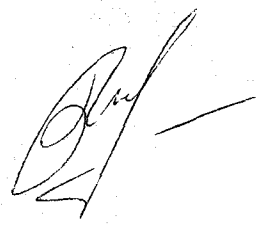


05,13,01
К 885

КОНТРОЛЬКА
ЭКЗЕМПЛЯР

На правах рукописи



Кувшинов Борис Михайлович

**АДАПТИВНАЯ МОДЕЛЬ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ
ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ КЛАССИФИКАЦИИ
В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ**

Специальность 05.13.01 –
«Системный анализ, управление и обработка информации
(промышленность)»

Автореферат
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Челябинск
2004

Работа выполнена на кафедре прикладной математики Южно-Уральского государственного университета.

Научный руководитель – доктор технических наук, профессор
В.И.Ширяев

Официальные оппоненты: доктор физико-математических наук,
профессор В.Д.Мазуров;
кандидат технических наук, доцент
А.М.Ткачев.

Ведущая организация – Уральский государственный технический
университет.

Защита состоится 23 июня 2004 г., в _____ часов, на заседании диссертационного совета Д 212.298.03 при Южно-Уральском государственном университете по адресу: 454080, Челябинск, пр. им. В.И.Ленина, 76.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Южно-Уральского государственного университета.

Автореферат разослан « ____ » _____ 2004 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета Д 212.298.03



А.М.Коровин

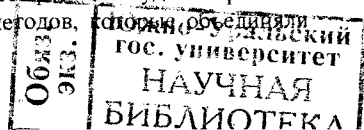
ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Диссертация посвящена разработке и практическому применению метода и алгоритмов распознавания образов, позволяющих решать задачи классификации в условиях неопределенности. Под неопределенностью понимается использование в ходе обучения системы распознавания неточной, неполной и противоречивой априорной информации о классифицируемых объектах. Предполагается также отсутствие информации о статистических законах распределения значений параметров классифицируемых объектов.

Актуальность темы. Методы распознавания образов являются одним из основных средств решения задач классификации. Они широко используются как средство поддержки принятия решений в задачах оценивания и управления. Задача распознавания ставится как задача наилучшего, с точки зрения выбранных целей, разбиения на классы какого-либо множества объектов. Классы при этом соответствуют различным возможным управлениям (оценкам) для объектов. Решению задач классификации с помощью методов распознавания образов посвящены работы Я.З.Цыпкина, А.Г.Ивахненко, В.Н.Вапника, Ю.И.Журавлева, А.Я.Червоненкиса, К.Фу, В.Д.Мазурова, А.Фора, Э.Диде, Р.Дуды, П.Харта, М.А.Айзермана, Э.М.Бравермана, А.Л.Горелика, И.Б.Гуревича, В.В.Рязанова и др.

В настоящее время основное внимание при разработке систем поддержки принятия решений уделяется обеспечению возможности обработки нечетких, неполных и противоречивых сведений о классифицируемых объектах. Такие системы должны обнаруживать противоречия между имеющимися и вновь поступающими данными и обладать средствами согласования этих противоречий. В рамках задачи распознавания образов это свойство обуславливает необходимость разработки методов, позволяющих решать задачи классификации при наличии недостаточного количества достоверной априорной информации об объектах исследования.

В диссертации рассматривается случай, когда в качестве априорной обучающей информации используются результаты некоторых инструментальных измерений, проводимых над объектами исследования, а также суждения эксперта относительно классов некоторых из обследованных объектов; при этом предполагается отсутствие информации о статистических законах распределения значений параметров объектов. Существует широкий класс практических задач, допускающих такую постановку. В данной ситуации система распознавания образов должна компенсировать недостаток достоверной априорной информации об объектах за счет взаимодействия с экспертом. При этом задача методов распознавания заключается в том, чтобы оценить достоверность каждого элемента априорной информации, т.е. его согласованность со всем объемом доступной априорной информации. На основе этих оценок эксперт должен иметь возможность целенаправленно уточнять отдельные элементы априорного описания объектов, в результате чего качество работы системы распознавания при построении классификации будет возрастать. Это и обуславливает необходимость разработки методов,



бы используемые в системах распознавания процедуры обучения (для использования априорных экспертных оценок) и самообучения (для построения оценок достоверности априорной информации). Такой подход дает возможность постепенного улучшения характеристик системы распознавания за счет целенаправленного уточнения априорной информации в ходе взаимодействия с экспертом.

Для реализации процедур распознавания в диссертации используется подход, основанный на использовании коллективных решающих правил (комитетов). Наибольшее развитие получили вопросы применения коллективных решений в рамках научных школ В.Д.Мазурова и Ю.И.Журавлева. Алгоритмическая база построения комитетных решающих правил имеет некоторые принципиальные ограничения, которые заставляют искать компромисс между качеством работы системы распознавания и ее практической реализуемостью на вычислительных средствах. Используемый в диссертации принцип объединения процедур обучения и самообучения позволяет предложить новую формулировку задачи построения коллективного решающего правила – как задачи оптимизации относительно некоторого критерия согласованности коллективного решения. Это позволит использовать для построения комитетных решающих правил процедуры оптимизационного поиска, имеющие полиномиальную вычислительную сложность и при этом обеспечивающие максимально достижимое на данном уровне неопределенности качество решения задачи классификации.

Об актуальности работы свидетельствует также ее поддержка грантами Российского фонда фундаментальных исследований (грант № 04-01-96078) и Министерства образования РФ (грант № Е02-2.1-23).

Цель и задачи работы. На основе методов распознавания образов разработать процедуры использования и коррекции априорной обучающей информации и алгоритмы построения решающих правил для решения задачи классификации при наличии неполной, неточной и противоречивой информации о значениях параметров состояния и классах объектов и при отсутствии информации о статистической природе измеряемых параметров объектов.

Для достижения цели работы поставлены и решены следующие задачи.

1. Построение модели и разработка метода адаптации системы распознавания к цели решения задачи оценивания (управления), т.е. итеративного изменения и дополнения всего объема априорной информации о классах и параметрах состояния объектов заданной выборки, позволяющего максимально согласовать противоречивые априорные данные при заданном допустимом уровне изменений, вносимых в априорную информацию.

2. Разработка, в рамках предлагаемого метода адаптации, алгоритмов построения коллективных решающих правил, обеспечивающих построение оценок достоверности каждого элемента априорной информации и классификацию объектов на основе этих оценок.

3. Разработка процедуры взаимодействия эксперта с системой распознавания, обеспечивающей итеративное согласование классификации, параметров состояния объектов предоставленной выборки, алфавита классов и словаря параметров состояния объектов, получаемых от эксперта и достигаемых при построении решающих правил.

4. Создание программного обеспечения, реализующего предлагаемый метод и алгоритмы, и его использование для решения прикладных задач классификации.

Методы исследования. Теоретические исследования основывались на применении методов распознавания образов и математической статистики, теории оптимизации, методов вычислительной геометрии, теории математического моделирования.

Научная новизна работы.

1. Построена модель адаптации системы распознавания к неопределенной априорной информации, объединяющая процедуры обучения и самообучения и обеспечивающая целенаправленную коррекцию данных обучающей выборки на основе итеративного взаимодействия с экспертом.

2. Разработаны алгоритмы построения кусочно-линейных комитетных решающих правил: алгоритм коррекции классификации объектов, алгоритм кластеризации, алгоритм решения задачи обучения, алгоритм ускоренного построения комитета, обеспечивающие решение задачи классификации в рамках построенной модели адаптации.

3. Предложены процедуры совместного использования разработанных алгоритмов при взаимодействии с экспертом. Они позволяют решать задачи классификации с неточной, неполной и противоречивой априорной информацией о параметрах состояния, классах объектов, алфавите классов и словаре параметров состояния и при отсутствии информации о статистических законах распределения значений параметров распознаваемых объектов.

Практическая ценность и внедрение. Разработанные метод и алгоритмы позволяют решать задачи классификации при наличии неточной, неполной и противоречивой априорной информации. Это дает возможность существенно расширить область применения методов распознавания для поддержки принятия решений в системах управления и оценивания различного назначения. Алгоритмы построения комитетных решающих правил, использующие предложенную постановку задачи обучения в форме задачи адаптации к неопределенной априорной информации, имеют линейную вычислительную сложность. Это позволяет использовать их для решения задач оценивания и управления в режиме реального времени.

Создан пакет прикладных программ для программного комплекса MathWorks Matlab, реализующий предложенный метод и алгоритмы. Разработанный метод адаптации системы распознавания, алгоритмы построения решающих правил и их программная реализация использованы при решении следующих практических задач классификации.

1. В ОАО «Южноуральский завод «Кристалл» – для организации неразрушающего контроля качества кристаллов искусственного кварца на основе данных электромагнитного зондирования контрольных образцов, в условиях неточных измерений откликов кристаллов на зондирующие сигналы.

2. В Челябинской государственной медицинской академии и Челябинской городской клинической больнице №1 – для оценивания тяжести заболевания гипертрофической кардиомиопатией по данным ЭКГ и ЭхоКГ исследования пациентов при отсутствии достоверных априорных экспертных суждений о тяжести заболевания.

3. В Челябинской городской клинической больнице №3 – для прогнозирования переходящих нарушений мозгового кровообращения у больных с дисциркуляторной энцефалопатией.

4. В ООО «Южно-Уральский сотовый телефон» – для прогнозирования спроса на услуги сотовой связи, с учетом влияния на него социально-экономического состояния региона сбыта и информации о развитии рынка сотовой связи и социально-экономическом состоянии в других регионах.

Апробация работы. Основные результаты работы докладывались на 31-й и 34-й Региональной молодежной конференции «Проблемы теоретической и прикладной математики» (Екатеринбург, 2000, 2003); 2-й Международной конференции молодых ученых «Актуальные проблемы современной науки» (Самара, 2001); Междисциплинарной научной конференции «Новые биокибернетические и телемедицинские технологии 21 века для диагностики и лечения заболеваний человека» (Петрозаводск, 2002); 12-й Всероссийской конференции «Математическое программирование и приложения» (Екатеринбург, 2003); 15-й Международной научно-технической конференции «Экстремальная робототехника» (С.-Петербург, 2004).

Доклады по теме диссертации были приняты на Международную конференцию «Modeling & Simulation in Technical and Social Sciences» (Жирона, Испания, 2002); Международную научно-техническую конференцию «Искусственный интеллект-2002» (Таганрог, 2002); 2-ю Международную научно-практическую конференцию «Фундаментальные и прикладные исследования в системе образования» (Тамбов, 2004) и др.

Публикации. По теме диссертации опубликованы 17 работ, в том числе 4 статьи в ведущих научных журналах, рекомендованных ВАК РФ. Материалы диссертации были использованы в 6 отчетах по НИР.

Объем и структура работы. Диссертация состоит из введения, пяти глав, заключения, списка литературы (125 наименований) и шести приложений. Основной текст диссертации изложен на 146 страницах и содержит 32 иллюстрации.

На защиту выносятся.

1. Модель адаптации системы распознавания к неопределенной априорной информации.

2. Алгоритм адаптации для построения кусочно-линейных комитетных решающих правил, обеспечивающий коррекцию классификации объектов.

3. Обобщения алгоритма адаптации: алгоритм кластеризации, алгоритм решения задачи обучения, алгоритм ускоренного построения комитета, совместное использование которых при взаимодействии с экспертом обеспечивает решение задачи классификации при наличии неполной, неточной и противоречивой информации об объектах.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во Введении обоснована актуальность темы диссертационной работы, сформулирована ее цель, показаны научная новизна, апробация и внедрение результатов диссертации.

В первой главе рассмотрены возможные постановки задачи распознавания образов и проведен анализ ограничений применимости существующих методов ее решения в условиях статистической неопределенности, неполноты и противоречивости обучающей информации. Задача распознавания рассматривается в виде

$$\begin{cases} v(\alpha, I^0): R(v(\alpha, I^0), I^0) \rightarrow \min, \\ \alpha \in A; v(\cdot, \cdot) \in V, \end{cases} \quad (1)$$

где I^0 – априорное описание свойств конечного множества объектов, I^0 – априорное описание состояния объекта, предъявленного для классификации, $v(\alpha, I^0)$ – решающее правило, аппроксимирующее зависимость классов объектов от их априорного описания, α – совокупность параметров, определяющая структуру решающих правил, R – функционал потерь, определяющий потери при переходе от использования полного набора информации I^0 к описанию свойств объектов в форме решающего правила, A, V – заданные множества.

В случае детерминированного описания объектов априорная информация о каждом объекте ограничивается заданием N -мерного вектора параметров его состояния и оценкой принадлежности объекта к одному из K возможных классов – в задаче обучения:

$$I^0 = (X^0, V^0) = \{I_m^0, m = \overline{1, M}\} = \{(x_m, v_m^0), m = \overline{1, M}\}, \quad (2)$$

либо только значениями параметров состояния. $I^0 = X^0 = \{x_m, m = \overline{1, M}\}$ – в задаче самообучения, где $x_m \in \mathbb{R}^N$ – вектор параметров состояния m -го объекта, $v_m^0 \in \overline{1, K}$ – класс, заданный m -му объекту априорно.

В отличие от стандартной постановки задачи распознавания рассматривается случай, когда для отдельных объектов значения x_m, v_m^0 могут быть заданы неправильно, пропущены, либо заданы неточно – в виде $v_m^0 \in \{A_1, \dots, A_L\}$, $A_i \in \overline{1, K}$, $i = \overline{1, L}$. Функционал потерь в задаче обучения имеет вид

$$R(v(\alpha, I^0), I^0) = R(v(\alpha, x_m), v_m^0), m = \overline{1, M}. \quad (3)$$

В задаче самообучения: $R(v(\alpha, I^0), I^0) = R(f_1(x_m, v(\alpha, x_m)), \dots, f_m(x_m, v(\alpha, x_m)))$, где $f_m, m = \overline{1, M}$ – заданные функции.

Рассмотрены возможности использования комитетных решений с логиками большинства и старшинства для построения кусочно-линейных решающих правил. Комитет большинства $\{y_1, \dots, y_Q\} \subset \mathbb{R}^{N+1}$ задает решающее правило вида

$$\begin{cases} x \in A, & \text{если } \sum_{q=1}^Q \operatorname{sgn}[\langle \tilde{y}_q; x \rangle - y_q^{N+1}] \leq Q/2, \\ x \in B, & \text{если } \sum_{q=1}^Q \operatorname{sgn}[\langle \tilde{y}_q; x \rangle - y_q^{N+1}] > Q/2, \end{cases} \quad (4)$$

где $x \in \mathbb{R}^N$ – классифицируемый объект, $y_q = (\tilde{y}_q, y_q^{N+1})$, $q = \overline{1, Q}$ – члены комитета, $\operatorname{sgn}(u) = 1$, если $u \geq 0$, $\operatorname{sgn}(u) = 0$, если $u < 0$.

Граница между образами, соответствующими классам А и В в пространстве параметров состояния объектов – это кусочно-линейная поверхность, при переходе через которую значение функции $\sum_{i=1}^Q \operatorname{sgn}[\langle \tilde{y}_i; x \rangle - y_i^{N+1}]$, $x \in \mathbb{R}^N$,

переходит через порог $Q/2$. На рис. 1 дана геометрическая интерпретация комитета большинства для случая $N = 2$. Незакрашенные и закрашенные точки соответствуют объектам обучающей выборки из классов А и В. Отдельные гиперплоскости – члены комитета в этом случае представляют собой прямые. Штрихи на концах прямых обозначают направление векторов их нормалей, т.е. полупространства, в которых значения $\langle \tilde{y}_i; x \rangle - y_i^{N+1}$ отрицательны. Жирной линией показана граница между классами, задаваемая комитетом. Геометрическая интерпретация решения задачи (1) по критерию (3) означает, что точки, соответствующие разным классам, находятся по разные стороны от границы между образами, задаваемой комитетом.

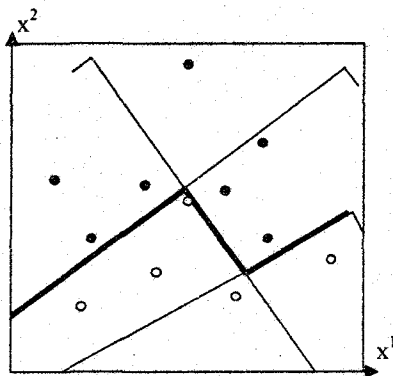


Рисунок 1

Отличительная особенность существующих методов решения задачи распознавания – предположение о достоверности обучающей информации (при решении задачи обучения), либо отказ от использования неточной информации (при решении задачи самообучения). В рассматриваемой постановке задачи могут использоваться противоречивые ограничения, исключающие существование решающего правила, доставляющего достаточно малое значение функционалу (3). В этом случае понятие решающего правила нуждается в обобщении: эксперт из прикладной области исследований должен иметь возможность принимать решения об уточнении отдельных элементов априорной информации, позволяющие обеспечить приемлемое значение функционала (3) в задаче (1). Такой подход позволяет использовать

способности эксперта по извлечению информации из данных и при этом учитывать возможность неточной обработки им предоставленных данных.

Во второй главе рассмотрены вопросы использования коллективных решающих правил при решении задачи классификации с неточной, неполной и противоречивой априорной информацией. На основе понятия алгоритмических оценок параметра качества построена модель адаптации решающего правила к противоречивой априорной информации о классах объектов. Она позволяет оценивать согласованность априорной информации о классах отдельных объектов и корректировать ее.

Задача адаптации представляется в виде итерационного процесса адаптации, т.е. изменения и дополнения априорной информации (X, V) :

$$\begin{cases} (X(s+1), V^*(s+1)) = Y(X(s), V^*(s)), s = 0, 1, \dots, \\ X(0) = X^0, V^*(0) = V^0. \end{cases} \quad (5)$$

На каждой его итерации преобразование Y задается правилами выполнения двух операций: решение задачи (1) задает формальные правила коррекции данных о классах объектов, а эксперт дополняет и изменяет полученную информацию на основе своих неформализуемых способностей. Рассмотрен итерационный процесс взаимодействия между экспертом и системой распознавания, в ходе которого они обмениваются информацией, выраженной в форме классификаций объектов.

Основная идея предлагаемых процедур коррекции информации заключается в следующем. Сначала строится решающее правило, корректное относительно априорной классификации объектов обучающей выборки. Далее происходит переход от решения задачи (1) к решению более общей задачи оптимизации как по значениям параметров α , так и по описанию объектов I . С этой целью, предлагается использовать функционал потерь в качестве меры несогласованности априорной информации о каждом объекте в отдельности с априорной информацией о всей совокупности объектов. Наряду с рассмотренными ранее типами априорной информации X^0, V^0 вводится понятие алгоритмических оценок параметра качества. Они задаются как совокупность оценок значения $\{v_m^0, m = \overline{1, M}\}$ для каждого объекта:

$$\tilde{V} = \{v_m = (v_m^1, \dots, v_m^G), m = \overline{1, M}\}.$$

Эти оценки формируются алгоритмом распознавания в результате построения G различных решающих правил $\Psi^g(X, V)$, $g = \overline{1, G}$. В случае комитетного решающего правила значение $v_m^i = v^i(x_m)$ представляет собой класс, задаваемый m -му объекту i -м членом комитета. В совокупности оценки (5) формируют классификацию объектов выборки $\rho(\tilde{V}) = V^* = \{v_m^*, m = \overline{1, M}\}$ в соответствии с логикой ρ согласования решений отдельных решающих правил.

Вводится понятие функционала несогласованности алгоритмических оценок параметра качества $R^*(\tilde{V})$. Рассмотрены условия, при которых задача адаптации на каждой итерации может быть сведена к задаче минимизации значения

функционала $R^*(\tilde{V})$. При этом коррекция априорной информации проводится по значениям классов объектов, а данный функционал представляется в виде

$$R^*(\tilde{V}) = \sum_{i=1}^L R(\tilde{V}_Z; \tilde{V}_{Z_i}) = \sum_{i=1}^L f(R(\tilde{V}_Z; \tilde{V}_Z) : z \in Z_i), \quad (6)$$

где Z – множество всех элементов матрицы \tilde{V} , $\tilde{V}_Z, Z' \subseteq Z$ часть информации, содержащаяся в элементах $Z' \subseteq Z$ матрицы \tilde{V} , Z_1, \dots, Z_L – некоторые подмножества Z , задающие его разбиение, такое, что $Z \cup \dots \cup Z_L = Z$, $Z_i \cap Z_j = \emptyset \quad \forall i \neq j, i, j \in \overline{1, L}$, $R(Z_i; Z \setminus Z_i) \in \mathbb{Z}$, f – заданная функция.

Для решения задачи минимизации функционала (6) разработана следующая модель алгоритма адаптации.

1. Задать начальное приближение для \tilde{V} : $\tilde{V}^s(0) = \Psi^s(X^0, V^0, X^0)$, $g = \overline{1, G}$ такое, что $V^*(0) = \rho(\tilde{V}^s, g = \overline{1, G}) = V^0$.

2. Во множестве $\{\tilde{V}(X(s), V(s))\}^\Phi$ значений \tilde{V} , достижимых при применении решающих правил из заданного класса $\Phi: \Psi^1, \dots, \Psi^s \in \Phi$ к $(X(s), V(s))$, найти $\tilde{V}(s+1)$ такое, что

$$R^*(\tilde{V}(s+1)) < R^*(\tilde{V}(s)). \quad (7)$$

Если множество значений $\{\tilde{V}(X(s), V(s))\}^\Phi$, удовлетворяющих (7), пусто, то закончить процесс адаптации, иначе перейти к шагу 3.

3. Вычислить $V(s+1) = V^*(s+1) = \rho(\tilde{V}(s+1))$ и перейти к шагу 2.

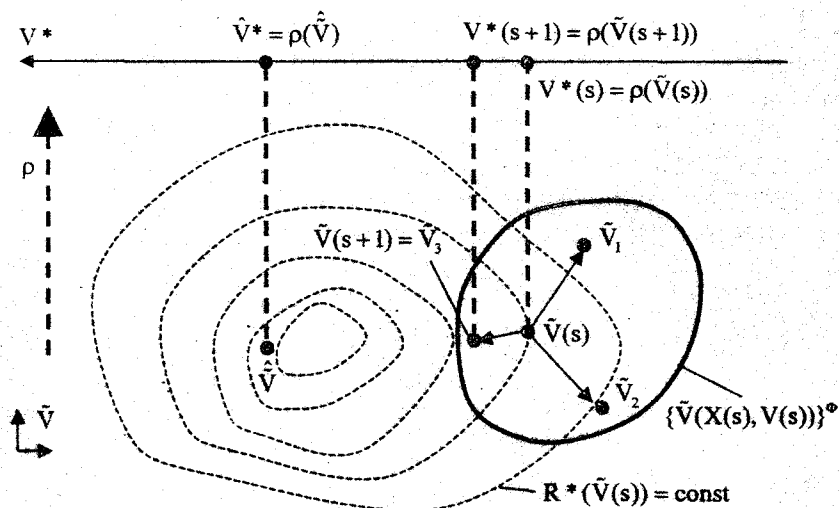


Рисунок 2. Итерация процесса адаптации решающего правила

На рис. 2 показана одна итерация процесса адаптации. Поиск алгоритмических оценок параметра качества производится в пространстве допустимых матриц \tilde{V} размерности $M \times G$, а логика согласования решений ρ задает отображение точек этого пространства в M -мерное пространство оценок параметра качества. Для представленного двумерного случая размерность этих пространств определяется параметрами $G=2, M=1$. Точка \hat{V} определяет неизвестное оптимальное значение для \tilde{V} . Тонкими пунктирными линиями показаны линии уровня для функционала $R^*(\tilde{V}(s))$. Граница множества $\{\tilde{V}(X(s), V(s))\}^\Phi$ показана сплошной жирной линией. Шаг 2 алгоритма адаптации заключается в применении к $(X(s), V(s))$ различных решающих правил и проверке соответствия получаемых при этом значений $\tilde{V}(s+1)$ условию (7). На рис. 2 в результате применения решающих правил получены точки V_1, V_2, V_3 , из которых условию (7) удовлетворяет только V_3 . На шаге 3 она используется в качестве $\tilde{V}(s+1)$.

Выбор различных решающих правил $\Psi^1, \dots, \Psi^s \in \Phi$ при поиске матрицы $\tilde{V}(s+1)$, удовлетворяющей условию (7), реализован в виде эвристической процедуры. Введено понятие активного подмножества $W \subseteq \{Z_1, \dots, Z_L\}$ и рассмотрена процедура выбора таких подмножеств, обеспечивающая сокращенный перебор значений параметров решающих правил. При этом задача их построения сводится к задаче локальной коррекции параметров уже построенных на предыдущей итерации процесса адаптации решающих правил.

В третьей главе рассмотрена алгоритмическая реализация предложенной модели адаптации в классе кусочно-линейных комитетных решающих правил.

Классы, задаваемые объектам отдельными членами комитета, определяют матрицу \tilde{V} :

$$\begin{aligned} \tilde{V}(s) &= \{v_m(s) = (v_m^1(s), \dots, v_m^Q(s)) : m = \overline{1, M}\} = \\ &= \{\text{sgn}[\langle \tilde{y}_q(s); x_m(s) \rangle - y_q^{N+1}(s)] : q = \overline{1, Q}, m = \overline{1, M}\}. \end{aligned} \quad (8)$$

Функционал несогласованности алгоритмических оценок (6) принимает вид

$$R^*(\tilde{V}) = \sum_{m=1}^M - \left[\sum_{q=1}^Q R(v^q(x_m); \tilde{V} \setminus v^q(x_m)) \right]^2, \quad (9)$$

$$R(v^q(x_m); \tilde{V} \setminus v^q(x_m)) = \begin{cases} 0, & \text{если } v^q(x_j) = v^*(x_j), \\ 1, & \text{если } v^q(x_j) \neq v^*(x_j), \end{cases}$$

где $i = \overline{1, Q}$, $j = \overline{1, M}$, $v^*(x_j) = \rho(v^q(x_j) : q = \overline{1, Q})$ – решение о классе объекта x_j , которое принимает комитет большинства, построенный на s -й итерации процесса адаптации, в соответствии с логикой большинства (4).

Разработан алгоритм построения комитетного решающего правила (АА-КРП), реализующий процесс адаптации и позволяющий минимизировать

значение функционала (9). В основе алгоритма лежит многократное использование эвристической процедуры линейной коррекции для проверки линейной разделимости различных подмножеств объектов обучающей выборки в пространстве параметров состояния. Выбор таких подмножеств также реализован в виде эвристической процедуры. Вводятся оценки текущего уровня согласованности алгоритмических оценок параметра качества на каждом объекте обучающей выборки:

$$r(x_m) = - \sum_{q=1}^Q R(v^q(x_m); \tilde{V} \setminus v^q(x_m)).$$

Для каждой i -й гиперплоскости, входящей в комитет, решение задачи (7) ищется на активном подмножестве $W = \{v^i(x_p), v^i(x_u)\}$, где $x_p, x_u, p, u \in \overline{1, M}$ – пара объектов, удовлетворяющих условиям:

$$\begin{cases} R(v^i(x_p); \tilde{V} \setminus v^i(x_p)) = 0, \\ R(v^i(x_u); \tilde{V} \setminus v^i(x_u)) = 1, \\ r_p \leq r_u. \end{cases}$$

Показано, что вычислительная сложность алгоритма линейно зависит от количества параметров состояния объектов. При этом количество итераций алгоритма адаптации оценивается сверху числом $M^3/2$. В реальных задачах это значение практически недостижимо ввиду использования эвристических процедур. Для модельных примеров при $M=30, N=2, M^3/2=1,35 \cdot 10^4$ количество итераций составило 12, а при решении прикладной задачи для $M=75, N=131, M^3/2 \approx 2,1 \cdot 10^5$, алгоритм построил решающее правило за 20 итераций.

Рассмотрено обобщение алгоритма адаптации для случая постановки задачи распознавания с произвольным количеством априорных классов K . При этом процесс построения решающего правила необходимо разбить на следующие фазы.

1. Переход от задачи разделения объектов на K классов в априорном алфавите классов k ($K-1$) задачам разделения объектов на два класса в соответствии с комитетной логикой старшинства.

2. Применение k полученным задачам алгоритма АА-КРП для построения ($K-1$) решающих правил. Далее полученные решающие правила используются для задания классификации объектов в соответствии с логикой старшинства.

3. Интерполяция полученных границ между классами на все пространство параметров состояния объектов. Данная фаза необходима в случае, когда априорно задана принадлежность каждого объекта не к конкретному классу, а к множеству классов. Апостериорные классы, в терминах которых должна быть решена задача распознавания, представляют собой подклассы для априорных «грубых» классов.

Эта процедура организована как процесс кластеризации пространства параметров состояния. Строится последовательность поверхностей (решающих

правил) определяющих границы апостериорных классов. Положение этих поверхностей определяется двумя факторами.

1. Положением разделяющих поверхностей, построенных на первом этапе. Новые поверхности должны быть в некотором смысле близки к ним. Т.е. разделяющие поверхности, расположенные между двумя исходными, представляют собой некоторые промежуточные фазы перехода от одной исходной поверхности к другой. Поскольку исходные поверхности были построены на основе априорной классификации, это условие задает механизм обучения системы распознавания.

2. Структурой данных обучающей выборки, т.е. положением и группировкой объектов в пространстве параметров состояния. Это условие обеспечивает самообучение.

Полученная совокупность решающих правил интерпретируется как немонотонная мера близости между объектами в пространстве параметров состояния. Немонотонность полученной меры определяется указанными факторами, влияющими на положение разделяющих поверхностей.

В четвертой главе предложены модификации базового алгоритма адаптации: алгоритм решения задачи обучения и алгоритм ускоренного построения комитета, которые позволяют решать различные подзадачи общей задачи распознавания в условиях неопределенности априорной информации.

В задаче обучения на решение задачи (1) налагается дополнительное условие:

$$v^*(x_j) = v^0(x_j), \quad j \in J \subset \overline{1, M}, \quad (10)$$

т.е. предполагается, что для некоторого подмножества объектов выборки x_j ,

$j \in J \subset \overline{1, M}$ классы априорно определены экспертом точно. В предельном случае, при $J = \overline{1, M}$, задача (1) полностью совпадает с задачей обучения и механизм самообучения не используется. Рассмотрены дополнительные процедуры, позволяющие использовать алгоритм АА-КРП для построения решающего правила, удовлетворяющего ограничениям (10) с произвольным множеством $J \subset \overline{1, M}$.

Согласно описанию, коррекции в ходе работы алгоритма АА-КРП подвергается только классификация, а параметры состояния объектов остаются неизменными. Использование ограничений вида (10) позволяет организовать итерационный процесс взаимодействия между экспертом и системой распознавания. В ходе этого процесса они обмениваются информацией, выраженной в форме классификаций объектов обучающей выборки. Если эксперт не соглашается с решением системы распознавания о коррекции классов каких-либо объектов, он может выполнить относительно каждого объекта одно из следующих действий: исключить объект из выборки; провести дополнительное исследование объекта для уточнения его класса; изменить значения некоторых параметров состояния объекта; провести измерение некоторых параметров состояния объекта; зафиксировать классы некоторых объектов, наложив ограничения вида (10). После этого выполнение алгоритма

АА-КРП возобновляется. Это позволяет предоставлять принятие решений об уточнении отдельных элементов априорной информации эксперту.

Далее предложен алгоритм ускоренного построения комитета, который позволяет регулировать вычислительную сложность алгоритма АА-КРП за счет целенаправленного "огрубления" комитета, т.е. уменьшения количества его членов в ходе итерационного процесса. С этой целью введена функция логического расстояния между парой членов комитета

$D(y_j, y_k) = \sum_{i=1}^M |v^j(x_i) - v^k(x_i)|$ и рассмотрен механизм объединения нескольких

членов комитета, логическое расстояние между которыми не превосходит заданного порога Δ : $0 \leq \Delta \leq M$, $\Delta \in \mathbb{N}$.

Рассмотрено использование предложенного алгоритма в качестве метода оценки полезности заданного набора параметров состояния объектов для решения задачи классификации. Он используется для организации процедуры снижения размерности пространства параметров состояния за счет выбора наиболее информативных параметров. Процедура ускоренного построения комитета обеспечивает многократное применение алгоритма АА-КРП для различных подпространств параметров, при ограниченных вычислительных ресурсах.

На ряде модельных примеров, демонстрирующих неточное, неполное и противоречивое задание априорных данных, проверена работоспособность всех предложенных алгоритмов и проиллюстрированы отличия результатов их работы от результатов применения стандартных процедур обучения.

В пятой главе рассмотрено численное решение с помощью разработанных алгоритмов двух прикладных задач: задачи неразрушающего контроля качества кристаллов искусственного кварца и задачи оценивания тяжести гипертрофической кардиомиопатии.

Задача контроля качества кристаллов искусственного кварца решалась в рамках научно-исследовательской работы для ОАО «Южноуральский завод «Кристалл». Качество кристаллов характеризуется тремя показателями: добротность (имеет вещественное значение в диапазоне [1; 3,6]), плотность включений (может принимать значения: «1б», «1», «2», «3») и плотность каналов (оценивается принадлежностью к одному из классов: «до 100», «до 300», «до 600»).

Применение предложенных алгоритмов позволило организовать процедуру неразрушающего контроля качества кристаллов искусственного кварца на основе данных электромагнитного зондирования. Задача организации контроля качества по неразрушающей методике состоит в следующем. Каждый произведенный кристалл подвергается воздействию зондирующего электромагнитного сигнала на 9 заданных частотах. Отклики на зондирующий сигнал каждой частоты снимаются с двух датчиков и представляют собой вещественные значения. Необходимо построить процедуру распознавания, позволяющую по данным откликов на зондирующие сигналы оценить качество кристалла. В качестве обучающего материала были предоставлены результаты зондирования 125 кристаллов с известными параметрами качества. При этом

значения откликов на зондирующие сигналы определяются с погрешностью до 40%.

Задача сформулирована и решена как задача адаптации системы распознавания к неточной априорной информации о параметрах состояния объектов (отклики кристаллов на зондирующие сигналы). Алгоритм АА-КРП позволил построить решающие правила, устойчивые к неточным данным о параметрах состояния. Точность автоматической классификации этими решающими правилами объектов тестовой выборки по различным показателям в 2–3,5 раза выше точности сортировки кристаллов в отсутствие процедуры неразрушающего контроля.

Задача оценивания тяжести гипертрофической кардиомиопатии решена совместно со специалистами Челябинской государственной медицинской академии на базе Челябинской городской клинической больницы №1. Была исследована выборка из 75 пациентов, состояние которых описывается 131 параметром, отражающим результаты электрокардиографического и эхокардиографического исследования. Необходимо было оценить тяжесть клинического течения кардиомиопатии, разделив пациентов на классы «тяжелые», «средние» и «легкие». Была задана априорная экспертная классификация объектов со следующими характеристиками: относительно 10% от общего числа больных экспертами достоверно определен класс тяжести; в 21% случаев заданы достоверные экспертные суждения вида «легкий или средний»; в 69% случаев эксперты допускали возможность ошибочной классификации.

Задача классификации сформулирована и решена как задача адаптации системы распознавания к неточной (классификация пациентов экспертными суждениями вида «легкий или средний класс тяжести»), неполной (отсутствие экспертных суждений для некоторых пациентов) и противоречивой (ошибочные экспертные суждения) априорной информации о классах объектов.

В результате применения алгоритма АА-КРП (при разделении объектов на классы «легкий или средний» и «тяжелый») и алгоритма кластеризации (при выделении классов «легкий» и «средний» в пределах класса «легкий или средний») получена классификация, дающая 98% согласованности оценок экспертов и системы распознавания, при этом полученная классификация отличается от априорной для 35% пациентов. Доля правильных ответов при классификации объектов тестовой выборки составила 80% – по значениям 10 наиболее информативных параметров состояния и 88% – при использовании значений 131 параметра состояния. Используя ранее для оценивания тяжести гипертрофической кардиомиопатии эмпирические методики требовали привлечения высококвалифицированного медицинского персонала и обеспечивали точность классификации 57%.

В заключении сформулированы основные теоретические и практические результаты диссертационного исследования.

В приложении 1 приведены определения и теоремы существования комитетов системы линейных неравенств, позволяющие использовать их для построения кусочно-линейных решающих правил.

В приложении 2 описана система распознавания образов, реализующая предложенные в работе методы организации взаимодействия с экспертом и алгоритмы адаптации решающих правил. Система распознавания реализована как пакет программ для программного комплекса MathWorks Matlab.

В приложениях 3–6 приведены исходные данные и результаты решения задач оценивания тяжести гипертрофической кардиомиопатии и контроля качества кристаллов искусственного кварца. Дано краткое описание решения задачи прогнозирования переходящих нарушений мозгового кровообращения и задачи прогнозирования спроса на услуги сотовой связи, а также представлены исходные данные и результаты решения этих задач.

ОСНОВНЫЕ ВЫВОДЫ И РЕЗУЛЬТАТЫ

При наличии неполной, неточной и противоречивой априорной информации о классифицируемых объектах в существующих методах распознавания образов используется два способа снижения неопределенности информации. В первом случае вводятся дополнительные предположения о классифицируемых объектах: нечеткие логические правила вывода, допущения о статистической природе измеряемых параметров объектов и т.д. При невозможности использования таких допущений исходная задача сводится к задаче распознавания с достоверной априорной информацией. В зависимости от количества доступной априорной информации она формулируется как задача обучения с учителем, либо самообучения.

Для повышения качества решения задачи классификации в работе предложено использовать весь доступный объем информации, в том числе недостоверной, и целенаправленно уточнять отдельные ее составляющие за счет взаимодействия с экспертом. Вместо стандартных задач обучения и самообучения сформулирована и решена задача адаптации системы распознавания к неопределенной априорной информации. Как и в случае задач обучения и самообучения она состоит в минимизации функционала потерь. Однако в задачах обучения и самообучения априорная информация (классы и измеряемые параметры объектов) считается достоверной, поэтому оптимизация проводится только за счет изменения решающего правила. В задаче адаптации априорная информация может быть недостоверной, поэтому оптимизация проводится как за счет изменения решающего правила, так и за счет изменения самой априорной информации. На основе использования свойств коллективного решающего правила определяется соотношение потерь при изменении решающего правила и при изменении априорной информации.

Получены следующие конкретные результаты.

1. Разработана модель адаптации системы распознавания к неточной, неполной и противоречивой априорной информации о классифицируемых объектах. Она обладает следующими свойствами:

– процедуры обучения и самообучения объединены в рамках единой процедуры, обеспечивающей построение оценок согласованности каждого элемента априорной информации со всей совокупностью данных;

– для принятия решений о целенаправленном уточнении части неопределенной априорной информации используются суждения эксперта.

2. Введена характеристика качества обучения решающих правил – функционал несогласованности алгоритмических оценок параметра качества. Она обеспечивает использование при построении решающих правил как механизма обучения (для использования экспертных оценок), так и механизма самообучения (для построения оценок достоверности информации).

3. В классе кусочно-линейных комитетных решающих правил разработан алгоритм построения решающих правил, который обеспечивает минимизацию значения функционала несогласованности. Вычислительная сложность алгоритма линейна относительно размерности задачи.

4. Разработан ряд модификаций алгоритма: алгоритм кластеризации, алгоритм решения задачи обучения, алгоритм ускоренного построения комитета. Алгоритмы имеют унифицированный вид входной и выходной информации: алфавиты классов, словари параметров состояния, классификации объектов, наборы значений параметров объектов и кусочно-линейные комитетные решающие правила. Процедуры совместного использования алгоритмов при взаимодействии с экспертом позволяют решать общую задачу распознавания при наличии неточной, неполной и противоречивой априорной информации всех рассмотренных видов.

5. На основе разработанных алгоритмов построена система распознавания образов, реализованная в виде пакета программ для ЭВМ. Эффективность алгоритмов проверена при решении практических задач классификации: задачи оценивания тяжести гипертрофической кардиомиопатии, задачи контроля качества кристаллов искусственного кварца, задачи прогнозирования переходящих нарушений мозгового кровообращения и задачи прогнозирования спроса на услуги сотовой связи. Во всех случаях для существенного объема исходных данных и уровня неопределенности априорной информации точность решения задач классификации в 1,5–3,5 раза выше точности классификации без использования процедуры адаптации.

Таким образом, разработанные метод и алгоритмы позволяют решать широкий спектр задач классификации с неточной, неполной и противоречивой априорной информацией в технических, социально-экономических системах, медицине и других прикладных областях.

Основные результаты диссертации опубликованы в следующих работах.

1. Кувшинов Б.М., Ширяев О.В., Шапошник И.И. Система диагностики заболеваний методами распознавания образов и классификации в n -мерном пространстве // Информационные технологии. — 2000. — №6. — С. 43–47.

2. Кувшинов Б.М., Ширяев О.В. Компьютерная диагностика заболеваний методами распознавания образов и классификации в n -мерном пространстве // Проблемы теоретической и прикладной математики: Тр. 31-й Регион. молодежной конф. (24–28 января 2000 г., Екатеринбург). — Екатеринбург: УрО РАН, 2000. — С. 113–114.

3. Использование комитетов в задачах распознавания образов с неточными экспертными оценками/ Б.М.Кувшинов, О.В.Ширяев, Д.В.Богданов и др.// Известия Челябинского научного центра. — 2001. — №2. — С. 12–17.

4. Система классификации многопараметрических объектов для задач распознавания образов с неточной априорной информацией/ Б.М.Кувшинов, О.В.Ширяев, Д.В.Богданов и др.// Информационные технологии. — 2001. — №11. — С. 37–43.

5. Кувшинов Б.М., Ширяев В.И. Классификация многопараметрических объектов методами распознавания образов при неточных экспертных оценках// Актуальные проблемы современной науки: Тез. докл. 2-й Междунар. конф. молодых ученых и студентов. — Самара: СамГТУ, 2001. — С. 40.

6. Система компьютерной диагностики заболеваний – автоматизация принятия решений для задач телемедицины/ Б.М.Кувшинов, О.В.Ширяев, И.И.Шапошник, В.И.Ширяев// Информационно-аналитические компьютерные системы и технологии в региональном и муниципальном управлении: Сб. науч. тр./ Под ред. О.В. Логиновского. — Челябинск: Администрация Челябинской области, 2001. — С. 318–323.

7. Кувшинов Б.М., Ширяев В.И. Адаптивная система распознавания образов для задач принятия решений в условиях неопределенности// Наука. Техника. Инновации: Регион. науч. конф. студентов, аспирантов и молодых ученых: Тез. докл. — Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2001. — Ч. 3. — С. 156–157.

8. Использование комитетов в задачах распознавания образов с неточными экспертными оценками/ Б.М.Кувшинов, И.И.Шапошник, В.И.Ширяев, О.В.Ширяев// Известия РАН. Теория и системы управления. — 2002. — №5. — С. 87–94.

9. Ширяев В.И., Кувшинов Б.М. Использование адаптивных методов распознавания образов в задачах принятия решений// Искусственный интеллект. — 2002. — №4. — С. 526–533.

10. Application of Committees in Pattern Recognition Problems with Inexact Expert Evaluations/ В.М.Кувшинов, И.И.Шапошник, В.И.Ширяев, О.В.Ширяев// Journal of Computer and System Sciences International. — 2002. — №5. — P. 752–758.

11. Кувшинов Б.М., Ширяев О.В. Метод комитетов в задачах распознавания образов в условиях неопределенности априорной информации// Вестник ЮУрГУ. — 2002. — №3. — Сер. Математика. Физика. Химия. — Вып. 2. — С. 34–43.

12. Кувшинов Б.М., Ширяев О.В. Адаптивная система распознавания образов для задач принятия решений в условиях неопределенности информации// Комплексные системы поддержки принятия решений руководителей: Сб. науч. тр./ Под ред. О.В. Логиновского. — Челябинск: ЮУрГУ, ЦНТИ, 2002. — С. 62–66.

13. Кувшинов Б.М., Ширяев В.И. Адаптивные методы распознавания образов для задач диагностики заболеваний в условиях недостаточности знаний экспертов// Матер. междисциплинар. науч. конф. «Новые биобиокибернетические и

телемедицинские технологии 21 века для диагностики и лечения заболеваний человека» (Петрозаводск, 27–29 июня 2002 г.). — Петрозаводск: ПетрГУ, 2002. — С. 39.

14. Ширяев В.И., Кувшинов Б.М. Использование адаптивных методов распознавания образов в задачах принятия решений// Материалы междунар. науч.-техн. конф. «Искусственный интеллект–2002» (г. Таганрог, 26–30 июня 2002 г.). — С. 161–165.

15. Кувшинов Б.М., Афанасьева К.Е. Применение методов распознавания образов и минимаксной фильтрации для задачи оценивания спроса на товар// Проблемы теоретической и прикладной математики: Тр. 34-й регион. молодежной конф. (Екатеринбург, 27–31 января 2003 г.). — Екатеринбург: УрО РАН, 2003. — С. 185–188.

16. Ширяев В.И., Кувшинов Б.М., Афанасьева К.Е. Оценивание спроса на товар по социально-экономическому положению регионов// Тез. докл. 12-й Всеросс. конф. «Математическое программирование и приложения» (Екатеринбург, 24–28 февраля 2003 г.). — Екатеринбург: УрО РАН, 2003. — С. 249–250.

17. Ширяев В.И., Кувшинов Б.М., Афанасьева К.Е. Прогнозирование объема продаж по макроэкономическим показателям регионов// Наука и технологии. Сер. Проблемы экономики: Тр. 23-й Всеросс. школы. — М.: РАН, 2003. — С. 153–160.

Издательство Южно-Уральского государственного
университета

ИД № 00200 от 28.09.99. Подписано в печать 07.05.2004. Формат
60x84 1/16. Печать офсетная. Усл.печ. л. 0,93. Уч.-изд. л. 1.
Тираж 100 экз. Заказ 132/171.

УОП Издательства 454080, г. Челябинск, пр. им. В.И.Ленина, 78.