

Московский государственный университет путей сообщения
(МИИТ)

Кафедра «Автоматизированные системы управления»

А.В. КУТЫРКИН, А.В. СЁМИН

Утверждено
редакционно-издательским
советом университета

**РАСПОЗНАВАНИЕ ОПТИЧЕСКИХ ОБРАЗОВ (СИМВОЛОВ)
С ПОМОЩЬЮ ХЕММИНГОВОЙ МЕРЫ БЛИЗОСТИ**

Методические указания к лабораторной работе
по дисциплинам «Системы искусственного интеллекта», «Представление и
обработка знаний» для студентов специальностей
«Информационные системы и технологии» и
«Автоматизированные системы обработки информации и управления»

МОСКВА 2005

УДК 658.012.011.56:007

К95

Кутыркин А.В., Сёмин А.В. Распознавание оптических образов (символов) с помощью хемминговой меры близости: Методические указания. — М.: МИИТ, 2005, — 20 с.

Методические указания посвящены вопросам разработки и исследования моделей и методов распознавания образов при интеллектуальной обработке данных в информационных системах. Представлено описание алгоритма распознавания оптических образов (символов), основанного на хемминговой мере близости. Представленный алгоритм, предлагается программно реализовать в среде Borland Delphi, а результаты реализации использовать для исследования процесса распознавания печатных символов. Включены рабочее задание и контрольные вопросы.

© Московский государственный
университет путей сообщения
(МИИТ), 2005

СОДЕРЖАНИЕ

1. ОБЩИЕ СВЕДЕНИЯ О РАСПОЗНАВАНИИ ОБРАЗОВ	4
2. ОСНОВНЫЕ ПОДХОДЫ К ПОСТРОЕНИЮ СИСТЕМ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ	8
3. ОПТИЧЕСКОЕ РАСПОЗНАВАНИЕ СИМВОЛОВ.....	13
4. АЛГОРИТМ РАСПОЗНАВАНИЯ ОПТИЧЕСКИХ ОБРАЗОВ (СИМВОЛОВ), ОСНОВАННЫЙ НА ХЕММИНГОВОЙ МЕРЕ БЛИЗОСТИ.....	15
5. СОЗДАНИЕ ПРОГРАММЫ РАСПОЗНАВАНИЯ СИМВОЛОВ.....	17
7. СОДЕРЖАНИЕ ОТЧЁТА	19
8. КОНТРОЛЬНЫЕ ВОПРОСЫ	20
9. ЛИТЕРАТУРА.....	20

ЦЕЛЬ РАБОТЫ: ознакомление с проблемой распознавания образов при интеллектуальной обработке данных в информационных системах; изучение основных принципов и практических методов распознавания образов; приобретение навыков в программной реализации изученных методов в среде Borland Delphi и в компьютерном распознавании графических символов.

1. ОБЩИЕ СВЕДЕНИЯ О РАСПОЗНАВАНИИ ОБРАЗОВ

При создании современных информационных систем всё активнее осуществляется их интеллектуализация, которая заключается в реализации огромных возможностей разумного поведения живых организмов и человеческого мышления с помощью различных информационных технологий.

Одним из важнейших подходов к интеллектуализации информационных систем является автоматизация процесса распознавания образов. Основная задача распознавания образов состоит в отнесении исходных предъявляемых объектов к одному из заданных классов. Классы определяются тем, что принадлежащие им объекты обладают некоторыми общими свойствами, сходством. То общее описание, которое, объединяет распознаваемые объекты в класс, и называют образом. Образное восприятие мира позволяет живым организмам и искусственным интеллектуальным системам разобраться в бесконечном потоке информации, поступающей из внешней среды. Распознавание представляет первую и важную ступень обработки информации с помощью органов чувств и приборов. В каждое мгновение любой живой организм, включая и человека, совершает акт распознавания и в соответствии с его результатами совершает определённое действие. Поэтому способность к образному восприятию внешней среды и распознаванию этих образов всегда относилась к основным свойствам любой живой материи.

При изучении внешнего мира всегда осуществляется классификация изучаемых объектов, которая группирует или отождествляет множество сходных объектов в классы, пренебрегая их различием. Например, несмотря на существенное различие, к одному классу относятся все буквы А, написанные различными почерками, или все звуки, соответствующие одной и той же ноте, взятой в любой октаве и на любом инструменте. Характерно, что для составления понятия об определённом классе объектов достаточно ознакомиться с незначительным количеством её представителей. Иногда ребёнку можно показать всего один раз какую-либо букву, чтобы он смог найти эту букву в тексте, написанном различными шрифтами, или узнать ее, даже если она написана в умышленно искаженном виде.

Искусственное распознавание образов вводит машину в тесный контакт с реальным миром и обеспечивает основу для принятия рациональных решений с помощью компьютера. Примерами объектов распознавания могут служить оптические символы, отпечатки пальцев, синоптические карты, физические объекты, изображения, переменные сигналы, электрокардиограммы и электроэнцефалограммы, характеристики цели, временные ряды и многие другие. При построении автоматических систем распознавания образов возникают следующие три задачи.

Первая задача связана с получением и представлением исходной информации, необходимой для распознавания. Эта информация поступает в результате измерений различных характеристик распознаваемых объектов.

В случае, если распознаваемыми образами являются буквенно-цифровые символы, то в качестве источника информации для распознавания удобно использовать измерительную сетку значений пикселей, подобно приведённой на рис. 1. На рис. 1 распознаваемый объект представлен набором значений двоичных признаков, характеризующих пиксели изображения символа 4. Серым пикселям соответствует 0, а чёрным – 1.

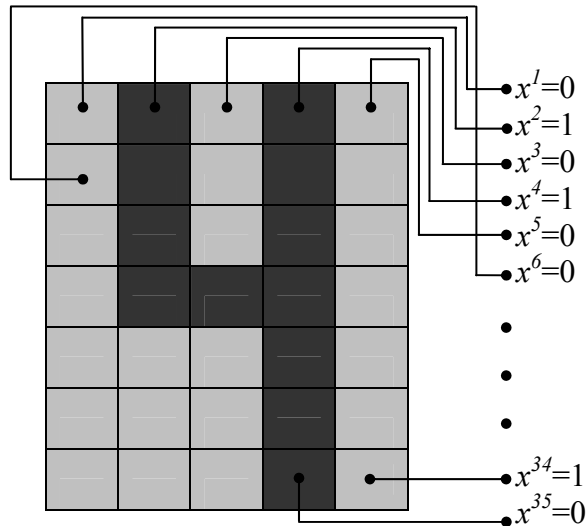


Рис. 1. Пример измерения и кодирования распознаваемого символа

Квадраты сетки нумеруются в обычном порядке чтения слева направо и сверху вниз так, что каждый элемент сетки можно считать признаком, принимающим двоичные значения. Если сетка состоит из n элементов, то результаты измерений всех признаков для l -го объекта можно представить в виде n -мерного вектора измерений (битовой строки, одномерного массива)

$$X_l = \{x_l^1, x_l^2, \dots, x_l^i, \dots, x_l^n\},$$

где элемент $x_l^i (i = \overline{1, n})$ принимает значение 1, если i -й пиксель непосредственно участвует в формировании изображения символа и 0 в противном случае.

В любом случае распознаваемый объект можно представить в виде вектора описаний (признаков), который содержит всю поддающуюся измерению информацию об этом объекте. Процесс измерения, которому подвергаются распознаваемые объекты, можно рассматривать как процесс кодирования, заключающийся в присвоении каждому признаку x_i определённого значения из множества известных значений. Если измерения приводят к информации, представленной действительными числами, то часто оказывается полезным рассматривать векторы описаний в качестве точек n -мерного евклидова пространства.

Вторая задача связана с выделением характерных признаков или свойств из полученных исходных данных и снижением размерности векторов описаний. Хорошо известно, что удачный выбор признаков существенно

упрощает процесс распознавания. Эту задачу часто определяют как задачу предварительной обработки и выбора признаков.

Успех распознавания обеспечивает гипотеза компактности. Гипотеза компактности заключается в том, что простым образам (классам), для которых процесс распознавания упрощается, соответствуют компактные множества точек в многомерном пространстве признаков. Гипотеза предполагает, что сходным объектам соответствуют близкие точки и классы легко различимы, если точки, принадлежащие им, располагаются сосредоточенно (кучно).

Третья задача является важнейшей и состоит в синтезе оптимальных решающих процедур распознавания. Для того, чтобы машина могла осуществлять распознавание, она должна обладать некоторым алгоритмом распознавания (решающим правилом), относящим произвольный объект к определённому классу.

В настоящее время на практике широко и успешно применяются системы распознавания объектов и явлений различной естественной и социальной природы. Отметим такие эффективно функционирующие системы распознавания, как: идентификация отпечатков пальцев, интерпретация фотоснимков, обработка электрокардиограмм и электроэнцефалограмм, распознавание произнесённых слов, чтения различных наборных шрифтов и печатных символов. В качестве других приложений можно указать распознавание символов и слов, написанных от руки, постановку медицинского диагноза, прогноз погоды и землетрясений, обнаружение объектов противника, идентификацию отказов и неисправностей отдельных машин и механизмов и целых технологических процессов. Существуют также успешные попытки решения задач распознавания сложных процессов и явлений, возникающих, например, при выборе целесообразных действий руководителем предприятия или выборе оптимального управления экономическими, производственными, транспортными и военными системами.

2. ОСНОВНЫЕ ПОДХОДЫ К ПОСТРОЕНИЮ СИСТЕМ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

В зависимости от характеристик признаков и языка, с помощью которых производится описание распознаваемых объектов, основные подходы к построению систем распознавания могут быть подразделены на детерминированные (геометрические), вероятностные, логические и структурные (лингвистические). Нередко системы распознавания создаются на основе комбинирования этих методов.

В детерминированных системах распознавания каждый объект характеризуется наборами чисел (признаков), которые отождествляют этот объект с некоторой точкой многомерного признакового пространства. Класс задаётся либо компактным множеством точек (объектов), принадлежащих данному классу, либо эталоном – точкой в пространстве признаков.

В рамках детерминированного подхода одной из простейших и наиболее известных идей построения алгоритмов распознавания является использование «геометрических» мер близости, т.е. расстояния между распознаваемым объектом и классами (евклидово расстояние, расстояние по Хеммингу и др.). Выбор функции расстояния в качестве инструмента распознавания следует из интерпретации векторов объектов точками в многомерном пространстве. Поэтому очевидным и естественным способом введения меры сходства для объектов является определение их близости с помощью функции расстояния в этом пространстве.

Вывод о принадлежности произвольного объекта, характеризуемого вектором X , к данному классу S_i можно сделать исключительно из тех соображений, насколько этот вектор находится ближе к векторам объектов класса S_i . В некоторых ситуациях распознавания объекты любого из рассматриваемых классов проявляют тенденцию к тесной группировке вокруг некоторого объекта, являющегося типичным или репрезентативным для соответствующего класса. Подобные ситуации возникают, если изменчивость образов невелика. В таких ситуациях типичные объекты

выбирают в качестве эталонов – представителей классов и распознавание новых объектов осуществляется с помощью оценки степени их близости к этим эталонам.

Распознавание образов с помощью функций расстояния обеспечивает хорошие практические результаты только в тех случаях, когда принадлежащие классам объекты обнаруживают тенденцию к проявлению кластеризационных свойств (т.е. объекты одного класса очень близки между собой и сильно удалены от объектов других классов).

Общее решение проблемы распознавания в условиях детерминированного подхода заключается в построении в признаковом пространстве таких решающих границ (решающих правил) между классами, которые в каком-либо смысле лучше всего разделяют многомерное пространство на непересекающиеся области, соответствующие различным классам. Сам процесс распознавания нового объекта состоит в определении области (т.е. класса), в которую попадает точка, соответствующая распознаваемому объекту в признаковом пространстве.

Например, пусть машине требуется распознать K классов, обозначенных $S_1; S_2; \dots; S_M$, а признаковое пространство состоит из M областей, каждая из которых соответствует объектам одного класса. Сами границы областей определены с помощью следующих решающих функций: $r_1(x)=0, \dots, r_M(x)=0$. Эти функции, называемые также дескриминантными функциями, представляют собой скалярные и однозначные функции объекта X .

Тогда, если $r_p(X_l) \geq r_t(X_l)$ для всех $t = \overline{1, M}, t \neq p$, то объект X_l принадлежит классу S_p . Другими словами, если p -я решающая функция имеет наибольшее значение, то объект X_l распознаётся как принадлежащий классу $S_p (X_l \in S_p)$.

В вероятностных системах распознавания для построения алгоритмов распознавания используются вероятностные методы, основанные на теории статистических решений. Применение этих методов предусматривает

наличие вероятностных зависимостей между признаками распознаваемых объектов и классами, к которым эти объекты относятся.

Детерминированные и вероятностные методы распознавания объединяет общий подход к распознаванию, состоящий в построении в пространстве признаков решающих правил (дискриминантных функций), относящих вновь появляющиеся объекты к тому или иному образу (классу). Поэтому детерминированные и вероятностные методы, по наименованию решающих правил, иногда объединяют в общий дискриминантный подход. Следует отметить, что значительная часть успешных применений теории распознавания образов связана именно с дискриминантным подходом.

В логических системах распознавания для построения алгоритмов распознавания используются логические методы, позволяющие представить информацию о детерминированных логических связях между рассматриваемыми классами объектов и их признаками через систему булевых уравнений. В этой системе переменными являются логические признаки распознаваемых объектов, а в качестве неизвестных величин выступают классы, к которым эти объекты относятся. Для определения принадлежности распознаваемого объекта к одному из классов используется исчисление высказываний и основанные на нём эффективные алгоритмы решения булевых уравнений.

В структурных (лингвистических) системах распознавания математическим аппаратом для построения алгоритмов распознавания является теория формальных грамматик. Эта теория позволяет порождать специальные языки, состоящие из предложений, каждое из которых описывает структуру конкретного объекта, относящегося к соответствующему классу. Такое описание предусматривает выделение неприводимых (атомарных) элементов (подобразов) распознаваемых объектов и определение отношений между ними в виде иерархической структуры подобразов, аналогичной синтаксической структуре любого языка. В общем случае применение структурных методов распознавания

предусматривает наличие совокупности предложений, описывающих всё исходное множество объектов с указанием классов, к которым они относятся.

Поясним структурный (лингвистический) подход на примере распознавания зрительных изображений. Сначала выделяется набор исходных понятий — типичных фрагментов, встречающихся на изображениях, и характеристик взаимного расположения фрагментов — "слева", "снизу", "внутри" и т. д. Эти исходные понятия образуют словарь, позволяющий строить различные логические высказывания, иногда называемые предложениями. Задача состоит в том, чтобы из большого количества высказываний, которые могли бы быть построены с использованием этих понятий, отобрать наиболее существенные для данного конкретного случая распознавания.

Далее, просматривая конечное и по возможности небольшое число объектов из каждого образа (класса), нужно построить описание этих образов. Построенные описания должны быть максимально полными, чтобы решить вопрос о том, к какому образу принадлежит данный объект. При реализации лингвистического подхода возникают две задачи: задача построения исходного словаря, т. е. набора типичных фрагментов, и задача построения правил описания из элементов заданного словаря.

В рамках лингвистической интерпретации можно провести аналогию между структурой изображений и синтаксисом языка. Наличие такой аналогии даёт возможность использовать математический аппарат теории формальных грамматик (математическую лингвистику). Использование математической лингвистики для описания структуры изображений возможно лишь после того, как произведена сегментация изображений на составные части, т. е. выработаны слова для описания типичных фрагментов и осуществлён их поиск. После предварительной работы, связанной с выделением слов, возникают собственно лингвистические задачи, которые состоят из задач автоматического грамматического разбора описаний для распознавания изображений. При этом возникает самостоятельная область

исследований, требующая не только знания основ математической лингвистики, но и овладения приемами, которые разработаны специально для лингвистической обработки изображений.

Структурный (лингвистический) подход особенно полезен при работе с образами, которые либо не могут быть описаны числовыми измерениями, либо столь сложны, что их локальные признаки идентифицировать не удаётся и приходится обращаться к глобальным свойствам объектов.

В большинстве случаев при построении систем распознавания имеются репрезентативные объекты, представляющие каждый из рассматриваемых классов. В таких ситуациях обычно используются методы распознавания, называемые «обучение с учителем». При «обучении с учителем» машине сообщаются вектора признаков объектов с указанием принадлежности каждого объекта к тому или иному классу. Машина должна на основе этой информации выработать распознающие функции (решающие правила). После обучения выработанные машиной правила должны относить к нужному классу любой возможный объект. Знание априорной информации о том, к какому классу принадлежит каждый из известных объектов, принципиально отличает задачу обучения распознаванию образов от рассмотренной ранее задачи кластерного анализа (автоматической классификации).

С целью обучения вся имеющаяся в наличии выборка векторов признаков объектов, для которых известна их принадлежность различным классам, разбивается на две выборки: обучающую и экзаменационную (контрольную). Обучающая выборка непосредственно используется в процессе обучения для выработки решающих правил. Одним из наиболее существенных требований к обучающей выборке векторов признаков объектов является условие представительности или репрезентативности этих векторов, т.е. насколько хорошо эти вектора отражают истинную структуру распознаваемых классов (образов). Контрольная выборка необходима для оценки в режиме экзамена качества построенных решающих правил.

Сам процесс обучения осуществляется с помощью специальных адаптивных алгоритмов, которые позволяют путём последовательного показа векторов из обучающей выборки и указания их принадлежности выработать решающие правила. Очень важно, что процесс обучения должен завершиться только путём показов конечного числа объектов без каких-либо других подсказок. За обучением следует процесс распознавания новых объектов, который характеризует действия уже обученной системы.

3. ОПТИЧЕСКОЕ РАСПОЗНАВАНИЕ СИМВОЛОВ

Основными способами взаимодействия компьютеров с окружающей средой является интерпретация ситуаций, введённых в компьютеры при помощи сенсорных устройств и принятии решений. В связи с необходимостью ввода в компьютеры больших массивов числовой и буквенной информации, полученной в процессе работы устройств оптического сканирования, возникла и в значительной степени решена проблема создания систем оптического распознавания символов – optical character recognition (OCR). OCR относится к основным технологиям автоматизированного ввода исходных данных. Системы OCR могут просматривать специальным образом подготовленные исходные данные (например, машинописный текст), узнавать отдельные символы и, стандартным образом кодируя название каждой буквы или цифры, вводить этот код в память компьютеров.

На практике широкое распространение получили системы OCR, ориентированные на распознавание печатных символов. Так многие финансовые и другие документы печатаются таким образом, чтобы их могли прочитать как люди, так и машины. Распознавание существенно упрощается, когда буквы в соответствующих текстах напечатаны одним стандартным шрифтом. Пример печатного материала, предназначенного для чтения машиной, представляют собой стилизованные символы на банковских чеках. Кроме чеков большое число других носителей информации, например,

почтовый индекс корреспонденции, счета за газ, электричество и телефон, содержат цифры, которые при поступлении в учётную организацию считываются методами OCR. Эти цифры напечатаны стилизованным шрифтом, который специально разработан для использования методов OCR, но вместе с тем легко читается и людьми.

Типичным применением системы OCR на железнодорожном транспорте служит система оптического считывания номеров подвижного состава (вагонов), предназначенная для ввода исходных данных в динамическую модель перевозочного процесса. Номера вагонов также сильно стилизованы, чтобы упростить процесс считывания.

Ранее показано (см. рис. 1), что при OCR каждый сканируемый символ можно трансформировать в многомерный вектор признаков, непосредственно используемый в процессе распознавания. Ключевым фактором, существенно облегчающим процесс распознавания печатных символов, является то, что шрифты, которые используются для изображения символов, являются стандартными и хорошо известными. Поэтому любой класс-символ может быть задан эталонным вектором признаков, полученным в результате кодирования соответствующего стандартного изображения символа (шрифта).

Основная проблема, возникающая при распознавании печатных символов, заключается в том, что в ряде случаев их стандартные изображения подвергаются искажению различными помехами, связанными с дефектом печати, качеством носителя изображения символа и т.п. Поэтому при сканировании даже одноимённых символов одного и того же шрифта могут быть получены разные вектора признаков.

В условиях, когда каждый класс-символ может быть представлен единственным эталоном, а распознаваемые образы не тождественны эталону, весьма эффективными являются алгоритмы основанные на различных мерах близости. Указанные алгоритмы сравнивают распознаваемый вектор признаков с эталонными векторами и выбирают тот класс (символ), который

наиболее согласован или близок к распознаваемому объекту в соответствии с некоторой мерой близости. Мету близости между распознаваемым символом и эталоном иногда также называют пространственной (или двухмерной) кросс-корреляцией. Наибольший интерес для распознавания печатных символов представляет хеммингово расстояние ρ_X , которое обычно применяется в качестве меры удалённости l -го и m -го объектов, описываемых бинарными признаками x^k ($k = \overline{1, n}$):

$$\rho_X(X_l, X_m) = \sum_{k=1}^n |x_l^k - x_m^k|.$$

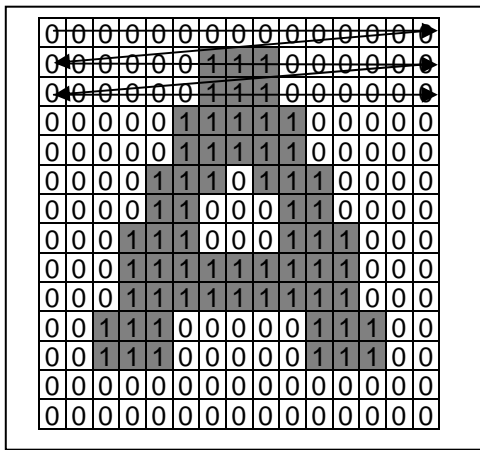
Данная мера равна числу несовпадений значений соответствующих признаков в рассматриваемых объектах.

Физической интерпретацией хемминговой меры близости может служить доля общей площади, в которой изображения символа-эталона и распознаваемого символа не согласуются, т.е. при наложении этих изображений друг на друга в них не совпадают чёрные или серый пиксели. Идентичные изображения сливаются в одно. Можно получить кросс-корреляцию входного символа с хранимым в памяти компьютера эталонами, причём распознаваемый класс-символ определяется наиболее согласующимся эталоном (с минимальным значением ρ_X).

4. АЛГОРИТМ РАСПОЗНАВАНИЯ ОПТИЧЕСКИХ ОБРАЗОВ (СИМВОЛОВ), ОСНОВАННЫЙ НА ХЕММИНГОВОЙ МЕРЕ БЛИЗОСТИ

Для программной реализации систем распознавания оптических образов (символов) на основе хеммингова расстояния можно использовать следующий алгоритм:

Шаг 1. [Преобразование символов] Шаблоны распознаваемых M символов разбивают на растровые картинки размером 30×30 . В том случае, если на ячейку накладывается символ, ей приписывают единицу, в противном случае - ноль (см. рис. 2).



0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, ... 0, 0, 0.

Рис. 3. Направление обхода двухмерного массива и полученный одномерный массив

Шаг 3. [Ввод символа для распознавания] После этапа обучения, состоящего в построении одномерных эталонных массивов распознаваемых символов, осуществляется переход к этапу распознавания новых символов. Для этого необходимо ввести новый символ для распознавания и с помощью изложенных выше шагов 1 и 2 преобразовать его к одномерному массиву X_H .

Шаг 4. [Распознавание нового символа] Для распознавания введённого нового символа необходимо определить M хемминговых расстояний $\rho_X(X_H, X_{ЭТ}^i)$ между одномерным массивом X_H и каждым из массивов $X_{ЭТ}^i (i = \overline{1, M})$, характеризующих M символов-эталонов. Для определения $\rho_X(X_H, X_{ЭТ}^i)$ необходимо определить число несовпадений значений соответствующих элементов в массивах X_H и $X_{ЭТ}^i$.

Например, пусть $X_H = (0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1)$, а

$$X_{ЭТ}^i = (0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0).$$

Тогда $\rho_X(X_H, X_{ЭТ}^i) = 3$.

Распознанный символ $X_{ЭТ}^P$ определяется из условия минимума хеммингова расстояния: $\rho_X(X_H, X_{ЭТ}^P) = \min \rho_X(X_H, X_{ЭТ}^i)$, где $i = \overline{1, M}$.

5. СОЗДАНИЕ ПРОГРАММЫ РАСПОЗНАВАНИЯ СИМВОЛОВ

Интерфейс программной реализации алгоритма распознавания оптических образов (символов) должен обеспечивать:

- обучение шаблонам распознаваемых символов;
- возможность изменения исходных шаблонов;
- графическое представление двумерных массивов;
- возможность ввода новых символов для распознавания;
- наглядность представления исходных данных;
- доступность результата работы программы.

В качестве программной среды удобно использовать Borland Delphi версии 7.0 и выше, так как предыдущие версии не содержат некоторых удобных функций.

Для выполнения поставленных требований рекомендуется использовать следующие компоненты среды Borland Delphi:

- Image и PaintBox – для вывода шаблонов печатных символов, поля ввода символа, а также построения двумерных массивов;
- SpinEdit – для изменения толщины линии рисующей символ для распознавания;
- Мемо – для вывода результатов распознавания и одномерных массивов.

На рис. 4 представлен пример интерфейса программы распознавания оптических образов (символов) с помощью хемминговой меры близости.

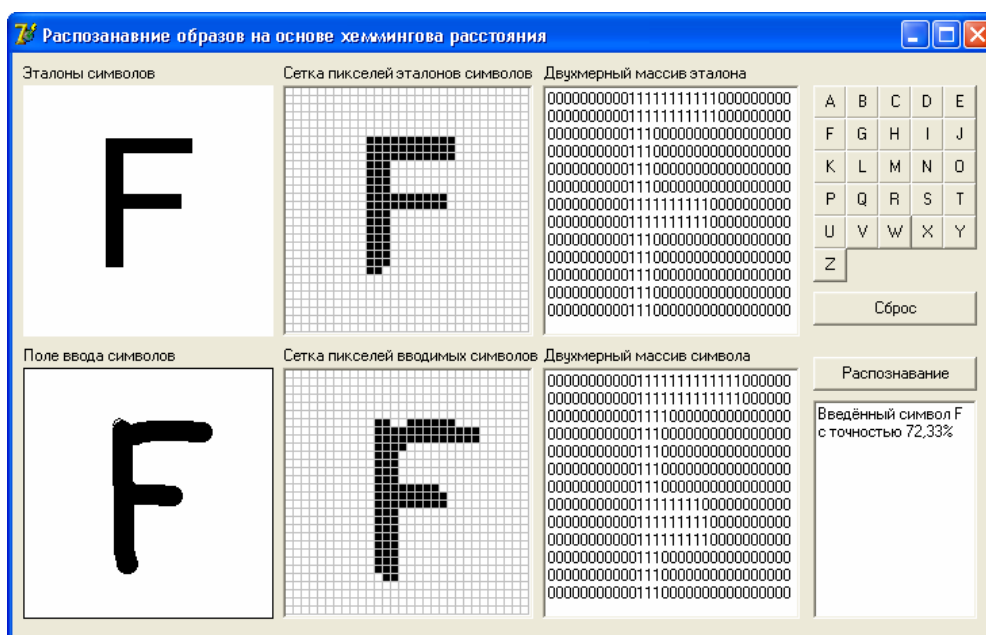


Рис. 4. Пример интерфейса программы распознавания оптических образов (символов) с помощью хеммингова расстояния

6. СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ И РАБОЧЕЕ ЗАДАНИЕ

Основным содержанием лабораторной работы является исследование алгоритма распознавания оптических образов (символов), основанного на хемминговой мере близости. Исследования предусматривают следующие действия: программную реализацию заданного алгоритма при помощи среды разработки Borland Delphi; обучение компьютера распознаванию эталонов вводимых символов; компьютерное распознавание новых вводимых символов; оценку помехозащищённости эталонов символов.

В ходе лабораторной работы необходимо выполнить следующее рабочее задание:

1. Ознакомиться с разделами 1, 2 и 3 методического исследования, содержащими теоретические вопросы распознавания образов.
2. В разделе 4 изучить алгоритм распознавания оптических образов (символов), основанный на хемминговой мере близости.
3. При помощи среды разработки Borland Delphi осуществить программную реализацию изученного алгоритма распознавания образов.
4. Создать интерфейс программы, позволяющей реализовать компьютерное распознавание печатных символов (см. раздел 4).
5. Провести обучение компьютера распознаванию эталонов вводимых символов.
6. Получить результаты компьютерного распознавания оптических образов (символов) при различных вводимых символах.
7. Оценить помехозащищённость каждого из эталонов, которая определяется наименьшим хемминговым расстоянием между оцениваемым эталоном и всеми другими эталонами.

7. СОДЕРЖАНИЕ ОТЧЁТА

Отчёт должен содержать:

1. Название, цель работы, вариант задания эталонов вводимых символов.

2. Листинг программы распознавания оптических образов (символов).
3. Результаты работы программы (скриншоты).
4. Оценку помехозащищённости каждого из эталонов.

8. КОНТРОЛЬНЫЕ ВОПРОСЫ

1. В чём состоит задача распознавания образов?
2. Какие задачи возникают при построении автоматических систем распознавания образов?
3. Каким образом может быть описан распознаваемый объект?
4. Какие существуют подходы к построению систем распознавания образов?
5. Как осуществляется распознавание образов с помощью расстояния?
6. Какие меры близости используются при распознавании оптических образов (символов)?
7. Как выполняется распознавание образов с помощью решающих правил?
8. В чём состоит структурный подход к распознаванию образов?
9. Каким образом осуществляется процесс «обучение распознаванию с учителем»?
10. В чём заключается основная проблема распознавания печатных символов?

9. ЛИТЕРАТУРА

1. Патрик Э. Основы теории распознавания образов.–М.: Советское радио, 1980, 408 .с
2. Горелик А.Л., Гуревич И.Б., Скрипкин В.А. Современное состояние проблемы распознавания.-М.: Радио и связь, 1985, 161 с.
3. Себастиан Г.С. Процессы принятия решений при распознавании образов.-К.: Техника, 1965, 148 с.
4. http://www.codenet.ru/progr/alg/ai/htm/gl3_1.php