环 境 遥 感
第3卷 第2期 REMOTE SENSING OF ENVIRONMENT Vol.3, No.2
1988年6月 CHINA June, 1988

纹理模型和纹理识别

袁建星 万嘉若 王成道
(华东师范大学)

1986年5月22日收稿

摘 要

纹理是物质在外观上所呈现出的某种有规律的图案。反映在图像上，就是灰度的规律性分布。人们根据纹理特征可以区分大量的物质。利用计算机自动识别纹理，需要为纹理建立合适的数学模型。本文尝试用假设检验这个有力的数学工具对自回归纹理进行符合程度的检验。并运用这个工具来求得一个较合适的自回归模型。

本文对五种纹理的150个样本进行了检验，在0.01显著性水平下全部否定假设。因此可以得出结论：用自回归模型模拟纹理是比较恰当的。本文还提出了用假设检验手段来确定回归系数个数的方法，因而提高了识别精度，减少了运算量。本文提出的自相关系数代替自回归系数的方法进一步减少了运算量。用 Fisher 准则设计的分类器具有速度快、精度高、占用内存少等特点，对五类纹理抽取的自回归系数和自相关系数用 Fisher 分类器进行分类，分别取得了98.6%和97.3%的分类精度。

实践证明，纹理方法应用于图像识别是非常有效的，具有广泛的应用前景。

关键词 模式识别 纹理分类 特征抽取

一、引 言

物体(物质)的光谱、纹理、形状和结构特征是人们识别物体的四个基本元素。因而也是我们识别图像的重要依据。人们对于自然物质的识别过程，其中很大一部分是根据纹理判断的过程。

纹理特性的普遍存在，追使人们在研究计算机自动识别图像(特别是遥感图像)的时候，不得不考虑纹理这个因素。目前，世界上对于纹理的研究正方兴未艾[1,2]，虽然有些文献报道，根据纹理对图像进行分类，已经达到百分之九十以上的正确识别率，但还有很多问题有待解决。纹理模型的探讨，纹理特征的有效提取等问题，还需要进一步研究，以便在实际图像的自动识别中发挥更大的作用。

纹理研究中的一个重要方法是随机过程模拟法。纹理图可以被看做一个随机场，随机过程中的一些统计量表征了纹理的某些特征，这就是用随机过程模型对纹理进行分类的直观想法。

自回归过程是平稳随机过程中的一个最简单的模型。因而在纹理识别中首先得到应用，并且已取得了一定的成效[3]。但是模型的恰当与否在理论上还没有得到解释。本文尝试用假设检验的工具对自回归模型进行符合程度检验，试图找到一个较佳的自回归模型，并取得了满意的结果，证明自回归过程对于纹理是合适的，假设检验的方法可以减少我们选择模型时的盲目性。

本文第二节讨论自回归模型的假设检验和自回归模型的选择问题；第三节讨论自回归模型的一种简化——自相关纹理特征抽取。

二、自回归纹理模型

1. 自回归随机过程

设 $\{y_{ij}\}(i=1,2,\cdots M;\ j=1,2,\cdots,N)$ 是一个$M\times N$的样本，满足方程

$$\sum_{k=0}^{p}\sum_{l=0}^{p}\alpha_{kl}y_{i-k,j-l}=\varepsilon_{ij} \tag{1}$$

其中 $\alpha_{00}=1$，$\{\varepsilon_{ij}\}$ 是互不相关的具有均值为零、方差为 σ^2 的随机变量。我们称满足(1)式的随机过程为两维自回归过程。其阶数为 p，α_{kl} 称为回归系数。

把纹理图像看作是一个二维自回归过程，计算回归系数的最小均方估计 $\hat{\alpha}_{kl}$，然后根据 $\hat{\alpha}_{kl}$ 可以对纹理进行分类。Souza[3] 运用此模型进行了分类实验，取得了 97.5% 的分类精度。

从(1)式可以看出，自回归系数的个数是 $(p+1)^2-1$，当 p 增大时迅速增加，导致估计自回归系数的运算量迅速增大。因此，自回归方法只适用于细纹理，而对一些粗纹理就不宜采用。

为了克服自回归方法对粗纹理识别所存在的弊病，Souza 提出了一种用一维自回归代替二维自回归的简化方法。

考察一个由m行，每行由大于 $2p$ 个样点组成的纹理样本。每行的长度记作 $l_k(k=1,2,\cdots,m)$，其数据记作 $\{y_j\}(j=1,2,\cdots,n)$，令 $\bar{y}$ 为 y_j 的均值，令 $x_j=y_j-\bar{y}$，定义自回归方程

$$\sum_{i=0}^{p}\alpha_i x_{t-i}=\varepsilon_t\quad(t=p+1,p+2,\cdots,n) \tag{2}$$

式中 $\alpha_0=-1$。

计算 $\alpha_1,\alpha_2,\cdots,\alpha_p$ 的最小均方估计，加上 $\bar{y}$ 共得 $p+1$ 个参数。对m行重复上述运算，得到 $(p+1)\times m$ 个参数。

令 $\hat{A}=[\hat{\alpha}_{ij}]$ 表示这 $(p+1)\times m$ 个参数组成的矩阵，令 a 表示加权均值列矢量，

$$a_i=\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{m}n_k\hat{\alpha}_{ik}\quad(i=1,2,\cdots,p+1) \tag{3}$$

式中 $n_k=l_k-p,N=\sum_{k=1}^{m}n_k$。

以同样方法对此纹理样本在列方向上计算特征 $b_i(i=1,2,\cdots,p+1)$，这样一共获得 $2p+2$ 个特征，这要比 $(p+1)^2-1$ 少得多。

Souza 用上述特征对 40 种纹理共 160 个样本进行了分类，错误率只有1.9%。

2. 回归模型的假设检验

Souza 的工作从实验上证实了简化后的自回归模型对纹理分类是有效的。但这只是在分类效果上看，而对于模型本身是否符合却没有涉及。分类效果和样本的选择密切相

关。况且 Souza 在分类时加上了平均灰度，这使得纹理不受灰度变化影响这一特性受到破坏。另外，在回归方程阶数 (p) 的选择上具有盲目性。

我们把上述问题归结成两个假设检验问题：一个是回归方程的显著性检验，一个是回归系数的显著性检验。

模型 (2) 描述了像元 x_t 和它前 p 个像元的线性关系。如果这个依赖关系不存在，则模型中的回归系数均应为零。所以我们假设

$$H_0: \alpha_1 = 0, \alpha_2 = 0, \cdots\cdots, \alpha_p = 0 \tag{4}$$

如果我们能完全否定假设 H_0，则我们可以说回归方程是显著的，反之模型是不恰当的。

设 $a_1, a_2, \cdots\cdots, a_p$ 为 $\alpha_1, \alpha_2, \cdots\cdots, \alpha_p$ 的最小均方估计，x_t 的估计

$$\hat{x}_t = a_1 x_{t-1} + a_2 x_{t-2} + \cdots\cdots + a_p x_{t-p} \quad (t = p+1, \cdots\cdots, n) \tag{5}$$

x 的总偏差平方和

$$\begin{aligned} S_{总} &= \sum_{t=p+1}^{n} (x_t - \bar{x})^2 \\ &= \sum_{t=p+1}^{n} (x_t - \hat{x}_t)^2 + \sum_{t=p+1}^{n} (\hat{x}_t - \bar{x})^2 + \sum_{t=p+1}^{n} 2(x_t - \hat{x}_t)(\hat{x}_t - \bar{x}) \end{aligned} \tag{6}$$

式中 $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n} x_t$。

回归系数 $a_1, a_2, \cdots, a_p$ 的求得是通过最小二乘法得到的，所以 a_i 是下列方程的解：

$$\sum_{t=p+1}^{n} (x_t - \hat{x}_t) x_{t-i} = 0 \quad (i = 1, 2, \cdots, p) \tag{7}$$

(6) 式中的交叉项

$$\sum (x_t - \hat{x}_t)(\hat{x}_t - \bar{x}) = \sum_{i=1}^{p} a_i \sum_{t=p+1}^{n} (x_t - \hat{x}_t) x_{t-i} - \sum_{t=p+1}^{n} (x_t - \hat{x}_t) \bar{x}$$

对照 (7) 式，上式中的第一项应为零，由于 $x_i = y_i - \bar{y}$，所以 $\bar{x}$ 也等于零。于是

$$S_{总} = \sum_{t=p+1}^{n} (x_t - \hat{x}_t)^2 + \sum_{t=p+1}^{n} (x_t - \bar{x})^2 = S_{剩} + S_{回} \tag{8}$$

现在我们把总的偏差平方和分解成两部分：一部分是由于预测误差所造成的，我们把它叫做剩余平方和，这可能是模型的选择有问题或者随机噪声的影响；另一部分是由回归模型所决定的，叫做回归平方和，也就是说回归模型决定了图像灰度的起伏变化。通过比较 $S_{剩}$ 和 $S_{回}$ 的大小可以看出模型的选择是否恰当。

可以证明[4]，在正态线性模型的条件下，若假设 (4) 式成立，则

$$\frac{S_{回}}{\sigma^2} \sim \chi^2(p) \qquad \frac{S_{剩}}{\sigma^2} \sim \chi^2(n - 2p - 1)$$

且 $S_{回}$ 与 $S_{剩}$ 相互独立，因此

$$F_1 = \frac{S_{回}/p}{S_{剩}/(n-2p-1)} \sim F(p, n-2p-1) \tag{9}$$

这样，就可以利用 F 统计量来检验假设 H_0 是否成立，若对于给定的样本算得

$$F_1 > F_\alpha(p, n-2p-1)$$

那么，我们可以在显著性水平 α 下，认为线性回归方程 (2) 是有显著意义的。反之，则认为方程 (2) 没有意义，也就是说模型是不恰当的。

实验中，对砖墙、草地、水纹、瓦片屋顶、马赛克墙面等纹理进行了回归模型检验。每类取样本 20 个，每个样本 64×64。对每一行、每一列分别计算回归系数估计值，根据式 (8) 计算 $S_{剩}$ 和 $S_{回}$，根据 (9) 式计算 F_1，然后比较 F_1 与 F_α，以确定是否通过显著性检验。左表为具有显著意义的样本行(列)数(p 取 5)。

显著性 α	砖墙	草地	水纹	瓦片屋顶	马赛克墙面
0.01	100%	100%	100%	100%	100%
0.001	85%	70%	65%	75%	100%

检验结果表明，回归方程是高度显著的。因此，自回归模型对纹理是比较恰当的。

3. 回归系数的检验

回归方程通过显著性检验后，还有个回归方程阶数的选择问题，这在实际应用中有着重要的意义。

从模型 (2) 可以看出，自回归方程完全由 p 个回归系数所决定。p 的大小和运算量及分类精度直接相关。p 选择太大，不但会增加运算量，而且可能由于引入了不该引入的回归系数而影响分类精度。

根据图像的特点，像素相隔较近的相关性较大，而较远的则较小。也为了图像分类时的统一起见，我们只对最后几个系数作显著性检验。当然也可以推广到对任一系数的显著性检验，但因此而抛弃回归系数会造成分类的困难。

对最后几个系数作显著性检验，归结为检验假设

$$H_1: \alpha_{r+1} = \alpha_{r+2} = \cdots = \alpha_p = 0 \tag{10}$$

在假设 H_1 成立的条件下，模型 (2) 变为

$$x_t = \alpha_1 x_{t-1} + \alpha_2 x_{t-2} + \cdots + \alpha_r x_{t-r} + \varepsilon_t^* \tag{11}$$

在新模型 (11) 下的剩余平方和记为 $S_{剩}^*$，$S_{剩}^*$ 比原先的 $S_{剩}$ 增大了，$S_{剩}^* - S_{剩}$ 反映了剩余平方和的增加量，如果这个增加量比较大，就是误差迅速增大，则可以认为去掉这些系数是不合适的。反之，这些系数的价值就不大。所以我们考虑用 $S_{剩}^* - S_{剩}$ 与 $S_{剩}$ 之比来检验假设 H_1。

在正态线性模型的条件下，若假设 H_1 成立，则[4]

$$F_2 = \frac{\frac{1}{p-r}(S_{剩}^* - S_{剩})}{\frac{1}{n-2p-1} S_{剩}} \sim F(p-r, n-2p-1) \tag{12}$$

因此，在选定了显著性水平 α 后，计算 F_2，然后当 $F_2 > F_2(p-r, n-2p-1)$ 时否定 H_1，否则接受 H_1。

我们对草地、水纹、砖墙、瓦片层顶、马赛克墙面等进行了回归系数显著性检验。实验中，分别取 $p = 3, 5, 7$，样本数及行列数等同前。

纹 理	砖 墙	草 地	水 纹	马赛克墙面	瓦片屋顶
接受	25%	85%	70%	90%	80%
拒绝	75%	15%	30%	10%	20%

(1) $p=5$, $r=3$ 时的显著性检验,显著性水平取 0.01

(2) $p=7$, $r=5$ 时,全部接受假设 H_1

实验表明,对上述纹理,$p=5$ 已是足够了,除砖墙外 $p=3$ 也已经是比较合适的了。用 $p=5$ 和 $p=3$ 抽取的自回归系数对上述纹理进行分类试验,每类取 30 个样本,其中 15 个作训练样本,15 个作检验样本。结果都只有一个样本分错,正确率达 98.6%。

三、自相关纹理特征抽取

上一节,我们通过理论和实验证实了自回归模型用于纹理分类是有效的。尽管我们可以通过回归系数的显著性检验尽量减少回归方程的阶数,但对于一些粗纹理我们不得不采用较多的系数,运算量是相当可观的。

为了加快分类速度,我们尝试用自相关系数代替自回归系数。这是因为:

(1) 自回归系数本身就有相关的含义。在一阶回归情况下,回归系数就等于自相关系数。证明如下:

$$\hat{x}_t = a_1 x_{t-1} \quad t = 2, 3, \cdots, n$$

$$Q = \sum_{t=2}^{n} (x_t - \hat{x}_t)^2 = \sum_{t=2}^{n} (x_t - a_1 x_{t-1})^2$$

对 a_1 求导,并令其等于零

$$\frac{dQ}{da_1} = -2 \sum_{t=2}^{n} (x_t - a_1 x_{t-1}) x_{t-1} = 0$$

解得

$$a_1 = \frac{\sum\limits_{t=2}^{n} x_t x_{t-1}}{\sum\limits_{t=2}^{n} x_{t-1}^2}$$

等式的右边就是自相关系数。

(2) 自回归系数的最小 2 乘解是通过协方差矩阵解得的。当取样数 n 充分大时,协方差矩阵就是自相关矩阵。所以自相关系数包含了回归系数的大部分信息。

我们定义 p 个自相关系数

$$a_i = \frac{n}{(n-i)s} \sum_{t=i+1}^{n} x_t x_{t-i} \quad (i = 1, 2, \cdots, p) \tag{13}$$

式中

$$s = \sum_{t=1}^{n} x_t^2$$

同前面的处理方法一样，这里的 $x_i = y_i - \bar{y}$，对 m 行计算 a_{ij}，然后再取平均

$$a_i = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^{m} a_{ij} \quad (i = 1, 2, \cdots, p) \tag{14}$$

对列施行同样的运算得 $b_i (i = 1, 2, \cdots, p)$。同自回归方法一样，这是一种纹理的两套特征。

用 Fisher 分类法对五类纹理进行分类。每类取 30 个 64 × 64 的样本，其中 15 个作为训练样本，15 个作检验样本。p 值取 5。结果只分错二个，错误率为 2.7%。分类时没有加灰度值。

实验表明，自相关系数作为自回归系数的一种近似用于纹理分类是有效的。它具有速度快、算法简单等特点。并且和自回归系数一样，也具有特征与灰度的线性变换无关的优点。

结　束　语

实践证明，用数学工具来探讨纹理模型的合理性是一项很有意义的工作。它可以减少盲目性，指导我们正确选择模型，以提高识别精度，减少计算量。

参　考　文　献

[1] R. M. Haralick, Statistical and Structural Approaches to Texture, Proc. IEEE, Vol. 67, pp. 784—804, May 1979.

[2] Larry S. Davis, Image Texture Analysis :Recent Developments, Proc. IEEE, 1982 Conference on Pattern Recognition and Image Processings, pp. 214—217.

[3] Peter De Souza, Texture Recognition via Autoregression, Pattern Recognition, Vol. 15, No. 6, pp. 471—475, 1982.

[4] 陈希孺、王松桂，近代实用回归分析，广西人民出版社，1984 年。

Texture Models and Texture Recognition

Yuan Jianxing　Wan Jiarou　Wang Chendao

(East China Normal University)

Abstract

Texture is one of the most important characteristics for the substance recognition both in visual perception and computer image analysis. Many texture models have been used. But whether the model is appropriate in mathematics has not been studied before. In this paper, a test of hypothesis which examines the autoregressive texture model in introduced. The test of hypothesis is also used in looking for a more appropriate autoregressive texture model.

In this paper, the autocorrelation method is also suggested to reduce the computational workload.