

Министерство образования Республики Беларусь
Учреждение образования
«Белорусский государственный университет
информатики и радиоэлектроники»

Кафедра программного обеспечения
информационных технологий

Л.В. БОЧКАРЁВА, М.В. КИРЕЙЦЕВ

МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

УЧЕБНО-МЕТОДИЧЕСКОЕ ПОСОБИЕ
для студентов специальности
«Программное обеспечение информационных технологий»
всех форм обучения

Минск 2006

УДК 519.81(075.8)
ББК 22.18 я 73
Б 86

Р е ц е н з е н т:

доцент кафедры микропроцессорных систем и сетей ИИТ БГУИР,
кандидат технических наук В.Н. Мухаметов

Бочкарёва Л.В.

Б 86 Методы и алгоритмы принятия решений: Учебно-метод. пособие для студ. спец. «Программное обеспечение информационных технологий» всех форм обуч. / Л.В. Бочкарёва, М.В. Кирейцев. – Мн.: БГУИР, 2006. – 27 с.: ил.

ISBN 985-444-905-X

Рассмотрены вопросы, связанные с созданием и применением систем распознавания образов. Изложены две группы методов, используемых для распознавания объектов, и приведены алгоритмы, относящиеся к каждому из методов. Предложены лабораторные работы по курсу «Методы и алгоритмы принятия решений».

УДК 519.81(075.8)
ББК 22.18 я 73

ISBN 985-444-905-X

© Бочкарева Л.В., Кирейцев М.В., 2006
© БГУИР, 2006

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ

1. МЕТОДЫ И СИСТЕМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

2. ЛАБОРАТОРНЫЕ РАБОТЫ

Лабораторная работа № 1

Лабораторная работа № 2

Лабораторная работа № 3

Лабораторная работа № 4

Лабораторная работа № 5

ЛИТЕРАТУРА

Библиотека БГУИР

ВВЕДЕНИЕ

Развитие науки и техники привело к тому, что в последние десятилетия XX в. во всех сферах нашей жизни появились автоматизированные информационные системы. Одна из функций, возложенных на них, – автоматическое распознавание образов. Ее реализация техническими средствами может быть осуществлена путем моделирования операций, выполняемых живыми организмами в процессе взаимодействия и восприятия окружающего мира. Наиболее естественно положить в основу модели распознавания способности человека и его реакции на окружающую действительность. Дополнительным аргументом в пользу такого подхода явилось стремление возложить функции человека на автоматические устройства в тех областях, где условия работы однообразны, утомительны или опасными для жизнедеятельности людей.

Распознавание как научное направление включает в себя большое число различных дисциплин и использует методы, характерные для каждой из них. Для того чтобы свести воедино отдельные составные части, можно дать следующее общее определение понятия *распознавания образов*: *это есть совокупность методов и средств, позволяющих, как минимум, достигнуть, а если удастся, то и превзойти естественные средства восприятия и анализа окружающего мира живыми организмами.*

Процедура восприятия образов предшествует процессу распознавания, после чего следует процесс идентификации. К прикладным задачам, связанным с данным научным направлением, относятся такие, как автоматическое чтение текстов и их синхронный перевод на разные языки, восприятие техническим устройством слитной речи, автоматизация медицинской диагностики, дистанционная идентификация объектов, интерпретация социологических данных, криминалистика и др.

Если рассматривать *проблему распознавания* в общем виде, то ее можно сформулировать как *задачу разработки процедуры, позволяющей разбивать множество объектов на классы, подразумевая, что разбиение существует.* Хотя это не всегда выполнимо, так как не любая задача может быть формализована. Поэтому проблема распознавания в самом общем виде считается неразрешимой. В процессе распознавания участвует не сам объект, а некоторые понятия, связанные с его признаками. Число признаков, характеризующих один объект, может быть очень большим, поэтому на практике выбирают их ограниченное количество.

Пусть $\{F\}$ – множество объектов, а X – n -мерное пространство признаков: $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots\}$. Разбиение на классы можно считать полностью завершенным, если для всех $X_i (i = 1, 2, \dots)$ выполняется $X_i \cap X_j = \emptyset (\forall i, j)$. Совокупность X_i представляет собой результат разделения $\Pi(X)$ множества X , и задача заключается в отыскании функции f , обеспечивающей заданное разделение: $f: X \rightarrow \Pi(X)$.

Совокупность признаков объекта можно представить как множество C : $C = \{c_1, c_2, c_3, \dots, c_p\}$. Для характеристики элементов множества C используются различные способы:

- количественный, когда значение признака получено в результате измерения некоторой физической величины;
- вероятностный, при котором каждому элементу множества приводится в соответствие вероятность появления некоторого события;
- двоичный, если интересует наличие или отсутствие заданного свойства.

Выбранные признаки объектов являются определяющими для выработки решающих правил. Существенные признаки образуют сокращенное множество Y , отличное от множества C : $\|Y\| \leq \|C\|$, $\bar{Y} = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_m\}$, где m_{ij} – результаты определения одного из возможных значений признака c_i и $m_{ij} \in \mu$ – пространству измерений.

Процесс распознавания условно связан с тремя пространствами: исходных измерений μ , определяющих признаков Y , принятия решений Δ . Исходное множество может быть представлено в форме сигналов или данных. В пространстве принятия решений выполняется их сравнение в соответствии с критериями, разработка которых представляет собой самостоятельную задачу. Результатом сравнения является отнесение каждого объекта к тому или иному классу, что подразумевает наличие некоторых априорных данных. На этапе распознавания обычно бывает достаточно лишь разделения пространства на отдельные области. Классы могут быть либо заданы заранее, либо образовываться в процессе обучения, т.е. применения решающих правил к некоторому количеству предъявляемых объектов, чья принадлежность к определенному классу известна априори.

Классификация напрямую связана с понятием расстояния. Оно используется как средство оценки того, насколько близки между собой две реализации или два образа. Широкий диапазон решаемых задач потребовал использования различных способов нахождения расстояния между объектами. Ниже приводятся три из них, которые используются наиболее часто при распознавании образов.

1. d_1 – Евклидово расстояние, $d_1(\bar{X}_i, \bar{X}_j) = \left\{ \sum_{k=1}^n |x_{ik} - x_{jk}|^2 \right\}^{1/2}$.

2. d_2 – расстояние по Манхэттену, $d_2(\bar{X}_i, \bar{X}_j) = \sum_{k=1}^n |x_{ik} - x_{jk}|$.

3. d_3 – Чебышевское расстояние, $d_3(\bar{X}_i, \bar{X}_j) = \text{MAX}_k |x_{ik} - x_{jk}|$,

где \bar{X}_i и \bar{X}_j – векторы, между которыми оценивается расстояние, а x_{ik} и x_{jk} – k -е составляющие векторов \bar{X}_i и \bar{X}_j соответственно.

1. МЕТОДЫ И СИСТЕМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

Несмотря на многообразие методов распознавания образов, их можно разделить на две группы. Первая основана на понятии пространства признаков и их обработки в этом пространстве, вторая – на исследовании конструкции рассматриваемых образов (синтаксическое распознавание).

Для первой группы методов в качестве основополагающей принята гипотеза о возможности представления образа в виде вектора, принадлежащего множеству V . Множество векторов, состоит из N таких подмножеств, что каждый вектор, отнесенный в результате классификации к j -му классу, принадлежит подмножеству E_j . Свойства множества V могут быть записаны в виде

$$\bigcup_{i=1}^N E_i = V, E_i \cap E_j = 0 (\forall i \neq j).$$

Если процесс распознавания объектов связывать с техническими средствами, то его возлагают на системы распознавания. Абстрагируясь от типа системы и прикладной области поставленной перед ней проблемы, можно определить последовательность действий, составляющих ход решения задачи.

1. Выделяются характерные признаки, по которым будет выполняться распознавание объектов, и создается словарь признаков.
2. Назначается алфавит классов, т.е. в соответствии с выбранным принципом совокупность объектов или явлений подразделяется на классы.
3. Каждый класс описывается на языке словаря признаков.
4. Выбираются и (или) создаются средства для определения признаков.
5. На вычислительных средствах реализуется алгоритм сопоставления апостериорных и априорных данных и принимается решение о результатах распознавания.

Рассмотрим более подробно этапы, составляющие процедуру распознавания. Необходимо определить все признаки, характеризующие сущность распознаваемых объектов или явлений, так как неполнота информации приводит в дальнейшем к ошибкам или невозможности правильной классификации. В современных условиях не существует способов автоматической генерации признаков, она является эвристической операцией и выполняется человеком. Эффективнее выбирать признаки, имея представление об их общих свойствах. С этих позиций **п р и з н а к и** делятся на *детерминированные, вероятностные, логические и структурные*.

Детерминированные признаки – это характеристики объектов или явлений, которые имеют конкретные и постоянные числовые значения. В задачах распознавания с детерминированными признаками ошибки их вычисления часто не играют существенной роли. Например, если точность измерений такого признака, как размах крыльев самолета, значительно выше (например 1 см), чем различие этого признака у разных классов самолетов (например 10 м).

Вероятностные признаки – это характеристики объектов или явлений, которые носят случайный характер. В основном они встречаются в природе и тех-

нике. В силу случайности соответствующей величины признак одного класса может принимать значения из области значений других классов, каждый из которых подлежит распознаванию в системе. Если признак принимает значения из области значений одного класса, то он переходит в разряд детерминированных признаков. Для распознавания объектов в условиях неопределенности следует потребовать, чтобы вероятности наблюдения значений признака в классе, которому он принадлежит, были как можно больше, чем в остальных классах. В противном случае данный признак не позволит построить систему, использующую описание классов на его основе, поскольку разделительная способность признака окажется недостаточной для принятия достоверного решения на его основе.

Логические признаки – это характеристики объекта или явления, представленные в виде элементарных высказываний об истинности. Такие признаки не имеют количественного выражения, а являются качественными суждениями о наличии или отсутствии некоторых свойств у объектов или явлений. Кроме того, к логическим можно отнести признаки, для которых не существенно конкретное значение, а важен сам факт его попадания или непопадания в заданный интервал.

Структурные признаки – это элементы изображений, являющихся объектами распознавания. Появление структурных признаков связано с проблемой распознавания изображений с ее специфическими особенностями.

Когда все существенные признаки объектов определены, на их основе выделяются классы объектов распознавания. Чаще всего решение этой задачи осуществляется эвристически. Для одной задачи могут быть предложены различные варианты составления алфавита классов. Выбор определенного из них в дальнейшем отразится на качестве распознавания.

Располагая перечнем признаков и априорным алфавитом классов, необходимо провести анализ возможностей измерения признаков или расчета их по данным измерений, выбрать те, которые обеспечиваются измерениями, а в случае необходимости создать новые средства для достижения требуемого качества распознавания. В результате первоначальный набор признаков может подвергнуться корректировке. Однако оценить качество словаря признаков удастся только, выполнив испытания системы распознавания в целом. Поскольку система еще не существует, создается ее математическая модель, работая с которой методом последовательных приближений можно добиться выбора словаря признаков, обеспечивающего желаемое качество решений.

Описание классов априорного алфавита на языке априорного словаря признаков – творческая и наиболее сложная из задач в процессе распознавания объектов, требующая глубокого изучения их свойств. В рамках этой задачи необходимо каждому классу поставить в соответствие числовые параметры детерминированных и вероятностных признаков, значения логических признаков и предложения, составленные из структурных признаков-примитивов. Значения перечисленных признаков получают как результат следующих действий:

- специально поставленных экспериментов и наблюдений за ними;
- обработки экспериментальных данных;
- математических расчетов;

- математического моделирования;
- обработки литературных источников.

И, наконец, последний шаг – это реализация алгоритма распознавания, когда на основе словаря признаков и алфавита классов объектов или явлений происходит разбиение пространства значений признаков на области, соответствующие классам. Разбиение должно быть выполнено таким образом, чтобы обеспечивались минимальные значения ошибок отнесения классифицируемых объектов или явлений к «чужим» классам. Физически распознавание основывается на сравнении значений той или иной меры близости распознаваемого объекта с каждым классом. При этом если значение выбранной меры близости L объекта w с каким-либо классом Wg достигает максимума по сравнению с аналогичными значениями L для других классов, то принимается решение о принадлежности w классу Wg . Разбиение пространства признаков можно представлять как построение разделяющих функций между областями признаков, принадлежащих разным классам.

В алгоритмах, использующих детерминированные признаки в качестве меры близости, используется среднеквадратичное расстояние между интересующим объектом и совокупностью объектов, представляющих каждый класс.

В алгоритмах, работающих с вероятностными признаками, в качестве меры близости используется риск, связанный с решением о принадлежности объекта к классу W_i , где i – номер класса, ($i=1,2,\dots,m$). К исходным данным для расчета меры близости относится платежная матрица вида

$$\begin{vmatrix} C_{11} & C_{12} & \dots & C_{1m} \\ C_{21} & C_{22} & \dots & C_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ C_{m1} & C_{m2} & \dots & C_{mm} \end{vmatrix}.$$

В ней на главной диагонали расположены значения потерь при правильных решениях. Обычно принимают $C_{ii} = 0$ или $C_{ii} < 0$. С обеих сторон от главной диагонали стоят потери при ошибочных решениях. В каждой системе они свои. Если для распознаваемого объекта w вектор признаков \bar{X}_w , то риск, связанный с отнесением w к классу Wg , когда практически он может принадлежать классам W_1, W_2, \dots, W_m , наиболее целесообразно определять как среднее значение потерь $C_{1g}, C_{2g}, \dots, C_{mg}$, т.е. значений, стоящих в g -м столбце платежной матрицы. Тогда средний риск можно определить из следующего выражения:

$$R(w \in W_g / \bar{X}_w) = R(W_g / \bar{X}_w) = \sum_{i=1}^m C_{ig} P(W_i / \bar{X}_w),$$

где $P(W_i / X_w)$ – апостериорная вероятность того, что $w \in W_i$. Эта вероятность находится по формуле Байеса:

$$P(W_i/X_w) = \frac{P(W_i)f_i(\bar{X}_w)}{\sum_{i=1}^m P(W_k)f_i(\bar{X}_w)}$$

Вероятности и плотности, входящие в формулу, – это характеристики описания классов в вероятностной системе.

Для алгоритмов, основанных на логических признаках, понятие *мера близости* не имеет смысла. Поскольку достаточно подставить значения признаков в соответствующие булевы соотношения, чтобы сразу получить результат как истину или ложь булевой функции описания класса.

Для алгоритмов, основанных на структурных признаках, понятие *меры близости* более специфично. Каждый класс описывается совокупностью предложений, характеризующих структурные особенности принадлежащих ему объектов. Распознавание неизвестного объекта выполняется путем идентификации предложения, описывающего объект, с одним из предложений, определяющих класс. Под *идентификацией* подразумевается наибольшее сходство предложения объекта с предложениями из наборов описаний каждого класса.

В процессе работы с системой распознавания меняются ее признаки и алфавит классов. Поэтому становится необходимым переход от *априорных* словаря признаков и алфавита классов к *рабочим* словарю и алфавиту. В них выбирают признаки и классы, позволяющие при всех имеющихся ограничениях на их получение добиться максимума вероятности правильной классификации объектов и минимума вероятности ошибочных классификаций в системе.

Основу процедуры классификации составляет процесс обучения, в задачу которого входит постепенное усовершенствование алгоритма разделения предъявляемых объектов на классы. Этот процесс стремятся автоматизировать, для чего отбирают часть предъявляемых объектов и используют их для «тренировки» системы. По количеству первоначальной информации системы распознавания делят на *системы без обучения, обучающиеся и самообучающиеся системы*.

Системы первого типа являются самыми простыми по своей структуре и алгоритмам работы, для их построения необходимо располагать полной первоначальной информацией. Массив исходных данных в обучаемой системе состоит из двух частей: обучающей выборки и тестовой выборки, используемой в ходе испытаний. Если совокупность классов известна заранее, то обучение называют контролируемым, или «с учителем». Роль разработчика заключается в определении наилучших критериев классификации, учитывающих различия между признаками, характерными для отдельных классов. Главной задачей в этом случае становится поиск оптимальных методов разделения. Если классы, составляющие обучающую выборку, неизвестны до начала процедуры классификации, то речь идет о самообучающейся системе, а обучение называют неконтролируемым, или «без учителя». Решение задачи при таких условиях значительно сложнее, чем в предыдущих случаях.

2. ЛАБОРАТОРНЫЕ РАБОТЫ

ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА № 1

РАСПОЗНАВАНИЕ ОБЪЕКТОВ В ОБУЧАЮЩИХСЯ СИСТЕМАХ

Цель работы:

- Изучить особенности распознавания объектов в системах, обучающихся с «учителем».
- Научиться распознавать объекты с помощью алгоритма К средних.

Порядок выполнения работы

1. Ознакомление с теоретической частью лабораторной работы.
2. Реализация алгоритма К средних.
3. Оформление отчета по выполненному заданию.

Главная особенность контролируемого метода классификации заключается в обязательном наличии априорных сведений о принадлежности к определенному классу каждого вектора измерений, входящего в обучающую выборку. Роль обучающего состоит в том, чтобы создать такую систему, которая позволила бы каждый вектор измерений, источник которого неизвестен, отнести к одному из уже известных классов. Задача заключается в уточнении и оптимизации процедуры принятия решений. В основу процедуры положено понятие расстояния от рассматриваемого вектора до границы, разделяющей пространство, характеризуемое набором определенных признаков.

Для обучающихся систем характерна ситуация, когда априорной информации не хватает для описания распознаваемых классов на языке признаков или ее может быть достаточно, однако выполнять упомянутое описание затруднительно. Исходная информация для обучающихся систем представляется в виде набора объектов w_1, w_2, \dots, w_l , распределенных по m классам следующим образом:

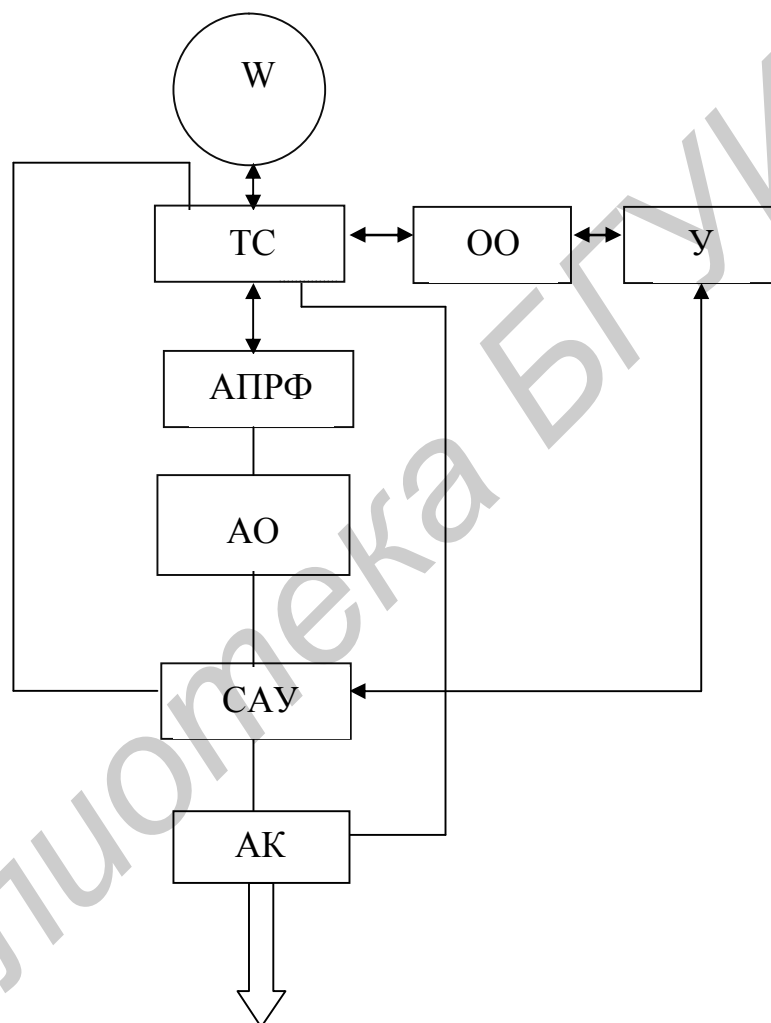
$$\begin{aligned}(w_1, w_2, \dots, w_r) &\rightarrow W_1; \\(w_{r+1}, w_{r+2}, \dots, w_k) &\rightarrow W_2; \\&\dots\dots\dots \\(w_{g+1}, w_{g+2}, \dots, w_l) &\rightarrow W_m.\end{aligned}$$

Цель обучения и ее достижение заключаются в определении разделяющих функций, с помощью которых затем распознаются объекты из тестовой выборки. Определение разделяющей функции осуществляется путем многократного предъявления системе объектов w_1, w_2, \dots, w_l с указанием, какому классу они принадлежат. Этот этап называется обучением с «учителем», и прежде, чем система будет применяться, она должна быть обучена. На рис. 1 изображена схема обучающейся системы распознавания, где W – неизвестные распознаваемые объекты; $У$ – учитель; $ОО$ – обучающие объекты; $ТС$ – технические средства, вклю-

чающие в себя измерители признаков распознавания; АПРФ – алгоритм построения разделяющих функций; АО – априорное описание классов распознаваемых объектов; САУ – система автоматического управления (алгоритм) распознавания; АК – алгоритм классификации.

В качестве примера метода распознавания объектов в системах с «учителем» рассмотрим алгоритм К средних.

Исходными данными для алгоритма являются сведения о количестве классов и их центрах, т.е. наиболее характерных объектах каждого класса. Обычно K первых элементов из списка данных назначают центрами классов.



РЕШЕНИЕ ПО КЛАССИФИКАЦИИ ТЕСТОВЫХ ОБЪЕКТОВ

Рис. 1. Система распознавания с «учителем»

Алгоритм К средних

1-й шаг. Фиксируются K ядер (центров областей). Затем вокруг них формируются области по правилу минимального расстояния. На r -м этапе вектор \bar{X}_p связывается с ядром $\bar{N}_i(r)$, если удовлетворяется следующее неравенство:

$$\|\bar{X}_p - \bar{N}_i(r)\| < \|\bar{X}_p - \bar{N}_j(r)\| \forall i \neq j, \text{ тогда } \bar{X}_p \in \bar{N}_i(r).$$

2-й шаг. На $r+1$ этапе определяются новые элементы, характеризующие новые ядра $\bar{N}_i(r+1)$. За их значения принимают векторы \bar{X} , обеспечивающие минимум среднеквадратичного отклонения:

$$J_i = \sum_{\bar{X}_p \in \bar{N}_i(r)} \|\bar{X}_p - \bar{N}_i(r+1)\|^2, i = 1, 2, \dots, K.$$

J_i принимает минимальное значение лишь при одном \bar{X} , равном среднему арифметическому векторов, принадлежащих одной области N_i .

3-й шаг. Если хотя бы в одной из областей поменялось положение ядра, то пересчитываются области принадлежащих им векторов, т.е. определяются расстояния от объектов не ядер до новых ядер. В результате этого может произойти перераспределение областей. Затем повторяется 2-й шаг. Процедура заканчивается, если на $(r+1)$ шаге ее выполнения положения центров областей не меняются по сравнению с r шагом.

ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА № 2

РАСПОЗНАВАНИЕ ОБЪЕКТОВ В САМООБУЧАЮЩИХСЯ СИСТЕМАХ

Цель работы:

- Изучить особенности распознавания объектов в самообучающихся системах.
- Научиться распознавать объекты с помощью алгоритма Максимиана.

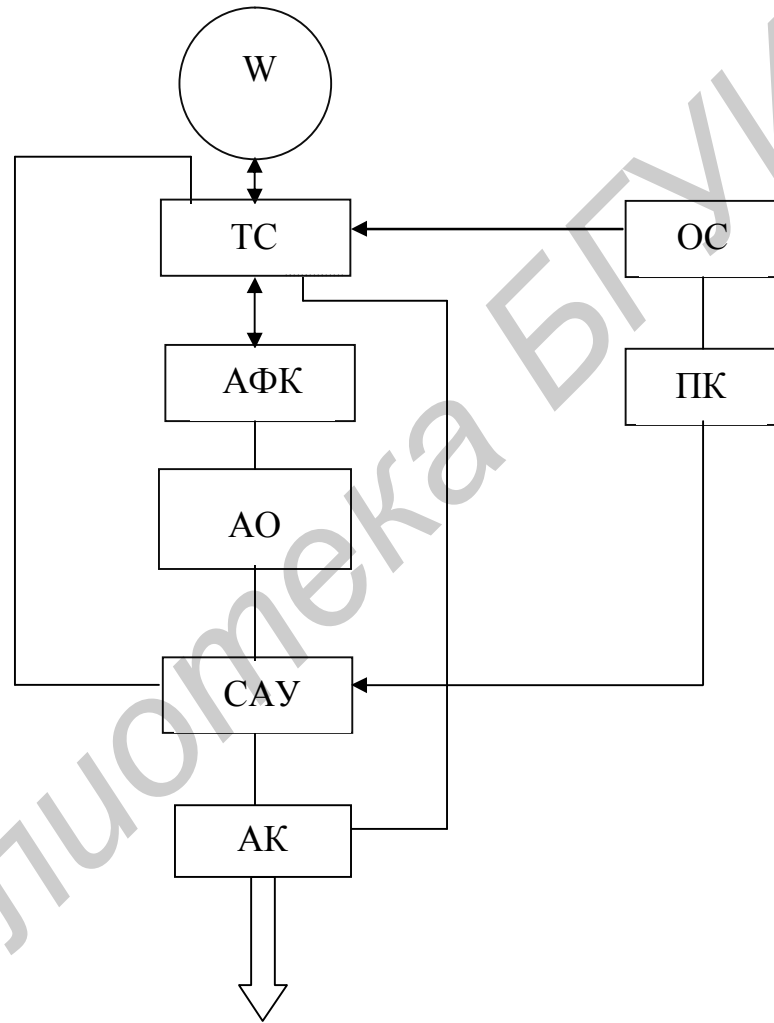
Порядок выполнения работы

1. Ознакомление с теоретической частью лабораторной работы.
2. Реализация алгоритма Максимиана.
3. Оформление отчета по выполненному заданию.

В обучении без «учителя» автоматическое устройство самостоятельно устанавливает классы, на которые делится исходное множество, и одновременно определяет присущие им признаки. Для разделения данных необходимо определить критерии. При таком разделении не известны ни классы, ни их количество, ни признаки. Поэтому процесс организуется так, чтобы среди всех возможных вариантов группировок найти такой, когда группы обладают наибольшей компактностью.

Системы, обучающиеся без «учителя», называют *самообучающимися*. Для них характерна недостаточность информации, по которой выполняется описание классов, определен только словарь признаков распознавания. Чтобы организовать процесс обучения, задается некоторый набор правил, в соответствии с которым система сама вырабатывает классификацию. У самообучающихся систем сущест-

вует период самообучения, когда ей предъявляются объекты обучающей последовательности, только не указывается принадлежность их к каким-либо классам. Необходимым минимумом информации для построения самообучающихся систем являются данные для назначения словаря признаков, без этого не создается ни одна система. На рис. 2 приведена функциональная схема самообучающейся системы распознавания, где ОС – объекты самообучения, ПК – правила классификации, АФК – алгоритм формирования классов, а остальные элементы совпадают с блоками в системе с «учителем».



РЕШЕНИЕ ПО КЛАССИФИКАЦИИ ТЕСТОВЫХ ОБЪЕКТОВ

Рис. 2. Самообучающаяся система распознавания

В качестве примера метода распознавания объектов в самообучающихся системах рассмотрим алгоритм Максимиана. Цель алгоритма заключается в поиске представительных элементов каждого класса исходя из произвольного выбора. Все объекты представляются векторами $X(i)$, составляющие которых $\{X_k(i)\}$.

Алгоритм Максимиана

1-й шаг. Произвольно выбирается первый элемент $N_1=X(1)$ из множества векторов $X=\{X(1), X(2), X(3)...X(V)\}$. Затем определяются другие ядра $N_2, N_3...N_m$, число m которых заранее не известно.

2-й шаг. Вычисляются расстояния $d_{1i}(\bar{N}_1, \bar{X}(i)) \forall i \neq 1$. Ядро N_2 выбирается следующим образом: $\bar{N}_2 = \bar{X}(i)$, где $d_{1i} = \max d_{1i}(\bar{N}_1, \bar{N}(i))$.

3-й шаг. Вычисляются расстояния между остальными точками и имеющимися ядрами: $d_{ki} = d(\bar{N}_k, \bar{X}(i))$, $k=1, 2; i=1, 2, \dots, v-2$, среди которых находятся наименьшие $\delta_{ki} = \min(d_{ki})$, $k=1, 2$ (пока имеется два минимума).

4-й шаг. Ищется максимальное расстояние среди всех минимальных расстояний – значение δ_{kp} . Если $\delta_{kp} > \frac{1}{2}d_{12}$, то создается дополнительное ядро $\bar{N}_3 = X(p)$, такое, что $\delta_{kp} = \max(d_{ki}), k=1, 2$. (Новое ядро вводится по следующим соображениям. N_1 и N_2 отнесены к разным классам, а минимальное расстояние от одного из векторов X до одного из ядер больше половины расстояния между ними, следовательно, этот X не относится ни к одному из существующих ядер и становится еще одним ядром).

5-й шаг. Выполняется распределение объектов по классам с учетом нового ядра. Сравнение производится с половиной средней величины расстояний между ядрами. Процедура заканчивается, если все максимальные значения минимальных расстояний ниже этого порога. К этому моменту выявляется число классов l и их ядра $N_1, N_2 \dots N_l$. Алгоритм заканчивается, когда количество классов перестает изменяться.

ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА № 3

РАСПОЗНАВАНИЕ ОБЪЕКТОВ МЕТОДОМ ПОТЕНЦИАЛОВ

Цель работы:

- Изучить особенности нахождения решающих правил и построения разделяющих функций.
- Научиться распознавать объекты методом потенциалов.

Порядок выполнения работы

1. Ознакомление с теоретической частью лабораторной работы.
2. Реализация метода потенциалов.
3. Оформление отчета по выполненному заданию.

Процедура классификации состоит в том, чтобы для каждой области R_i найти решающую функцию $g_i(x)$, где N – общее количество областей, такое, что если $g_i(\bar{x}) > g_j(\bar{x})$, то $\bar{x} \in R_i \forall j=1, 2 \dots N$.

Решающую функцию часто представляют в виде линейной суммы:

$g(\bar{x}) = \omega_0 + \omega_1 x_1 + \omega_2 x_2 + \dots + \omega_n x_n$, где ω_i – весовые коэффициенты, каждый из которых относится к определенной составляющей. Для удобства записи вводится весовой коэффициент с нулевым индексом ω_0 . Это позволяет записать решающую функцию в более компактной форме:

$$g(\bar{x}_a) = \bar{\omega} \bar{x}_a,$$

где $\bar{x}_a = \{1, x_1, x_2, \dots, x_n\}$ – вектор, в число составляющих которого входит дополнительно одна вещественная константа. Ее величину обычно принимают равной единице. Решающее правило d для разделения областей можно записать в виде

$$d = \begin{cases} c_1, & \text{если } g(\bar{x}) \geq 0, \\ c_2, & \text{в противном случае.} \end{cases}$$

Для случая N сепарабельных классов ($N > 2$) решение о принадлежности объекта к определенному классу будет таким:

$$d = \begin{cases} c_i, & \text{если } g_i(\bar{x}) = \bar{\omega}_i \bar{x}_a \geq 0, \\ \bar{c}_i, & \text{если } g_i(\bar{x}) < 0, \end{cases}$$

где C – множество, состоящее из N классов. $C = \{c_1, c_2, \dots, c_N\}$, $c_i + \bar{c}_i = C$.

В процессе построения решающей функции основная задача заключается в том, чтобы найти весовые коэффициенты вида $\bar{\omega}_i = \{\omega_{0i}, \omega_{1i}, \dots\}$ для каждого конкретного применения.

Одной из важных операций в процессе решения задачи распознавания образов является операция выявления общих характеристик предъявляемых объектов. Отнесение их к одному классу может рассматриваться как обобщение исходных данных. Для этой операции характерны два связанных действия: объединение подобных и отделение отличающихся объектов. Понятия *подобия* и *сходства* должны быть по возможности формализованы. Для этого используется понятие *расстояние*. Чем меньше расстояние между объектами x и y , тем больше между ними сходство.

Рассмотрим алгоритм разделения на два класса, состоящий в том, чтобы отнести неизвестный предъявляемый объект к одному из двух известных классов: c_1 или c_2 . Количество классов можно наращивать, главное условие – их сепарабельность. На *первом этапе* задача состоит в поиске разделяющей функции, позволяющей, исходя из обучающей выборки, определить границу между двумя классами. Эту процедуру называют обучением системы. На *втором этапе* разделяющая функция используется для классификации заданных объектов.

В качестве примера способа построения функции, разделяющей области двух классов, а затем распознавания с ее помощью предъявляемых объектов, рассмотрим метод потенциалов, для чего введем некоторые понятия.

Все объекты будем представлять точками в пространстве признаков. Пусть в каждой такой точке помещен электрический заряд. В некоторой произвольной

точке M совокупность всех зарядов создает электрический потенциал V , являющийся суммой отдельных потенциалов, создаваемых каждым отдельным зарядом.

Известно, что величина потенциала вычисляется как сумма $V = \frac{1}{4\pi\epsilon_0} \sum_i \frac{q_i}{r_i} = \sum_i V_i$,

где q_i – заряд в точке P_i ; r_i – расстояние от точки P_i до точки M . Потенциал выражается функцией, симметричной относительно точки, в которой помещен заряд, в ней потенциал по определению равен бесконечности. Линии, соединяющие точки равного потенциала, называются эквипотенциальными.

Если отвлечься от электрической специфики введенных понятий, то можно представить всякое облако точек, отображающее некоторый класс, как некое потенциальное плато, отделенное от других подобных ему. Каждое плато задает определенный класс объектов. Классы находятся на большом расстоянии друг от друга, где потенциал минимален или равен нулю. Определение минимальной эквипотенциали позволит найти границу между классами. Пусть $K(\vec{x}, \vec{x}_k)$ – потенциальная функция, центрированная относительно \vec{x}_k . Для любой точки \vec{x} и для любого \vec{x}_k можно выбрать некоторое K , имеющее вид

$K(\vec{x}, \vec{x}_k) = \sum_{i=1}^{\infty} \lambda_i^2 \varphi_i(\vec{x}) \varphi_i(\vec{x}_k)$, где λ_i выбраны такими, чтобы удовлетворялись граничные условия, а функции $\varphi_i(\vec{x})$ представляют собой элементы последовательностей ортонормированных функций. Такой выбор сделан на основе теории методов аппроксимации функций. Наиболее часто встречающиеся ортогональные функции основаны на полиномах Лагерра, Чебышева и Эрмита.

Разделяющая функция находится с помощью суммарного потенциала $K(\vec{x})$, вычисляемого как сумма частных потенциалов $K(\vec{x}, \vec{x}_i)$, связанных с каждым отдельным предъявляемым источником i . Суммарный потенциал вычисляется по следующему алгоритму: $K_{i+1}(\vec{x}) = K_i(\vec{x}) + \rho_{i+1} K(\vec{x}, \vec{x}_{i+1})$, в котором через i обозначен номер этапа, соответствующий номеру предъявляемого для распознавания объекта. Корректирующий член ρ_{i+1} удовлетворяет следующим условиям:

$$\rho_{i+1} = \begin{cases} 1, & \text{если } x_{i+1} \in C_1 \text{ и } K_i(\vec{x}_{i+1}) \leq 0; \\ -1, & \text{если } x_{i+1} \in C_2 \text{ и } K_i(\vec{x}_{i+1}) > 0; \\ 0, & \text{при правильной классификации.} \end{cases} \quad (1)$$

Правильная классификация соответствует случаям, когда $K(x) > 0$ при $\vec{x} \in C_1$ и $K(x) < 0$ при $\vec{x} \in C_2$. Поэтому можно использовать $K_i(\vec{x})$ как разделяющую функцию $d(\vec{x})$ и определить ее итеративным путем:

$$d_{i+1}(\vec{x}) = d_i(\vec{x}) + \rho_{i+1} K(\vec{x}, \vec{x}_{i+1}).$$

Поскольку интервал изменения аргументов x_1 и x_2 может простираться от $-\infty$ до ∞ , воспользуемся полиномами Эрмита, ограничиваясь первыми четырьмя слагаемыми и двумя переменными x_1 и x_2 . Полиномы связаны следующим рекуррентным соотношением:

$$H_{n+1} = 2xH_n - 2nH_{n-1}, \text{ где } H_0 = 1, H_1 = 2x.$$

Тогда определим значения первых четырех $\varphi_i(\vec{x})$:

$$\begin{aligned}\varphi_1(\vec{x}) &= H_0(x_1)H_0(x_2) = 1 \cdot 1 = 1; \\ \varphi_2(\vec{x}) &= H_1(x_1)H_0(x_2) = 2x_1 \cdot 1 = 2x_1; \\ \varphi_3(\vec{x}) &= H_0(x_1)H_1(x_2) = 1 \cdot 2x_2 = 2x_2; \\ \varphi_4(\vec{x}) &= H_1(x_1)H_1(x_2) = 2x_1 \cdot 2x_2 = 4x_1x_2,\end{aligned}$$

при этом потенциальная функция $K(\vec{x}, \vec{x}_i) = \sum_{n=1}^4 \varphi_n(\vec{x})\varphi_n(\vec{x}_i)$ для элемента x_i будет иметь вид

$$K(\vec{x}, \vec{x}_i) = 1 + 4x_1x_1^{(i)} + 4x_2x_2^{(i)} + 16x_1x_2x_1^{(i)}x_2^{(i)}, \quad (2)$$

где $x_1^{(i)}$ – составляющая x_1 от i -го элемента, $x_2^{(i)}$ – составляющая x_2 от i -го элемента.

Рассмотрим пример, в котором методом потенциалов требуется построить разделяющую функцию между двумя классами C_1 и C_2 , для которых имеются представители: объекты $X_1(-1,0), X_2(1,1) \in C_1$ и объекты $X_3(2,0), X_4(1,-2) \in C_2$. В качестве начального значения разделяющей функции примем $K_0(\vec{x}) = 0$.

Алгоритм применения метода потенциалов

1-й шаг. Суммарный потенциал на первом шаге вычисляется через суммарный потенциал на нулевом шаге и частный потенциал в первом объекте-образце следующим образом: $K_1(\vec{x}) = K_0(\vec{x}) + K(\vec{x}, \vec{x}_1)$. Частный потенциал $K(\vec{x}, \vec{x}_1)$ определяется с помощью выражения (2) путем подстановки в него координат первого объекта. В результате $K_1(\vec{x}) = 1 - 4x_1$. Определим значение разделяющей функции в точке X_2 , подставив ее координаты в полученное выражение: $K_1(\vec{x}_2) = 1 - 4 = -3 < 0$. При такой классификации разделяющая функция требует корректировки в соответствии с равенством (1).

2-й шаг. $K_2(\vec{x}) = K_1(\vec{x}) + K(\vec{x}, \vec{x}_2)$, где в результате подстановки координат объекта X_2 в выражение (2) получаем $K(\vec{x}, \vec{x}_2) = 1 + 4x_1 + 4x_2 + 16x_1x_2$. Тогда $K_2(\vec{x}) = 2 + 4x_2 + 16x_1x_2$. Определим значение разделяющей функции в точке X_3 , подставив ее координаты в полученное выражение: $K_2(\vec{x}_3) = 2 > 0$. При такой классификации разделяющая функция требует корректировки в соответствии с равенством (1).

3-й шаг. $K_3(\vec{x}) = K_2(\vec{x}) - K(\vec{x}, \vec{x}_3)$, где в результате подстановки координат объекта X_3 в выражение (2) получаем $K(\vec{x}, \vec{x}_3) = 1 + 8x_1$. Тогда $K_3(\vec{x}) = 1 - 8x_1 + 4x_2 + 16x_1x_2$. Определим значение разделяющей функции в точке X_4 , подставив ее координаты в полученное выражение: $K_3(\vec{x}_4) = -47 < 0$. Классификация верна, и разделяющая функция не требует корректировки. Поэтому $K_3(\vec{x}) = K_4(\vec{x})$.

4-й шаг. Поскольку в начале алгоритма было сделано предположение для первого объекта, проверяем, как классифицируется точка X_1 : $K_4(\bar{x}_1) = 9 > 0$. Классификация верна, и разделяющая функция не требует корректировки.

Таким образом, все четыре объекта-образца классифицированы правильно, и разделяющая функция описывается уравнением $d(\bar{x}) = 1 - 8x_1 + 4x_2 + 16x_1x_2$, откуда $x_2 = \frac{8x_1 - 1}{16x_1 + 4}$. График этой функции приведен на рис. 3.

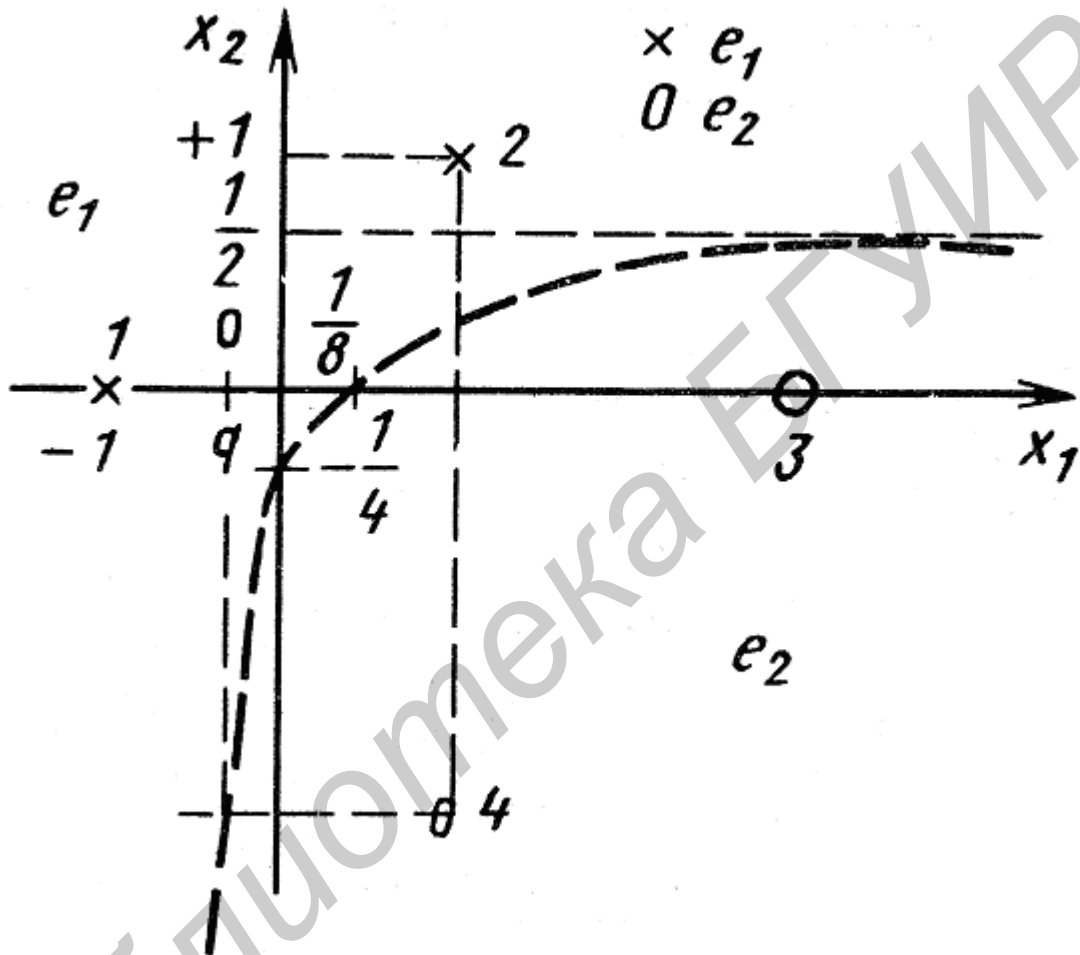


Рис. 3. Разделяющая функция для двух классов

На нем видно, что объекты X_1 , X_2 , принадлежащие первому классу, помечены значком \times , объекты X_3 , X_4 , принадлежащие второму классу, — значком \circ , и разделяющая функция является границей между областями двух классов.

Если в полученное уравнение разделяющей функции подставить координаты объектов-образцов, то для X_1 и X_2 ее значения будут положительными, а для X_3 и X_4 — отрицательными. Для классификации других объектов необходимо выполнить те же действия. Если значение разделяющей функции больше нуля, объект принадлежит первому классу, если ее значение меньше нуля, — второму классу. В случае нулевого значения разделяющей функции предъявляемый объект находится на границе классов.

ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА № 4

КЛАССИФИКАЦИЯ ОБЪЕКТОВ МЕТОДОМ ИЕРАРХИЧЕСКОГО ГРУППИРОВАНИЯ

Цель работы:

- Изучить правила построения иерархических группировок.
- Научиться применять метод классификации объектов на основе иерархических группировок.

Порядок выполнения работы

1. Ознакомление с теоретической частью лабораторной работы.
2. Реализация классификации объектов с помощью иерархий.
3. Оформление отчета по выполненному заданию.

Методы распознавания, где классы известны заранее и разделяющие функции вырабатывались в процессе обучения, сильно влияют на выбор признаков и критериев разделения, от которых зависит получаемый результат.

Для того чтобы уменьшить влияние первоначальных сведений, их обогащают дополнительной информацией. Например, уточняют пространственные или временные отношения (общепринятое пространственное отношение: глаза на лице находятся выше носа); находят существующие отношения между исследуемыми объектами (в частности с помощью графов). Такие действия называются символическим описанием, которое получается в результате процедуры группирования, выполняющей роль и процедуры классификации.

Искомое символическое представление может иметь вид иерархической структуры, дерева минимальной длины или символического описания классов. Иерархия строится на основе понятия расстояния. Метод состоит в том, чтобы разработать последовательность разделений рассматриваемого множества на подгруппы, одна из которых обладает некоторым свойством, не присущим другим. Искомая иерархия основывается на предъявляемых выборках. Поскольку их число весьма велико, иногда на одном и том же множестве исходных данных могут быть получены различные иерархии. Известным примером служит иерархическая классификация в биологии по видам, родам, семействам, классам, типам, называемая «естественной» классификацией.

Рассмотрим правила построения иерархических группировок. Пусть X – множество, состоящее из m реализаций $\{X_1, X_2, \dots, X_m\}$, а $P(X)$ – множество всех его частей: $P(X) = \{0, X_1, \{X_1, X_2\}, \{X_1, X_3\}, \dots, X_m\}$. Иерархией H называется подмножество, удовлетворяющее следующим условиям:

- 1) $X \in H$;
- 2) $\forall x_i \in X, x_i \in H$;
- 3) $\forall h, h' \in H$, если $h \cap h' \neq 0$, то либо $h \subset h'$, либо $h' \subset h$.

На рис. 4 приведен пример иерархии в виде дерева, где h_1, h_2, \dots, h_7 – элементы или вершины иерархического дерева; h_4, h_5, h_6, h_7 – терминальные элементы дерева H . Если терминальные элементы иерархии H содержат каждый только по одному элементу множества X , то они называются «атомами», а сама иерархия – «тонкой».

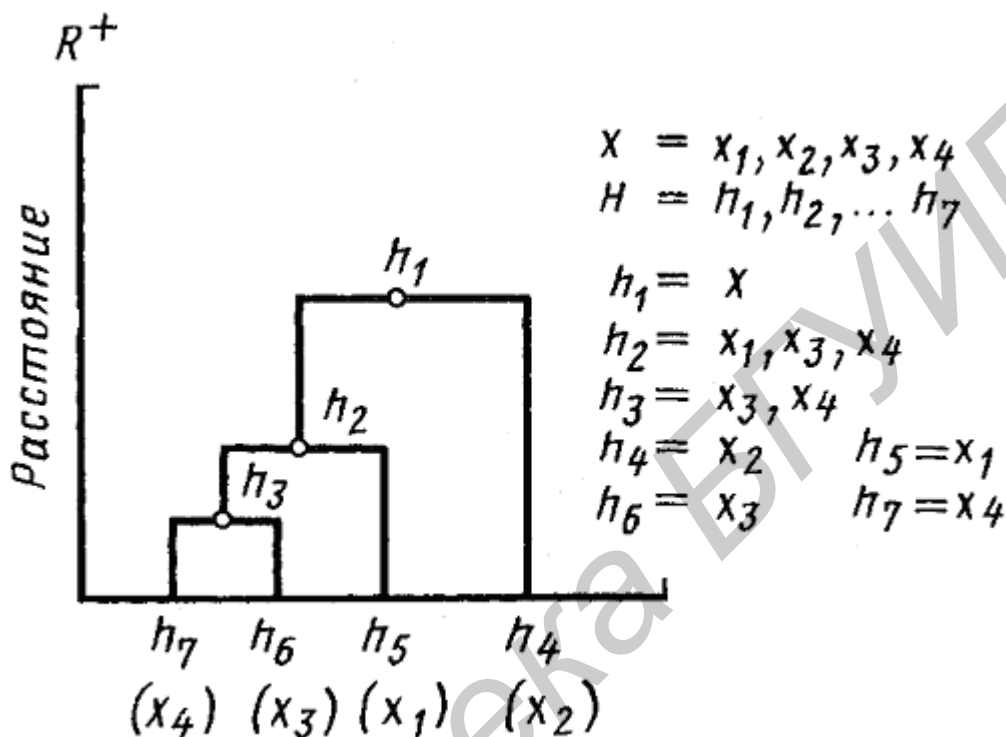


Рис. 4. Иерархическое дерево

На практике чаще всего используется иерархия, обозначаемая вещественной функцией, откладываемой вдоль оси ординат. Эта функция называется расстоянием в широком смысле слова, поскольку она не связана с евклидовым расстоянием между двумя точками. Выбор расстояния обуславливает построение иерархии.

Существует ряд алгоритмов для построения иерархических группировок и иерархий на их основе. Рассмотрим пример построения иерархии по критерию минимума. В этом случае иерархические группы A и B объединяются, если $d(A, D) = \inf\{d(A, p), d(B, q)\}$.

Даны четыре атома (x_1, x_2, x_3, x_4) , расстояния между ними приведены в табл. 1.

Таблица 1

	x_1	x_2	x_3	x_4
x_1	0	5	0,5	2
x_2	5	0	1	0,6
x_3	0,5	1	0	2,5

x_4	2	0,6	2,5	0
-------	---	-----	-----	---

На рис. 5 показано дерево, соответствующее исходным данным.

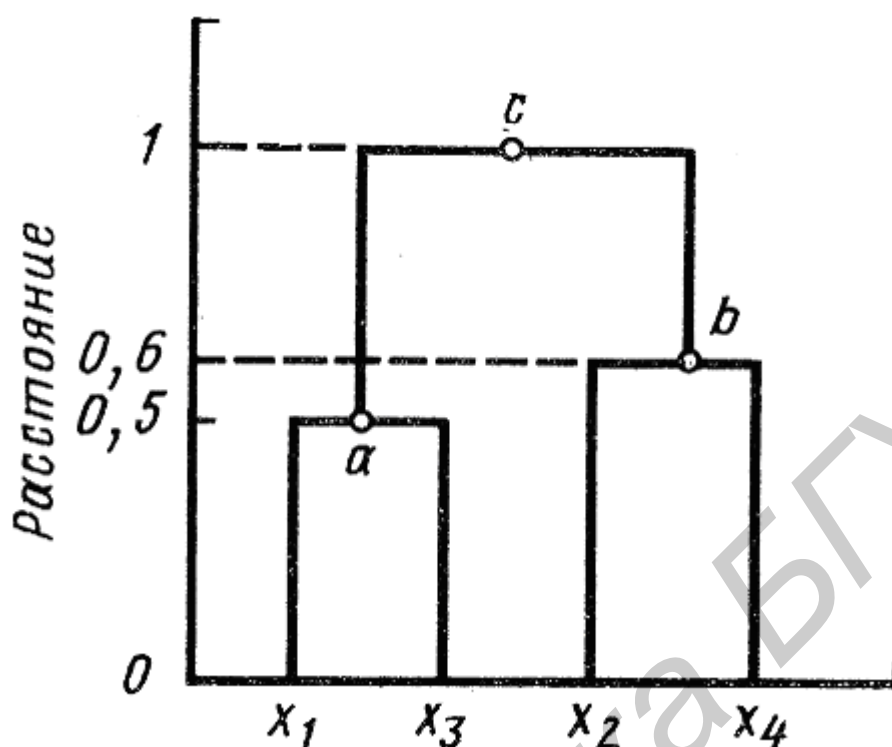


Рис. 5. Результирующее иерархическое дерево

$d(x_1, x_3) = 0,5$ – минимальное расстояние, содержащиеся в таблице, следовательно, оно становится первым иерархическим объединением и обозначается $d(x_1, x_3) = \{a\}$, после чего элементы x_1 и x_3 в явном виде больше не участвуют в дальнейшем построении иерархии. Вместо них используется группировка a . Расстояния от нее до остальных элементов определяются следующим образом:

$$d\{a, x_2\} = \inf\{d(x_1, x_2), d(x_3, x_2)\} = 1;$$

$$d\{a, x_4\} = \inf\{d(x_1, x_4), d(x_3, x_4)\} = 2.$$

Продолжая процесс сокращения, выделяем новую группировку $(x_2, x_4) = b$, в результате остаются две группы a и b , объединяемые окончательно в $c = \{a, b\} = 1$.

ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА № 5

РАСПОЗНАВАНИЕ ОБЪЕКТОВ С ПОМОЩЬЮ СИНТАКСИЧЕСКИХ МЕТОДОВ

Цель работы:

- Изучить особенности синтаксических методов распознавания объектов.

- Научиться применять методы классификации объектов на основе деревьев и графов.
- Изучить типы грамматических разборов сверху вниз и снизу вверх.

Порядок выполнения работы

1. Ознакомление с теоретической частью лабораторной работы.
2. Реализация распознавания объектов синтаксическими методами.
3. Оформление отчета по выполненному заданию.

Все ранее рассмотренные методы распознавания основаны на разделении объектов в пространстве признаков. Методы распознавания на базе искусственных языков отличаются от них в принципе. При синтаксическом подходе, что синонимично грамматическому, ищут и используют правила, которым подчиняется структура рассматриваемых образов.

Синтаксический метод распознавания основан на восприятии основных элементов языка – *примитивов*. Они делятся на еще более мелкие составляющие – *символы*, являющиеся наименьшими элементами языка. Множество используемых символов называется *алфавитом*, или словарем. Язык создается не только с помощью алфавита символов. Правила построения, преобразования и взаимодействия слов определяются грамматикой. Она представляет собой множество правил, по которым строятся фразы, а следовательно, и сам язык.

Формально грамматика может быть задана следующей записью:

$$G = \langle V_n, V_t, P, S \rangle,$$

где V_n – нетерминальный словарь, V_t – терминальный словарь, P – множество правил подстановки, S – начальная аксиома ($S \in V_n$).

Для грамматики характерны следующие соотношения:

$$V = V_n \cup V_t \text{ – словарь, } V_n \cap V_t = 0, \quad P = \{\alpha_1 \rightarrow \beta_1, \alpha_2 \rightarrow \beta_2, \dots, \alpha_m \rightarrow \beta_m\},$$

где $\alpha_i \in V^* - \{\lambda\}$, $\beta_i \in V^*$, $\{\lambda\}$ – пустая строка, V^* – множество всех возможных последовательностей, которые удается построить с помощью итерационных процедур на основе данного словаря.

Процесс создания языка начинается с аксиомы S , к которой применяются одно за другим правила подстановок. Основным вопросом после определения грамматики является разработка процедуры грамматического разбора, устанавливающей, является ли рассматриваемый объект предложением языка, созданного на основе грамматики. Разборы удобно выполнять с помощью деревьев, поскольку любая иерархически упорядоченная схема ведет к представлению объекта в виде дерева. Наиболее популярны два типа грамматических разборов: сверху вниз и снизу вверх, каждый из которых применяется для выполнения определенной процедуры. Если необходимо установить, принадлежит ли некоторая структура классу объектов, порождаемых заданной грамматикой, выполняется разбор снизу

вверх. Если же требуется построить объекты по правилам определенной грамматики, выполняется разбор сверху вниз.

При построении дерева его корень ассоциируется с начальной аксиомой S . Терминальные предложения (образы) представляют нижнюю часть или листья дерева. Процедура разбора сверху вниз начинается с корневого символа S и заключается в попытках посредством повторяющегося применения грамматических правил получить заданное терминальное предложение. И наоборот, процедура разбора снизу вверх начинается с конкретного предложения и заключается в попытках дойти до символа S с помощью инверсии правил подстановки. В каждом из этих случаев при неудачном исходе грамматического разбора заданный образ отклоняется как представляющий «неправильное» предложение.

Рассмотрим выполнение вышеизложенных грамматических разборов на примере грамматики, порождающей геометрические фигуры типа квадратов. Грамматика задается набором $G = \langle V_n, V_t, P, S \rangle$ при

$$V_t = \{a_1, a_2\}, V_n = \{S, O_1, O_2\}, P: S \rightarrow A(a_1, O_2), O_2 \rightarrow A(O_1, a_1), O_1 \rightarrow L(a_2, a_2),$$

где терминальными элементами служат горизонтальный и вертикальный отрезки определенной длины, обозначенные a_1 и a_2 , а высказывания $A(x, y)$ и $L(x, y)$ читаются соответственно « x расположен над y » и « x расположен слева от y ». Заданные структуры порождаются следующим набором грамматических правил:

1. $S \rightarrow A(a_1, O_2)$. Это правило заменяет начальный символ терминальным элементом a_1 , расположенным над некоторым неопределенным объектом a_2 .

2. Правило $O_2 \rightarrow A(O_1, a_1)$ заменяет нетерминальный объект O_2 неопределенным объектом O_1 , расположенным над горизонтальным отрезком a_1 .

3. $O_1 \rightarrow L(a_2, a_2)$. O_1 заменяется на два вертикальных терминальных элемента.

Изложенный грамматический разбор представляет собой тривиальную процедуру, так как в ней используется только одна последовательность правил подстановки. Данный недостаток алгоритмов, реализованных на основе деревьев, исправляется с помощью объектов, сводимых к структурам типа графов.

Интересным приложением лингвистических понятий в распознавании образов является язык PDL (Picture Description Language) – язык описания изображений. Терминальным элементом PDL служит любая n -мерная структура с двумя выделенными точками: хвостовой и головной.

По правилам языка PDL практически любая структура может обобщенно рассматриваться как ориентированный отрезок прямой, так как определение вводит для нее только две точки. Терминальные элементы связываются между собой только в хвостовых и (или) головных точках. Следовательно, структуры языка PDL представляют собой ориентированные графы, и для их обработки можно использовать грамматики. На рис. 6 показаны типичные правила соединения терминалов языка PDL.

Кроме использования языка PDL грамматику можно расширить путем введения в ее правила подстановки рекурсивности, когда переменная способна замещаться этой же переменной. Однако увеличение порождающей способности

грамматики не всегда желательно. Особенно это касается тех исследований, где используется более одной грамматики. В этом случае чрезмерное их многообразие приводит к уменьшению различающей мощности каждой из грамматик.

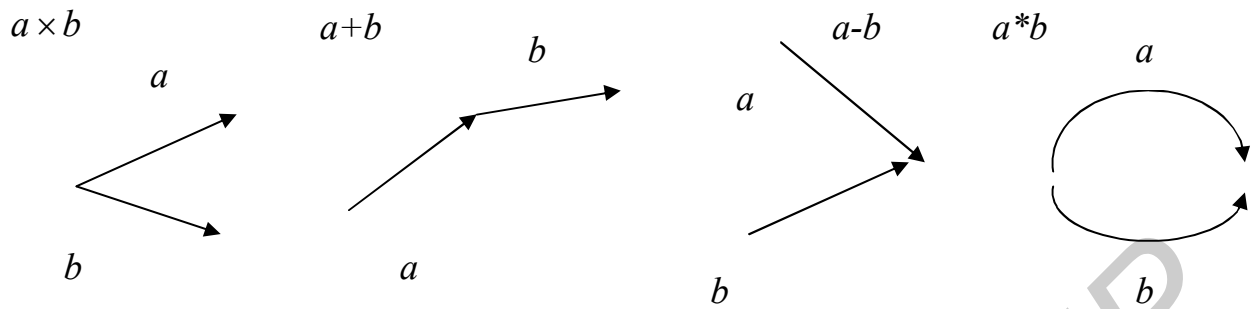


Рис. 6. Правила соединения терминалов

Рассмотрим практический пример синтаксического распознавания образов, в котором выполняется автоматическая классификация телоцентрических и V-образных хромосом. Классифицирующая грамматика имеет следующий вид:

$$V_t = \{a, b, c, d, e\};$$

$$V_n = \{S, T, \text{Основание}, \text{Сторона}, \text{Пара плеч}, \text{Правая часть}, \text{Левая часть}, \text{Плечо}\}.$$

На рис. 7 изображены терминальные элементы хромосом $\{a, b, c, d, e\}$, на рис. 8 – типичный вид телоцентрической и V-образной хромосом. Оператор «•», используемый при построении правил грамматики, означает связность отдельных частей хромосомы, фиксируемую при продвижении вдоль ее границы по направлению часовой стрелки.



Рис. 7. Терминальные элементы хромосом

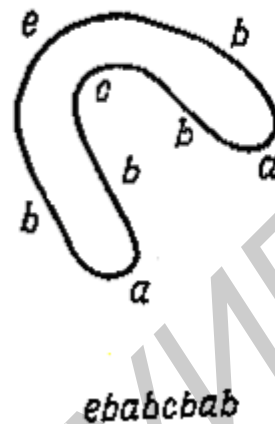
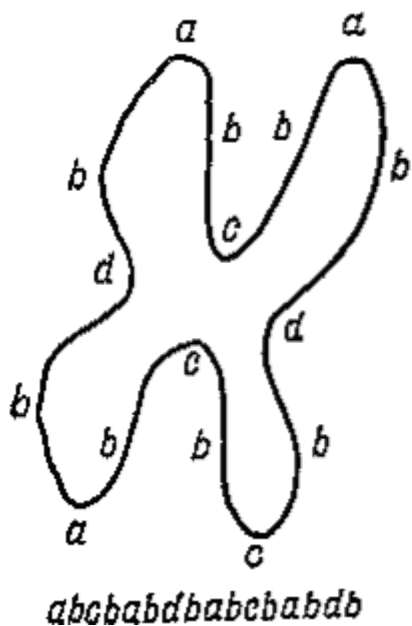


Рис. 8. Телоцентрическая и V-образная хромосомы

- Р:
- $S \rightarrow$ Пара плеч • Пара плеч,
 - $T \rightarrow$ Основание • Пара плеч,
 - Пара плеч \rightarrow Сторона • Пара плеч,
 - Пара плеч \rightarrow Пара плеч • Сторона,
 - Пара плеч \rightarrow Плечо • Правая часть,
 - Пара плеч \rightarrow Левая часть • Плечо,
 - Левая часть \rightarrow Плечо • с,
 - Правая часть \rightarrow с • Плечо,
 - Основание \rightarrow b • Основание,
 - Основание \rightarrow Основание • b,
 - Основание \rightarrow e,
 - Сторона \rightarrow b • Сторона,
 - Сторона \rightarrow Сторона • b,
 - Сторона \rightarrow b,
 - Сторона \rightarrow d,
 - Плечо \rightarrow b • Плечо,
 - Плечо \rightarrow Плечо • b,
 - Плечо \rightarrow a.

Начальные символы S и T представляют телоцентрические и V-образные хромосомы. Для разделения на два класса используется одна грамматика с двумя начальными символами. Если грамматический разбор снизу приводит к начальному символу T , хромосому относят в класс V-образных. Если же разбор приводит к S , хромосома классифицируется как телоцентрическая. В силу схожести поставленных задач целесообразно их решать в рамках одной грамматики. На рис.9 приведено дерево, отражающее порядок разбора предложения.

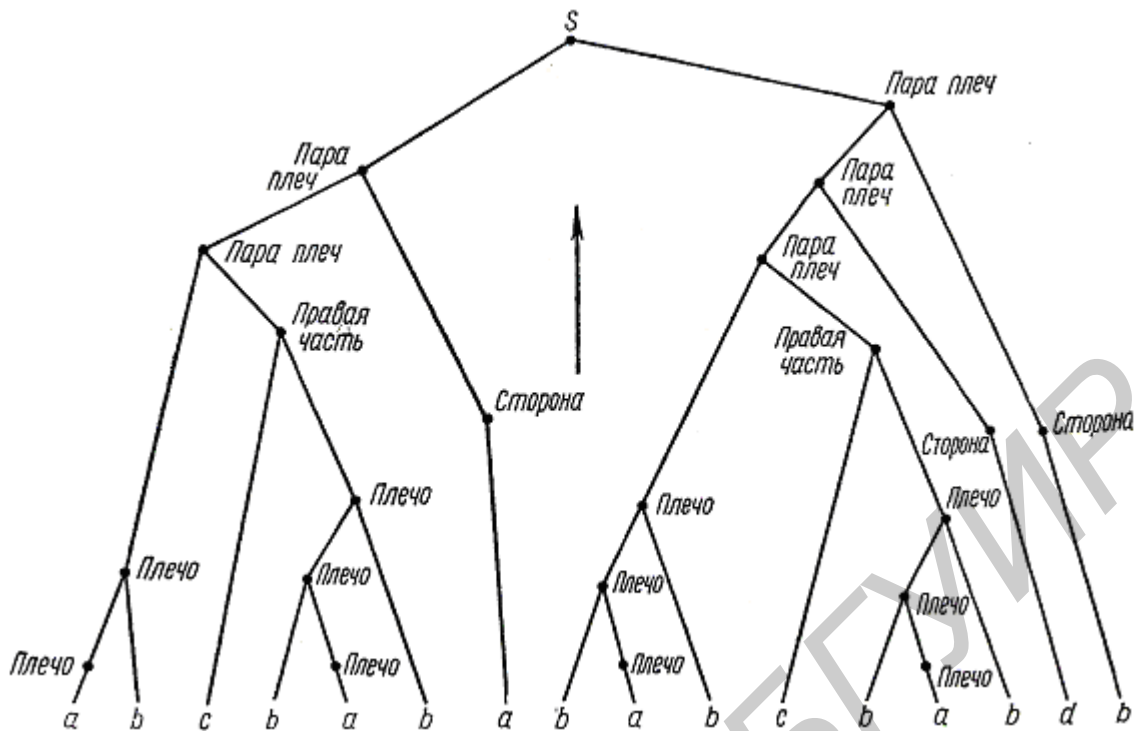


Рис. 9. Восходящий грамматический разбор хромосомы

В качестве первого шага на пути распознавания заданного цифрового изображения хромосомы необходимо найти точку на границе хромосомы и затем осуществлять продвижение вдоль границы по направлению часовой стрелки. По мере продвижения система процедур распознавания обеспечит обнаружение терминальных элементов $\{a, b, c, d, e\}$. В результате такого отслеживания границы хромосома оказывается эффективно сведенной к цепочке терминальных элементов и образует терминальное предложение, как показано на рис. 8. После сведения хромосомы к терминальному предложению начинается его синтаксическое распознавание. Рассмотрим предложение для телоцентрической хромосомы и применим к нему разбор снизу вверх. Будет происходить обратный порядок применения правил подстановки, начиная с правила *Плечо* $\rightarrow a$.

Рассмотрим алгоритм проверки классификации хромосомы.

1-й шаг. Анализатор находит a и выдает нетерминал *Плечо*. Символ a находится 4 раза, что приводит к появлению четырех нетерминалов *Плечо* на первом уровне поиска, считая снизу.

2-й шаг. Сочетание *Плечо* с терминалом b .

3-й шаг. Порождение *Плеч*.

4-й шаг. Порождение нетерминала *Сторона* при помощи символов d и b .

5-й шаг. Комбинация *Плеча* и c порождает *Правую часть*.

6-й шаг. *Правая часть* и *Плечо* порождают *Пару плеч*.

7-й шаг. *Пара Плеч* и *Сторона* порождают два символа *Пара Плеч*.

8-й шаг. Объединение двух *Пар Плеч* в S .

Поскольку за конечное число шагов алгоритм закончился на символе S , хромосома была правильно классифицирована как телоцентрическая.

Предложенный грамматический разбор привел к искомому результату при первой реализации. Так получается далеко не всегда, поскольку обычно приходится выполнять частые возвраты. Однако их число можно минимизировать введением в процесс поиска эвристических правил, указывающих грамматическому анализатору способ действия в ситуациях, когда возможны несколько вариантов продолжения.

ЛИТЕРАТУРА

1. Фор А. Восприятие и распознавание образов: Пер. с фр. – М.: Машиностроение, 1989. – 272с.
2. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов: Пер. с англ. – М.: Мир, 1978. – 412с.

Библиотека БГУИР

Учебное издание

Бочкарёва Лия Валентиновна,
Кирейцев Максим Валерьевич

МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

Учебно-методическое пособие
для студентов специальности
«Программное обеспечение информационных технологий»
всех форм обучения

Редактор Т.П. Андрейченко
Корректор Н.В. Гриневич
Компьютерная верстка В.М. Задоля

Подписано в печать 17.01.2006.	Формат 60x84 1/16.	Бумага офсетная.
Гарнитура «Таймс».	Печать ризографическая.	Усл. печ. л. 1,74.
Уч.-изд. л. 1,3.	Тираж 100 экз.	Заказ 632.

Издатель и полиграфическое исполнение: Учреждение образования
«Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники»
Лицензия на осуществление издательской деятельности №02330/0056964 от 01.04.2004.
Лицензия на осуществление полиграфической деятельности №02330/0131518 от 30.04.2004.
220013, Минск, П. Бровки, 6