

灰度-梯度共生矩阵纹理分析方法

洪继光

(中国科学院自动化研究所)

摘 要

本文提出用灰度-梯度共生矩阵模型对图象的纹理进行分析和鉴别。由此模型计算出十五个纹理参数。在482个五类白血球样本上用这些纹理参数分类的识别率为77.8%。

一、前 言

图象纹理是图象区域内各象点空间结构关系的一种重要特征。纹理特征大量用于图象分析和自动分类中。如在遥感中对各类图形的分类^[1]和医学X射线照片及血细胞的分类等^[2],纹理特征也用于图象的区域分割和景物理解^[3]。Haralick对纹理很好地进行了综述^[4]。

本文提出用灰度-梯度共生矩阵模型分析纹理,是因为在血细胞的分类中,由于嗜碱细胞浆中有很多暗色颗粒,致使细胞核边界不清晰,造成分错的现象。J. K. Mu和K. S. Fu指出此时用通常的灰度共生矩阵和游程长度矩阵等纹理方法效果不好^[4]。

灰度-梯度共生矩阵模型集中反映了图象中两种最基本的要素,即象点的灰度和梯度(或边缘)的相互关系。各象点的灰度是构成一幅图象的基础,而梯度则是构成图象边缘轮廓的要素,图象的主要信息是由图象的边缘轮廓提供的。

在一幅白色背景包围着黑色物体的图象中,假设背景的灰度为 F_1 ,物体的灰度为 F_2 。如两者的区域足够大,则背景和物体内部各象点分别具有各自相同的灰度值,这些象点的梯度值为零,并在灰度-梯度空间的灰度轴的 F_1 和 F_2 附近聚集。在背景和物体之间的边界区域内的象点,其灰度值在 F_1 和 F_2 之间,其梯度的大小取决于背景与物体之间的反差和边界的宽度,并与梯度算子的窗口大小有关。当后两者一定时,反差大则梯度值高;若反差和窗口固定,则边界越宽梯度值就越小。

当背景或物体内部存在噪声时(即在背景和物体区域内部夹杂了不同灰度级的象点或象点块),噪声象点与其邻域内象点的灰度不再一致,所以此邻域内各象点的梯度值不再为零。此时靠近灰度轴聚集的象点数随噪声象点数的增多而减少,并离开灰度轴沿梯度轴散开分布。在边界区域内,由于噪声象点干扰,使象点的梯度值降低,边缘也变得模糊。嗜碱细胞中随机性的暗颗粒正是这种情况。

可以看出,灰度-梯度空间很清晰地描绘了图象内各象点灰度与梯度的分布规律,同

时也给出了各象点与其邻域象点的空间关系, 对图象的纹理能很好地描绘. 对于具有方向性的纹理可从梯度的方向上反映出来.

二、灰度-梯度共生矩阵

灰度-梯度共生矩阵的元素 $H(i, j)$ 定义为在归一的灰度图象 $F(m, n)$ 和归一的梯度图象 $G(m, n)$ 中共同具有灰度为 i 和梯度为 j 的总象点数. 例如 $H(10, 12) = 20$, 即图象内象点灰度为 10, 梯度为 12 的总象点数为 20. 以图象的总象点数归一后得到概率为 $p(i, j)$.

数组的原点在左上角, 向右梯度值增加, 向下灰度值增加.

对于粗纹理的图象, $H(i, j)$ 在灰度轴附近集中分布, 仅少量边界点远离灰度轴分布. 对于细纹理图象, $H(i, j)$ 离开灰度轴而沿梯度轴散开分布.

1. 梯度、灰度归一

采用 3×3 窗口的 Sobel 算子计算各象点的梯度值:

$$g(K, L) = [g_x^2 + g_y^2]^{1/2},$$

$$g_x = f(K+1, L-1) + 2f(K+1, L) + f(K+1, L+1) \\ - f(K-1, L-1) - 2f(K-1, L) - f(K-1, L+1),$$

$$g_y = f(K-1, L+1) + 2f(K, L+1) + f(K+1, L+1) \\ - f(K-1, L-1) - 2f(K, L-1) - f(K+1, L-1).$$

其中 $K = 1, 2, \dots, M$; $L = 1, 2, \dots, N$; M, N 为图象的行列数; $g(K, L)$ 为第 (K, L) 个象点的梯度值.

梯度归一变换:

$$G(K, L) = \text{INT}(g(K, L) \times N_g / g_M) + 1.$$

其中 INT 表示取整运算; g_M 是图象中最大的梯度值; N_g 是归一的最大梯度值, 取 $N_g = 16$.

灰度归一变换:

$$F(K, L) = \text{INT}(f(K, L) \times N_H / f_M) + 1.$$

其中 f_M 是原图象中最大的灰度值; N_H 是归一后的最大灰度级, 取 $N_H = 16$.

2. 统计灰度-梯度共生矩阵

在归一的灰度图象 $F(m, n)$ 和归一的梯度图象 $G(m, n)$ 中, 统计同时使

$$F(m, n) = i \text{ 和 } G(m, n) = j$$

的象点对数, 此值即共生矩阵 H 的第 (i, j) 个元素的值.

三、纹理参数计算

纹理参数如表 1.

表 1

序号	参数名称	计算公式
1	小梯度优势	$T_1 = \left[\sum_{i=1}^{16} \sum_{j=1}^{16} \frac{H(i,j)}{j^2} \right] / \left[\sum_{i=1}^{16} \sum_{j=1}^{16} H(i,j) \right]$
2	大梯度优势	$T_2 = \left[\sum_{i=1}^{16} \sum_{j=1}^{16} j^2 H(i,j) \right] / \left[\sum_{i=1}^{16} \sum_{j=1}^{16} H(i,j) \right]$
3	灰度分布不均匀性	$T_3 = \left\{ \sum_{i=1}^{16} \left[\sum_{j=1}^{16} H(i,j) \right]^2 \right\} / \left[\sum_{i=1}^{16} \sum_{j=1}^{16} H(i,j) \right]$
4	梯度分布不均匀性	$T_4 = \left\{ \sum_{j=1}^{16} \left[\sum_{i=1}^{16} H(i,j) \right]^2 \right\} / \left[\sum_{i=1}^{16} \sum_{j=1}^{16} H(i,j) \right]$
5	能量	$T_5 = \sum_{i=1}^{16} \sum_{j=1}^{16} [P(i,j)]^2$
6	灰度均值	$\mu_1 = \sum_{i=1}^{16} i \cdot \left[\sum_{j=1}^{16} P(i,j) \right]$
7	梯度均值	$\mu_2 = \sum_{j=1}^{16} j \cdot \left[\sum_{i=1}^{16} P(i,j) \right]$
8	灰度标准差	$\sigma_1 = \left\{ \sum_{i=1}^{16} (i - \mu_1)^2 \left[\sum_{j=1}^{16} P(i,j) \right] \right\}^{1/2}$
9	梯度标准差	$\sigma_2 = \left\{ \sum_{j=1}^{16} (j - \mu_2)^2 \left[\sum_{i=1}^{16} P(i,j) \right] \right\}^{1/2}$
10	相关性	$T_6 = \frac{1}{\sigma_1 \sigma_2} \sum_{i=1}^{16} \sum_{j=1}^{16} (i - \mu_1)(j - \mu_2)P(i,j)$
11	灰度熵	$T_7 = - \left\{ \sum_{i=1}^{16} \left[\sum_{j=1}^{16} P(i,j) \right] \cdot \log \left[\sum_{j=1}^{16} P(i,j) \right] \right\}$
12	梯度熵	$T_8 = - \left\{ \sum_{j=1}^{16} \left[\sum_{i=1}^{16} P(i,j) \right] \cdot \log \left[\sum_{i=1}^{16} P(i,j) \right] \right\}$
13	混合熵	$T_9 = - \sum_{i=1}^{16} \sum_{j=1}^{16} P(i,j) \cdot \log P(i,j)$
14	差分矩	$T_{10} = \sum_{i=1}^{16} \sum_{j=1}^{16} (i - j)^2 P(i,j)$
15	逆差分矩	$T_{11} = \sum_{i=1}^{16} \sum_{j=1}^{16} \frac{1}{1 + (i - j)^2} P(i,j)$

四、结 果

在 482 个五类白血球细胞的数据集上抽取了灰度共生矩阵、灰度游程长度矩阵、梯度

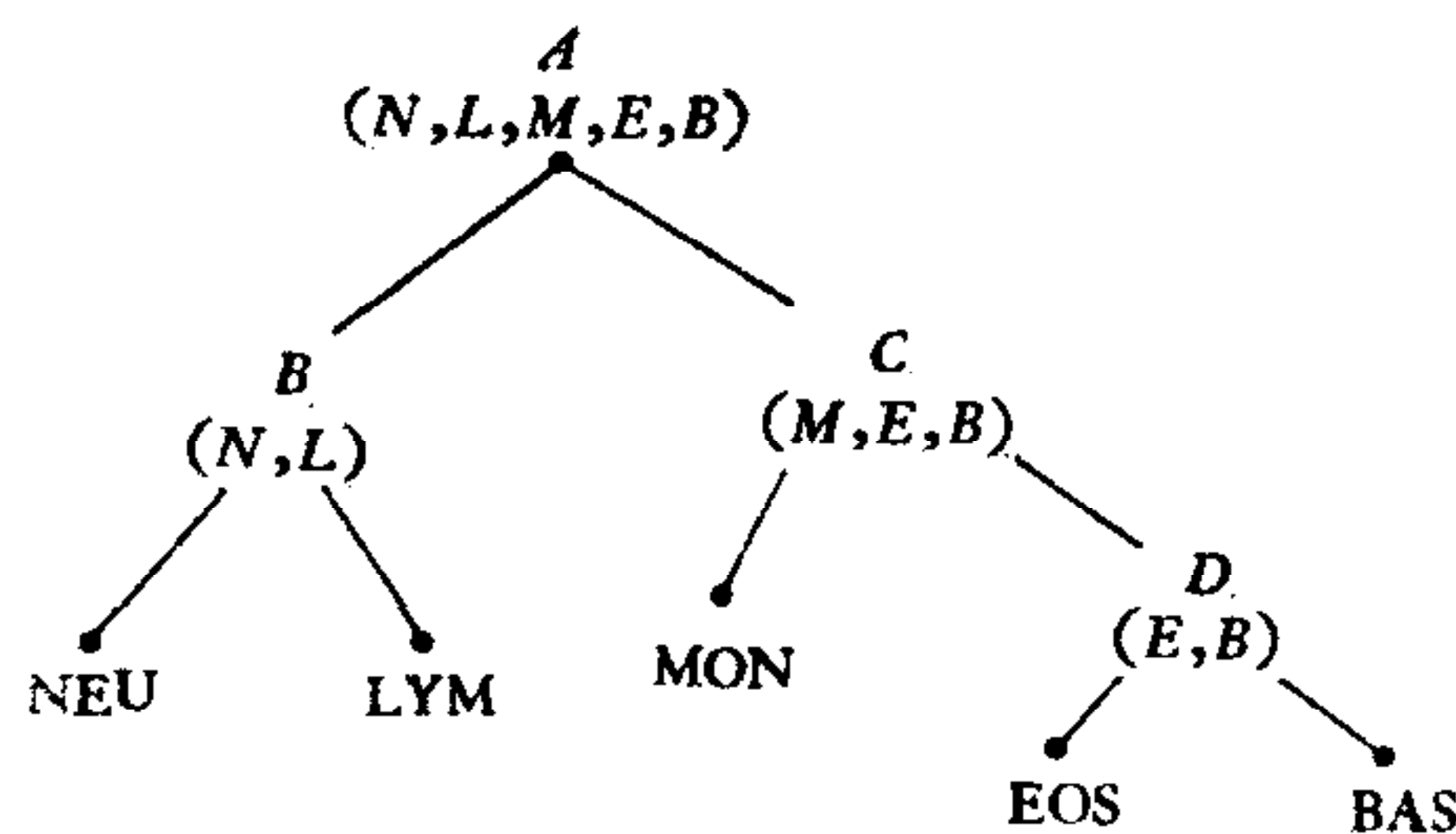


图 1 五类白血球细胞分类树

NEU 为嗜中性细胞；LYM 为淋巴细胞；MON 为单核细胞；EOS 为嗜酸细胞；BAS 为嗜碱细胞。

一阶统计和灰度-梯度共生矩阵四种纹理模型的 61 个特征。细胞直径为 15—25 微米, 采样步距 0.5 微米, 灰度为 64 级。并以灰度共生矩阵(20 个特征)和灰度-梯度共生矩阵(15 个特征)进行了分类比较。

两组特征集均采用图 1 所示的树状分类器分类。在树的每一个节点上都用逐步判别的方法进行特征选择, 并用 Bayes 分类器分类, 分类结果如表 2。

表 2

纹 理 类 型	各 节 点 识 别 率				总识别率
	A	B	C	D	
灰度共生矩阵	86.4	96.1	93.9	71.8	71.6
灰度-梯度共生矩阵	88.3	97.3	94.6	76.3	77.8

从表 2 可以看出, 用灰度-梯度共生矩阵分类的结果比用灰度共生矩阵好。这是因为灰度共生矩阵法仅用灰度的信息, 而灰度-梯度共生矩阵把图象的灰度与梯度信息都用了, 这对分开象嗜酸与嗜碱这类带颗粒性细胞与其它几类细胞是很有益的。

参 考 文 献

- [1] Haralick, R. M., Statistical and Structural approaches to texture, Proc. IEEE, Vol. 7, No. 5, 1979.
- [2] Li, C. C. and Fu, K. S., Machine-assisted Pattern classification medicine and biology, Ann. Rev. Biophys. Bioeng. 1980.
- [3] Chen, P. and Pavlidis, T., Segmentation by toxture using a cooccurrence matrix and a split-and merge algorithm, Teck. R. 237 Princeton University, 1978.
- [4] Mui, J. K. and Fu. K. S., Feature selection in automated classification of blood cell neutrophils, IEEE conference on Pattern Recognition and Image Processing, 1978.
- [5] Weszka, J. S., Dyer, C. R. and Rosenfeld, A., A comparative study of texture measures for terrain classification, IEEE Trans. Vol. SMC-6, No. 4, 1976.

GRAY LEVEL-GRADIENT COOCCURRENCE MATRIX TEXTURE ANALYSIS METHOD

HONG JIGUANG

(Institute of Automation, Academia Sinica)

ABSTRACT

In this paper a gray level-gradient cooccurrence matrix model is presented for the texture analysis and discrimination of an image. And 15 texture parameters are calculated by using this model for each image. The success rate is 77.8 percent by using these texture parameters on a set of 482 samples for classifying five types of white blood cell.