

# 一种基于马尔可夫随机场的影像纹理分类方法\*

黄桂兰 郑肇葆

(武汉测绘科技大学地学测量工程学院,武汉市珞喻路 39号, 430070)

**摘要** 针对纹理影像先估计出其马尔可夫随机场参数,后运用多元统计分析中模糊聚类分析的数学方法进行定量分类,从而为解决划分上的不确定性现象找出描述方法,获得客观的分类结果。

**关键词** 马尔可夫随机场;模糊聚类分析;影像纹理分类

**分类号** TP751. 1; TP753

不论是航空影像还是遥感影像,它们的纹理区域都反映出不同纹理基元的集聚。不同集聚的纹理对应着不同的统计特征参数<sup>[1]</sup>,也就是对应着不同的马尔可夫随机场(MRF)参数值如何根据求得的MRF参数进行影像纹理分类是本文研究的主要内容。本文提出了运用模糊聚类分析方法来对所计算得的纹理子样间MRF参数进行分类,能使分类更切合实际。

## 1 影像纹理特征值的获取

既然不同特征的纹理对应着一组MRF参数,那么我们所谓的获取纹理特征值,即为纹理影像MRF参数的估计。

对于具有 $r$ 个灰度级的影像,影像中任一像元 $(i, j)$ 的灰度与它近邻的约束关系可用相应的条件概率表示为<sup>[1, 2]</sup>:

$$P_{ij}(x_{ij} | T) = \frac{\exp(x_{ij} T)}{\sum_{x_{ij}=l_1}^r \exp(x_{ij} T)} \quad (1)$$

式中, $x_{ij}$ 表示像元 $(i, j)$ 的灰度值; $T$ 表示反映近邻集聚的纹理特征参数,它是由MRF决定的。当影像是一幅二值影像时,式(1)变为<sup>[1]</sup>:

$$P_{ij}(x_{ij} | T) = \frac{\exp(x_{ij} T)}{1 + \exp(T)} \quad (2)$$

对式(2)两边求自然对数,则

$$\ln(P_{ij}(x_{ij} | T)) = x_{ij} T - \ln(1 + \exp(T)) \quad (3)$$

式中左边为在条件 $T$ 下,出现灰度值 $x_{ij}$ 的条件概率,可从实际纹理影像中根据不同 $T$ 的统计而得。 $T$ 为MRF的参数,它是待定的未知数。

如果另一个像元 $(l, m)$ 的灰度值 $x_{lm} \neq x_{ij}$ ,但它与 $x_{ij}$ 具有相同的 $T$ ,则有:

$$\ln P_{lm}(x_{lm} | T) = x_{lm} T - \ln(1 + \exp(T)) \quad (4)$$

式(3)减去(4)得:

收稿日期: 1996-01-17. 黄桂兰,女,31岁,博士生,现从事影像纹理分类研究

\* 国家自然科学基金资助项目,编号 49471062

$$\ln P_{ij}(x_{ij} | T) - \ln P_{lm}(x_{lm} | T) = (x_{ij} - x_{lm})T \quad (5)$$

相应的误差方程式为:

$$v = (x_{ij} - x_{lm})T - \ln\left(\frac{P_{ij}(x_{ij} | T)}{P_{lm}(x_{lm} | T)}\right) \quad (6)$$

组成法方程式,即可求出参数  $T$

常见的二阶 MRF(图 1)其场参数  $T$  可表示为<sup>[1]</sup>:

$$T = a + b_{11}(t+u) + b_{12}(u+v) + b_{21}(v+z) + b_{22}(z+t)$$

$$+ b_{31}(t+v) + b_{32}(u+z) + b_{33}(t+z+u) + b_{34}(u+v+t) \quad (7)$$

如果同时解出式(7)中 9 个未知参数,在统计各种近邻集聚的频数时需占用大量的内存。可将 9 个参数分为两组,即

$$\left. \begin{array}{l} T_1 = a + b_{11}(t+u) + b_{12}(u+v) + b_{21}(v+z) + b_{22}(z+t) \\ T_2 = a + b_{31}(t+v) + b_{32}(u+z) + b_{33}(t+z+u) + b_{34}(u+v+t) \end{array} \right\} \quad (8)$$

用式(8)估计出的两组参数  $T_1$ ,  $T_2$  进行纹理分类与用一组参数  $T$  的效果是一样的。

由于  $T$  值已解求出,而影像灰度也知道,故当场参数  $T$  的个数大于等于待求参数  $a$ ,  $b_{ij}$  的个数时,就可组成法方程式,解得马尔可夫随机场参数的估值,所得的估值  $\hat{a}$ ,  $\hat{b}_j$  ( $i=1, 2, 3, j=1, 2, 3, 4$ ) 就是纹理影像的纹理特征值。

## 2 模糊聚类方法

### 2.1 马尔可夫随机场参数的预处理

因为参数  $a$  不反映纹理特征,故舍弃。由于  $b_{ij}$  值可正可负,为日后处理的方便,我们对  $b_{ij}$  作如下的预处理:

$$\dot{b}_j = b_j - \min\{b_j, i=1, 2, 3; j=1, 2, 3, 4\}$$

且令  $c_1 = \dot{b}_{11}, c_2 = \dot{b}_{12}, c_3 = \dot{b}_{21}, c_4 = \dot{b}_{22}, c_5 = \dot{b}_{31}, c_6 = \dot{b}_{32}, c_7 = \dot{b}_{33}, c_8 = \dot{b}_{34}$

### 2.2 计算衡量被分类对象间相似程度的值 $r_{ij}$

设给定模糊关系矩阵  $R = [r_{ij}]$ , 如果它满足  $r_{ii} = 1; r_{ji} = r_{ij}$ , 则称  $R = [r_{ij}]$  为模糊相似矩阵。常用的计算模糊相似系数  $r_{ij}$  的方法有:

a. 最大最小法:

$$r_{ij} = \sum_{k=1}^8 \min(c_i^k, c_j^k) / \sum_{k=1}^8 \max(c_i^k, c_j^k)$$

式中  $c_i^k$  为第  $i$  个纹理子样的 MRF 参数值;  $c_j^k$  为第  $j$  个纹理子样的 MRF 参数值。

b. 算术平均最小法:

$$r_{ij} = \sum_{k=1}^8 \min(c_i^k, c_j^k) / \sum_{k=1}^8 (c_i^k + c_j^k)$$

c. 几何平均最小法:

$$r_{ij} = \sum_{k=1}^8 \min(c_i^k, c_j^k) / \sum_{k=1}^8 [c_i^k \cdot c_j^k]^{1/2}$$

d. 指数相似系数法:

$$r_{ij} = \frac{1}{8} \sum_{k=1}^8 \exp\left(-\frac{4}{3} \cdot \frac{(c_i^k - c_j^k)^2}{S^2}\right)$$

$v$	$u$	$z$
$t$	$x$	$t$
$z'$	$u'$	$v'$

图 1

其中,  $S_k = \sum_{k=1}^8 (\bar{d}_k - \bar{c})^2 / (n-1) ]^{1/2}$ ,  $\bar{c} = \sum_{k=1}^8 \bar{d}_k / 8$

e. 相关系数法:

$$r_{ij} = \sum_{k=1}^8 |\bar{d}_k - \bar{c}| \cdot |\bar{d}_k - \bar{c}_j| / [\sum_{k=1}^8 (\bar{d}_k - \bar{c})^2 \cdot \sum_{k=1}^8 (\bar{d}_k - \bar{c}_j)^2]^{1/2}$$

其中,  $\bar{c} = \sum_{k=1}^8 \bar{d}_k / 8$ ,  $\bar{c}_j = \sum_{k=1}^8 \bar{d}_k / 8$

f. 夹角余弦法:

$$r_{ij} = \sum_{k=1}^8 \bar{d}_k \cdot \bar{d}_j / [\sum_{k=1}^8 (\bar{d}_k)^2 \cdot \sum_{k=1}^8 (\bar{d}_j)^2]^{1/2}$$

g. 绝对值距离:

$$r_{ij} = A \sum_{k=1}^8 |\bar{d}_k - \bar{d}_j|$$

其中,  $A$  为适当选取的正数, 满足  $0 < A \leq \min\{\sum_{k=1}^8 |\bar{d}_k - \bar{d}_j|\}$

h. 欧氏距离:

$$r_{ij} = B / [\sum_{k=1}^8 (\bar{d}_k - \bar{d}_j)^2]^{1/2}$$

其中,  $0 < B \leq \min\{\sum_{k=1}^8 (\bar{d}_k - \bar{d}_j)^2\}^{1/2}$

i. 兰氏距离:

$$r_{ij} = c \sum_{k=1}^8 (|\bar{d}_k - \bar{d}_j| / |\bar{d}_k + \bar{d}_j|)$$

其中,  $0 < c \leq \min\{|\bar{d}_k - \bar{d}_j| / |\bar{d}_k + \bar{d}_j|\}$

j. 数量积法:

$$r_{ij} = \begin{cases} 1, & i = j \\ \sum_{k=1}^8 \bar{d}_k \cdot \bar{d}_j / M, & i \neq j \end{cases}$$

其中,  $M$  满足  $M \geq \max\{\sum_{k=1}^8 \bar{d}_k \cdot \bar{d}_k\}$

k. 非参数法。令  $d_k = \bar{d}_k - \bar{c}$ ,  $d_j = \bar{d}_j - \bar{c}$ , 集合  $\{d_1, d_2, \dots, d_8, d_8\}$  中正数个数记为  $n^+$ , 其中的负数个数记为  $n^-$ , 则

$$r_{ij} = [1 + (n^+ - n^-) / (n^+ + n^-)] / 2$$

l. 绝对值指数法:

$$r_{ij} = \exp(-\sum_{k=1}^8 |\bar{d}_k - \bar{d}_j|)$$

m. 绝对值倒数法:

$$r_{ij} = \begin{cases} 1, & i = j \\ M / (\sum_{k=1}^8 |\bar{d}_k - \bar{d}_j|), & j \neq i \end{cases}$$

其中,  $M$  满足  $0 < M \leq \min(\sum_{k=1}^8 |\bar{d}_k - \bar{d}_j|)$

### n. 绝对值减法:

$$r_{ij} = \begin{cases} 1, & i = j \\ 1 - D \cdot \sum_{k=1}^8 |\alpha_i^k - \alpha_k^j|, & i \neq j \end{cases}$$

其中,  $D$  适当选取, 使得  $0 \leq r_{ij} \leq 1$

### 2.3 建立模糊关系矩阵 聚类

选用 § 2.2 中介绍的任一种计算  $r_{ij}$  的方法即可建立一种模糊关系矩阵  $R_k = [r_{ij}^k], k = 1, 2, \dots, 14$  进行聚类时, 可只取其中一种或某几种  $R$  阵进行讨论。

利用  $R$  阵进行聚类(分类)可采用下面 4 种方式: 1) 等价闭包法; 2) 直接聚类法; 3) 最大树法; 4) 编网法。常用的是直接聚类法, 其做法是: 对给定的  $\lambda$  水平集 ( $\lambda \in [0, 1]$ ), 若  $r_{ij} \geq \lambda$ , 则认为第  $i$  个纹理子样与第  $j$  个纹理子样属同类型纹理; 若  $r_{ij} < \lambda$ , 则认为第  $i$  个纹理子样与第  $j$  个纹理子样不属同类型纹理。如此进行下去, 就可将所有样本子样进行分类。

## 3 试验及分析

本文试验分两部分: 第一部分是获取纹理影像的纹理特征值, 即 MRF 参数的估计; 第二部分则是运用模糊聚类分析方法对纹理影像进行分类, 即计算各纹理影像 MRF 相似系数  $r_{ij}$  组成  $R$  阵, 进行聚类。

我们先选取 6 幅大小分别为 100 像元  $\times$  100 像元的纹理影像进行马尔可夫随机场参数估计, 因其明显不属复杂纹理影像, 因而仅用了 MRF 的  $T_1$  部分进行估计。所得 MRF 参数值如表 1 后选取 3 幅大小相同的纹理影像进行 MRF 参数估计, 估计出的  $T_1, T_2$  参数值列于表 2 表 3 则列出了同一幅标准纹理影像 9 块 100 像元  $\times$  100 像元子样 MRF 参数的估计结果。

表 1

$T_1$ 参数	$b_{11}$	$b_{12}$	$b_{21}$	$b_{22}$
1	0.453	0.264	-0.465	2.818
2	0.798	1.087	1.045	-0.222
3	-0.581	1.104	0.509	-0.328
4	1.406	-0.506	0.164	1.020
5	1.636	0.476	-0.608	-0.508
6	-0.100	0.430	1.240	0.010

表 2

$T_1$ 参数	$b_{11}$	$b_{12}$	$b_{21}$	$b_{22}$
$T_2$ 参数	$b_{31}$	$b_{32}$	$b_{33}$	$b_{34}$
7	0.088	1.058	0.557	-0.593
	0.285	0.001	0.045	0.299
8	0.403	1.708	0.101	0.759
	-0.014	0.614	0.769	-0.287
9	-0.656	1.310	0.168	0.813
	0.171	-0.003	0.777	-0.116

表 3

$T_1$ 参数	$b_{11}$	$b_{12}$	$b_{21}$	$b_{22}$
$T_2$ 参数	$b_{31}$	$b_{32}$	$b_{33}$	$b_{34}$
10	0.776	1.000	-0.500	0.464
	-0.096	0.273	0.498	0.104
11	0.938	1.000	-0.404	0.517
	-0.150	0.492	0.594	0.272
12	0.828	1.000	-0.281	0.260
	-0.085	0.290	-0.528	0.190
13	0.684	1.000	-0.379	0.418
	-0.122	0.464	0.560	0.102
14	0.795	1.000	-0.760	0.409
	-0.167	0.433	0.540	0.076
15	0.792	1.000	-0.601	0.586
	-0.200	0.370	0.582	0.072
16	0.785	1.000	-0.484	0.629
	-0.089	0.300	0.636	0.020
17	0.747	1.000	-0.191	0.272
	-0.109	0.376	0.472	0.137
18	0.590	1.000	-0.193	0.179
	-0.240	0.280	0.469	0.107

针对所得影像的 MRF 参数值, 我们计算相似系数  $r_{ij}$  组成  $R$  阵。无论是对表 1 表 2 还是

对表 3用 14种方法计算  $r_{ij}$ 时 ,我们都发现第 1 2 3 6 10种能较好地反映出影像纹理区别。限于篇幅 ,这里仅列出用第 1 2种计算  $r_{ij}$ 所得的  $R$ 阵如表 4~表 6

表 4中列出的是用表 1的 M RF参数计算而得的  $R_1$ ,  $R_2$ ;表 5中列出的是用表 2的各子样 MRF参数计算而得的  $R_1$ ,  $R_2$ 阵;表 6中列出的是用表 3的各子样 MRF参数计算而得的  $R_1$ ,  $R_2$ 矩阵。

从表 4表 5表 6中可以看出:

1)同种纹理影像子样间的  $r_{ij}$ 值一般均在 0.9左右 ,而不同纹理影像的子样间  $r_{ij}$ 均小于 0.9;当选  $\lambda=0.9$ 时 ,考虑到直接聚类法应增加传递性这一特点时 ,我们就可以将表中各纹理子样正确分类了 ,如表 6中子样 10至 18同为一类 ,这与事实正好吻合。

2)表 4和表 5中各个数值均小于 0.9,这说明表 1表 2中各参加计算的子样纹理是属不同类型的 ,这也与实际情况一致。

3)综观表 4表 5和表 6的情况 ,我们可以发现 ,模糊聚类分析用于马尔可夫随机场影像纹理分类是可行而有效的 ;一旦确定了  $\lambda$ 值也就相当于统一了分类标准。

表 4

$R_1$ 阵	1	2	3	4	5	6	$R_2$ 阵	1	2	3	4	5	6
1	1	0.301	0.181	0.414	0.295	0.290	1	1	0.463	0.306	0.586	0.455	0.450
2		1	0.605	0.381	0.433	0.644	2		1	0.754	0.552	0.605	0.783
3	对		1	0.183	0.226	0.525	3		对	1	0.309	0.369	0.689
4			1	0.387	0.306		4			1	0.558	0.469	
5	称			1	0.284		5		称		1	0.442	
6					1	6						1	

显然 ,本文中的方法

表 5

对于灰度级并不局限于 2 级 ,对于马尔可夫随机场的阶数也无特殊要求 ,具有普遍适用的特点。

$R_1$ 阵	7	8	9	$R_2$ 阵	7	8	9
7	1	0.531	0.567	7	1	0.693	0.724
8	对	1	0.739	8	对	1	0.850
9		称	1	9		称	1

表 6

$R_1$ 阵	10	11	12	13	14	15	16	17	18	$R_2$ 阵	10	11	12	13	14	15	16	17	18
10	1	0.910	0.931	0.940	0.928	0.938	0.950	0.922	0.892	10	1	0.953	0.964	0.969	0.963	0.968	0.974	0.959	0.943
11		1	0.905	0.932	0.900	0.915	0.907	0.889	0.844	11		1	0.950	0.965	0.947	0.956	0.951	0.941	0.915
12			1	0.920	0.889	0.887	0.902	0.955	0.920	12			1	0.959	0.941	0.940	0.949	0.977	0.958
13	对		1	0.930	0.921	0.916	0.932	0.898		13		对	1	0.964	0.959	0.956	0.965	0.946	
14				1	0.945	0.904	0.890	0.852	14				1	0.972	0.950	0.942	0.920		
15					1	0.950	0.887	0.858	15					1	0.974	0.940	0.924		
16		称				1	0.886	0.853	16				称		1	0.940	0.921		
17							1	0.942	17						1	0.970			
18								1	18								1		

## 参 考 文 献

- 1 郑肇葆 ,周月琴 .马尔可夫随机场的参数估计与影像纹理分类 .测绘学报 ,1995, 24(1): 45~ 51
- 2 Hu Runmei, Fahmy M M. Texture Segmentation Based on a Hierachical Markov Random Field Model. Signal Processing, 1992(26)

(下转第 241页 )

骨面II的整体经上述平移与旋转后,再与骨面I进行吻合度统计,从而完成两骨面不同起始位置情况下的动态吻合度测定。

测量结果表明,在两骨接触面范围内,两骨面间的最大“缝隙”为0.65mm,平均“缝隙”为0.23mm,如表1所示。

感谢:殷福忠、王昌勇同学在本研究课题中所做的工作。

## 参 考 文 献

- 1 冯文灏.关于发展我国高精度工业摄影测量的几个问题.测绘学报,1993,23(2): 120~125
- 2 冯文灏.提倡使用回光反射标志.测绘通报,1993(4)
- 3 南开大学编写组.空间解析几何引论.北京:高等教育出版社,1989.230~245
- 4 Karara H M. Handbook of Non-topographic Photogrammetry. ASP, 1989.
- 5 Brown D C. Application of Close-range Photogrammetry to Measurement of Structure in Orbit. GSI Technical Report No. 80-012.

## A Digital Close-range Photogrammetric System Used for Grain-Lacking Objects

Feng Wenhao Li Xin Mei Xueliang Hong Guangxiang

(School of Information Engineering, W TU SM, 39 Luoyu Road, Wuhan, China, 430070)

**Abstract** This paper presents a simple digital close-range photogrammetric system used for the determination of hand bone shape and the degree of coincidence between two bones.

**Key words** grain hand bone; degree of coincidence; digital close-range photogrammetry

(上接第236页)

- 3 黄桂兰,郑肇葆.模糊聚类分析用于基于分形的影像纹理分类.武汉测绘科技大学学报,1995,20(2): 112~117

## A Method of Image Texture Classification Based on Markov Random Field

Huang Guilan Zheng Zhaobao

(School of Geoscience and Surveying Engineering, W TU SM, 39 Luoyu Road, Wuhan, China, 430070)

**Abstract** This paper presents a texture classification method, which estimates MRF parameters before using fuzzy assemble analysis for quantitative classification. Fuzzy mathematics is used to describe uncertain case to obtain satisfactory classification results.

**Key words** Markov random field; fuzzy assemble analysis; image texture classification