УДК 621.391

И.Н. КРАМСКАЯ

Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского "ХАИ", Украина

МЕТОДИКА ПОСТРОЕНИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ ОБЪЕКТОВ ПО МНОГОКАНАЛЬНЫМ ДАННЫМ

Рассмотрена методика построения многомерных статистических моделей классификационных признаков, в качестве которых выбраны значения компонент цветовых моделей (HSI, αβ). Контрольные выборки признаков классов объектов были получены путем конвертирования участков оптических изображений, соответствующих объектам одного класса, в массивы данных. Оценка формы закона распределения проводилась на основании статистических оценок коэффициентов асимметрии и эксцесса по плоскости моментов. Для описания компонент векторных признаков были выбраны нормальное, усеченное нормальное распределение и смесь усеченных нормальных плотностей распределения вероятности. В качестве модели двухмерных признаков {H, S} и {α, β} использовалось двумерное нормальное распределение, параметры которого находились как статистические оценки математического ожидания, среднеквадратического отклонения и коэффициентов корреляции между компонентами. Для уточнения значений параметров использовался оптимизационный подход, обеспечивающий наилучшее совпадение эмпирического и теоретического распределений.

Ключевые слова: *цветовая модель, классификация, многомерная статистическая модель, усеченное нормальное распределение, параметры смеси.*

Введение

Распознавание изображений является актуальной задачей для многих направлений развития науки и техники. Особенность распознавания заключается в том, что не существует единственного подхода к решению задач, и каждая конкретная проблема требует разработки узкоспециализированных методов и алгоритмов. Проблема распознавания образов включает два основных компонента: обучение и принятие решений о классе наблюдаемого объекта.

Обучение – процесс, в результате которого система постепенно приобретает способность отвечать нужным реакциям на определенные совокупности внешних воздействий. Конечной целью обучения является формирование эталонных описаний классов, форма которых определяется способом их использования в решающих правилах [1]. Достоверность распознавания во многом определяется тем, насколько хорошо реальные совокупности образов отвечают эталонным описаниям. В статистическом распознавании для описания классов используют условные плотности распределения вероятности (ПРВ) значений признаков [2], поэтому в статье представлена методика построения многомерных ПРВ значений компонент цветовых моделей (HSI и αβ) на основе смеси усеченных нормальных распределений, а также методика оценки параметров смеси. Т.о., целью работы является построение адекватных одномерных и многомерных моделей признаков по классифицированным обучающим выборкам.

1. Цветовые модели

Назначение цветовой модели (называемой также цветовым пространством или системой цветов) состоит в том, чтобы сделать возможным описание цветов некоторым стандартным общепринятым образом. По существу, цветовая модель определяет некоторую систему координат и подпространство внутри этой системы, в которой каждый цвет представляется единственной точкой [3].

Цветовые модели подразделяются на:

– аппаратно-зависимые:

1) RGB (аддитивная модель);

2) CMY(K) (получение изображения при использовании различных красок);

3) HSx (HSV / HSL / HSB / HSI) (модели для цветокоррекции);

– аппаратно-независимые:

1) Lab (описание восприятия цвета);

2) YUV (YCrCb) (используется при кодировании изображений по методу JPEG, а также телевизионных сигналов стандарта PAL).

1.1. Цветовая модель RGB

RGB (Red, Green, Blue) – аддитивная цветовая модель, описывающая способ синтеза цвета для цветовоспроизведения [3]. Точки, отвечающие красному, зеленому и синему цветам, расположены в трех вершинах цветового куба, лежащих на координатных осях (рис. 1). Черный цвет находится в начале координат, а белый – в наиболее удаленной от начала координат вершине.

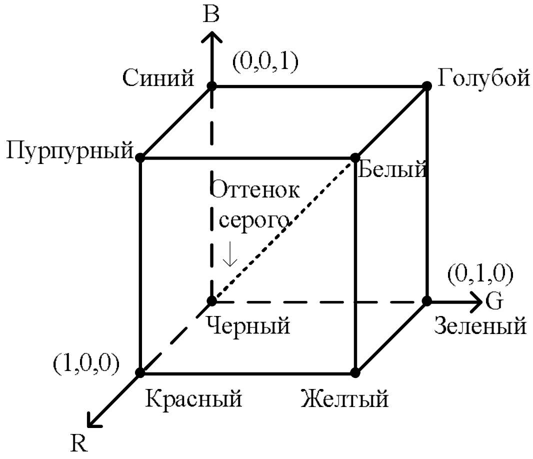


Рис. 1. Схематическое изображение цветового куба RGB

В рассматриваемой модели оттенки серого цвета (точки с равными RGB значениями) лежат на диагонали, соединяющей черную и белую вершины. Различные цвета в этой модели представляют собой точки на поверхности или внутри куба и определяются вектором, проведенным в данную точку из начала координат. Предполагается, что все значения цвета нормированы таким образом, чтобы куб был единичным, т.е. все значения R, G, B лежат в диапазоне [0, 1].

1.2. Цветовая модель HSI

Окрашенный объект можно описать с помощью цвета (цветового тона), насыщенности и светлоты – это параметры, обычно используемые для различения цветов. Цветовой тон (Hue) является характеристикой, которая описывает собственно цвет (чистый желтый, оранжевый, красный и т.д.), тогда как насыщенность цвета (Saturation) дает меру того, в какой степени некоторый чистый цвет разбавлен белым. Уменьшение насыщенности цвета означает его разбеливание. Цвет с уменьшением насыщенности становится пастельным, блеклым, размытым. Светлота является субъективной характеристикой, которая практически не поддается измерению. Она соответствует понятию интенсивности (полутоновой яркости) в ахроматическом случае и является одним из ключевых параметров для цветового восприятия. Интенсивность – основная характеристика монохромных (полутоновых) изображений. В цветовой модели HSI яркостная информация (интенсивность) отделена от цветовой информации (цветовой тон, насыщенность) [3].

Цветовой тон H для каждого пикселя изображения, заданного в RGB формате, определяется по формуле [3]

$$H = \begin{cases} \theta, B \le G, \\ 360 - \theta, B > G, \end{cases} \tag{1}$$

$$\theta = \arccos\left\{ \frac{0,5 \cdot \left[(R - G) + (R - B) \right]}{\left[(R - G)^2 + (R - B) \cdot (G - B) \right]^{0,5}} \right\}. \tag{2}$$

Насыщенность S:

$$S = 1 - \frac{3 \cdot \left[\min(R, G, B) \right]}{R + G + B}. \tag{3}$$

Интенсивность определяется как:

$$I = \frac{(R + G + B)}{3}. \tag{4}$$

Формулы даны в предположении, что RGB координаты нормированы так, чтобы их значения лежали в диапазоне [0,1] и угол θ отсчитывается от красной оси пространства HSI (рис. 2).

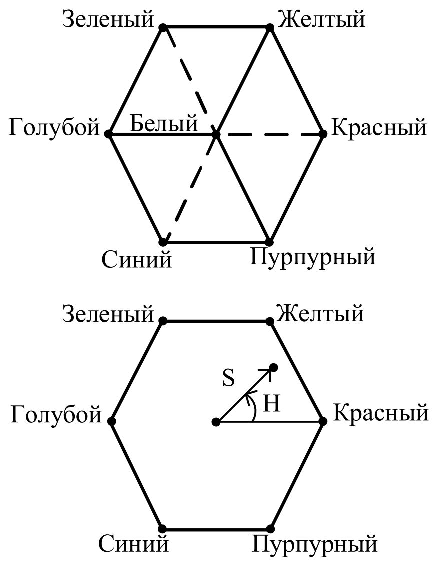


Рис. 2. Цветовой тон и насыщенность в цветовой модели HSI

1.3. Угловое представление цветов модели αβ

В основе модели лежит декартова система координат. Цветовое пространство представляет собой куб, α – угол между вектором {(0,0,0); (R,G,B)} и его проекцией на плоскость (RG); β – угол между указанной выше проекцией и направлением G (рис. 3). Углы α и β определяются по формулам:

$$\alpha = \mathrm{arctg}\left(\frac{B}{\sqrt{R^2 + G^2}} \right), \tag{5}$$

$$\beta = \mathrm{arctg}\left(\frac{R}{G} \right), \tag{6}$$

где R,G, B лежат в диапазоне [0, 255].

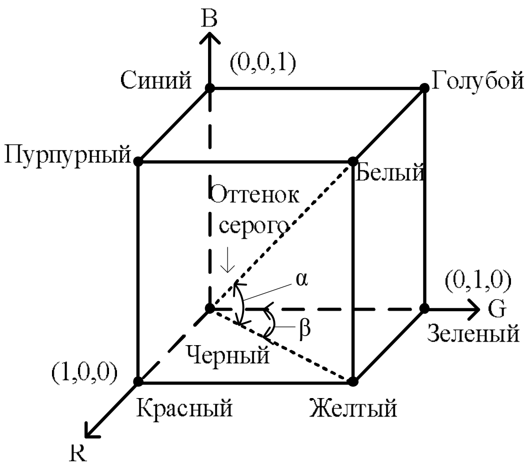


Рис. 3. Пояснение к определению цветовых углов α, β

2. Построение статистических моделей цветовых признаков объектов

2.1. Формирование признакового пространства

Исследуемый объект – классификационные признаки образов на цветных оптических изображениях (окрашенное изображение биопрепарата крови). На исходном изображении визуально можно выделить объекты пяти классов: «плазма», «эритроциты», «ядра лейкоцитов», «цитоплазма лейкоцитов» и «тромбоциты». Автоматическое распознавание указанных форменных элементов крови является первым шагом к решению задачи автоматизации одного из самых распространенных способов диагностики состояния здоровья – клинического анализа крови, который на сегодняшний день выполняется, преимущественно, вручную.

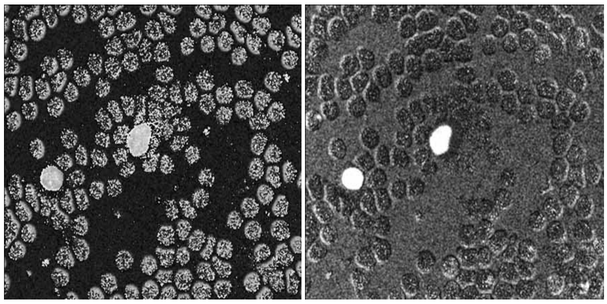
При использовании цветовой модели HSI признаками являлись значения цветового тона и насыщенности изображения в H, S - каналах для объектов каждого выделенного класса. Поскольку интенсивность I – субъективная характеристика, которая практически не поддается измерению [3], то компонента I была исключена из вектора наблюдений.

В цветовой модели αβ значения признаков классов определялись как значения углов α и β, полученные по (5), (6).

Т.о., каждому элементу изображения (одному пикселю с пространственными координатами (x, y)) были поставлены в соответствие двумерные векторные признаки $\vec{X} = [X_H, X_S]$, $\vec{X} = [X_\alpha, X_\beta]$.

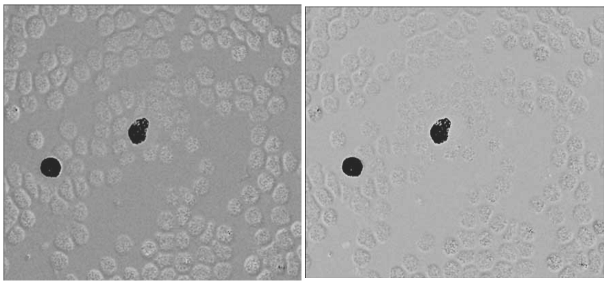
Случайные значения исследуемых признаков находятся в диапазоне 0…255.

Изображения образца крови в каналах при использовании цветовой модели HS показаны на рис. 4, а при использовании модели αβ – на рис. 5.



а б

Рис. 4. Цветовая информация в H, S – каналах изображения образца крови:
а – H - канал; б – S - канал



а б

Рис. 5. Цветовая информация в α, β – каналах изображения образца крови:
а – α - канал; б – β - канал

2.2. Построение эталонных описаний классов объектов

Классификационные обучающие выборки признаков k-го класса (k = 1…5) были получены путем конвертирования в числовые массивы участков изображения, соответствующих объектам только одного класса [4]. Оценка формы закона распределения (ЗР) проводилась на основании статистических оценок коэффициентов асимметрии и эксцесса по плоскости моментов. В качестве статистической модели для α, β было принято условное по классу a_k нормальное распределение признака x [5]:

$$f(x \mid a_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \hat{\sigma}_k} \cdot e^{-\frac{(x-\hat{m}_k)^2}{2 \cdot \hat{\sigma}_k^2}}, \qquad (7)$$

где $\hat{m}_k$ – оценка математического ожидания (МО);

$\hat{\sigma}_k$ – оценка среднеквадратического отклонения (СКО).

Выборочное среднее значение (оценка МО):

$$\hat{m}_k = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^{N} x_i, \qquad (8)$$

где N – число отсчетов;

x_i – значения отсчетов.

Оценка СКО определялась как:

$$\hat{\sigma}_k = \sqrt{\frac{1}{N-1} \cdot \sum_{i=1}^{N} (x_i - \hat{m}_k)^2}. \qquad (9)$$

Гистограммы (эмпирические распределения) и теоретические плотности распределения вероятности (ПРВ) случайных значений признаков α и β для класса «эритроциты» представлены на рис. 6, 7.

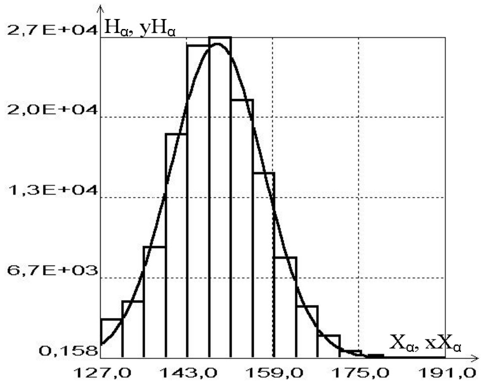


Рис. 6. Гистограмма и ПРВ признака α класса «эритроциты»

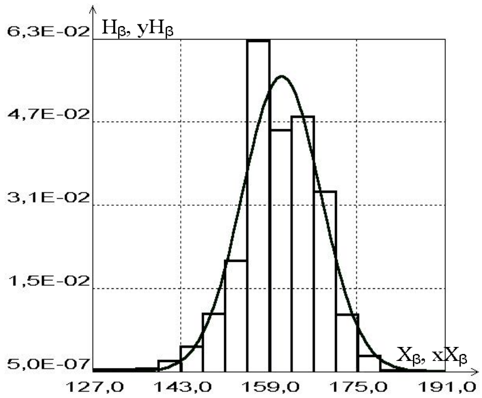


Рис. 7. Гистограмма и ПРВ признака β класса «эритроциты»

Статистический анализ исследуемых признаков клеток крови и плазмы показал, что гистограммы для H, S являются негауссовыми, поэтому было предложено использовать для описания компонент векторных признаков усеченное нормальное распределение и смесь усеченных нормальных ПРВ. Для оценки параметров смеси обучающая выборка объемом K разбивалась на M подвыборок (по числу компонент смеси, в данном случае M = 2). Весовой коэффициент m-й компоненты B_m рассчитывался как отношение количества наблюдений из соответствующей подвыборки к общему объему выборки:

$$B_m = \frac{K_m}{K}. \qquad (10)$$

Оценки МО и СКО находились с помощью оптимизационного подхода (метод Хука - Дживса [6]), обеспечивающего наилучшее совпадение гистограммы и ПРВ:

$$\sum_{i=1}^{r}\left[C_m N(x;m_k,\sigma_k) - \frac{n_i}{(K_m h)}\right]^2 \to \min, \qquad (11)$$

где r – разрядность гистограммы;

$N(x;m_k,\sigma_k)$ – стандартное обозначение нормального закона распределения;

n_i – число попаданий реализаций в i-й интервал гистограммы;

h – ширина интервала;

C_m – параметр усечения, определяемый из условия нормировки ПРВ на интервале [a, b]:

$$C_m(m_k,\sigma_k) = \left(\int_a^b N(x;m_k,\sigma_k)\,dx\right)^{-1}. \qquad (12)$$

Метод Хука - Дживса состоит из последовательности шагов исследующего поиска вокруг базисной точки (начальных значений МО и СКО)

$$x_i = x_i \pm h_i, \qquad (13)$$

за которой в случае успеха идет поиск по образцу:

$$x_{i,0}^{k+1} = x_i^{k+1} + \alpha\left(x_i^{k+1} - x_i^{k}\right), \qquad (14)$$

где $\alpha \ge 1$ – коэффициент усиления,

$x_{i,0}^{k+1}$ – новая временная базовая точка или "точка роста".

Если в установленном направлении не удаётся найти точку с меньшим значением функции, то размер шага h уменьшают. После нескольких сокращений шага от принятого направления отказываются и предпринимают новое исследование окрестности. Поиск прекращают, если $h \le \varepsilon$. , где ε – точность вычислений.

Во избежание нахождения недопустимых значений для оценок СКО ($\sigma_k \le 0$) на целевую функцию (11) налагался штраф [6]. В качестве начального приближения параметров усеченного распределения принимались среднее выборочное и несмещенная оценка СКО.

Таким образом, предлагаемая статистическая модель имеет вид линейной комбинации усеченных нормальных ПРВ

$$f(x|a_k) = \sum_{m=1}^{M} B_m C_m N(x;m_k,\sigma_k). \qquad (15)$$

Параметры смеси B_m (весовые коэффициенты компонент) и C_m (константы нормировки) определяются по (10), (12). Параметры усеченных нормальных ПРВ m_k и σ_k находятся по минимуму квадратов отклонений эмпирического и теоретического распределений.

Гистограмма признака H класса «эритроциты» и соответствующая модель представлены на рис. 8.

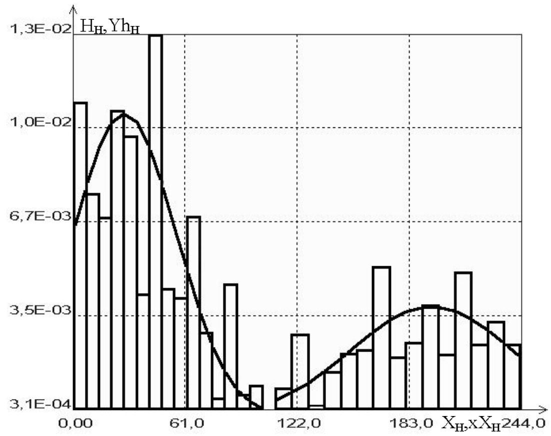


Рис. 8. Гистограмма и ПРВ признака H
класса «эритроциты»

Гистограмма признака S класса «эритроциты» и соответствующая модель представлены на рис.9.

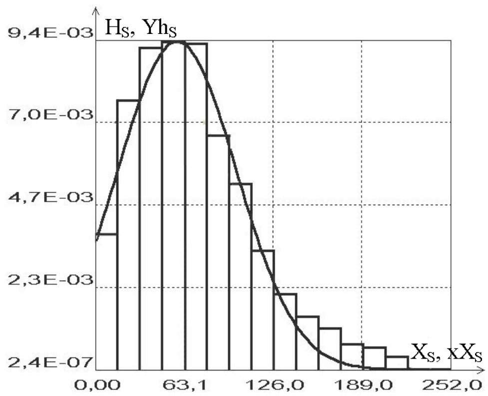


Рис. 9. Гистограмма и ПРВ признака S
класса «эритроциты»

Выбор вероятностных моделей, основанных на нормальном распределении, позволил использовать для эталонных описаний классов объектов двумерные нормальные распределения цветовых признаков {H, S} и {α, β}. В общем случае, многомерная нормальная ПРВ имеет вид [7]:

$$f(\vec{x}) = (2\pi)^{-\frac{M}{2}} |R|^{-\frac{1}{2}} \exp\{-\frac{1}{2}(\vec{x} - \vec{m})^T R^{-1}(\vec{x} - \vec{m})\}, \quad (16)$$

где $\vec{x} = \{x_H, x_S\}$, $\vec{x} = \{x_\alpha, x_\beta\}$ – векторы признаков;

$\vec{m} = \{m_H, m_S\}$, $\vec{m} = \{m_\alpha, m_\beta\}$ – векторы МО для признаков {H, S}, {α, β}, соответственно;

R – корреляционная матрица, составленная из центральных моментов второго порядка, образованных двумя составляющими случайного вектора $\vec{x}$, $R_{ij} = r_{ij}\sigma_i\sigma_j$;

r_{ij} – нормированный коэффициент корреляции компонент признака $\vec{x}$, $|r_{ij}| \in [0,1]$.

Двумерная плотность распределения признаков {α, β} класса «эритроциты» представлена на рис.10, а для признаков {H, S} – на рис. 11.

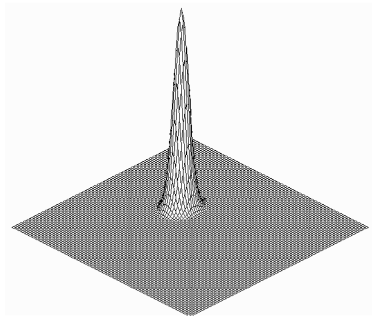


Рис. 10. Двумерная модель признаков{α, β}
класса «эритроциты»

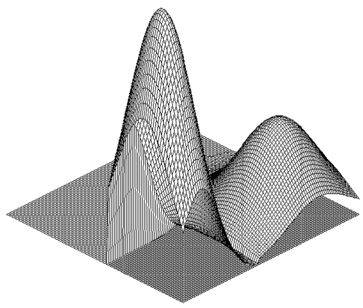


Рис. 11. Двумерная модель признаков{H, S}
класса «эритроциты»

Заключение

Как показали результаты статистического анализа цветовых признаков объектов на оптическом окрашенном изображении микропрепарата крови, эмпирические законы распределения одномерных признаков могут существенно отличаться от гауссовых. В то же время, наблюдаемые данные, характеризующие каждый из классов объектов, могут быть зависимыми (коррелированными). Методология обработки данных при наличии корреляционных связей наиболее развита для многомерного нормального закона распределения. Поэтому для описания компонент векторного признака {α, β} было выбрано нормальное распределение, а признаки H, S вследствие их негауссового характера описывались усеченным нормальным распределением и смесью усеченных нормальных ПРВ. Основная трудность при переходе к усеченным распределениям – невозможность принять выборочные среднее и дисперсию (квадрат СКО), вычисленные по классифицированным обучающим выборкам, в качестве оценок параметров распределений m_k и σ_k. Решить эту проблему параметрического распознавания позволяет оптимизационный подход, применение которого обеспечивает наилучшее совпадение эмпирического распределения (гистограммы) и теоретической ПРВ. При этом константу нормировки вычисляют как величину, обратную интегралу от ПРВ на интервале усечения, а весовые коэффициенты компонент смеси ПРВ рассчитывают как относительные частоты появления реализаций каждой компоненты.

Такой подход позволил обоснованно выбрать двумерные нормальные распределения в качестве статистических моделей признаков {α, β} и {H, S} для всех классов объектов на исследуемом изображении. Полученные эталонные описания классов могут быть использованы в решающих правилах и в процедурах отбора информативных признаков.

Литература

1. *Потапов, А. Автоматический анализ изображений и распознавание образов [Текст] / А. Потапов. – М.: Мир, 2011. – 292 с.*
2. *Фукунага, К. Введение в статистическую теорию распознавания образов [Текст] / К. Фукунага. – М.: Наука, 1979. – 368 с.*
3. *Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений [Текст] / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.*
4. *Мерков, А.Б. Распознавание образов. Введение в методы статистического обучения [Текст] / А.Б. Мерков. – М.: Едиториал, 2011. – 256 с.*
5. *Хан, Г. Статистические модели в инженерных задачах: пер. с англ. [Текст] / Г. Хан, С. Шапиро. – М.: Мир, 1969. – 369 с.*
6. *Щуп, Т. Решение инженерный задач на ЭВМ [Текст] / Т. Щуп. – М.: Мир, 1982. – 238 с.*
7. *Фомин, Я.А. Распознавание образов. Теория и применение [Текст] / Я.А. Фомин. – М.: Фазис, 2010. – 368 с.*

Поступила в редакцию 28.11.2011

Рецензент: д-р техн. наук, проф., с.н.с. отдела дистанционного зондирования Земли Р.Э. Пащенко, Институт радиофизики и электроники им. А.Я. Усикова НАН Украины, Харьков.

МЕТОДИКА ПОБУДОВИ СТАТИСТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ ОБ'ЄКТІВ ЗА БАГАТОКАНАЛЬНИМИ ДАНИМИ

І.М. Крамська

Розглянуто методику побудови багатовимірних статистичних моделей класифікаційних ознак, в якості яких обрані значення компонент колірних моделей (HSI, αβ). Контрольні вибірки ознак класів об'єктів були отримані шляхом конвертації ділянок оптичних зображень, відповідних об'єктам одного класу, в масиви даних. Оцінка форми закону розподілу проводилася на підставі статистичних оцінок коефіцієнтів асиметрії і ексцесу по площині моментів. Для опису компонент векторних ознак були обрані нормальний, зрізаний нормальний розподіл і суміш зрізаних нормальних щільностей розподілу імовірності. В якості моделі двовимірних ознак {H, S} і {α, β} використовувався двовимірний нормальний розподіл, параметри якого знаходилися як статистичні оцінки математичного очікування, середньоквадратичного відхилення і коефіцієнтів кореляції між компонентами. Для уточнення значень параметрів використовувався оптимізаційний підхід, що забезпечує найкращий збіг емпіричного і теоретичного розподілів.

Ключові слова: колірна модель, класифікація, багатовимірна статистична модель, зрізаний нормальний розподіл, параметри суміші.

METHOD OF THE CONSTRUCTION STATISTICAL MODELS OF OBJECTS BY MULTICHANNEL DATA

I.N. Kramskaya

The method of the construction multivariate statistical models of classification sign was considered, which are chosen as values of the components of color models (HSI, αβ). The control sample of the signs object classes were obtained by converting parts of an optical image corresponding to the objects of one class of data sets. Shape estimation of the distribution was based on statistical estimates of the coefficients of asymmetry and excess on the plane moments. To describe the components of the vector signs were selected normal, truncated normal distribution and a mixture of truncated normal probability density function. As a model of two-dimensional characters {H, S} and {α, β} used two-dimensional normal distribution, whose parameters were as statistical estimates of the expectation, standard deviation and correlation coefficients between the components. To refine the values of the parameters used by an optimization approach that provides the best fit of empirical and theoretical distributions.

Key words: color model, classification, multivariate statistical model, truncated normal distribution, parameters of the mixture.

Крамская Ирина Николаевна – магистрант, кафедра производства радиоэлектронных систем, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина.