

文章编号:1007-2985(2011)05-0043-05

# 图像特征提取方法的综述\*

王志瑞, 闫彩良

(西安建筑科技大学, 陕西 西安 710055)

**摘 要:**图像特征提取从计算机视觉和图像处理中分离出来,运用计算机来分析和处理图像信息,然后确定图像中的不变特征,进而将提取的特征对实际问题进行处理.基于图像处理技术的基本原理和理论,阐述了图像特征提取的 4 种方法,并对其方法进行了比较分析研究.

**关键词:**特征提取;颜色直方图;GLCM;Hough 变换

**中图分类号:**TP391

**文献标志码:**A

图像特征提取是一门交叉性的学科,它既包含在计算机视觉技术中,也包含在图像处理中.通过计算机的分析和处理,来提取图像不变特征,进而解决实际问题.图像特征提取往往涉及数学、物理学、控制理论、计算机科学等多个方面的知识.现如今,图像特征提取技术已经运用到了我们生活的各个领域,如古建筑重建和保护、遥感图像分析、城市规划及医学诊断等.图像特征提取技术不仅创造了新的科学技术成果,而且大大提高了数字化的准确度和准确率<sup>[1]</sup>.笔者基于图像处理技术基本原理和基本理论,详细地介绍了图像特征提取的方法,并对 4 种方法作了比较研究.

1964 年美国率先描绘出了月球表面图像,这对以后图像特征提取技术的发展产生了深远的影响.此后,世界各国都发现了数字图像处理的广阔前景,纷纷对数字图像特征提取技术深入研究,并将其应用扩展到各个领域<sup>[2]</sup>,如:生物技术、工农业检测、生化医学、空间技术等.1973 年 Haralick 通过研究陆地卫星图像(针对美国加利福尼亚海岸)前所未有地提出了著名的 GLCM(Gray Level Co-occurrence Matrix)<sup>[3]</sup>方法,他的经典方法对纹理的分析理解以及特征提取提供了很好的理论基础和技术总结.90 年代以后,人们发现传统的图像特征提取方法存在不足之处,即不能有效描述图像特征,小波理论的出现为图像特征提取方法的选择和提取提供了一个更为精确方法,统一的框架小波变换提供了图像特征提取的新思路,在图像特征提取方法中有广阔的发展空间<sup>[4]</sup>.

## 1 图像特征提取的相有关定义

由于实际问题的应用类型各不相同,所以对图像特征提取一直没有精确的定义,许多的计算机图像分析和算法都是以特征为切点,其算法成功与否与其使用和定义的特征息息相关.参阅大量文献,其定义<sup>[5]</sup>概述为:图像处理中最初级的运算就是特征提取,所以数字图像首先要进行的运算就是特征提取,然后通过运算来检查图像的每个像素,最后确定像素所属的特征.如果算法检查的是图像的一些特征区域,那么图像特征提取就是算法中的一部分.作为特征提取的一个前提运算,其输入图像一般在尺度空间中被平滑,最后运用导数法则计算出图像的特征.

## 2 图像特征提取方法分类

### 2.1 颜色特征提取

颜色特征是通过图像或图像区域的颜色特征来描述,它具有整体性.颜色特征提取方法有颜色直方图、颜色集、颜色矩等方法,笔者主要讨论颜色直方图特征提取<sup>[6-7]</sup>,假设非负函数  $F(X)$  的积分为 1,即

\* 收稿日期:2011-08-25

基金项目:陕西省教育厅专项基金资助项目(2010JK642)

作者简介:王志瑞(1985-),男,陕西清涧人,西安建筑科技大学硕士生,主要从事应用数学研究.

$$\int F(X) d(X) = 1, \quad (1)$$

若不为 1, 对  $F(X)$  化积分为 1, 从而使 (1) 式继续满足, 则  $F(X)$  为概率密度函数, 设  $X$  的矩( $k$  阶) 为

$$\varphi_k = \int r^k F(r) dr \quad k = 0, 1, \dots, \quad (2)$$

$k$  阶中心矩定义为

$$\psi_k = \int (r - \varphi_1)^k F(r) dr \quad k = 0, 1, \dots, \quad (3)$$

令  $X$  的线性变换为

$$x' = a_0 x + b_0, \quad (4)$$

则  $x'$  的 1 阶数矩与  $k$  阶中心矩为

$$Q(x') = \frac{1}{|a_0|} F\left(\frac{x' - b_0}{a_0}\right), \quad (5)$$

可证明得  $x'$  的 1 阶数矩与  $k$  阶中心矩分别为

$$\varphi_1' = a_0 \varphi_1 + b_0, \quad (6)$$

$$\psi_k' = a_0^k \psi_k. \quad (7)$$

从中心矩构造不变量

$$f_1 = \frac{\psi_4}{\psi_2^2}, f_1 = \frac{\psi_6}{\psi_2 \psi_4}, f_1 = \frac{\psi_8}{\psi_4^2}, \quad (8)$$

对于图像灰度直方图函数, (8) 式的函数  $F(X)$  关于变量  $X$  的变换有不不变性质.

同样还可以推广到广义图像的直方图<sup>[8]</sup>, 对于二维非负函数  $F(x, y)$ , 假设  $F(x, y)$  的能量为 1, 即

$$\iint F(x, y) dx dy = 1, \quad (9)$$

若不等于 1, 同样对  $F(x, y)$  进行归一化, 使得 (9) 式成立. 把  $F(x, y)$  看成  $(x, y)$  的联合概率密度函数, 定义  $(x, y)$  的阶数为  $(k_1, k_2)$  的矩为

$$\varphi_{k_1, k_2} = \iint x^{k_1} y^{k_2} F(x, y) dx dy \quad k_1, k_2 = 0, 1, \dots, \quad (10)$$

$(k_1, k_2)$  的阶中心矩定义为

$$\psi_{k_1, k_2} = \iint (x - \varphi_{1,0})^{k_1} (y - \varphi_{0,1})^{k_2} F(x, y) dx dy \quad k_1, k_2 = 0, 1, \dots, \quad (11)$$

令  $x, y$  的线性变换为

$$x' = a_1 x + b_1, y' = a_2 y + b_2, \quad (12)$$

则  $(x', y')$  的联合概率密度函数为

$$F'(x', y') = \frac{1}{|a_1 a_2|} F\left(\frac{x' - b_1}{a_1}, \frac{y' - b_2}{a_2}\right), \quad (13)$$

$(x', y')$  的阶数为  $(1, 0)$  与  $(0, 1)$  的矩以及  $(k_1, k_2)$  阶中心矩分别为

$$\varphi_{1,0}' = a_1 \varphi_{1,0} + b_1, \varphi_{0,1}' = a_2 \varphi_{0,1} + b_2, \quad (14)$$

$$\psi_{k_1, k_2}' = a_1^{k_1} a_2^{k_2} \psi_{k_1, k_2}. \quad (15)$$

从中心矩构造不变量为

$$h_1 = \frac{\psi_{1,4}}{\psi_{2,2} \psi_{2,2}}, h_2 = \frac{\psi_{6,6}}{\psi_{2,4} \psi_{4,2}}, h_1 = \frac{\psi_{8,8}}{\psi_{4,4} \psi_{4,4}}, \quad (16)$$

(16) 式定义的 3 个矩函数  $x, y$  的线性变换具有不变性. 广义图像中, 若对原图做线性变换, 则相应地对平滑图作了同样的线性变换. 对于二维直方图  $F(x, y)$ , (16) 式中的函数关于  $(x, y)$  的变换仍有不变性.

## 2.2 纹理特征提取

纹理特征和颜色特征类似, 它也是一种整体性的特征. 近些年来, 对纹理分析方法的各种理论或方法在纹理特征提取中的应用已经基本成形, Tuceryan 和 Jain 把纹理特征提取方法归纳为 5 类, 即结构方法、信号处理方法、几何方法、模型方法和统计方法. 这种分类方法被大多学者采纳, 笔者主要阐述最常用的统计方法. 灰度共生矩阵 (GLCM) 是被广泛应用的纹理提取算法, 是分析图像的基础, 它运用统计学中的概率来反映图像灰度有关方向和间隔等整体信息. 其算法<sup>[9]</sup> 描述如下:  $(p, q)$  为图像中任取的一点,  $(p + \Delta p, q + \Delta q)$  为图像中移动后的另一点, 形成一个点对,  $(m, n)$  为该点对的灰度值, 即  $m$  为  $(p, q)$  点的灰度值,  $n$  为点  $(p + \Delta p, q + \Delta q)$  的灰度值. 然后固定  $\Delta p$  和  $\Delta q$ , 通过点  $(p, q)$  的移动, 来确定相应的  $(m, n)$  值, 则相应灰度值的组合为  $L^2$  (灰度值的级数为  $L$ ). 对于研究图像, 计算  $(m, n)$  值的出现频率, 化积分为 1, 其概率为  $P_{mn}$ , 则灰度

共生矩阵(灰度联合概率密度)为 $[p_{mn}]_{L \times L}$ .

对于不同的纹理周期分布,就有不同的离差分 $(\Delta p, \Delta q)$ ,即不同的 $\Delta p$ 与 $\Delta q$ 的值.对于纹理较细的情形,选取 $(1, 0)$ ,  $(0, 1)$ ,  $(1, 1)$   $(-1, 1)$ 等小的差分值是很有效的.如果 $\Delta p$ 与 $\Delta q$ 取值较小,则说明纹理图像变化缓慢,则灰度联合概率矩阵对角线上的数值相对较大,适合做对角线分布;如果 $\Delta p$ 与 $\Delta q$ 取值较大,则说明纹理变化越快,则灰度联合概率矩阵对角线上的数值越小,适合于均匀分布.一系列的纹理特征统计量可以通过灰度共生矩阵得到,其中常用的多个纹理特征值有如下 8 个.

$$(1) \text{角二阶矩 } UMI = \sum_{m=0}^{L-1} \sum_{n=0}^{L-1} \{P(m, n)\}^2.$$

$$(2) \text{对比度 } CON = \sum_s s^2 \left\{ \sum_{m=1}^L \sum_{n=1}^L P(m, n) \right\}, \text{ 其中 } |m - n| = s.$$

$$(3) \text{灰度相关 } COR = \frac{1}{\sigma_p \sigma_q} \sum_{m=0}^{L-1} \sum_{n=0}^{L-1} (m - \mu_p)(n - \mu_q) P_{mn}, \text{ 其中 } \sigma_p, \sigma_q, \mu_p, \mu_q \text{ 分别为 } M_q = \sum_{m=0}^{L-1} P_{mm} \text{ 与 } M_p = \sum_{n=0}^{L-1} P_{mn} \text{ 的标准差和均值.}$$

$$(4) \text{熵 } NET = - \sum_{m=0}^{L-1} \sum_{n=0}^{L-1} P_{mn} \log_2 P_{mn}.$$

$$(5) \text{逆差矩 } IDM = \sum_{m=0}^{L-1} \sum_{n=0}^{L-1} \frac{P_{mn}}{1 + |m - n|^k}, \text{ 其中 } k \text{ 为常数且 } k \geq 1.$$

$$(6) \text{最大概率 } MAX = \max\{P(m, n)\}.$$

$$(7) \text{相异 } DIS = \sum_{m=0}^{L-1} \sum_{n=0}^{L-1} P(m, n) |m - n|.$$

$$(8) \text{反差 } INV = \sum_{m=0}^{L-1} \sum_{n=0}^{L-1} |m - n|^k P(m, n).$$

### 2.3 形状特征提取

形状特征提取表示方法有 2 类,一类是区域特征,它主要针对图像的整个形状区域;另一类是轮廓特征,它针对的是物体的外边界.前人关于形状特征提取的典型方法有:边界特征值法(图像的外边界)、几何参数法(图像几何参数化处理)、形状不变矩法(找图像不变矩特征)、傅里叶形状描述法(傅里叶变换法)等.笔者阐述具有代表性的边界特征法,该法使用图像的边界特征来描述和获取图像的特征参数,Hough 图像变换检测就是很经典的方法之一. Hough 图像变换检测的基本思想是点线之间的对偶性,它将图像的边缘像素连接成区域封闭的边界.广义 Hough 变换(Generalized Hough Transformer)<sup>[10-11]</sup>是通过曲线进行的指定的变换算法,应用推广到检测任意图像形状区域的外边界.对于给定的不规则形状的物体图像,选取包围区域的一点 $x_0(a_0, b_0)$ ,一般选取的是图形的中心点,则

$$\begin{cases} a_0 = \frac{1}{N} \sum_{x_i \in P} a_i, \\ b_0 = \frac{1}{N} \sum_{y_i \in P} b_i. \end{cases} \quad (25)$$

其中 $P = \{(a_i, b_i) \mid i = 1, 2, \dots, N\}$ 是一个物体的点集,集中点的数目为 $N$ .令 $x(a, b)$ 为边界上的点,记 $d = x_0 - x$ 为差向量, $d$ 和 $x$ 轴之间所夹的角设为 $\psi$ , $d$ 是点 $x_0$ 到边界点 $x$ 的距离, $\alpha$ 是边界方向.

其中 $\alpha$ 的范围为 $[0, \pi)$ ,把 $\alpha$ 角分成 $m$ 种可能的情况(离散的) $\{i\Delta\alpha, i = 1, 2, \dots, m\}$ ,使 $\alpha_k = k\Delta\alpha$ ,其中 $\alpha$ 角的离散间隔为 $\eta\Delta\alpha$ , $\alpha$ 的梯度方向函数由 $d$ 和 $\psi$ 表示,以 $\alpha_k$ 作索引,建立 $d$ 和 $\psi$ 的关系查找表,如表 1 所示.

表 1  $r(\alpha)$  和  $\varphi(\alpha)$  的索引表

$i$	$\alpha$	半径集合 $\{d_{\alpha_i} \mid d_{\alpha_i} = (d(\alpha), \psi(\alpha))\}$
1	$\Delta\alpha$	$d_1^1, d_2^1, \dots, d_{n_1}^1$
2	$2\Delta\alpha$	$d_1^2, d_2^2, \dots, d_{n_2}^2$
...	...	...
$k$	$k\Delta\alpha$	$d_1^k, d_2^k, \dots, d_{n_k}^k$
$m$	$m\Delta\alpha$	$d_1^m, d_2^m, \dots, d_{n_m}^m$

若 $(a, b)$ 为一边缘点,且边缘点的梯度方向角是 $\alpha$ ,则根据约束下式从边缘点计算出可能的参考点的位置:

$$\begin{cases} a_0 = a + d(\alpha) \cdot \cos(\varphi(\alpha)), \\ b_0 = b + d(\alpha) \cdot \sin(\varphi(\alpha)). \end{cases}$$

如果这个区域边界上的大部分点  $(a, b)$  都具有  $d_{\alpha_k}$ , 称边界曲线形状特征是  $d_{\alpha_k}$ .

#### 2.4 空间关系特征提取

空间关系表明图像中分割的多个目标之间存在着一定的空间位置关系和方向性的关系, 如图像的邻接与连接关系、图像的包容和包含关系等. 常用的图像空间特征提取方法有 2 种: 根据图像中的对象或者颜色等其他特征对图像进行分割后提取特征; 把图像分割成规则的子块, 分别对图像的每个子块进行特征提取.

运用空间关系特征<sup>[12]</sup>描述图像内容能起到更完备的功效, 但是一旦图像或目标发生反转、旋转等变化时, 空间关系特征发生的变化就非常明显. 当采用空间特征关系以提高检索准确率时, 一般不单独使用, 而是经常和其它特征提取方法综合使用, 这个不再做详尽介绍.

### 3 图像特征提取方法比较

图像处理技术日趋成熟, 图像特征提取的方法种类也越来越多, 图像颜色特征提取优点<sup>[13]</sup>: 对一幅图像中颜色的全局性的分布, 它能简单描述出来, 不同颜色的布局在整幅图像中所占到的比例. 颜色特征很适合描述难以自动分割的图像, 以及对不需要考虑图像中物体的空间位置的分布. 其缺点<sup>[14]</sup>: 它无法对图像中产生的局部分布进行描述, 以及对图像中各种色彩所处的空间位置的描述也难以胜任, 即无法对图像中的具体对象进行描述; 图像纹理特征提取方法的优点<sup>[15-17]</sup>: 由于纹理特征提取的是全局性质, 所以对其区域性的特征描述具有很好的可行性和稳定性. 相比颜色特征提取不会因为局部的一些偏差而匹配失败. 同时纹理特征有着良好的旋转不变性, 对噪声的干扰有着很好的抵抗能力. 其缺点: 当图像的像素分辨率变化明显时, 得到的纹理特征偏差就会明显增大. 形状特征提取的优点<sup>[18]</sup>: 对图像中某个需要的部分来进行研究, 图像目标的整体性把握良好. 其缺点<sup>[19-20]</sup>: 若图像上的目标发生变形, 则描述的稳定性会大大下降, 同时由于形状特征也具有全局性, 对其计算时间和存储所用的空间要求比较高; 空间关系特征提取优点<sup>[21-22]</sup>: 对静止图像运用空间特征描述效果良好, 其缺点: 空间关系特征对图像目标的旋转、图像目标的反转、以及尺度变化较为敏感, 经常和其他特征提取方法配合描述和使用.

### 4 结语

图像特征提取方法由于具有较高的提取效率, 所以得到了广泛的应用. 目前图像特征提取技术得到了越来越多学者的关注, 但是仍存在不足和有待解决的问题: 缺乏统一的评价标准; 图像提取系统的计算量比较大等. 对经典方法的改进和提出更新的方法是当前研究者努力的方向. 图像特征提取方法由于其固有的特性, 每一种方法都有其优势, 也有其不可克服的缺陷, 在条件允许的情况下, 多种提取方法同时应用同一特征的提取.

#### 参考文献:

- [1] 孙即祥. 图像处理 [M]. 北京: 科学出版社, 2010.
- [2] 冈萨雷斯, 伍 兹. 数字图像处理 [M]. 阮秋琦, 译. 北京: 电子工业出版社, 2005.
- [3] 张 强, 王正林. 精通 MATLAB 图像处理 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2009: 176-178.
- [4] UNSER M. Texture Classification and Segmentation Using Wavelet Frames [J]. IEEE Trans. On Image Processing, 1995, 11(4): 1 549-1 560.
- [5] MAO J, ANIL K. JAIN. Artificial Neural Networks for Feature Extraction and Multivariate Data Projection [J]. IEEE Trans. on Neural Networks, 1999(6): 296-317.
- [6] FENG H Y, PAVLIDIS T. Decomposition of Polygons Into Simpler Components; Feature Extraction for Syntactic Pattern Recognition [J]. IEEE Transaction on Computers, 1975, 24: 636-650.
- [7] 王 禹, 李弼程. 基于二维直方图的图像检索方法 [J]. 计算机工程与应用, 2002, 38(20): 81-83.
- [8] 李弼程, 彭天强, 彭 波, 等. 智能图像处理技术 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2004.
- [9] CLAUSIDA, ZHAO Yong-ping. Grey Level Co-Occurrence Integrated Algorithm (GLC IA): A Superior Computational Method to Determine Co-Occurrence Probability Texture Features [J]. Computers & Geosciences, 2003, 29(7): 837-850.
- [10] HARALICK R M, SHANMUGAN K, DINSTEN I. Texture Features for Image Classification [J]. IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, 1973, 3(6): 610-621.
- [11] BALLARD D H. Generalizing the Hough Transform to Detect Arbitrary Shapes [J]. Pattern Recognition, 1981(1): 111-122.

- [12] 章毓晋. 图像处理和分析 [M]. 北京:清华大学出版社,2002.
- [13] LI P. An Adaptive Binning Color model for Mean Shift tracking [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology,2008,18(9):1 293-1 299.
- [14] KANKANHALLI M S, MEHTRE B M, WU J K. Cluster-Based Color Matching for Image Retrieval [J]. Pattern Recognition,1996,29(4):701-708.
- [15] OHANIAN P P, DUBES R C. Performance Evaluation for Four Classes of Textural Features [J]. Pattern Recognition,1992,25(8):819-833.
- [16] CLAUSI D A, YUE B. Comparing Co-Occurrence Probabilities and Markov Random Fields for Texture Analysis of SAR Sea Ice Imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2004,42(1):215-228.
- [17] CLAUSI D A. Comparison and Fusion of Co-Occurrence, Gabor and MRF Texture for Classification of SAR Sea Ice Imagery [J]. Atmosphere Oceans,2001,39(4):183-194.
- [18] LIANG Shen, RANGARAJ M RANGAYYAN, LEO DESAUTELS J E. Application of Shape Analysis to Mammographic Calcification [J]. IEEE Trans. on Medical Imaging, 1994,13(2):263-274.
- [19] RANGARAJ M RANGAYYAN, NEMA M EI-FARAMAWY, LEO DE-SAUTELS J E, et al. Measures of Acutance and Shape for Classification of Breast Tumors [J]. IEEE Trans. on Medical Imaging, 1997,16(6):799-810.
- [20] LIANG Shen, RANGARAJ M RANGAYYAN, LEO DESAULTELS J E. Detection and Classification of Mammographic Calcification [J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence,1993,7(6):1 403-1 416.
- [21] 杜世宏,秦其明,王 桥. 空间关系及其应用 [J]. 地学前缘,2006,13(3):69-80.
- [22] 龚声蓉. 基于内容的图像检索方法的研究 [M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2001.

## Method of the Image Feature Extraction

WANG Zhi-rui, YAN Cai-liang

(School of Science, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China)

**Abstract:** Image feature extraction is a computer vision and image processing, which first uses the computer to analyze and deal with the image information, then determines the fixed features of the image, and finally, deal with the practical problems by the extracted features. Based on the principles of image technology, this paper introduces four methods of image feature extraction and their advantages and disadvantages.

**Key words:** feature extraction; color histogram; GLCM; Hough transform

(责任编辑 陈炳权)