

РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗОВ НА ОСНОВЕ ОПТИМАЛЬНЫХ КЛАССИФИКАТОРОВ

Б.В. Остроумов¹, Д.П. Пашков², Т.П. Полуляшная³
(¹НТ СКБ «Полисвит», Харьков, ²Национальная академия обороны
Украины, Киев, ³Харьковский университет Воздушных Сил)

Предлагается подход к процессу распознавания образов на основе оптимальных классификаторов для определения решающих правил распознавания, позволяющих упростить разработку алгоритмов распознавания образов.

алгоритм распознавание образов, оптимальный классификатор

Введение. Одной из основных проблем при разработке дискретных процедур распознавания является эффективный поиск информативных фрагментов описаний объектов. Алгоритмы определения признаков распознавания предполагают использование систем опорных множеств алгоритма (частичных прецедентов), по которым осуществляется сравнение распознаваемых объектов с эталонными. Задача нахождения по прецедентам систем «информативных» опорных множеств (тупиковых тестов, представительных наборов, логических закономерностей, синдром-признаков) является наиболее трудоемким этапом построения распознающего алгоритма [1 – 3]. Так, в методе приближенного поиска логических закономерностей требуется решение последовательности задач целочисленного линейного программирования [4], а в методе синхронной ре конфигурации – решение задач поиска максимальной совместной подсистемы системы линейных уравнений относительно дискретных переменных при ограничениях в виде системы линейных неравенств [5]. Адаптивный градиентный метод выделения контурных признаков объектов, предложенный в [6], и метод Гостева [7] также предлагают подходы к нахождению частичных прецедентов, которые обладают большой вычислительной сложностью и не могут быть применимыми в системах реального времени. Поэтому **целью данной статьи является** рассмотрение подхода к процессу распознавания образов на основе оптимальных классификаторов для определения решающих правил распознавания, позволяющих упростить разработку алгоритмов распознавания образов.

Большинство алгоритмов, предназначенных для построения решающих правил распознавания образов, предполагает в качестве вход-

ной информации использовать конечную обучающую выборку объектов, которая представляется следующим множеством:

$$A = \{X_i(x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,\xi}, \dots, x_{i,n}, k_i), i = \overline{1, N}\}$$

где X_i – объект с порядковым номером i в выборке; $x_{i,\xi}$, $\xi = \overline{1, m}$ – значения m признаков объекта X_i ; k_i – номер класса k , которому принадлежит объект X_i , $k \in \{1, 2, \dots, K\}$, $K \geq 2$; K – число классов; N – число объектов в обучающей выборке.

В этих условиях при получении некоторого дополнительного множества объектов для построения решающего правила приходится повторять всю процедуру его построения заново на новой выборке объектов, включая дополнительные. Аналогичные действия приходится выполнять при необходимости исключения некоторого множества объектов из обучающей выборки.

При обработке потоковых данных со временем активно увеличивается объём обучающей выборки, трудоёмкость и время обработки данных алгоритмом построения решающего правила. Решение проблемы в таких случаях обычно ищут в разработке адаптивных алгоритмов построения решающего правила, которые эффективно используют полученные результаты обучающей выборки, ранее прошедшей через систему обработки данных. Алгоритм построения решающего правила в таких случаях строят как некую корректирующую процедуру имеющегося решающего правила.

Для разработки адаптивных алгоритмов предлагается использовать метод распознавания образов на основе оптимальных классификаторов. Основным свойством метода является полное описание обучающей выборки в решающем правиле небольшим числом классификаторов. В данном случае под классификатором понимается сочетание из $p_s \leq m$ признаков описания объектов $x_{i,\xi}$, $\xi = \overline{1, p_s}$, $i \in \{1, 2, \dots, m\}$ с известными границами их изменчивости

$$\alpha_{i,\xi} \leq x_{i,\xi} \leq \beta_{i,\xi}, \quad (1)$$

которым удовлетворяет группа объектов определенного одного и только этого класса, $\alpha_{i,\xi}$ и $\beta_{i,\xi}$ – некоторые константы, свои для каждого из признаков.

Построение классификаторов основывается на построении тестов. Поскольку построение тестов уже формализовано в [5], то после построения теста и определения описываемой им группы объектов одного класса построение классификатора превращается в задачу определения

интервалов (1), минимальным образом покрывающим выделенную группу объектов по каждому из тестовых признаков.

Таким образом, построив тесты и классификаторы на обучающую выборку группу объектов класса, соответствующую конкретному классификатору, можно рассматривать как некий единичный объект класса, имеющий в пространстве признаков не точечное, а пространственное описание. Отметим, что такое представление является более общим и для отдельного единичного объекта в пространстве признаков, который можно рассматривать как m -мерный классификатор со знаком равенства

$$\alpha_{i,\xi} = \beta_{i,\xi} \quad (2)$$

в (1) по всем m признакам.

Переход к отмеченному выше более общему описанию объектов выборки классификаторами приводит к замене формулы подсчёта различимости η объектов X_i и X_j по признаку x_ξ [8]:

$$\frac{\eta}{x_\xi} = \frac{|x_{i,\xi} - x_{j,\xi}|}{d_\xi}, \quad (3)$$

где d_ξ – диаметр признака x_ξ , характеризующий его изменчивость на множестве объектов обучающей выборки:

$$\frac{\eta}{x_\xi} = \begin{cases} \frac{(\alpha_{i,\xi} - \beta_{j,\xi})}{d_\xi}, & \text{если } \alpha_{i,\xi} > \beta_{j,\xi}; \\ \frac{(\alpha_{j,\xi} - \beta_{i,\xi})}{d_\xi}, & \text{если } \alpha_{j,\xi} > \beta_{i,\xi}; \\ 0, & \text{если } \alpha_{j,\xi} \leq \beta_{i,\xi} \vee \alpha_{i,\xi} \leq \beta_{j,\xi}. \end{cases} \quad (4)$$

При такой замене различимость между единичными объектами и классификаторами подсчитывается единообразно при любом их сочетании: единичный объект с единичным, единичный объект с классификатором, классификатор с классификатором.

Работа адаптивного алгоритма в новых условиях при пополнении обучающей выборки может быть представлена следующим образом. Пусть на вход алгоритма поступил очередной объект пополнения обучающей выборки. Он подаётся на вход решающего правила. Если объект принадлежит классификатору своего класса, то коррекция решающего правила будет состоять в увеличении на единицу числа объектов n , имеющих данный классификатор. Аналогичной коррекции решающее правило подвергается и в случае пополнения выборки группой объектов, описываемой классифика-

тором. Число объектов классификатора решающего правила увеличивается на число n объектов классификатора пополнения. Однако при этом должно выполняться условие полного покрытия классификатора пополнения классификатором решающего правила того же класса.

Аналогичный алгоритм можно построить и для распознавания образов без учителя, или кластерного анализа объектов. Для этого вначале решается задача кластеризации для представительной выборки объектов и на полученных кластерах строится решающее правило их распознавания на основе тестов и классификаторов. Дальнейшая работа по кластеризации объектов с пополнением и исключением объектов из выборки сводится к рассмотренному выше адаптивному алгоритму распознавания. Отличие будет состоять лишь в том, что объекты пополнения и исключения не будут иметь признака класса и будут получать его по принадлежности классификаторам решающего правила или по наибольшему сходству с ними.

Выводы. Предложенное построение оптимальных классификаторов позволяет упростить процесс разработки алгоритмов распознавания образов и уменьшает время, необходимое на распознавание.

ЛИТЕРАТУРА

1. Форсайт Д., Понс Ж. *Компьютерное зрение. Современный подход.*: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2004. – 928 с.
2. Фу К.С. *Последовательные методы в распознавании образов и обучении машин.* – М.: Наука. 1991. – 288 с.
3. Завалишин Н.В., Мучник И.Б. *Модели зрительного восприятия и алгоритмы анализа изображений.* – М.: Сов. радио, 1973. – 228 с.
4. Ryazanov V.V. *About some approach for automatic knowledge extraction from precedent data // Proceedings of the 7th international conference "Pattern recognition and image processing".* – Minsk. – May 21-23, 2003. – Vol. 2. – P. 35 – 40.
5. Kotel'nikov I.V. *A Syndrome Recognition Method Based on Optimal Irreducible Fuzzy Tests // Pattern Recognition and Image Analysis.* – 2001. – Vol. 11, No. 3. – P. 553 – 559.
6. Гнеушев А.Н., Мурынин А.Б. *Адаптивный градиентный метод выделения контурных признаков объектов на изображениях реальных сцен // Известия академии наук. Теория и системы управления.* – 2003. – № 6. – С. 153 – 160.
7. Гостев И.М. *Об одном методе получения контуров изображений // Известия академии наук. Теория и системы управления.* – 2004. – № 3. – С. 97 – 104.
8. Дуда Р., Харп П. *Распознавание образов и анализ сцен.* – М.: Мир, 1986. – 284 с.

Поступила 4.05.2005

Рецензент: доктор технических наук профессор В.А. Краснобаев,
Харьковский университет Воздушных Сил.