

· 图像与信号处理 ·

## 一种基于图像处理的背景分类方法

蔡云骧, 薛士强, 周志勇, 毕道鹞

(总装备部工程兵科研一所, 江苏 无锡 214035)

**摘要:** 针对各类背景图像在纹理特征上的不同, 提出一种基于灰度共生矩阵和主成分分析的背景图像分类方法. 在合理构造灰度共生矩阵的基础上, 提取 14 个 GLCM 纹理特征值, 然后对其进行主成分分析得到纹理综合特征函数. 实验表明, 纹理综合特征函数能够有效对不同类背景图像进行分类.

**关键词:** 灰度共生矩阵; 主成分分析; 背景

中图分类号: E951.4; TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1673-1255(2010)04-0081-04

## A Method Based on Image Processing for Background Classifying

CAI Yun-xiang, XUE Shi-qiang, ZHOU Zhi-yong, BI Dao-kun

(The First Engineers Scientific Research Institute of the General Armaments Department, Wuxi 214035, China)

**Abstract:** Aiming at the differences in texture character of different background images, a method based on GLCM and PCA for background classifying was put forward. First, 14 texture eigenvalues were extracted on the basis of the constructing becomingly GLCM, and then the PCA was executed to gain the colligation texture eigenvalue. The experimentation shows that different background images can be availably classified by the colligation texture eigenvalue.

**Key words:** GLCM; PCA; background

背景是指与目标同时存在于视域内的各种地物, 背景分类的合理性直接影响到背景特性研究<sup>[1]</sup>. 背景和目标往往以图像的形式呈现. 不同类型的背景在纹理表现上是不同, 因此可以通过计算机纹理分析来进行背景图像的分类.

### 1 灰度共生矩阵(GLCM)

图像的灰度共生矩阵已经被研究证明了是一个描述纹理的好方法, 它按照图像灰度值的空间关系来描述像元点对之间的空间结构特征及其相关性, 它表述了在角度  $\theta$  方向上间距  $s$  的 2 个像素, 其灰度分别为  $i$  和  $j$  的频率相关矩阵  $P_{ij}(s, \theta)$ . 通过灰度共生矩阵可以分析图像的局部模式和排列规则, 但在应用中一般不直接应用共生矩阵, 而是在其基础上提取二次

统计量作为纹理特征参数: 角二阶矩、对比度、方差、熵、局部平稳、相关、聚类阴影、显著聚类、均值和、和熵、差熵、方差和、差的方差、最大概率<sup>[2]</sup>.

### 2 灰度共生矩阵的构造

灰度共生矩阵的构造取决于生成方向  $\theta$ 、像素间距  $s$  和图像灰度等级  $d$ . 由于不同的构造方式得到的灰度共生矩阵对于图像纹理的描述能力是不同的, 故应针对不同的研究对象构造最适宜灰度共生矩阵.

#### 2.1 类内类间距准则

文中旨在通过灰度共生矩阵得到的特征参数进行自然背景图像的分类, 为达到类别可分性最大, 希望各类图像间的特征距离越大越好, 同类图像的特

收稿日期: 2010-07-15

作者简介: 蔡云骧(1984-), 男, 江苏无锡人, 工学硕士, 研究方向为光电技术与材料应用.

征距离越小越好。

设总共有  $c$  个类型,  $X_k^{(j)}$  为  $W_j$  类中第  $k$  个样本的特征向量, 类型  $W_j$  的样本数为  $n_j$ , 类型  $W_j$  的样本均值向量为  $m_j$ , 则类内总散射矩阵为

$$S_w = \sum_{j=0}^c (P_j S_j) \quad (1)$$

式(1)中,  $P_j$  为类型  $W_j$  的先验概率;  $S_j = \frac{1}{n_j} \sum_{k=1}^{n_j} (X_k^{(j)} - m_j)(X_k^{(j)} - m_j)^T$ .

设  $m$  为所有样本的均值向量, 则类间总散射矩阵为

$$S_b = \sum_{j=1}^c P_j (m_j - m)(m_j - m)^T \quad (2)$$

定义可分性判据  $J^{[4]}$

$$J = \text{tr}(S_w^{-1} S_b) \quad (3)$$

式(3)中,  $\text{tr}(\cdot)$  表示对矩阵求迹. 显然,  $J$  越大, 表示类别可分性越好.

### 2.2 生成方向 $\theta$ 的确定

生成方向  $\theta$  通常取为 4 个离散值:  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ . 不同  $\theta$  构造得到的共生矩阵描述的是图像上不同走向的纹理特征. 文献[3]证明了对于可用马尔可夫随机场建模的自然背景图像, 灰度共生矩阵的构造与生成方向  $\theta$  关系不大. 故文中采用在 4 个方向上取平均的方法构造灰度共生矩阵.

### 2.3 像素间距 $s$ 的确定

像素间距  $s$  决定了共生矩阵的 2 个采样像素点间的距离,  $s$  的不同取值会对共生矩阵有很大的影响<sup>[5]</sup>. 文中将 40 幅背景图像人为分为 4 类, A 类背景为荒漠类型, B 类背景为乔木林地类型, C 类背景为草原类型, D 类背景为灌木地类型.

对每幅图像进行灰度共生矩阵 14 个特征参数的提取, 图像灰度等级  $d$  取最大级 256. 图 2 给出了

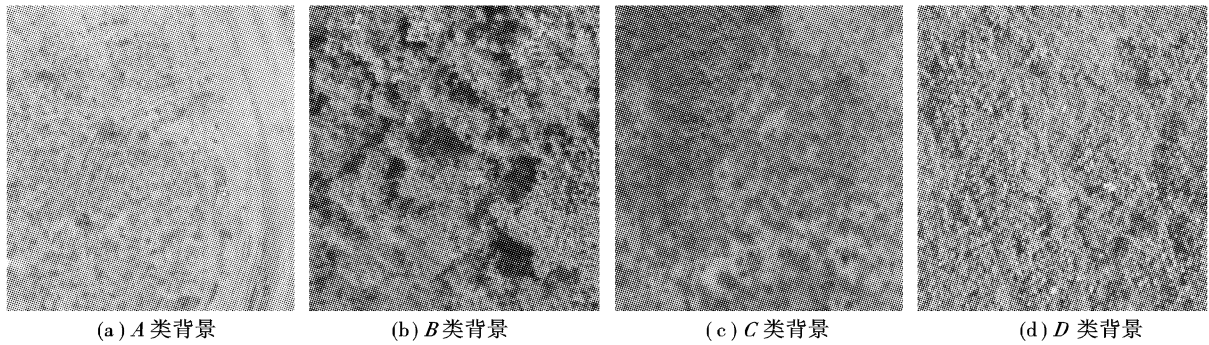


图 1 四类背景图像

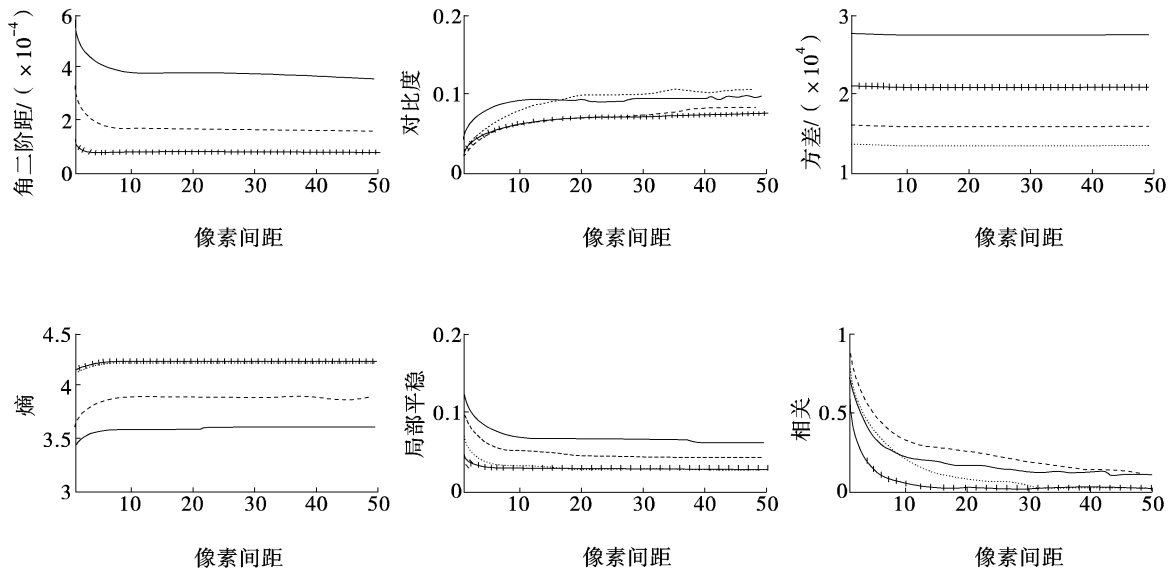


图 2 特征参数与像素间距  $s$  的关系曲线

4 类图像的特征参数与像素间距  $s$  的关系曲线(篇幅有限,只列出前 6 个特征参数),可以看出当像素间距  $s \geq 12$  时,特征值趋向稳定.因此,只要考察  $s$  在区间  $[1, 12]$  内的可分性判据  $J$ .

图 3 给出了可分性判据  $J$  随  $s$  的变化,可见当  $s = 9$  时,  $J$  有最大值,此时构造的灰度矩阵对背景图像具有最佳的分类特性.

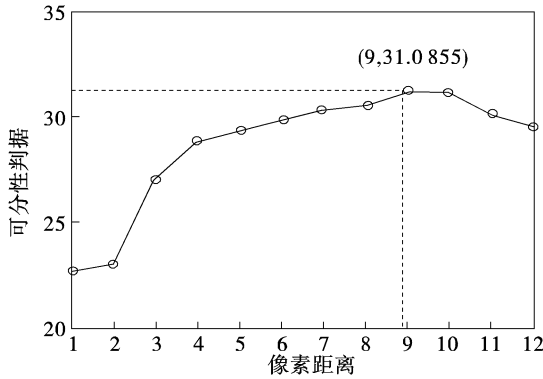


图 3 可分性判据  $J$  随  $s$  的变化

### 2.4 图像灰度等级 $d$ 的确定

灰度共生矩阵的大小等于  $d \times d$ , 图像灰度等级越大, 图像越清晰, 越能真实反映图像纹理特征. 但是  $d$  越大, 会导致共生矩阵增大, 大大增加运算量. 因此, 需要在保持共生矩阵对样本可分性的前提下, 尽量压缩灰度等级, 以减小运算量. 表 1 给出了可分性判据  $J$  随  $d$  的变化规律.

表 1 可分性判据  $J$  随  $d$  的变化规律

灰度级	2	4	8	16	32	64	128	256
可分性判据	0.73	0.41	19.25	29.67	30.54	31.11	31.12	31.08

从表 1 可以看出, 当  $d = 128$  时, 可分性判据  $J$  最大, 但综合考虑运算量和可分性, 文中取  $d = 32$ .

## 3 基于主成分分析法(PCA)的背景图像分类

由表 1 可以看出, 灰度共生矩阵得到的 14 个纹理特征值之间存在较强的相关性. 研究表明, 特征中包含大量的彼此相关的因素, 对于分类是不利的<sup>[6]</sup>, 因此考虑采用主成分分析法(PCA), 将原来相关的纹理特征量重新组合成一组新的相互独立的新变量, 以减少特征量间冗余信息的不良影响, 提高分类精度.

按照 PCA 的一般步骤对背景图像样本的 14 个 GLCM 纹理特征参数进行主成分分析:

#### (1) 原始特征数据的标准化

为消除 14 个 GLCM 纹理特征参数间量纲不同的影响, 首先需进行标准化

$$Z_j = \frac{X_j - E(X_j)}{\sqrt{Var(X_j)}}, j = 1, 2, \dots, 14 \quad (4)$$

式(4)中,  $X_j$  表示各图像样本第  $j$  个 GLCM 纹理特征参数组成的特征向量.

#### (2) 计算相关系数矩阵 $R$

在标准化数据矩阵  $Z_j$  的基础上计算 14 个 GLCM 纹理特征参数的相关系数矩阵  $R = (r_{ij})_{14 \times 14}$ . 其中,

$$r_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_j)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)^2} \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{kj} - \bar{x}_j)^2}}, i =$$

$1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, 14, n$  为图像样本数 40.

#### (3) 构造主成分

计算相关系数矩阵  $R$  的特征值并排序  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p$ , 再求出  $R$  的特征值所对应的正归化单位特征向量  $a_i = (a_{1i}, a_{2i}, \dots, a_{pi})$ , 则第  $i$  个主分量表示 14 个 GLCM 纹理特征参数的线性组合  $Y_i = \sum_{k=1}^p a_{ik} X_k$ .

#### (4) 计算累计贡献率并确定保留主成分的数量

最终需要的主分量数目是根据其累计贡献率决定的, 前  $q$  个的累计贡献率  $C_q$  定义如下

$$C_q = \sum_{i=1}^q \lambda_i / \sum_{i=1}^{14} \lambda_i \quad (5)$$

表 2 主分量的贡献率

主成分	特征值	贡献率 / (%)	累计贡献率 / (%)
第 1 主成分	9.686 5	69.18	69.18
第 2 主成分	3.154 2	22.53	91.72
第 3 主成分	0.688 4	4.91	96.64
第 4 主成分	0.429 6	3.06	99.71
第 5 主成分	0.035 5	0.25	99.96
第 6 主成分	0.005 2	0.04	100

一般先确定预计的贡献率  $C$ , 当  $C_q \geq C$  时对应的  $q$  的最小值即为保留主成分的数量, 文中取  $C = 0.95$ .

表 2 给出了前 6 个主分量的特征值及贡献率, 前 3 个主分量的累计贡献率就已达 96.64%, 即

可用这3个主分量代替原有14个GLCM纹理特征参数来描述背景纹理特征。

根据  $R$  的特征值相应的正则化单位特征向量, 前3个主分量为

$$\begin{cases} Y_1 = -0.3067X_1 + 0.1795X_2 + 0.3187X_3 - \\ 0.1769X_4 - 0.3083X_5 - 0.1389X_6 + 0.2417X_7 + \\ 0.2986X_8 - 0.1866X_9 + 0.3016X_{10} + 0.301X_{11} + \\ 0.3081X_{12} + 0.2819X_{13} - 0.2969X_{14} \\ Y_2 = 0.0863X_1 + 0.4507X_2 + 0.0509X_3 + \\ 0.4147X_4 - 0.1545X_5 - 0.4898X_6 - 0.0864X_7 - \\ 0.0946X_8 + 0.4165X_9 - 0.1463X_{10} + 0.1958X_{11} - \\ 0.1244X_{12} + 0.2654X_{13} + 0.1265X_{14} \\ Y_3 = -0.1836X_1 + 0.1315X_2 + 0.0495X_3 - \\ 0.2526X_4 - 0.0549X_5 - 0.7506X_6 - 0.3662X_7 - \\ 0.3661X_8 - 0.1757X_9 - 0.0782X_{10} - 0.0042X_{11} - \\ 0.1738X_{12} + 0.1034X_{13} - 0.3179X_{14} \end{cases}$$

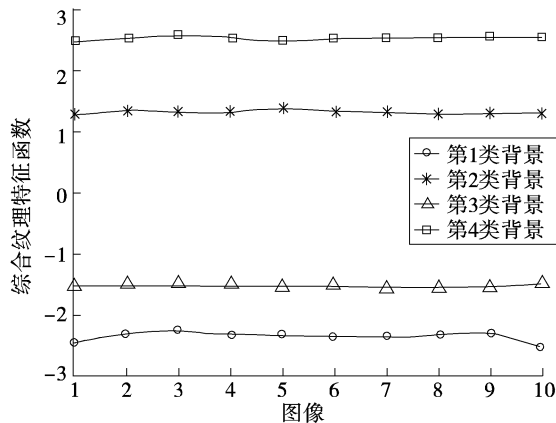


图4 不同背景类型图像的综合纹理特征函数

这3个主分量均是GLCM纹理特征参数的线性组合,按照其贡献率定义综合纹理特征函数

$$I = 0.6918Y_1 + 0.2253Y_2 + 0.0491Y_3 \quad (6)$$

图4所示为四类背景40幅图像的综合纹理特征函数值  $I$ ,可以看出同类背景的  $I$  相近,不同类背景的  $I$  差异明显,说明综合纹理特征函数  $I$  具有一定的背景可分性。

## 4 结 论

不同类型背景图像拥有不同的纹理特征,可以从纹理上对背景图像进行分类.首先构造合适的灰度共生矩阵,提取图像14个GLCM纹理特征值;然后通过主成分分析法消除各纹理特征值间的相关性,得到纹理特征值的主分量;最后根据主分量的贡献率,定义综合纹理特征函数.实验表明,综合纹理特征函数值能够有效对不同类型的背景图像进行分类。

## 参考文献

- [1] 梁洪钧.伪装原理[M],南京:解放军理工大学,2006:26.
- [2] Haralick R, Shanmugam K, Dinstein I. Textural Features for Image Classification [J]. IEEE Transaction on Systems, 1973, 3(6): 620 - 621.
- [3] 薄华, 马缚龙, 焦李成. 图像纹理的灰度共生矩阵计算问题的分析[J]. 电子学报, 2006(1): 155 - 158.
- [4] 雷飞. 合成孔径雷达图像目标分类研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2002: 23 - 25.
- [5] 王晗, 白雪冰, 王辉. 基于空间灰度共生矩阵木材纹理分类识别的研究[J]. 森林工程, 2007(1): 32 - 35.
- [6] 王辉. 基于灰度共生矩阵木材表面纹理模式识别方法的研究[D]. 2007: 86.

(上接第76页)

## 参考文献

- [1] 刘爱军. 图像跟踪系统的实现及目标跟踪算法的研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2003: 19 - 26.

- [2] 敬忠良, 肖刚, 李振华. 图像融合—理论与应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2007.
- [3] 胡明昊. 复杂场景下运动目标的实时跟踪[D]. 南京: 南京理工大学, 2002: 50 - 56.
- [4] 谷口庆治. 数字图像处理[M]. 北京: 科学出版社, 2002: 88 - 95.

欢迎网上投稿 [www.gdjsyy.com](http://www.gdjsyy.com)