

新的纹理分类算法

马晓川 侯朝焕

(中国科学院声学研究所二室, 北京 100080)

唐 姗

(中国科技大学研究生院, 北京 100039)

摘要 提出了一种基于特征符号随机场描述的纹理分类方法。特征符号随机场是纹理图象的一种二维描述,它采用离散的符号来描述纹理图象的结构特征。文中的纹理分类实验表明:以特征符号随机场为基础的统计模型,充分地描述了纹理图象的本质特征,在单频段多方向滤波条件下能够取得理想的分类结果。

关键词 特征符号随机场 纹理分类 Gabor 滤波 矢量量化 统计模型

0 引言

纹理特征是图象分析的重要线索。基于纹理特征的图象分类和分割,在场景分析、医学图象分析、遥感、图象数据库等许多应用领域中发挥着重要的作用。基于多通道滤波的特征分类方法和基于灰度模型的统计特征分类方法,是当前采用最多的两类方法。在使用中,这两类方法还存在较明显的缺陷。

基于多通道滤波的分类方法,是以多通道信息为特征,如多通道能量、方差等,并根据距离准则来实现纹理的分类。单通道的能量、方差信息,不能有效地描述纹理的结构特征,因而往往需要使用很多个滤波通道。增加滤波通道的个数,也就增加了分类特征的维数。在高维特征空间中,各特征模式间的分布关系趋于复杂,这同样不利于获得理想的分类结果。更重要的是,正如 S. Mallat^[1] 指出的那样,这类多通道纹理特征都是特殊的、非本质性的。

基于灰度信息的共生矩阵、马尔可夫随机场-Gibbs 模型等统计模型描述,是另一类研究和应用较多的纹理分类方法。纹理具有局部的随机性和整体上的统计规律性,这类方法试图利用纹理在统计上的规律性,来实现纹理的分类。上述方法在多纹理分类中,难以取得理想的结果。原因在于:灰度的起伏变化除与纹理结构的变化有关外,还与照明条件等多种因素有关,这影响了统计结果的有效性。

此外,对于传统的 Gibbs 模型来说,还存在着信息量不足的问题。A. Speis^[2] 等介绍了相关的研究结果。

特征符号随机场的引入,有利于获得纹理的更好描述。作者利用特征符号随机场和 Gibbs 模型进行的纹理分割实验,取得了非常理想的实验结果^[3]。本文以特征符号随机场描述为基础,讨论一种新的分层纹理分类算法,它应用 Gabor 滤波器和矢量量化技术产生特征符号随机场描述,并利用共生矩阵描述符号场。实验中得到了较理想的分类结果。

1 特征符号随机场

特征符号随机场是纹理图象的一种二维描述,其中各点与原图中各点有一一对应的关系。符号场中各点的值表示该点在纹理结构中的作用,即有相同值的各点在纹理结构中有相似的作用。特征符号随机场的产生步骤如下:

(1) 通过 Gabor 滤波器组(滤波器的数目设为 n) 对原始图象滤波。这里采用偶对称滤波器^[4]:

$$h(x, y) = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right]\right\} \cos(2\pi u_0 x) \quad (1)$$

u_0 是沿 x 方向的滤波中心频率, σ_x 和 σ_y 分别是沿 x 轴和 y 轴的 Gaussian 包络常数。通过旋转 $x-y$ 坐标系可以获得任意方向的滤波器。本文选取 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 四个方向的滤波器,并选定 u_0 为 $64\sqrt{2}/图$

象宽,使滤波结果中只包含高频的边界信息。

(2)通过对特征图象的采样,对应于原图每一个像素点 s 都可以获取一个 n 维向量 v_s 。为了使特征向量反映对应点在纹理结构中的作用,并对区域内的灰度变化具有鲁棒性,本文对特征向量进行了修正:

$$\begin{aligned} v'_i &= (v'_1, \dots, v'_n) \\ v'_j &= v_j/E \\ E &= \text{sqr}t\left(\sum_i v_i^2\right) \end{aligned} \quad (2)$$

(3)通过对各图象的特征抽取和修正过程,可以生成一个向量集合。采用矢量量化 LBG 算法生成一个量化码本,其中选用了 Mahananobis 距离,

$$\text{Dist}_{v_{s_1}, v_{s_2}} = (v_{s_1} - v_{s_2})^T H^{-1} (v_{s_1} - v_{s_2}) \quad (3)$$

$H = E\{(v_{s_1} - v_{s_2})(v_{s_1} - v_{s_2})^T\} \quad S_1, S_2 \in \Omega$ 以及空包去除技术来保证码本质量。 Ω 为图象分布的 2-D 网格。

(4)获得码本之后,可以对图象中各点的特征向量进行编码,从而产生符号图象:

$$X_{\text{symbol}} = \{\text{sym}, s \in \Omega\} \quad (4)$$

由于纹理图象本身的马尔可夫性质,符号图象也是一个具有马尔可夫性质的二维随机场。符号图象描述了图象一定频带内的结构性信息。

2 基于特征符号随机场的统计特征抽取

对于马尔可夫随机场,传统上采用空间干涉系数作为特征,A. Speis 和 G. Healey^[2]指出:在多纹理条件下,空间干涉系数不能提供足够的区别信息。作者等提出的基于特征符号随机场的 Gibbs 集团势统计特征^[3],能够有效地应用于纹理的分割,也可以用于纹理的分类。但是,它也有特征维数高、计算量较大的缺点。本文提出,由于引入了特征符号随机场,可以采用共生矩阵特征来实现高正确率的纹理分类。

共生矩阵被广泛应用于描述空间信息的相关性,其计算过程已经为人们熟悉^[5]。设其元素值由下式表示,即

$$\hat{P}_\delta(i, j) = \# \left\{ (x, y) \left| \begin{array}{l} f(x, y) = i \\ \text{and} \left(\begin{array}{l} f(x + \Delta x, y + \Delta y) = j \\ \text{or} \\ f(x - \Delta x, y - \Delta y) = j \end{array} \right) \end{array} \right. \right\}$$

$$\left. \begin{array}{l} x, y = 0, 1, \dots, N-1 \\ i, j = 0, 1, \dots, L-1 \end{array} \right\}; \quad (5)$$

其中 $\#\{\Omega\}$ 表示集合 Ω 中的元素个数, L 为符号数。本文取 $\Delta x, \Delta y$ 的如下 4 种关系:

$$\begin{aligned} \Delta x = d, \Delta y = 0, \Delta x = d, \Delta y = d, \\ \Delta x = 0, \Delta y = d, \Delta x = -d, \Delta y = d, d = 1 \end{aligned} \quad (6)$$

这与前文采用的 Gabor 滤波器保持了方向一致。

本文抽取 4 个共生矩阵特征用于分类:

$$\begin{aligned} \text{角相关矩: } Q_1 &= \sum_{l_1} \sum_{l_2} \hat{P}_\delta(l_1, l_2)^2 \\ \text{对比度: } Q_2 &= \sum_{l_1} \sum_{l_2} (l_1, l_2)^2 \hat{P}_\delta(l_1, l_2) \\ &= \sum_{l_1} \sum_{l_2} \hat{P}_\delta(l_1, l_2)^2 - \mu_1 \mu_2 \\ \text{相关: } Q_3 &= \frac{\sum_{l_1} \sum_{l_2} \hat{P}_\delta(l_1, l_2)^2 - \mu_1 \mu_2}{\sigma_1 \sigma_2} \end{aligned} \quad (7)$$

$$\text{熵: } Q_4 = \sum_{l_1} \sum_{l_2} \hat{P}_\delta(l_1, l_2) \log_2 \hat{P}_\delta(l_1, l_2)$$

其中:

$$\begin{aligned} \mu_1 &= \sum_{l_1} l_1 \sum_{l_2} \hat{P}_\delta(l_1, l_2) \\ \mu_2 &= \sum_{l_2} l_2 \sum_{l_1} \hat{P}_\delta(l_1, l_2) \\ \sigma_1 &= \sum_{l_1} (l_1 - \mu_1)^2 \sum_{l_2} \hat{P}_\delta(l_1, l_2) \\ \sigma_2 &= \sum_{l_2} (l_2 - \mu_2)^2 \sum_{l_1} \hat{P}_\delta(l_1, l_2) \end{aligned}$$

这 4 个特征量组成特征向量

$$V_f = (Q_1, Q_2, Q_3, Q_4) \quad (8)$$

为了降低特征向量维数、增加特征的旋转鲁棒性,本文以纹理的 4 个共生矩阵特征向量的算术平均作为该纹理的描述向量。

3 分层分类算法及实验

为了验证新纹理特征向量的有效性,作者将它们应用于纹理分类实验。实验对象包括 56 幅 512×512 的纹理灰度图象^[6]。首先,从每一幅原图中抽取一个 128×128 的子区域组成样本集,样本集用于产生一个 4 符号码本。在实验中,采用该码本来生成纹理的符号场描述。接着,抽取各样本图象的描述特征向量,作为该纹理的描述。最后,再从每一幅原图中另外抽取两个 128×128 的子区域组成 112 幅图象的检验集合。检验中,以向量距离作为分类标准。实验结果如表 1。

表 1 实验结果(1)

| | 正确分类样本数 | 误分类样本数 | 正确率 |
|------------|---------|--------|-------|
| FSRF 分类算法 | 96 | 16 | 85.7% |
| Gabor 分类算法 | 84 | 28 | 75% |

FSRF:特征符号随机场,特征向量维数为 4。在 Gabor 分类实验中,以各通道能量为特征组成 4 维特征向量。

实验表明,新特征向量比多通道能量组成的特征向量更适于纹理分类应用。

本文试图进一步提高纹理分类的准确率。可能的方法之一是增加码本规模(符号数),从而提高特征包含的信息量。但是,如果采用 L 个符号的随机场描述纹理,则需要计算 4 个 $L \times L$ 共生矩阵,也就是说,符号越多,计算量越大。本文建议采用分层分类,在不增加码本规模的条件下,提高分类正确率。

分层分类过程如图 1 所示:利用先验知识将第一次分类结果分为“可信”与“可疑”两个结果集合,并对“可疑”集合的图象采用新码本符号化,最后根据新符号场再次分类。新码本的训练样本只来自于可疑集合。

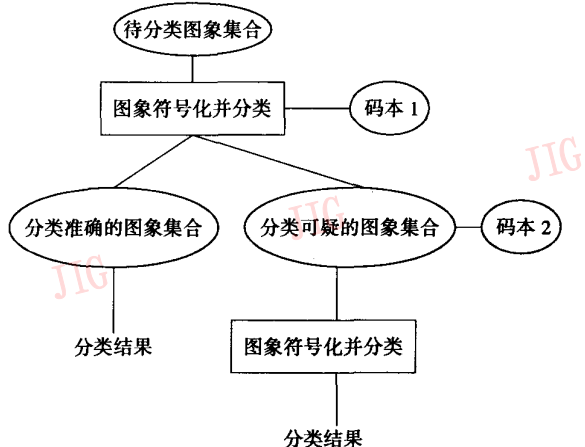


图 1 分层分类过程

在前文的单层分类结果中,分类可疑图象集合共包含 16 幅纹理图象。进一步采用分层分类算法进行实验:

表 2 实验结果(2)

| | 正确分类样本数 | 误分类样本数 | 正确率 |
|-------------|---------|--------|-------|
| FSRF 单层分类算法 | 96 | 16 | 85.7% |
| FSRF 多层分类算法 | 108 | 4 | 96.5% |

基于特征符号随机场-共生矩阵的 2 层分类算法,在单频带 4 方向滤波条件下得到了 96.5% 的高正确率。

另外,作者采用标量量化(SQ)技术,量化灰度级为 4 级,然后求取共生矩阵特征,并在相同条件下完成分类实验,其分类准确率为 67.5%。

4 结 论

本文以特征符号随机场作为纹理的二维特征描述,并利用共生矩阵描述符号场,从而形成比灰度统计特征和多通道能量特征更加有效的图象纹理特征描述。利用特征符号随机场-共生矩阵的分类过程,可以方便地引入多码本和分层分类过程,从而在不增加符号数和滤波通道数的条件下,大大提高算法的分类能力。

参 考 文 献

- Mallat S. Wavelets for a vision. In: Proc of the IEEE, April 1996, 84: 604 ~ 614.
- Speis A, Healey G. Feature extraction for texture discrimination via random field models with random spatial interaction. IEEE Trans. Image Processing, April 1996, 5: 635 ~ 645.
- 马晓川,等. 一种新颖的 Gibbs 模型. 计算机学报, 1998, 21(增刊): 303 ~ 307.
- Jain A K, Farrokhnia F. Unsupervised texture segmentation using Gabor filter. Pattern Recognition, 1991, 24(12): 1167 ~ 1186.
- 徐建华. 图象处理与分析. 北京:科学出版社, 1992.
- <http://www-dwv.cs.uni-bonn.de>



马晓川 中国科学院声学所博士后。1997年毕业于西北工业大学计算机系。目前的研究方向为:语音和图象信号建模,图象压缩,信息索引技术,集成电路设计与应用。



侯朝焕 中国科学院院士,声学研究所教授。1958年毕业于北京大学物理系。长期从事水声工程, VLSI 信号处理, ASIC 设计与应用,多媒体信号处理等领域的研究与实践。

唐 姗 现为中国科技大学研究生院硕士研究生。

Texture Classification Based on the Feature Symbol Random Field

Ma Xiaochuan, Hou Chaohuan

(Acoustics Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

Tang Shan

(School of Graduate, University of Science and Technology of China, Beijing 100039)

Abstract This paper suggests a texture classification algorithm based on the feature symbol random field (FSRF). FSRF is a 2-D representation of the image's bank information. In FSRF, symbol value of a pixel gives out its structure function in texture region and is more valuable than the gray value for texture classification. Meanwhile, several co-occurrence matrix features are driven from the FSRF which are more powerful than energy features. This paper also suggests a Hierarchical scheme which leads to 96% correct ratio in the included experiments, while the gray-value based method 67.5% and bank energies based method 75%.

Keywords Feature symbol random field, Texture classification, Gabor filtering, Vector quantization, Statistical model

理想打印效果之源 ——HP 公司推出低容量经济型黑色喷墨墨盒

近日,惠普公司推出了低容量经济型黑色喷墨墨盒 HP51626G、51629G 和 51645G。这次重点推出的这三款墨盒是专为打印量较小,使用打印机频率较低的惠普用户而量身定做的。

高技术含量的惠普打印墨盒一向以完美的喷打效果、最具竞争力的性能价格比和超一流的质量,屹立于打印耗材市场的领先地位。这次推出的这三种经济型墨盒与世人熟知的标准容量 HP 喷墨墨盒相比较而言,价格便宜,其墨水容量为相应标准型墨盒 51626A、51629A、51645A 的一半,非常符合低打印量用户的需求;在品质上,这几款墨盒却是精益求精、丝毫不让,其技术含量与标准容量的 HP 喷墨墨盒是一样的。具体地说,这几款墨盒是与惠普打印机一体设计而成的,它采用了与标准容量的 HP 喷墨墨盒相同的技术与专利墨水,可以使打印文稿获得颜色更黑、文字更清晰、灰色过渡更自然,接近激光打印机的出众效果。

好马还需配金鞍,为使您的打印机成为无可比拟的颠峰战士,在你尽情享受惠普公司喷打技术给你带来的打印效果的同时,不要忘记一定使用惠普专用的原装墨盒。

惠普新品,非凡超群。经济型 HP51626G、51629G 和 51645G 黑色喷墨墨盒,经济又实用,低打印需求的惠普用户群这下鱼与熊掌可以兼得了!