

ПОСТРОЕНИЕ СИСТЕМ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

Авторы: Сергей ОЛЕЙНИК; conf. univ. Виктор БЕШЛИУ

Universitatea Tehnică a Moldovei

Аннотация: В данной работе рассматриваются основные понятия связанные с теорией распознавания образов, рассматриваются подходы к задаче распознавания, виды систем распознавания образов, их структура, принципы построения, оценка ошибки системы и области применения.

Ключевые слова: системы распознавания образов, образ, классификация, кластеризация, алгоритм.

1. Введение

Образ – это совокупность данных об объекте или явлении, включающая параметры и связи. Параметры представляют собой количественные характеристики, полученные с помощью измерительных систем или математических моделей. Связи могут описывать как внутреннюю структуру образа, так и особенности его поведения, если имеем дело с динамическим объектом или процессом.

Класс – это категории объектов, которые необходимо выделить или на которые делятся все множества образов в процессе распознавания. Способ задания классов определяется не столько сущностью предмета исследования, сколько особенностями и способами представления информации об объектах. [1]

Классификация – это процесс присвоения метки объекту в соответствии со свойствами объекта.

Класс отказа – это класс объектов, которые не могут быть отнесены ни к одному из классов с этапа проектирования. Объекты класса отказа могут использоваться для формирования новых классов.

Процесс сопоставления объекта к прототипу или определению класса называется верификацией. [2]

Любой алгоритм распознавания можно представить, как абстрактную функциональную систему R , состоящую из трех компонент (1) [1]:

$$R = \{A, S, P\}, \quad (1)$$

где $A = \{A_k\}$, $k=1, \dots, K$ – алфавит классов – множество категорий распределения образов,

$S = \{S_j\}$, $j=1, \dots, n$ – словарь признаков – множество характеристик, составляющих описание образа,

$P = \{P_l\}$, $l=1, \dots, L$ – множество правил принятия решения.

Функционирование системы сводится к следующему: на вход подается образ – конфигурация из элементов множества S , к ней применяется определенная последовательность правил из P , в результате конфигурации присваивается индекс, соответствующий одному из элементов множества A . [1]

Компоненты A , S представляют собой информационную часть системы, а P – методологическую.

В зависимости от особенностей информационных компонент системы R , выделяют три подхода к задаче распознавания образов [1]:

- **Принцип сравнения с эталоном** – каждому классу A_k сопоставляется конечный набор эталонных образов $\Omega_k = \{\omega_m, m=1, \dots, M_k\}$. Процесс распознавания заключается в простом сопоставлении образов, поступающих на вход алгоритма, с эталонами Ω_k классов A_k , на основе выбранной меры сходства.
- **Принцип кластеризации** – признаки представляются набором измерений без каких-либо явно заданных взаимосвязей. Образ задаётся в виде n -мерного вектора признаков в пространстве X (2):

$$\vec{X} = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \quad (2)$$

Каждому классу A_k сопоставляется некоторое множество векторов в пространстве X . Образованные области в признаковом пространстве, соответствующие классам A_k , называются кластерами. Даже если области перекрываются, решение о принадлежности точки пространства к определенному классу должно быть однозначным.

- **Принцип общности свойств** – существенно использует связи между элементами образа. Применяется в тех случаях, когда множество образов каждого класса слишком велико, чтобы получить надежное описание конечного числа эталонов, но можно выявить достаточное количество отличительных особенностей классов по конечным выборкам образов. Выявленные свойства кодируются на основе подходящей модели и хранятся в памяти в виде некоторых структур, функций или отношений. В процессе распознавания производится анализ образа по схеме, позволяющей выявить необходимые свойства образа; затем они сопоставляются со свойствами классов A_k .

2. Структура систем распознавания

Системы распознавания образов – это системы, работающие с реальными и часто загрязнёнными данными и то, как эффективно система справляется с задачей в значительной степени зависит от эксперта.

Системы распознавания образов обычно включают 3 основных связанных процесса: сбор данных, анализ образов и их классификация. Сбор данных преобразует исходную информацию в вектор, который может быть в последующем обработан. Анализ образов состоит в обработке данных и извлечению особенностей. Целью классификации образов является использование информации, полученной на этапе анализа образов при классификации. [3] Типичные этапы работы системы распознавания образов представлены на рисунке 1.

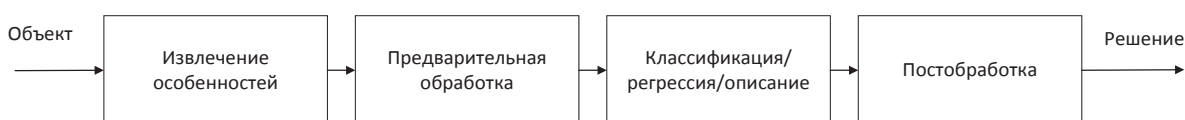


Рисунок 1 – Структура системы распознавания образов [3]

Классификация – это задача по установлению соответствия между объектом и классом.

Регрессия – это прогнозирование выходного результата на основании входных данных. [3]

Цели предварительной обработки в значительной степени зависят от условий применения и могут включать уменьшение шума, улучшение контраста или динамического диапазона изображения, повышение качества информации о границах на изображении и другие преобразования изображений. [4]

Экстрактор особенностей извлекает информацию, релевантную для классификации, из входных данных. [2] При извлечении особенностей происходит расчёт дескрипторов, описывающих сущность входного изображения. Количество особенностей обычно намного меньше, чем количество пикселей изображения. Выявленные особенности являются входными данными для классификации. В результате классификации определяется отношение особенностей к одному из определённых классов. [4] Классификатор основываясь на особенностях, чтобы ассоциировать объект с одним из определённых классов m или классом отказа. Блок-схема классификации представлена на рисунке 2. Вектор особенностей x размерности d – это набор входных данных классифицируемого объекта. Для каждого возможного класса есть свой блок, который содержит определённые знания K о классе и возможности обработки. Дискриминантные функции $f(x, K)$ осуществляют расчёты над входными векторами x , применяя знания K , полученные при обучении. Результаты с m блоков передаются на финальный этап классификации, на котором и применяется решение о принадлежности объекта к одному из классов. [2]

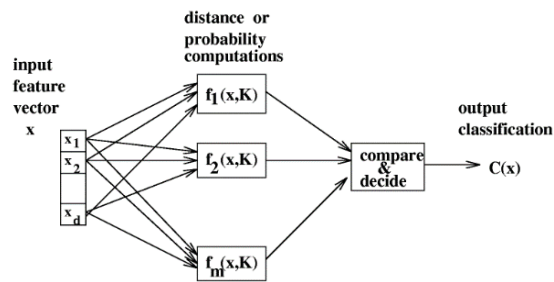


Рисунок 2 – Блок-схема классификации [2]

3. Оценка ошибки системы

Уровень ошибки системы классификации показывает её эффективность. Ошибка классификации проявляется в тех случаях, когда классификатор классифицирует объект как класс C_i , в то время, как настоящим классом является класс C_j , где $i \neq j$ и $C_i \neq C_r$, C_r – класс отказа. [2]

Точность системы – это отношение количества выбранных искомым объектов класса C_1 к общему количеству выбранных объектов, состоящему из объектов класса C_1 и ложных срабатываний.

Эмпирический уровень ошибки системы классификации – это отношение количества ошибок, сделанных на независимых тестовых данных, к количеству попыток классификации. Независимые тестовые данные – это образцы объектов с известным классом, включая объекты из класса отказа, которые не были использованы при дизайне алгоритмов извлечения особенностей и классификации.

4. Построение классификатора

Система распознавания может быть спроектирована различными способами, основываясь на векторах особенностей полученных из примеров объектов или предсказанных моделью. Эвклидово расстояние между двумя векторами особенностей x_1 и x_2 размерности d рассчитывается по формуле (3):

$$\|x_1 - x_2\| = \sqrt{\sum_{i=1,d} (x_1[i] - x_2[i])^2} \quad (3)$$

Существует два альтернативных метода классификации с обучающими данными [2]:

- **Классификация по ближайшей середине класса.** Простой алгоритм классификации представляет собой обобщение данных образцов для каждого класса используя средний вектор класса или центроид. Центроид рассчитывается по формуле (4):

$$\bar{x}_i = 1/n_i \sum_{j=1,n_i} x_{i,j} \quad , \quad (4)$$

где $x_{i,j}$ – это j -ый вектор особенностей образца класса i .

Неизвестный объект с вектором особенностей x классифицируется как объект класса i если он намного ближе к центроиду класса i , чем к центроидам других классов. Вектор x может быть отнесён к классу отказа если он недостаточно близок к серединам описанных классов. Пример двух классов с векторами особенностей размерности 2 представлен на рисунке 3.

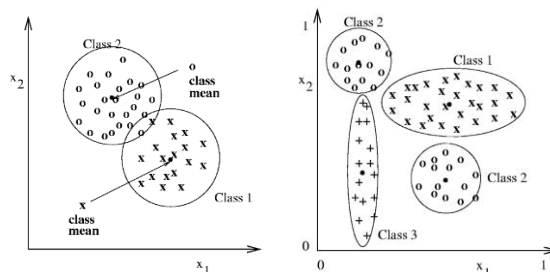


Рисунок 3 – а) классификация по ближайшей середине класса; б) пример плохой классификации [2]

- **Классификация по ближайшим соседям** – это классификация неизвестного вектора особенностей x к классу, чей образец является ближайшим к неизвестному вектору. Этот метод остаётся эффективным даже тогда, когда классы имеют сложную структуру в d -мерном пространстве или

классы перекрываются. При применении подхода полного перебора рассчитывается расстояние от вектора x ко всем образцам в базе данных, из рассчитанных расстояний выбирается минимальное. Преимущество этого подхода в том, что новые образцы могут быть добавлены в базу данных в любое время. [2]

5. Принцип построения систем распознавания

Системы распознавания образов можно разделить на следующие группы [3]:

- Системы, основывающиеся на правилах.
- Классические неопределённые системы.
- Байесовские системы.
- Системы искусственных нейронных сетей.
- Системы неопределённых искусственных нейронных сетей.

Система распознавания – это функционально взаимосвязанная совокупность методов и технических средств, осуществляющая процесс синтеза и анализа образов. [1] По физической природе характеристик-признаков образов системы подразделяются на **простые** и **сложные**. Простые системы выполняют классификацию пикселей, а при использовании других типов данных, система является сложной. Сложные системы распознавания могут быть **одноуровневыми** и **многоуровневыми**. В одноуровневых системах распознавание осуществляется на основе одного словаря признаков одним алгоритмом распознавания. В многоуровневых системах результаты распознавания, полученные на одном этапе, используются в качестве исходных данных на следующем. По полноте исходной информации системы распознавания подразделяются на [1]:

- **Системы с обучением.** Применяются тогда, когда количество информации об объектах может быть настолько большим, что нет необходимости использовать ее в полном объеме. Процедура обучения выполняется аналитиком в интерактивно. Качество распознавания иногда больше зависит от личного опыта аналитика данных и понимания им сути поставленной задачи, чем от эффективности самого алгоритма распознавания. Задача обучения заключается в выявлении типичных для каждого класса свойств образов или взаимосвязей между ними. Обучение в системах, использующих принцип кластеризации, заключается в поиске такого разбиения всего множества вектор-образов на кластеры, которое обеспечивало бы минимальные ошибки в процессе распознавания.
- **Системы без обучения** эффективны при условии, если имеющаяся информация и выбранный принцип распознавания позволяют безошибочно разделить все необходимые классы. Системы без обучения могут быть построены и на принципе кластеризации, когда векторы-образы каждого класса образуют неперекрывающиеся компактные группы.
- **Самообучающиеся системы.** В самообучающихся системах процедура обучения выполняется в самом процессе распознавания специальным алгоритмом. Для оценки качества распознавания используется некоторый функционал, связанный с ошибками распознавания, который в процессе обучения максимизируется или минимизируется.

Декомпозиция системы должна осуществляться так, чтобы можно было надежно оценить точность распознавания на отдельных этапах решения задачи и скорректировать, при необходимости, всю схему решения. Общая схема построения системы распознавания представлена на рисунке 4.



Рисунок 4 – Общая схема построения системы распознавания [1]

6. Применение

Теория распознавания образов применяется в различных областях человеческой деятельности, а именно: искусственный интеллект, компьютерная инженерия, нейробиология, анализ изображений в медицинских целях, археология, геология, космическая навигация, военные технологии и других. [3]

Банковские аппараты (АТМ) используют камеру для проверки подлинности пользователя. Изображение лица человека, желающего снять деньги сравнивается с сохранённым изображением, закреплённым за данным счётом и хранимым в банковской сети или на самой карте. [2]

Другим примером применения техник распознавания может быть система по классификации фруктов и овощей на столе кассира в магазине с определённым названием и стоимостью. Подобная система была разработана компанией IBM и носит название Veggie Vision. [2]

В военной сфере приложения автоматического распознавания целей классифицируют наблюдаемые объекты на естественные или искусственные, являются ли они транспортным средством или нет, определяют их тип. [4]

Важным направлением применения техник распознавания образов является анализ биометрических параметров для идентификации личности. В ряде приложений по распознаванию задачей ставится проверка соответствия хранимого шаблона с живым шаблоном с целью авторизации пользователя.

БИБЛИОГРАФИЯ

1. Чабан Л. Н. *Теория и алгоритмы распознавания образов*. Учебное пособие – Москва: Московский Государственный Университет Геодезии и Картографии, 2014.
2. Linda Shapiro and George Stockman. *Computer Vision*, March 2000.
3. Jie Liu, Jigui Sun, Shengsheng Wang. *Pattern Recognition: An overview*. – International Journal of Computer Science and Network Security, June 2006.
4. B. V. K. Vijaya Kumar, Abhijit Mahalanobis, Richard Juday. *Correlation Pattern Recognition*. Cambridge University Press. – Режим доступа: <http://ebooks.cambridge.org/ebook.jsf?bid=CBO9780511541087>