспечивающий $\min\tilde{\psi}_{\mathcal{A}}$.

Постулируется, что если алгоритм $\mathcal{A}^*$ найден и его применение к решению задач $\{Z\}$ достаточно эффективно, то, в некотором смысле, решена задача об обосновании алгоритмов из $\{\mathcal{A}\}$ и их сравнения между собой. Поэтому в диссертации подчеркивается мысль о том, что алгоритмы, показавшие хорошую эффективность на достаточном количестве практических задач, можно считать практически обоснованными.

3. Пусть для множества объектов M_k разбиение известно. Положим $M_k \cap K_i = \tilde{K}_i$, $i = 1,2,\ldots,\ell$. Сопоставим алгоритму $\mathcal{A}$ разбиение множеств $\tilde{K}_i$ на непересекающиеся подмножества $\tilde{K}_{ij}$, $j = 1,2,\ldots,\ell$. Во множество $\tilde{K}_{ij}$ отнесём все объекты из $\tilde{K}_i$, зачисленные алгоритмом в класс K_j, $j \neq 0$. Во множество $\tilde{K}_{i0}$ отнесём все элементы из $\tilde{K}_i$, которые алгоритм отказался распознать.

Экстремальным алгоритмом распознавания первого рода назовём алгоритм $\mathcal{A}$, если на нём реализуется $\sup\limits_{\mathcal{A}\in\{\mathcal{A}\}} \psi_{\mathcal{A}}$, где

$$\psi_{\mathcal{A}} = \frac{1}{\mu(M_k)} \sum_{i=1}^{\ell} \mu(\tilde{K}_{ii})$$

-эффективность алгоритма $\mathcal{A}$, если все $\tilde{K}_{ii}$, $i = 1,2,\ldots,\ell$ измеримы ($\mu(M_k)$, $\mu(\tilde{K}_{ii})$ - меры множеств M_k, $\tilde{K}_{ii}$ соответственно).

Экстремальным алгоритмом распознавания второго рода назовём алгоритм $\mathcal{A}$, если на нём реализуется $\inf\limits_{\mathcal{A}\in\{\mathcal{A}\}} \tilde{\psi}_{\mathcal{A}}$, где

$$\tilde{\psi}_{\mathcal{A}} = \frac{1}{\mu(M_k)}\Big(\sum_{i,j} e_{ij}\,\mu(\tilde{K}_{ij}) + \sum_{i} c_i\,\mu(K_{i0})\Big),$$

$i=1,2,\ldots,\ell$, $j=1,2,\ldots,i-1,i+1,\ldots,\ell$ - неэффективность алгоритма $\mathcal{A}$, если все $\tilde{K}_{ij}$, $1\le i\le \ell$, $1\le j\le \ell$, измеримы ($\mu(\tilde{K}_{ij})$ - мера множества $\tilde{K}_{ij}$; e_{ij}, c_i - величины штрафов за перепутывание алгоритмом классов и его отказ от распознавания соответственно).

Экстремальным алгоритмом третьего рода назовём алгоритм $\mathcal{A}$, если на нем реализуется $\sup\limits_{\mathcal{A}\in\{\mathcal{A}\}} \psi_{\mathcal{A}}$, где

$$\psi_{\mathcal{A}} = \frac{1}{\mu(M_k)}\Big|\sum_{i} e_{ii}\,\mu(\tilde{K}_{ii}) - \Big(\sum_{i,j} e_{ij}\,\mu(\tilde{K}_{ij}) + \sum_{i} c_i\,\mu(\tilde{K}_{i0})\Big)\Big|,$$

e_{ii}, $i = 1,2,\ldots,\ell$ - меры поощрения за правильное распознавание алгоритмом элементов класса K_i.

Если вместо множества M_k рассматривать множество $M_э$,

то эффективность (неэффективность) алгоритма распознавания будет оцениваться по всем эталонам обучающей последовательности.

4. Для алгоритмов вычисления оценок функционалы $\psi_{\mathcal{A}}$, $\tilde{\psi}_{\mathcal{A}}$ становятся функциями числовых аргументов:

$$\psi_{\mathcal{A}} = \psi_{\mathcal{A}}(k, \varepsilon_1,\ldots,\varepsilon_n, \varepsilon, \gamma_1,\ldots,\gamma_m, \delta_1,\delta_2),$$

$$\tilde{\psi}_{\mathcal{A}} = \tilde{\psi}_{\mathcal{A}}(k, \varepsilon_1,\ldots,\varepsilon_n, \varepsilon, \gamma_1,\ldots,\gamma_m, \delta_1,\delta_2).$$

Показано, что в классе этих алгоритмов экстремальные алгоритмы трёх родов кодируются наборами параметров из замкнутой области ($\mathfrak{X} = \{k,\varepsilon_1,\ldots,\varepsilon_n,\varepsilon,\gamma_1,\ldots,\gamma_m,\delta_1,\delta_2\}$): k, ε - целые числа, $\varepsilon = k$, $1\le k\le n-1$, $0\le\varepsilon_i\le\rho_i^{max}$, $i=1,2,\ldots,n$, $0\le\gamma_j\le 1$, $j=1,2,\ldots,m$, $0\le\delta_1\le C_n^k\big(\sum_{j=1}^{m}\gamma_j\big)$, $0\le\delta_2\le 1$; ρ_i^{max} - наибольшее расстояние между элементами M_i, $i = 1,2,\ldots,n$. С учётом этого и, обозначив множество наборов значений параметров из $\mathfrak{X}$ через T, можно доказать, что $\sup\psi_{\mathcal{A}}$ и $\inf\tilde{\psi}_{\mathcal{A}}$ достигаются в точке множества T.

Таким образом, задача построения экстремальных алгоритмов из рассматриваемого класса $\{\mathcal{A}\}$ сведена к задаче отыскания максимумов и минимумов функций многих переменных. Показано, что учет специфики оптимизируемых функций, даже при больших таблицах $M_э$ и M_k позволяет строить достаточно эффективные и реализуемые на современных ЭВМ схемы оптимизации.

Для подсистемы $\mathfrak{M}^{I}$ при бинарном алфавите признаков (весьма распространенный случай в практике распознавания) разработаны переборные процедуры оптимизации; для многопараметрических моделей построена схема (и реализована в комплексе ПРАСК-I), использующая алгоритмы случайного поиска "с пересчётом". Указано, что оптимизация по набору параметров $\gamma_1, \gamma_2,\ldots,\gamma_m$ (при фиксированном δ_2) может быть решена методами линейного программирования, а совместная оптимизация по $\gamma_1,\gamma_2,\ldots,\gamma_m$ и δ_2 приводит к решению нелинейной задачи.

5. Для вычисления длины (k) голосующих наборов выведена формула

$$k = \frac{1}{2l}\sum_{u=1}^{l}\frac{\sum\limits_{j=m_{u-1}+1}^{m_u} r(S_t,S_j)}{C^2_{m_u-m_{u-1}}}, \quad t=\overline{m_{u-1}+1, m_u}, \quad j\neq t, \qquad (3.5.1)$$

учитывающая не только размер таблицы T_{nm}, но использующая количественные оценки степени близости объектов по классам таблицы. Вычисленное по (3.5.I) значение k можно рассматривать как исходное при реализации схем оптимизации алгоритмов.

6. Для выбора ε_i -порогов по таблице T_{nm} объектов распознавания разработана специальная процедура и выведена формула

$$\varepsilon_i = \frac{\sum\limits_{j=1}^{m-1}\left[(m-j)\alpha'_{ij} - j\alpha'_{i,j+1}\right]}{C^2_m}, \qquad (3.6.1)$$

где α'_{ij} - нормированный аналог значения α_{ij} признака M_i. Для задания обобщённого значения $\tilde{\varepsilon}$ -порога по всем признакам таблицы T_{nm} может быть использована формула

$$\tilde{\varepsilon} = \frac{\sum\limits_{i=1}^{n}\sum\limits_{j=1}^{m}\left[(m-j)\alpha'_{ij} - j\alpha'_{i,j+1}\right]}{n\, C^2_m} \qquad (3.6.2)$$

Значения ε_i и $\tilde{\varepsilon}$, получаемые по формулам (3.6.I) и (3.6.2) также могут быть приняты за исходные оценки этих параметров при оптимизации.

Г Л А В А IУ

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ АЛГОРИТМОВ ВЫЧИСЛЕНИЯ ОЦЕНОК ПРИ ПОСТАНОВКЕ И РЕШЕНИИ ЗАДАЧ ТЕХНИЧЕСКОЙ КИБЕРНЕТИКИ

Глава посвящена рассмотрению постановок и общих схем решения задач технической кибернетики, на которых наиболее ярко проявляется специфика и возможности класса алгоритмов вычисления оценок (схемы решения первых двух задач распознавания уже были рассмотрены в главе II). Здесь рассматриваются ещё пять задач.

I. <u>Постановка и решение задачи определения меры важности объектов в сложной системе (применительно к распознаванию - $\mathcal{P}$ -задача).</u>

Предположим, что задана некоторая система, предназначенная для решения определенного класса задач. На множестве задач определена функция, задающая эффективность решения задачи системой. Из системы удаляется блок или несколько блоков. Для новой системы функция, определенная на множестве задач, вообще говоря, будет другой.

С р е д н е е   и з м е н е н и е   ф у н к ц и и   э ф ф е к т и в н о с т и   е с т е с т в е н н о   с ч и т а т ь   м е р о й   в а ж н о с т и   б л о к а   и л и   с о в о к у п н о с т и   б л о к о в   д а н н о й   с и с т е м ы. Строгое определение меры важности объекта в системе вводится следующим образом.

Пусть система W состоит из блоков $B_1, B_2, \ldots, B_n$. Задано измеримое множество $\{Z\}$ задач, решаемых системой. Для каждого элемента $Z\in\{Z\}$ определена функция $\varphi(Z)$, которую в данном случае назовем ф у н к ц и е й   э ф ф е к т и в н о с т и   р е ш е н и я   з а д а ч и Z с и с т е м о й W.

Удалим из системы блоки $B_{i_1}, B_{i_2}, \ldots, B_{i_q}$. Систему, полученную после удаления этих блоков, обозначим через W^i. Учитывая, что функция $\varphi^i(Z)$ - эффективность решения задачи Z системой W^i, величину

$$p(i) = \frac{1}{\mu(Z)}\int\limits_{\{Z\}}\left[\varphi(Z)-\varphi^i(Z)\right]d\mu(Z)$$

назовём м е р о й   в а ж н о с т и совокупности блоков $B_{i_1}, B_{i_2}, \ldots, B_{i_q}$.

Основные принципы при определении меры важности следующие:

I. Величина $p(i)$ должна эффективно вычисляться даже для достаточно сложных и больших систем.

2. Должно быть проведено, хотя бы в некотором смысле, обоснование введения величины $p(i)$.

3. Определение $p(i)$ должно быть методологически одно-

родным для широкого класса систем (возможно различной физической природы).

Предполагается при этом, что для определения величины $p(i)$ необходима определенная информация об изучаемой системе, а именно:

I) дано фиксированное разделение системы на блоки B_1, B_2, ..., B_n;

2) задано множество задач $\{Z\}$, которое решает изучаемая система;

3) определена величина $\varphi(Z)$ – эффективность решения задачи Z системой. Например, $\varphi(Z)$ может быть обратно пропорциональной времени решения задачи Z системой;

4) для всех i ($i = 1,2, \ldots, n$) определены $\varphi^i(Z)$ –эффективность решения задачи Z при удалении блока B_i из системы W;

5) величины $\varphi(Z)$ и $\varphi^i(Z)$ допускают эффективное вычисление.

Если условия I) – 5) соблюдены, то используемый в работе принцип введения меры важности позволит сделать это независимо от вида системы W.

В § I главы приводятся примеры введения меры важности объектов в системах: транспортная сеть и схемы из функциональных элементов.

Отдельно и подробно рассматривается вопрос введения и вычисления меры важности признаков в системе распознавания. Анализируются некоторые известные методы вычисления меры важности признаков (способ вычисления этой меры через частоту встречаемости признака и метод, основанный на использовании анализа тупиковых тестов таблицы).

В классе алгоритмов вычисления оценок понятие меры важности признака вводится следующим образом.

Пусть для каждой строки таблицы T_{nml} подсчитаны значения $\Gamma_u(S_q)$, $u = 1,2, \ldots, l$, $q = 1,2, \ldots, m$. Удалив из таблицы (соответственно из строк) i-ый столбец, подсчитаем величины $\Gamma_u(S_q^i)$. Вообще говоря, величины $\Gamma_u(S_q^i)$ будут меньше, чем соответствующие $\Gamma_u(S_q)$.

Е с л и п р и з н а к i (у д а л е н н ы й с т о л б е ц с н о м е р о м i) с у щ е с т в е н н ы й , т о ч и с л о г о л о с о в в с р е д н е м у м е н ь ш а е т с я с и л ь н о , и н а о б о р о т .

Надлежащим образом обработанную степень уменьшений, естественно, считать м е р о й в а ж н о с т и и з у ч а е м о г о п р и з н а к а .

Величину

$$p(i) = \sum_{u=1}^{l} \frac{1}{m_u - m_{u-1}} \sum_{q=m_{u-1}+1}^{m_u} \left[\Gamma_u(S_q) - \Gamma_u(S_q^i) \right] \qquad (4.I.I)$$

назовём и н ф о р м а ц и о н н ы м в е с о м i-го признака.

В некоторых случаях величину $p(i)$ более целесообразно определять с помощью так называемого числа правильно поданных голосов.

Ч и с л о м п р а в и л ь н о п о д а н н ы х г о л о с о в называется число голосов, поданных строкой (строками) класса за с в о й к л а с с .

Возьмём теперь общее число правильно поданных голосов в присутствии i-го столбца по отношению к общему числу голосов. Затем аналогичная величина вычисляется после удаления i-го столбца. Разность этих двух величин определяет информационный вес:

$$p(i) = \sum_{u=1}^{l} \frac{1}{m_u - m_{u-1}} \sum_{q=m_{u-1}+1}^{m_u} \left[\frac{\Gamma_u(S_q)}{\sum_{j=1}^{l} \Gamma_j(S_q)} - \frac{\Gamma_u(S_q^i)}{\sum_{j=1}^{l} \Gamma_j(S_q^i)} \right] \qquad (4.I.2)$$

На основании теорем, приведенных в главе II, формулы (4.I.I) и (4.I.2) можно выписать в явном виде. Так, например, используя (4.I.2) и теоремы I,2,5 можно соответственно написать:

$$p(i) = \sum_{u=1}^{l} \frac{1}{m_u - m_{u-1}} \sum_{q=m_{u-1}+1}^{m_u} \left[\frac{\sum_{t=m_{u-1}+1}^{m_u} C^{k}_{\tilde{z}(S_t, S_q)}}{\sum_{j=1}^{l} \sum_{t=m_{j-1}+1}^{m_j} C^{k}_{\tilde{z}(S_t, S_q)}} - - \right.$$

$$-\frac{\sum\limits_{t=m_{u-1}+1}^{m_u} C^{\varkappa}_{\tilde{\beta}(S_t^i,S_q^i)}}{\sum\limits_{j=1}^{\ell}\sum\limits_{t=m_{u-1}+1}^{m_j} C^{\varkappa}_{\tilde{\beta}(S_t^i,S_q^i)}}\Bigg] \qquad (4.1.3.)$$

$$p(i)=\sum_{u=1}^{\ell}\frac{1}{m_u-m_{u-1}}\sum_{q=m_{u-1}+1}^{m_u}\left[\frac{\sum\limits_{t=m_{u-1}+1}^{m_u}\left(2^{\tilde{\beta}(S_t,S_q)}-1\right)}{\sum\limits_{j=1}^{\ell}\sum\limits_{t=m_{j-1}+1}^{m_j}\left(2^{\tilde{\beta}(S_t,S_q)}-1\right)}-\right.$$

$$\left.-\frac{\sum\limits_{t=m_{u-1}+1}^{m_u}\left(2^{\tilde{\beta}(S_t^i,S_q^i)}-1\right)}{\sum\limits_{j=1}^{\ell}\sum\limits_{t=m_{j-1}+1}^{m_j}\left(2^{\tilde{\beta}(S_t^i,S_q^i)}-1\right)}\right] \qquad (4.1.4.)$$

$$p(i)=\sum_{u=1}^{\ell}\frac{1}{m_u-m_{u-1}}\sum_{q=m_{u-1}+1}^{m_u}\left[\frac{\sum\limits_{t=m_{u-1}+1}^{m_u}\sum\limits_{\lambda=0}^{\varepsilon}C^{\varkappa-\lambda}_{n-\beta(S_t,S_q)}C^{\lambda}_{\beta(S_t,S_q)}}{\sum\limits_{j=1}^{\ell}\sum\limits_{t=m_{j-1}+1}^{m_j}\sum\limits_{\lambda=0}^{\varepsilon}C^{\varkappa-\lambda}_{n-\tilde{\beta}(S_t,S_q)}C^{\lambda}_{\tilde{\beta}(S_t,S_q)}}-\right.$$

$$\left.-\frac{\sum\limits_{t=m_{u-1}+1}^{m_u}\sum\limits_{\lambda=0}^{\varepsilon}C^{\varkappa-\lambda}_{n-\tilde{\beta}(S_t^i,S_q^i)-1}C^{\lambda}_{\tilde{\beta}(S_t^i,S_q^i)}}{\sum\limits_{j=1}^{\ell}\sum\limits_{t=m_{j-1}+1}^{m_j}\sum\limits_{\lambda=0}^{\varepsilon}C^{\varkappa-\lambda}_{n-\tilde{\beta}(S_t^i,S_q^i)-1}C^{\lambda}_{\tilde{\beta}(S_t^i,S_q^i)}}\right] \qquad (4.1.5.)$$

Аналогично можно получить явные формулы для $p(i)$, используя теорему 3,4,6. Подобным же образом выписываются формулы и в случае определения $p(i)$ по соотношению (4.I.I).

Далее в работе, используя (4.I.3), (4.I.4) и (4.I.5), строятся вычислительные алгоритмы для получения информационных весов признаков. Оценивается сложность вычислительных процедур. Так, показано, что для реализации формулы (4.I.3) требуется около $2\left[\frac{3}{2}m^2+\ell m\varkappa(n-1)+2m\ell+1\right]$ машинных операций. Если m = IOO, n = 50, $\varkappa$ = IO, ℓ = 2, то вычисление $p(i)$ одного признака займёт несколько секунд.

Анализ показывает, что при $m \leq$ IOOO, $n \leq 200$, $\varkappa \leq 50$, $\ell \leq$ IO задача вычисления $p(i)$ в классе алгоритмов вычисления оценок разрешима на БЭСМ-6.

2. Использование алгоритмов вычисления оценок для построения последовательных процедур формирования неизбыточного описания объектов распознавания ($\mathcal{T}$ -задача).

Описывается подход к решению задачи сокращения размерности признакового пространства объектов, использующий некоторую последовательную процедуру исключения признаков и анализ качества распознавания на каждой итерации.

Пусть для всех n признаков исходной эталонной таблицы $T_{nm\ell}$ с помощью алгоритма $\mathcal{A}^*$ вычислены информационные веса, которые для удобства дальнейших рассуждений обозначим через $p^*(i_1), p^*(i_2), \ldots, p^*(i_n)$.

Последовательная процедура исключения признаков заключается в следующем.

Среди величин $p^*(i_1), p^*(i_2), \ldots, p^*(i_n)$ находим максимальную $p^*(i_j)$ и минимальную $p^*(i_q)$. Задаем шаг Δ и оценку Δ'. Выделяем признаки, у которых меры важности находятся в отрезке $(p^*(i_q), p^*(i_q)+\Delta)$. Удаляем указанные признаки из таблицы $T_{nm\ell}$. К полученной таблице $T'_{nm\ell}$ применяем алгоритм $\mathcal{A}^*$ и вычисляем значение функционала $\tilde{\psi}^*_{\mathcal{A}}$. Если значение функционала по сравнению с вычисленным по полной таблице увеличилось не более, чем на Δ', удалим из таблицы $T_{nm\ell}$ признаки, у которых меры важности находятся в отрезке $(p^*(i_q), p^*(i_q)+\Delta)$.

Рассматриваем отрезок $(p^*(i_q)+\Delta, p^*(i_q)+2\Delta)$ и выделяем признаки, меры важности которых лежат в этом отрезке.

Повторяем вышеприведенный процесс.

Удаление признаков из таблицы заканчивается после того, как испытание очередной группы признаков приводит к увеличению функционала $\psi^*_{\mathcal{A}}$ на величину не меньшую, чем Δ' (по сравнению с полной таблицей). Допустимое ухудшение качества распознавания Δ' определяется из содержательных особенностей задач.

В зависимости от вида формул, используемых для вычисления $p(i)$ приводятся модификации итеративной схемы. Реализация подхода приведена в гл. УI в виде Процедур I,2,3.

3. <u>Постановка и разработка метода решения задачи оценки качества экспертов, формирующих таблицу обучения.</u>

Описан подход, дающий возможность существенно уменьшить степень необъективности экспертов в оценке объектов, включаемых в таблицу обучения. Подход основан на использовании количественной меры, называемой мерой оценки качества экспертов и вычисляемой в рамках формальной модели алгоритмов вычисления оценок.

Пусть построен экстремальный алгоритм $\mathcal{A}^*(k^*, \varepsilon^*, \varepsilon_1^*, \dots, \varepsilon_k^*, \gamma_1^*, \dots, \gamma_m^*, \delta_1^*, \delta_2^*)$. Выделим параметры γ_i^*, которые в экстремальном алгоритме получили объекты, сформированные экспертом $Э_i$, $i = 1,2, \dots, z$. Пусть строка S_{ij}, сформированная экспертом $Э_i$, получила параметр $\gamma^*(S_{ij})$. Мера оценки качества эксперта $Э_i$ вычисляется так

$$p(Э_i) = \left[\sum_{j=1}^{l} \sum_{S_{ij} \in \{S_{ij}\}} \gamma^*(S_{ij})\right] \left[\sum_{q=1}^{m} \gamma_q^*\right]^{-1}.$$

Другой подход подсчета $p(Э_i)$ основан на следующих соображениях. Удалим из T_{nml} строку S_i. Для полученной таблицы найдем экстремальный алгоритм $\mathcal{A}_i^*$. Положив $p(S_i) = \psi_{\mathcal{A}^*} - \psi_{\mathcal{A}_i^*}$, для подсчета $p(Э_i)$ выпишем формулу

$$p(Э_i) = \left[\sum_{j=1}^{l} \sum_{S_{ij} \in \{S_{ij}\}} p(S_{ij})\right] \left[\sum_{q=1}^{m} p(S_q)\right]^{-1}$$

Предлагается в таблицах обучения оставлять те объекты, которые сформированы экспертами, имеющими достаточно высокие меры оценки качества. На основе этого подхода и применения процедуры из п.2 строятся неизбыточные таблицы эталонов классов.

4. <u>Постановка и разработка метода решения задачи уточнения результатов таксономического разбиения объектов с помощью алгоритмов вычисления оценок.</u>

Постановка задачи проста: требуется уточнить, улучшить результаты какого-то предварительного разбиения множества объектов, осуществленного, например, алгоритмами самопроизвольной классификации (таксономии). Метод её решения основан на применении голосующих процедур и сравнении числа голосов, подаваемых объектами за классы. Объект S, находящийся в исходной классификации в классе K_u, оставляется в нем, если $\Gamma_u(S)$ больше, чем все остальные $\Gamma_i(S)$, $i = 1,2, \dots, l$, $i \neq u$; в противном случае он переводится в класс, который получил от объекта S максимальное число голосов. Испытав все объекты в исходной классификации, получаем новое разбиение объектов по классам. Это разбиение теперь принимается за исходное, и процесс уточнения повторяется. В работе разработаны критерии окончания процедуры уточнения и построена сама схема такого уточнения. Показано, что подход в методологическом плане напоминает алгоритм "Исправление индексов" / 7/.

5. <u>Применение метода вычисления оценок для формализации и решения задачи выбора наилучшего алгоритма из класса заданных алгоритмов.</u>

Проблема выбора наилучшего алгоритма для конкретного объекта (объекта идентификации, управления и др.) упирается в формализацию алгоритмов и объектов, например, в их параметризацию. Основная трудность здесь заключается в разумной организации пространства параметров алгоритмов и установления количественной оценки, меры близости как сравниваемых алгоритмов, так и объектов, для которых выбирается тот или иной алгоритм из заданного класса. Так возникает задача организации пространств параметров объекта и алгоритмов и установлении связи между этими пространствами. С использованием возможностей класса алгоритмов вычисления оценок (меры важности, подсчет оценок близости и т.д.) в работе делается попытка формализации схем решения следующих вопросов: кодирование объекта, организация пространства объектов, кодирование алгоритма, организация пространства алгоритмов, синтез решающих правил выбора алгоритмов по коду объекта.

Г Л А В А У

РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНОГО РАСПОЗНАЮЩЕГО КОМПЛЕКСА П Р А С К - I

Глава посвящена полному описанию разработанного в работе программного распознающего комплекса (ПРАСК-I), служащего в качестве математического обеспечения класса алгоритмов вычисления оценок. Комплекс реализован на языке АЛГОЛ-60. Будучи разработанным для БЭСМ-6, он может быть сравнительно легко переориентирован на другие языки и даже на другие типы ЭВМ. Инструкция к пользованию и АЛГОЛ-программа ПРАСК-I вынесены в Приложения IА и IБ.

I. Основные условия на разработку ПРАСК-I связаны с необходимостью обеспечения следующих положений:

I. Решение комплексом всех сформулированных в предыдущих главах задач.

2. Возможность выбора и использования соответствующей формальной модели класса (с обеспечением экстремальности алгоритма) в зависимости от условий задачи и исходного статистического материала.

3. Возможность подключения всех функциональных блоков комплекса в едином цикле решения задачи.

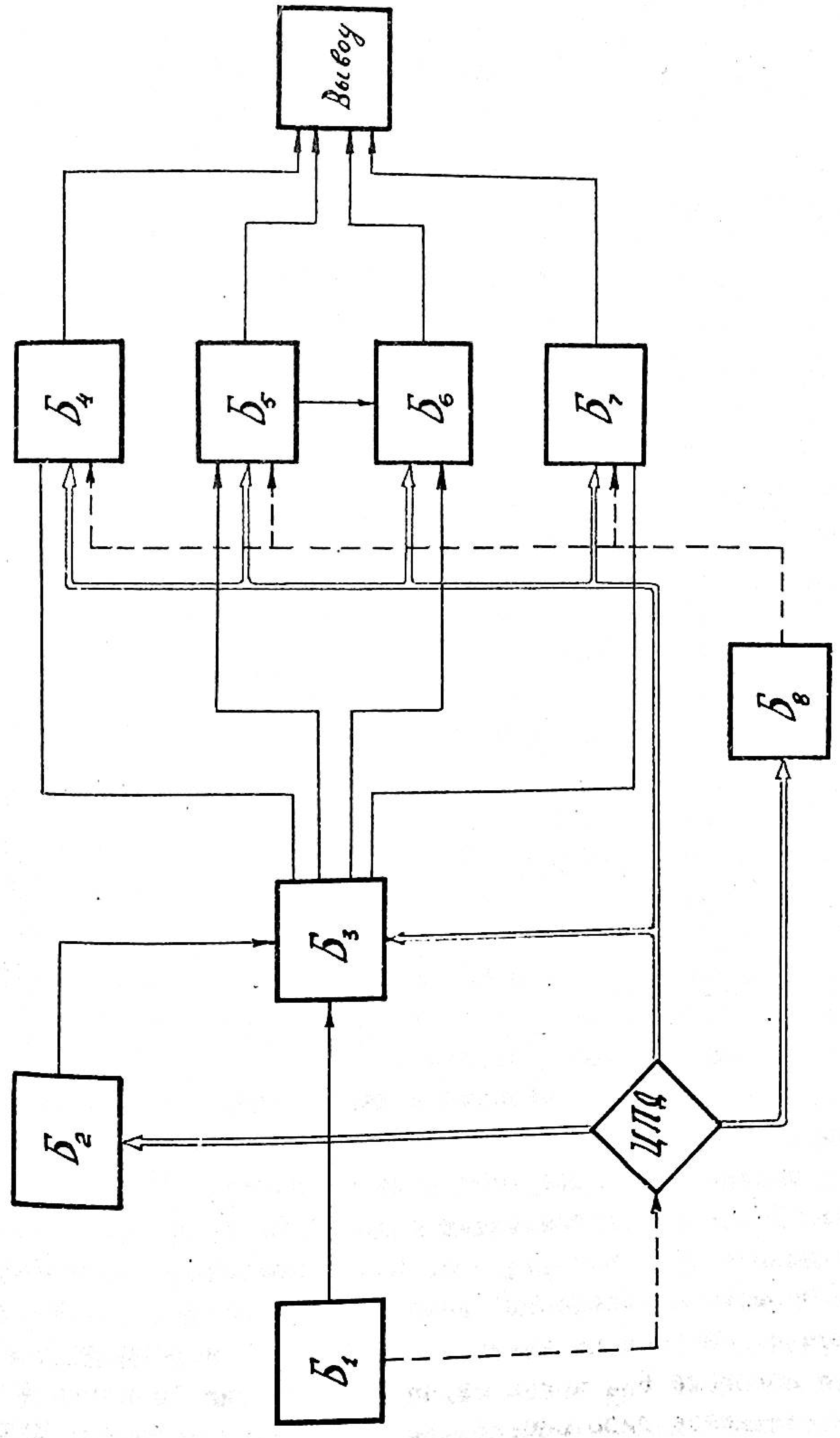
4. Возможность переключения функциональных блоков на автономный режим работы (например, автономное вычисление мер важности, автономная работа блока оптимизации и т.д.).

5. Управление работой комплекса единым центральным программным диспетчером (ЦПД).

6. Возможность настройки (отработки) функциональных блоков и всей схемы комплекса на модельных таблицах объектов.

II. Структурно ПРАСК-I состоит из совокупности взаимосвязанных блоков, каждый из которых несёт определенную функциональную нагрузку (рисунок).

<u>Блок $Б_I$</u> - осуществляет ввод в ЭВМ условий задачи и ис-



Блок-схема ПРАСК-1.

ходного статистического материала (при автономных режимах блок $Б_I$ вводит лишь информацию для ШД).

Блок $Б_2$ – используется при модельных испытаниях ПРАСКа и обеспечивает генерацию массивов M_y и $M_э$. Подблок $Б_{2I}$ служит для генерации таблиц объектов со значениями признаков из произвольного алфавита, подблок $Б_{22}$ – из бинарного алфавита. При генерировании используется нормальный закон распределения величин. В блоке могут быть использованы и другие законы имитации случайных величин

Блок $Б_3$ – подготавливает статистический материал (как сгенерированный, так и "внешний") к процедуре вычисления голосов (проводит нормировку элементов T_{nm} или T_{nml}, вычисляет значения $\mathcal{E}$ -порогов, $\varkappa$).

Блок $Б_4$ – реализует решение $\mathcal{A}$ -задачи.

Блок $Б_5$ – служит для вычисления мер важности $p(i)$.

Блок $Б_6$ – вычисляет меры важности объектов распознавания, проводит их ранжировку по значениям мер и реализует процедуру "Уточнение". Следовательно блок $Б_6$ работает по T_4 -алгоритму. T_4 -алгоритм в блоке $Б_6$ может быть заменён одним из T_1,- T_2,- T_3 -алгоритмов.

Блок $Б_7$ – осуществляет последовательное сокращение числа малоинформативных признаков в описании объектов ($\mathcal{Y}$ -задача). С помощью ШД работа блока $Б_7$ может быть проведена перед запуском блоков $Б_4$ и $Б_6$ (если сокращение признаков проводится на фиксированном алгоритме) и обязательно после завершения работы блока $Б_8$ – если неизбыточное описание получается на экстремальном алгоритме.

Блок $Б_8$ – блок оптимизации моделей алгоритмов вычисления оценок. Подблок $Б_{8I}$ служит для оптимизации малопараметрических моделей (используются лишь множества $\mathcal{M}_1 - \mathcal{M}_3$) и подблок $Б_{82}$ – для оптимизации моделей из подсистемы (при наличии параметров $\mathcal{E}_i$). Везде принято $\delta_1 = 0$, так как "помехоустойчивость" решающего правила F во всех случаях обеспечена наличием "сильного" порога по δ_2. В работе подблока $Б_{82}$ конец случайного поиска "с пересчетом" определяется либо попаданием в η -окрестность цели

(цель $\widetilde{\varphi}_A = 0$), либо L -кратным повторением поисковых шагов в окрестности цели без попадания в η -окрестность. В ПРАСК-I принято L = IOO (это соответствует (при h = = IOO-I2O) работе БЭСМ-6 в среднем I,5 - 2 часа, т.е. схема оптимизации и начальные значения параметров за это время не обеспечивают нахождения оптимальных (по η) значений параметров из набора $\mathcal{X}^k$).

Блок "Вывод" служит для выдачи на печать результатов работы ПРАСК-I.

Ш. С целью уточнения специфических особенностей влияния параметров из $\mathcal{X}^k$ на результаты решения задач на ПРАСК-I проведена серия модельных экспериментов. Рассматривались параметры $\varkappa$, $\mathcal{E}_i$ -пороги и δ_2 , а также величина $\tilde{z}(S_1, S_2)$, характеризующая, как и прежде, меру близости строк $S_1, S_2 \in T_{nm}$. Влияние и роль параметров $\varkappa$ и величины $\tilde{z}(S_1, S_2)$ изучается на $\mathcal{P}$ -задаче; влияние $\varkappa$, $\mathcal{E}_i$ -порогов и δ_2 – на классификационных задачах.

Предварительно, с целью включения в блок $Б_5$ наиболее эффективной (с точки зрения объёма вычислений) модификации формулы для $p(i)$ выведено окончательное для неё выражение, счет по которому занимает намного меньше операций, чем по явным формулам п.I предыдущей главы (например, для обработки таблицы с m = IOO, n = IOO при $\varkappa$ = IO требуется лишь порядка I,5.IO^6 операций). Для анализа это выражение можно представить так:

$$p(i) = \frac{\widetilde{N}_i}{N} \cdot \frac{\left[C^{k-1}_{\tilde{z}-1}\right]}{\left[C^{\varkappa}_{\tilde{z}}\right]}, \qquad (5.3.I)$$

где $\left[C^{k-1}_{\tilde{z}-1}\right]$ – среднее число совпадений двух строк таблицы после удаления i -го столбца, $\left[C^{\varkappa}_{\tilde{z}}\right]$ – то же для всей таблицы; $N = \sum n_j$ (n_j – число пар из T_{nm}, совпавших по $\tilde{z}_j$ признакам), $\widetilde{N}_i = \sum n^i_j$ – для $T^i_{n-1,m}$.

Из (5.3.I) видно, что мера важности признака зависит от двух факторов: первый $(p_0(i) = \widetilde{N}_i / N)$ определяется у с т о й ч и в о с т ь ю признака в совокупности объектов, второй $\left([C^{k-1}_{\tilde{z}-1}] / [C^{k}_{\tilde{z}}]\right)$ характеризует общие свойства таблицы T_{nm} и несёт информацию о связях данного признака с другими. Последним выводом снимается вопрос об учёте коррелированности признаков при вычислении их меры важности с помощью голосующих процедур.

Экспериментами на различных пяти модельных таблицах $T_{50,80}$ доказано:

I. Влияние параметра $\varkappa$ и распределения $f(\tilde{z})$ на формирование групп информативности признаков идентично.

2. При изменении $\varkappa$ происходит перестановка признаков по весам внутри групп информативности и при некотором значении $\varkappa$ обеспечивается "контрастность" в раскладке признаков. Это значение $\varkappa$ для нормального распределения $f(\tilde{z})$ приближается к величине $\varkappa$, вычисленной по формуле (3.5.I).

Следующий эксперимент на модельной таблице $T_{30,30}$ с произвольным алфавитом признаков был посвящен отработке блока $Б_3$ с подключением блоков $Б_2$, $Б_5$ и "Вывод". В результате реализации так называемых ε -программы (по (3.6.I)) и $\varkappa$ -программы (по (3.5.I)) доказана принципиальная работоспособность комплекса блоков $Б_2$, $Б_3$, $Б_5$ и "Вывод" в режиме вычисления $\varkappa$, ε_i, объединения последних в однородные группы. Показано, что по исходному статистическому материалу ε - и $\varkappa$ -программы обеспечивают субоптимальные значения этих параметров в классификации объектов.

Влияние параметров из $\mathfrak{X}^k$ при решении классификационных задач изучалось в эксперименте с подключением всех блоков ПРАСК-I за исключением блоков $Б_5$, $Б_6$ и $Б_7$. Изучение проводилось по таблице $T_{100,85,2}$ $M_э$ (алфавит признаков произвольный).

Решались следующие задачи.

Задача I. Изучить влияние $\varkappa$ на качество распознавания. Значения ε_i -порогов вычислялись по ε -программе и поддерживались постоянными. За обобщенные оценки качества классификации были приняты $\Delta\Gamma_I$ и $\Delta\Gamma_{II}$ - отношение общего количества голосов, поданных строками класса (соответственно I-го и II-го) за свой класс к сумме голосов, поданных ими за оба класса; $5 \leq \varkappa \leq 60$, $m_{\psi_I} = 40$; $m_{\psi_{II}} = 45$. Показано, что влияние $\varkappa$ на распределения $\Delta\Gamma_I$ и $\Delta\Gamma_{II}$ и значение $\tilde{\varphi}_1$ существенно; оптимальное значение $\varkappa$ (по $\min \tilde{\varphi}_1$) близко к его значению, вычисленному по (3.5.I). Значение $\tilde{\varphi}_1 = 0$ не достигнуто ($\tilde{\varphi}_{min} = 5$) - это связано с необходимостью кроме оптимизации по $\varkappa$ проводить корректировку ε_i по (3.6.I).

Задача 2. Изучить влияние δ_2 на качество распознавания. Условия: $0{,}65 \leq \delta_2 \leq 0{,}9$, $\Delta\delta_2 = 0{,}05$; $\varkappa = 27$ (вычислено по формуле (3.5.I)); ε_i -пороги постоянны (вычислены по (3.6.I)).

Показано, что зависимость $\tilde{\varphi}_1 = \tilde{\varphi}_1(\delta_2)$ носит явно экстремальный характер. Величина $\tilde{\varphi}_1$ формируется: в области малых δ_2 за счет неправильно распознанных объектов, при больших δ_2 (при слишком "осторожном" алгоритме) за счет отказов от распознавания. При решении практических задач необходимо искать такие δ_2, при которых некоторая "неосторожность" алгоритма компенсируется уменьшением доли неопределенных решений (отказов). Для данной задачи получено $\delta_{2\,опт} = 0{,}7$.

Задача 3. Изучить скорость оптимизации алгоритма для различных η (цель - $\tilde{\varphi}_1 = 0$) в двух вариантах:
а) $\varkappa = 27 = const$, начальные значения ε_i -порогов вычисляются и варьируются с шагом $\Delta\varepsilon = 0{,}3$; $\delta_2 = 0{,}7 = const$; б) $\delta_2 = 0{,}7 = const$, $\Delta\varepsilon = 0{,}3$; значения $\varkappa$ подсчитываются по (3.5.I) каждый раз на благоприятном шаге поиска в зависимости от получаемых очередных значений ε_i ($i = 1, 2, \ldots, 100$).

В этой задаче необходимо установить - следует ли вести корректировку $\varkappa$ в зависимости от очередных наборов ε_i, $i = \overline{1,100}$ и каково влияние этой корректировки на достижение η -окрестности. Испытания проводились для $\eta = 1,2,3,4,5$ (результаты усреднялись по 10 пробам).

Доказана существенная эффективность варианта б). Если принять во внимание время, необходимое на I шаг поиска

($\approx$ 1,5 мин на БЭСМ-6), то сравнительно небольшое улучшение качества распознавания, например, на единицу, требует в окрестности цели больших потерь ($\approx$ 20 мин. в варианте б)): при $\eta = 1$, $N_\eta = 119$ (N_η - количество шагов поиска для попадания в η -окрестность), при $\eta = 5$ $N_\eta = 4$. Следовательно, значение η необходимо задавать в практическом смысле "разумно".

Г Л А В А VI

ПРИМЕРЫ РЕШЕНИЯ ПРИКЛАДНЫХ ЗАДАЧ С ПОМОЩЬЮ ПРАСК-I

Глава - полностью прикладная. В качестве примеров взяты задачи, возникающие при обработке с тем или иным целевым назначением массивов геологической информации, накопленной при проведении полевых геолого-разведочных работ; массивов медико-биологической информации с целью выявления меры важности симптомов или симптомокомплексов, а также эффективных описаний объектов, участвующих при распознавании вида заболеваний; технологической информации, используемой при идентификации и выработке схем оптимального управления процессами производства.

1. Детально рассмотрена и решена одна задача геологической математики (термин принадлежит А.А.Дородницыну /9/), связанная с определением мер важности геологических факторов и признаков и классификацией геологических блоков по степени их перспективности. В качестве объекта исследования выбрано одно из полиметаллических рудных полей Западного Узбекистана (Уч-Кулач) с согласным залеганием оруденения. Вся накопленная об объекте информация представлена в виде таблицы из 119 строк-блоков и 17 столбцов-признаков. Часть признаков из $T_{17,119}$ принимают свои значения из некоторых числовых алфавитов, а другая - из бинарного алфавита (например, признаки - - структурные позиции блоков).

Учитывая установившуюся традиционную форму представления геологической информации в задачах распознавания, проведена перекодировка таблицы $T_{119,17}$ в бинарную - $T_{36,119}$.

Для этой таблицы, определив значение $\varkappa = 8$, обеспечивающее наибольшую "контрастность" при группировке признаков

по их мерам важности, подсчитаны на ПРАСК-I величины информационных весов признаков. Полученные результаты позволили выявить чёткое разделение признаков (и факторов) на три группы: наиболее информативные, переходные, малоинформативные. Соответствующая геологическая интерпретация полностью подтвердила состоятельность и правильность полученных результатов.

Раздельное рассмотрение мер важности признаков по группе перспективных и группе неперспективных геологических блоков позволило выявить одно важное положение: в с р е д н е м н а и б о л е е и н ф о р м а т и в н ы е д л я о д н о г о к л а с с а о б ъ е к т о в п р и з н а к и о к а з ы в а ю т с я м а л о и н ф о р м а т и в н ы м и д л я д р у г о г о (это положение может быть использовано при предварительном прогнозе перспективности геологических объектов). Этот вывод нашёл также подтверждение при решении подобных задач на группе месторождений Алтынтопканского региона (эти задачи приводятся в Сводке в конце главы).

Методика определения и анализа мер важности геологических факторов и признаков использована также при оценке факторов размещения оруденения на месторождениях Алтынтопканского региона и составлении геолого-прогнозных карт для этого региона в масштабе 1:10000.

Далее на ПРАСК-I реализованы 3 варианта классификации блоков Уч-Кулача.

<u>Вариант 1.</u> $\varkappa = 8$, $\delta_1 = 0$, δ_2 - не используется. Сформированы 4 группы эталонов $M_{э_I}$, $M_{э_{II}}$, $M_{э_{III}}$, $M_{э_{IV}}$ в виде таблиц $T_{36,20,2}$ (эталоны отличаются друг от друга общим количеством неизвестной информации о признаках (количеством "прочерков")). Точность классификации составляет $\approx$ 70%, что, даже при таких "тяжелых" условиях отсутствия в эталонах информации примерно по 20% признаков, может считаться достаточно высокой и не уступает точности распознавания (без прочерков в описании) блоков Хайдарканского рудного поля известным алгоритмом "Кора-3" /10/.

<u>Вариант 2.</u> Условия те же, что и в варианте 1, но δ_2 варьируется (блоком $Б_8$ ПРАСК-I) в интервале от 0,58 до 0,73

с $\Delta\delta_2 = 0{,}03$. Получена максимальная точность классификации в 81,8% на эталонных множества $M_{э_{II}}$ (процент прочерков в классе $\mathcal{K}_I$ - 22,4%, в $\mathcal{K}_{\bar{I}}$ - 29,9%) при $\delta_{2\,опт} = 0{,}64$.

Вариант 3. $x = 8$, $\delta_1 = 0$, $0{,}58 \leq \delta_2 \leq 0{,}76$, $\Delta\delta_2 = 0{,}03$, таблице эталонов $T_{36,40,2}$. Точность классификации M_{II} составила 82,3%. Во всех вариантах множество M_{II} образуют блоки, не вошедшие в эталонные таблицы (всего блоков 119). Точность классификации определяется сравнением её результатов с данными опытно-буровых работ, доставляющими величины средних метропроцентов по скважинам.

Полученные результаты показывают, что ПРАСК-I может успешно применяться для решения подобных задач геологической математики, причем тем эффективнее, чем лучше организован исходный материал и, в частности, множества эталонов. Немаловажную роль играет вопрос кодировки геологической информации. Для решения последнего вопроса в § I главы разработан и проиллюстрирован один новый подход к кодировке геологической информации.

2. На основе общего метода последовательного исключения признаков из описаний объектов, описанного в п.2 гл.IУ, разработаны 3 процедуры, отличающиеся друг от друга порядком отбрасывания признаков.

Процедура I - последовательное сжатие исходного описания объектов без упорядочения признаков по их информационным весам.

Процедура II - последовательное сокращение с упорядочением признаков по мерам их важности.

Процедура III - выбор эффективного признакового пространства по совокупности наиболее информативных признаков.

Отработка Процедур проведена на примере, взятом из задач медицинской диагностики. Рассматривалась таблица $T_{144,80,4}$, систематизирующая описания четырёх классов желудочно-кишечных заболеваний: "рак желудка", "гиперацидный гастрит", "гипоацидный гастрит", "язвенная болезнь двенадцатиперстной кишки". Признаки бинарные (всего 144 признака).

При заданных коэффициентах штрафа $e = c = 0{,}01$ Процедура I обеспечила: $\tilde{\psi}_1 = 0{,}05$ при $n = 144$, $\tilde{\psi}_1 = 0{,}11$ при $n = 78$; Процедура II - $\tilde{\psi}_1 = 0{,}1$ при $n = 72$; Процедура III - $\tilde{\psi}_1 = 0{,}12$ при $n = 60$. Из этого можно заключить, что самой эффективной процедурой является Процедура III, которая рекомендуется не только для задач сжатия объема медицинской информации, но и для других подобных задач.

Получены оценки сложности (по количеству операций) для этих трех Процедур:

$$I.\ Q(I) = \sum_{i=1}^{N_1} \left\{ \frac{3}{2} m^2 + 2ml + lmk\left[n(i) - k\right] + 1 \right\}$$

$$II.\ Q(II) = \sum_{i=1}^{N_1} \left\{ \frac{3}{2} m^2 + 2ml + lmk\left[n(i) - k + 1\right] + 3mn + n(k-1) \right\}$$

$$III.\ Q(III) = \sum_{i=1}^{N_1} \left\{ \frac{3}{2} m^2 + 2ml + lmk\left[n(i) - k\right] + 3mn + n(k-1) \right\}.$$

Здесь N_1 - количество шагов алгоритма до завершения Процедуры, $n(i)$ - число признаков, оставляемых на очередном шаге итеративной процедуры.

3. На примерах гидролизного процесса Янги-юльского биохимического завода показано, как можно использовать способ вычисления мер важности признаков для анализа и отбраковки технологических параметров, используемых при идентификации объектов. На основе рассмотрения таблицы технологических режимов $T_{12,40,2}$, систематизирующей информацию о 20 "хороших" (с технологической точки зрения) и 20 "плохих" варок гидролиза, вычислены значения информационных весов параметров. Упорядочение этих весов позволило оставить для дальнейшего рассмотрения лишь 3 из 12 исходных параметров. Эти 3 параметра были использованы в процессе идентификации объекта и полученная модель была положена в основу разработки схемы оптимального управления процессом по критерию максимума содержания

редуцирующих веществ в гидролизате.

4. Далее в § 4 главы рассмотрены и решены 3 задачи, свидетельствующие о возможности использования ПРАСК-I в нетрадиционных областях.

В первой задаче обрабатывается массив социологической информации по 59 шоферам одного из автохозяйств Ташкента. Информация о шоферах включает данные по 22 признакам и получена на основе анкетного опроса. Необходимо было определить меру важности каждого признака и по T_4 -алгоритму разбить все объекты на некоторое количество классов. Оказалось, что на производительность труда шоферов максимальное влияние оказывают признаки с наибольшим весом - удовлетворенность материально-техническим снабжением, состояние дорог, общий трудовой стаж. По значениям информационных весов объекты-шофера оказались четко расклассифицированными на 6 классов, скорректированных со средней заработной платой (например, объекты класса $\mathcal{K}_1$ имели среднюю зарплату в 165 руб., объекты класса $\mathcal{K}_6$ - 123 руб.).

Вторая задача связана с классификацией машиностроительных материалов. По T_4 -алгоритму 92 марки стали были разбиты на 18 классов при учёте их физико-механических и химических свойств, а учёт только физико-механических свойств привел к 24 классам. При содержательной интерпретации обнаружилось, что среди построенных 18 классов 15 отвечают общепринятым критериям в характеристике материалов.

Третья задача была взята из области классификации полнооборотных электромагнитомеханических преобразователей (ЭММП). Применение T_4 -алгоритма провело разбиение рассмотренных 50 ЭММП с 44 признаками на 5 классов. Содержательная интерпретация экспертами показала удовлетворительность разбиения для 84% ЭММП.

Наконец, в § 5 главы приведена Сводка задач, решённых на ПРАСК-I и указаны пути усовершенствования программного распознающего комплекса. Сводка включает 12 задач, в ней указаны точное их название, тип, размеры массива, параметры использованного алгоритма, время решения задачи и дана краткая характеристика результатов.

Намеченные направления усовершенствования ПРАСК-I преследуют цель включения в состав комплекса дополнительных блоков (не предусмотренных в данной работе) и его доведения в последующем до уровня стандартных систем математического обеспечения.

З А К Л Ю Ч Е Н И Е

В работе в конце каждой главы приводятся соответствующие выводы. Поэтому здесь мы ограничимся лишь суммарной формулировкой наиболее важных из них.

1. Сформулирована общая проблема распознавания образов с выделением 4 её аспектов: теоретического, технического, прикладного и социально-философского. Определено основное понятие решения алгоритмом задачи распознавания образов. К общеизвестной классификации задач распознавания образов добавлена формулировка новой задачи - вычисления меры важности признаков - и обоснована необходимость самостоятельного её решения.

2. Сформулированы шесть этапов задания класса алгоритмов вычисления оценок и доказаны основные теоремы о подсчете числа голосов. Показано, что результаты, вытекающие из доказательства этих теорем, обеспечивают эффективность всех вычислительных схем в классе рассматриваемых алгоритмов.

3. Разработаны и описаны методы решения основных задач распознавания образов алгоритмами вычисления оценок. Алгоритмы решения проиллюстрированы примерами на модельных таблицах объектов.

4. Разработаны принципы параметризации класса алгоритмов вычисления оценок и построена система моделей алгоритмов класса с разбиением на подсистему малопараметрических моделей и подсистему многопараметрических моделей.

5. Построено основное множество функционалов и критериев оценки эффективности работы распознающих процедур в классе алгоритмов голосования и сформулировано понятие экстремального алгоритма распознавания. В зависимости от характера экстремизируемого функционала выделены 3 вида экстремальных ал-

горитмов (I-го рода, II-го рода, III -го рода). Доказаны теоремы кодирования экстремальных алгоритмов и показано, что задача построения таких алгоритмов сводится к отысканию максимумов и минимумов функций многих переменных. Разработаны процедуры построения экстремальных алгоритмов вычисления оценок.

6. Выведена и предложена формула определения длины голосующих наборов, используемых при реализации голосующих процедур. Схема определения длины голосующих наборов в отличии от ранее известных методов учитывает не только размер таблиц описания объектов, но и количественные оценки степени близости объектов по классам. Предложен метод формального определения порогов близости между значениями признаков, опирающийся на информацию, заложенную в таблицах обучения.

7. Сформулированы и даны схемы решения ряда задач технической кибернетики, использующие метод вычисления оценок: задача определения меры важности объектов в сложных системах; задача получения неизбыточных описаний объектов распознавания; задача оценки качества экспертов, участвующих в формировании таблиц обучения; задача уточнения предварительных (в том числе таксономических) разбиений; задача выбора наилучшего алгоритма из класса заданных алгоритмов.

8. В качестве математического обеспечения класса алгоритмов вычисления оценок предложен разработанный в работе программный распознающий комплекс (ПРАСК-I). Указано основное назначение комплекса и описана его структура. ПРАСК-I написан на алгоритмическом языке АЛГОЛ - БЭСМ-6. С помощью ПРАСК-I изучено влияние параметров алгоритмов вычисления оценок на качество распознавания и проведен ряд модельных экспериментов.

9. Изложенный в работе принцип введения меры важности объектов в системе использован и проверен при определении и анализе мер важности геологических признаков и факторов блоков конкретного (Учкулачского) рудного поля. Показана состоятельность результатов формальных процедур в содержательном (геологическом) смысле. С помощью схемы решения задачи распознавания с эталонами с применением голосующих процедур проведена классификация геологически однородных блоков Учкулачского рудного поля. Определена зависимость классификации от размера обучающего массива, от полноты описания в нем объектов (отсутствие "прочерков") и параметров модели алгоритма. Даны соответствующие рекомендации по организации показателей для обеспечения точности распознавания в пределах 85-90%.

IO. Предложены и проверены 3 процедуры сокращения размерности признакового пространства объектов распознавания. Результаты, полученные при реализации процедур на материале по объектам медицинской диагностики, подтвердили высокую эффективность схем сокращения признаков для получения неизбыточных описаний объектов.

II. Примеры по обработке социологической информации, по классификации машиностроительных материалов, по разбиению структур электромагнитомеханических преобразователей являются свидетелями потенциальных возможностей ПРАСК-I и алгоритмов вычисления оценок, позволяющих существенно расширить области их практического применения.

I2. Дана сводка задач, решенных на ПРАСК-I, свидетельствующая о достаточной отработанности блоков комплекса, о удовлетворительном его быстродействии при решении практических задач.

Сформулированы основные направления дальнейшего усовершенствования и улучшения программного распознающего комплекса, позволяющих в конечном итоге приблизить ПРАСК-I к категории стандартных систем математического обеспечения ЭВМ.

Основные результаты выполненного исследования и программный распознающий комплекс (ПРАСК-I) в содружестве со Среднеазиатским научно-исследовательским институтом геологии и минерального сырья (САИГИМС) использованы и внедрены в 1972 - 1973 гг. для оценки мер важности геологических факторов, перспективности геологических блоков в восьми месторождениях Средней Азии (Уч-Кулач, Ташбулак, Учкатлы, Перевальное, Мышиккол. Ташгезе, Пайбулак и Северный Алтынтопкан). Результаты внедрения ПРАСК-I для решения указанных задач привели к улучшению методики и повышению объективности количественной оценки геологических факторов и признаков, к улучшению методики объективной классификации геологических объектов (по однородным блокам и месторождениям), к улучшению методики составления геолого-прогнозных карт для месторождений.

На базе клиники детских инфекций Ташкентского института усовершенствования врачей Министерства здравоохранения СССР ПРАСК-I внедрён для решения задач ранней диагностики острой дизентерии, дифференциальной диагностики бактериальной дизентерии по клиническим признакам болезней и данных лабораторных исследований, дифференциальной диагностики гриппа. Составлены диагностические таблицы, используемые в клиниках и поликлиниках при обследовании и лечении больного.

На производствах Янги-юльского биохимического завода методика оценки признаков использована для объективного отбора технологических параметров и построении систем оптимального управления объектами.

В 1974 г. совместно с САИГИМСом и ТИУВ Минздрава СССР будет проводиться дальнейшее внедрение ПРАСК-I соответственно в задачах прогнозирования перспективности ещё ряда геологических объектов и задачах диагностики, профилактики и прогноза в инфекционной патологии.

Основное содержание диссертации опубликовано в работах:

1. Камилов М.М., Алиев Э.М. и др. Выбор алгоритма методом вычисления оценок. "Вопросы кибернетики", вып.42, "Фан", Ташкент, 1971.
2. Камилов М.М., Туляганов Ш.Е. О сокращении размерности признакового пространства объектов при их распознавании. "Вопросы кибернетики", Там же.
3. Камилов М.М., Алиев Э.М. О вычислении ε-порогов при распознавании объектов алгоритмами голосования. "Вопросы кибернетики", вып.43."Фан", Ташкент, 1971.
4. Камилов М.М., Алиев Э.М. Формальная классификация объектов, представленных признаками произвольного алфавита. "Вопросы кибернетики", Там же.

5. Камилов М.М. Распознавание объектов в классе алгоритмов голосования как задача многопараметрической оптимизации. Материалы У-го Всесоюзного симпозиума по экстремальным задачам. Горький, 1971.
6. Камилов М.М., Туляганов Ш.Е. К вопросу оптимизации алгоритмов распознавания. Материалы конференции по "Теории автоматов", изд-во Университета им. Гумбольдта, Берлин, 1971.
7. Туляганов Ш.Е., Камилов М.М. Меры важности признака в задаче распознавания образов. Там же.
8. Камилов М.М., Бузурханов В. и др. О мерах существенности бинарных признаков. "Вопросы кибернетики", вып.44. Труды ИК с ВЦ АН УзССР, Ташкент, 1971.
9. Журавлёв Ю.И.,Камилов М.М. и др. Формулы вычисления меры важности признаков. Там же.
10. Камилов М.М., Алиев Э.М. Выбор длины голосующих наборов в алгоритмах вычисления оценок. Там же.
11. Журавлёв Ю.И., Камилов М.М. и др. Вычислительные процедуры определения информационного веса признака. "Вопросы кибернетики", вып.45, Ташкент, 1971.
12. Камилов М.М., Алиев Э.М. Критерий эффективности работы алгоритма голосования и его оценка. Там же.
13. Камилов М.М. Система моделей алгоритмов вычисления оценок. "Вопросы кибернетики", вып.46, Ташкент,1972.
14. Камилов М.М., Ахметов К и др. Выбор существенных параметров и система автоматического управления процессом гидролиза. Там же.
15. Камилов М.М. Оптимизация малопараметрических моделей алгоритмов вычисления оценок. "Вопросы кибернетики", вып.48, Ташкент, 1972.
16. Аликериев Н.С., Камилов М.М. и др. Применение алгоритма голосования при решении одной из прикладных задач. Там же.
17. Камилов М.М., Марипов Т.М. и др. Классификация геологических объектов с помощью алгоритмов голосования. "Вопросы кибернетики", вып.50, Ташкент, 1972.

18. Камилов М.М., Адылова З.Т. Последовательное сокращение числа признаков объектов при решении одной прикладной задачи. Там же.
19. Адылова З.Т., Камилов М.М. Вероятностные характеристики параметров меры важности признаков. Там же.
20. Камилов М.М. О программном распознающем комплексе."Вопросы кибернетики", вып.51. Ташкент, 1972.
21. Камилов М.М., Юнусов Р. Поиск оптимального значения Е -порога при уточнении разбиений. Там же.
22. Камилов М.М., Ким А.Н. Распознающий комплекс, основанный на алгоритмах вычисления оценок. "Вопросы кибернетики", вып.52, Ташкент, 1972.
23. Камилов М.М., Икрамова Х.З. Алгоритмы голосования для анализа симптомокомплексов инфекционных заболеваний. Там же.
24. Камилов М.М. О структуре и применении программного распознающего комплекса ПРАСК-I. Материалы семинара "Теоретические и прикладные вопросы построения машин для распознавания образов", "Сов.радио", М. 1972.
25. Камилов М.М. Случайный поиск в системах распознавания, основанных на вычислении оценок. Там же.
26. Камилов М.М. Адаптивные модели алгоритмов распознавания, основанных на вычислении оценок. Там же.
27. Камилов М.М. Возможность применения алгоритмов голосования в последующих решающих моделях для классификации объектов. "Вопросы кибернетики", вып.53, Ташкент, 1972.
28. Камилов М.М. Использование параметров алгоритмов распознавания для формирования таблиц обучения. "Вопросы кибернетики", вып.55, Ташкент, 1973.
29. Камилов М.М., Адылова З.Т. Методы получения неизбыточных описаний объектов при их распознавании. Там же.
30. Камилов М.М., Набиев А.М. и др. Классификация машиностроительных материалов. "Вопросы кибернетики", вып.58, Ташкент, 1973.

31. Камилов М.М. Об оптимизации и некоторых применениях алгоритмов вычисления оценок. Сб."Распознавание образов", Изд-во ВЦ АН СССР. М., 1973.
32. Камилов М.М., Алиев Э.М. Выбор существенных параметров одного технологического процесса методом вычисления оценок. Там же.
33. Кадыров Х.К., Камилов М.М. и др. Применение алгоритмов вычисления оценок для сокращения размерности признакового пространства объектов медицинской диагностики. Там же.
34. Камилов М.М., Туляганов Ш.Е. и др. Применение алгоритмов голосования для вычисления меры важности геологических признаков одного полиметаллического месторождения. Там же.
35. Камилов М.М., Ковалерчук Б.Я. и др. Методы кодировки геологической информации для распознавания рудоносности с помощью ЭВМ. "Известия АН УзССР", серия техн. наук, № 4, 1973.
36. Камилов М.М., Гулямов Д.Х. и др. Классификация ЭММП с помощью алгоритмов вычисления оценок. "Известия АН УзССР", серия техн.наук, № 6, 1973.
37. Растригин Л.А., Камилов М.М. и др. Теория и применение случайного поиска. Изд-во "Зинатие", Рига,1969.
38. Бекмуратов Т.Ф., Камилов М.М., и др. Идентификация химико-технологических процессов. "Фан", Ташкент, 1970.

<u>Основные результаты работы докладывались на</u>: международной конференции по теории автоматов (Берлин, 1971 г.), международном симпозиуме по практическим методам распознавания образов (Москва, 1971 г.), У-ом всесоюзном симпозиуме по экстремальным задачам (Горький, 1971 г.), УП-ом симпозиуме по проблемам статистической оптимизации многопараметрических систем (Ереван, 1970 г.), научно-техническом семинаре НТОРЭС им.А.С.Попова "Теоретические и прикладные вопросы построения вычислительных машин для распознавания образов" (Москва, 1972 г.), семинаре Министерства геологии

УзССР "Применение математических методов и ЭВМ в геологии" (Ташкент, 1971 г.), всесоюзном симпозиуме по применению кибернетических методов и ЭВМ в диагностике предопухолевых заболеваний и различных нозологических форм рака (Рига, 1972 г.), III-м съезде эпидемиологов, гигиенистов, микробиологов и инфекционистов Узбекистана (Ташкент, 1973 г.), всесоюзном симпозиуме по эпидемиологии вирусных ОРЗ и эффективности профилактических мероприятий (Ленинград,1973), семинаре по проблеме распознавания образов секции "Адаптивные системы" Совета по кибернетике при Президиуме АН Латвийской ССР, семинаре ИК с ВЦ АН УзССР "Адаптивные системы" (1967 - 1973 г.г.).

ЛИТЕРАТУРА

1. И.А.Чегис, С.В.Яблонский. Логические способы контроля работы электрических схем. Труды Математического института им. В.А.Стеклова, т.51, 1958.
2. А.Н.Дмитриев, Ю.И.Журавлёв, Ф.П.Кренделев. О математических принципах классификации предметов и явлений. "Дискретный анализ", вып.7, "Наука", Новосибирск, 1966.
3. Ю.И.Журавлёв. Экстремальные задачи, возникающие при обосновании эвристических процедур. Сб."Проблемы прикладной математики и механики", "Наука", М., 1971.
4. К.Фу. Последовательные методы в распознавании образов и обучении машин. "Наука", М., 1971.
5. Н.Г.Загоруйко. Методы распознавания и их применение. "Сов.радио", М., 1972.
6. В.И. Васильев. Распознающие системы."Наукова думка",Киев, 1969.
7. А.Г.Аркадьев, Э.М.Браверман. Обучение машины классификации объектов. "Наука", М., 1971.
8. М.А.Айзерман, Э.М.Браверман, Л.И.Розоноэр. Метод потенциальных функций в теории обучения машин."Наука", М., 1970.

9. А.А.Дородницын. Использование математических методов в геологических исследованиях. "Изв.АН СССР", серия геологическая, № 11, 1966.
10. Комплексная интерпретация геологических и геофизических данных на вычислительных машинах. Труды МИНХ и ГП им. И.М.Губкина, вып.62, "Недра", М., 1966.

М. М. Камилов

Разработка теории и методов применения
алгоритмов принятия решения,
основанных на вычислении оценок

Т-19691. Подписано в печать 28/XII-73г. Зак. 6. Тир. 200
Формат бумаги 60x90 1/16. Усл.-печ.л. 3,25
Бесплатно

Отпечатано на ротапринтах в ВЦ АН СССР
Москва, В - 333, ул. Вавилова, 40