

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^[1],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^[1,2]:

$$P_{ij}(x_{ij} | T) = \frac{\exp(x_{ij} T)}{\sum_{x_{ij}=I_1}^{I_r} \exp(x_{ij} T)} \quad (1)$$

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^[1]:

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

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:

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

相应的误差方程式为:

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

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^[1]:

$$T = a + b_{11}(t + t') + b_{12}(u + u') + b_{21}(v + v') + b_{22}(z + z') + b_{31}(t + v + u) + b_{32}(u + z + t') + b_{33}(t + z' + u') + b_{34}(u' + v' + t') \tag{7}$$

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

图 1

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

$$\left. \begin{aligned} T_1 &= a + b_{11}(t + t') + b_{12}(u + u') + b_{21}(v + v') + b_{22}(z + z') \\ T_2 &= a + b_{31}(t + v + u) + b_{32}(u + z + t') + b_{33}(t + z' + u') + b_{34}(u' + v' + t') \end{aligned} \right\} \tag{8}$$

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_j 作如下的预处理:

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

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

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 $r_{ii} = 1; r_{ij} = r_{ji}$,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:

$$r_{ij} = \sum_{k=1}^8 \min(\hat{c}_i^k, \hat{c}_j^k) \sum_{k=1}^8 \max(\hat{c}_i^k, \hat{c}_j^k)$$

式中 \hat{c}_i^k 为第 i 个纹理子样的 MRF 参数值; \hat{c}_j^k 为第 j 个纹理子样的 MRF 参数值。

b. 算术平均最小法:

$$r_{ij} = \sum_{k=1}^8 \min(\hat{c}_i^k, \hat{c}_j^k) \sum_{k=1}^8 (\hat{c}_i^k + \hat{c}_j^k)$$

c. 几何平均最小法:

$$r_{ij} = \sum_{k=1}^8 \min(\hat{c}_i^k, \hat{c}_j^k) \sum_{k=1}^8 [\hat{c}_i^k \cdot \hat{c}_j^k]^{1/2}$$

d. 指数相似系数法:

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

其中, $S = \left[\sum_{k=1}^8 (d^k - \bar{c})^2 / (n-1) \right]^{1/2}$, $\bar{c} = \sum_{k=1}^8 d^k / 8$

e. 相关系数法:

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

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

f. 夹角余弦法:

$$r_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^8 d^k \cdot c^k}{\left[\sum_{k=1}^8 (d^k)^2 \cdot \sum_{k=1}^8 (c^k)^2 \right]^{1/2}}$$

g. 绝对值距离:

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

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

h. 欧氏距离:

$$r_{ij} = B \left[\sum_{k=1}^8 (d^k - c^k)^2 \right]^{1/2}$$

其中, $0 < B \leq \min \left\{ \left[\sum_{k=1}^8 (d^k - c^k)^2 \right]^{1/2} \right\}$

i. 兰氏距离:

$$r_{ij} = c \sum_{k=1}^8 (|d^k - c^k| \wedge |d^k + c^k|)$$

其中, $0 < c \leq \min \left\{ \sum_{k=1}^8 (|d^k - c^k| \wedge |d^k + c^k|) \right\}$

j. 数量积法:

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

其中, M 满足 $M \geq \max \left\{ \sum_{k=1}^8 d^k \cdot c^k \right\}$

k. 非参数法. 令 $d_k^+ = d_k - \bar{c}$, $d_k^- = d_k - \bar{c}$, 集合 $\{d_1^+, d_1^-, \dots, d_8^+, d_8^-\}$ 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:

$$r_{ij} = \exp \left(- \sum_{k=1}^8 |d^k - c^k| \right)$$

m. 绝对值倒数法:

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

其中, M 满足 $0 < M \leq \min \left\{ \sum_{k=1}^8 |d^k - c^k| \right\}$

n. 绝对值减法:

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

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 λ 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 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

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

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 MRF 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 λ 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

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。

表 5

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
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 Hierarchical 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 Geo-science 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 quantative 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