

УДК 658.62.018

А.А. Стенин, О.И. Лисовиченко, А.С. Стенин

МЕТОД МНОГОМЕРНОЙ КЛАССИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ В ЗАДАЧАХ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

Аннотация: В данной статье предложен эвристический метод многомерной классификации, представляющий собой объединение результатов одномерных классификаций с учетом значимости признаков.

Ключевые слова: класс объектов, признаки класса, сигмоидная функция, обучающая выборка, многомерная классификация, оператор – классификатор

Введение

Распознавание образов - процесс, при котором на основании многочисленных характеристик (признаков) некоторого объекта определяется одна или несколько наиболее существенных, но недоступных для непосредственного определения, его характеристик, в частности, его принадлежность к определенному классу объектов [1]. Решить задачу распознавания - значит найти на основании косвенных данных правила, по которым каждому набору значений признаков некоторого объекта ставится в соответствие одно из заданного множества возможных решений, определяющих существенные характеристики этого объекта.

Создание устройств, выполняющих функции распознавания различных объектов, в большинстве случаев обеспечивает возможность замены человека специализированным автоматом. Благодаря этому, значительно расширяются возможности сложных систем, выполняющих различные информационные, логические, аналитические задачи. Следует отметить, что качество работ, выполняемых человеком на рабочем месте, зависит от многих факторов (квалификации, опыта, добросовестности и т. д.). В то же время исправный автомат действует однообразно и обеспечивает всегда одинаковое качество. Автоматический контроль сложных систем позволяет вести мониторинг и обеспечивать своевременное обслуживание, идентификацию помех и автоматическое применение соответствующих методов шумоподавления, позволяет повысить качество передачи информации. Также понятно, что использо-

вание автоматических систем в ряде задач может обеспечить невозможное для человека быстрое действие.

Подытожив вышеописанное, отметим основные причины замены человеческого участия в задачах распознавания:

- освобождение человека от однообразных операций для решения других более важных задач;

- повышение качества и скорости принимаемых решений.

Методы распознавания образов актуальны при решении целого ряда практических задач [1,2,3]:

распознавании различного рода символов, в том числе букв и цифр; распознавании слов устной речи; диагностике болезней; диагностике неисправностей машин и отдельных деталей; обработке данных геологической разведки; обработке радиолокационных сигналов; распознавании фраз или слов в тексте, написанном на формальном или естественном языке, и др.

Среди перечисленных выше задач распознавания только две последние имеют с самого начала формальную математическую постановку. Однако и многие из остальных задач допускают формальную постановку. Она базируется на более или менее обоснованных гипотезах о процессах, определяющих зависимость первичных признаков от тех величин или параметров, относительно значений которых необходимо принимать решения. Эти гипотезы могут относиться к свойствам различных подмножеств или к свойствам решающих функций, или к характеру процессов, порождающих наблюдаемые сигналы [2].

Различают четыре типа задач, относящихся к проблеме распознавания образов: задача классификации, задача описания, задача обучения, задача самообучения[3]. В данной статье решается первая из приведенных задач.

Постановка задачи

Пусть мы имеем обучающую выборку $x = \{x_1, x_2, \dots, x_S\}$, состоящую из S объектов, характеризующихся N признаками x_{qi} , где q - номер объекта обучающей выборки, i - номер признака. Каждому объекту обучающей выборки сопоставлен номер класса u_q , $\forall u^q \in \{K_0, K_1\}$, где K_0 и K_1 - условные обозначения разных классов объектов. Условимся, что проверяемый объект принадлежит к классу K_0 , если значение оцениваемого параметра к моменту времени классификации будет больше

некоторого граничного значения. В противном случае экземпляр принадлежит к классу K_1 .

В общем случае, объекты характеризуются достаточно большим количеством признаков, имеющих разную (как правило, относительно небольшую) информативность. Признаки зачастую связаны с прогнозируемым номером класса объекта нелинейными связями, что не позволяет в большинстве случаев построить линейную модель для классификации по одному признаку, удовлетворяющую заданным требованиям достоверности распознавания. Поэтому метод классификации должен быть многомерным (учитывать все признаки) и должен учитывать информативность (значимость) признаков.

Наиболее простым способом реализации многомерной классификации, очевидно, будет объединение результатов одномерных классификаций с учетом значимости признаков. В качестве такого метода классификации предлагается эвристический метод.

Решение задачи

Если $\psi(x_i)$ – результат одномерной классификации по i -му признаку, то y – номер класса объекта можно представить как округленную взвешенную сумму:

$$y = \text{round} \left(\sum_{i=1}^N \alpha_i \psi(x_i) \right), \quad (1)$$

где α_i – коэффициент, учитывающий значимость результата одномерной классификации по i -му признаку (доля i -го признака в формировании значения y).

Если значение α_i известно, то задача сводится к разработке правила одномерной классификации для i -го признака относительно порога классификации θ_i . Это правило должно быть нелинейным, а также должно учитывать степень близости экземпляров к центрам классов. В качестве такого правила предлагается использовать сигмоидную функцию [4]:

$$\psi(x_i) = \frac{1}{1 + e^{-(x_i - \theta_i)}},$$

которая будет тем ближе к 1, чем ближе объект к центру класса K_1 , и наоборот, тем ближе к 0, чем ближе объект к центру класса K_0 . Это пра-

вило передполагає, що центр класу K_0 знаходиться лівіше центра класу K_1 , що на практиці происходит далеко не завжди, поэтому введем в правило одномерной класифікації параметр β_i , учитывающий наиболее вероятное размещение центров классов относительно порога θ_i :

$$\psi(x_i) = \frac{1}{1 + e^{\beta_i(x_i - \theta_i)}}. \quad (2)$$

Подставив (2) в выражение (1), получим правило класифікації:

$$y = \text{round}\left(\sum_{i=1}^N \alpha_i \frac{1}{1 + e^{\beta_i(x_i - \theta_i)}}\right). \quad (3)$$

Вычислить α_i как степень влияния i -го признака на номер класса объекта можно, используя коэффициенты корреляции каждого i -го признака и номера класса объекта:

$$r_{x_i y} = \frac{\sum_{q=1}^S (x_i^q - M_{x_i})(y^q - M_y)}{\sqrt{\sum_{q=1}^S (x_i^q - M_{x_i})^2 \sum_{q=1}^S (y^q - M_y)^2}}. \quad (4)$$

Здесь M_{x_i} - математическое ожидание i -го признака x_i , определяемое по формуле

$$M_{x_i} = \frac{1}{S} \sum_{q=1}^S x_i^q. \quad (5)$$

а M_y - математическое ожидание номера класса, определяемое как:

$$M_y = \frac{1}{S} \sum_{q=1}^S y^q, \quad (6)$$

где S - количество объектов обучающей выборки, x_i^q - значение i -го признака q -го объекта обучающей выборки.

Отсюда коэффициенты α_i можно определить по формуле:

$$\alpha_i = \frac{|r_{x_i y}|}{\sum_{j=1}^N |r_{x_j y}|}, \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (7)$$

где j - номер текущего признака.

Вычислить коэффициент β_i , учитывающий наиболее вероятное размещение полюсов (центров сосредоточения объектов) классов при одномерной классификации по i -му признаку можно через сигнатуру принадлежности к одному из классов:

$$\beta_i = \text{sign}\left(M_{x_i}^{K_1} - M_{x_i}^{K_0}\right). \quad (8)$$

Этот коэффициент будет равен:

+1, если полюс класса K_0 расположен левее полюса класса K_1 по оси значений i -го признака;

-1, если полюс класса K_0 расположен правее полюса класса K_1 по оси значений i -го признака;

0, если полюса классов совпадают.

Для определения данного коэффициента необходимо вычислить математическое ожидание i -го признака для объектов обучающей выборки, принадлежащих к классу K_1 :

$$M_{x_i}^{K_1} = \frac{1}{S^{K_1}} \sum_{q=1}^{S^{K_1}} x_i^q, x_i^q \in K_1, i = 1, 2, \dots, N, \quad (9)$$

где S^{K_1} - количество объектов обучающей выборки, принадлежащих к классу K_1 .

А также вычислить математическое ожидание i -го признака для экземпляров обучающей выборки, принадлежащих к классу K_0 :

$$M_{x_i}^{K_0} = \frac{1}{S^{K_0}} \sum_{q=1}^{S^{K_0}} x_i^q, x_i^q \in K_0, i = 1, 2, \dots, N, \quad (10)$$

где S^{K_0} - количество объектов обучающей выборки, принадлежащих к классу K_0 .

Значение порога, относительно которого будем осуществлять одномерную классификацию объектов по i -му признаку будем осуществлять по формуле [3]:

$$\theta_i = \frac{|M_{x_i}^{K_1} - M_{x_i}^{K_0}|}{2} + \min\left(M_{x_i}^{K_1}, M_{x_i}^{K_0}\right), i = 1, 2, \dots, N, \quad (11)$$

Заключение

В данной статье предложен эвристический метод многомерной классификации, представляющий собой объединение результатов одно-

мерных классификаций с учетом значимости признаков. Следует сказать, что методы распознавания, основанные на использовании эвристических методов, не всегда приводят к оптимальным решениям. Однако для их применения на практике достаточно, чтобы ошибка распознавания не превышала допустимого значения. Этого можно добиться, например, подбором более информативных признаков, в частности, методом, предложенным в работе [5], а также применением соответствующих способов улучшения оператора – классификатора [6].

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Фомин Я. А. Распознавание образов: теория и применения. — 2-е изд. — М.: ФАЗИС, 2012, 429 с.
2. Фомин Я. А., Тарловский Г. Р. Статистическая теория распознавания образов. — М.: Радио и связь, 1986, 624 с.
3. Дубровин В.И. Субботин С.А. Богуслаев А.В. Яценко В.К. Интеллектуальные средства диагностики и прогнозирования надежности авиадвигателей-Запорожье: ОАО Мотор-Сич.-2003, 279с.
4. А.П. Мишин, И.В.Проскуряков. Высшая алгебра.—М.: Государственное издательство физико-математической литературы, 1962, 300 с.
5. Zakhochay, O.I. (2013), “The rational aggregate selection of informative patterns in the combined recognition systems”, *Elektrotekhnichni ta Kompiuterni Systemy*, vol. 09(85), pp. 186–192.
6. Татур М.М., Одинец Д.Н. Классификаторы в системах распознавания: прикладные аспекты синтеза и анализа. Монография. — Минск.: Бестпринт, 2008. — 165 с.