

图像纹理基元分类的马尔柯夫随机场方法

郑肇葆¹ 潘 励¹ 郑 宏²

1 武汉大学遥感信息工程学院,湖北 武汉, 430079
2 武汉大学电子信息学院,湖北 武汉, 430079

摘 要:提出基于马尔柯夫随机场(MRF)的图像纹理基元分类新方法。利用 MRF 里中心像元特征值与邻近像元特征值之间的约束关系,反映图像纹理基元的特征以及不同的 MRF 参数。根据由同一类别的图像求得的 MRF 参数计算出的标准差最小这一性质来进行图像纹理的分类。通过不同实验方案的对比,以及与不同分类方法的比较,证实提出的图像纹理基元分类方法具有一定的优势。

关键词:图像纹理基元;马尔柯夫随机场;图像纹理分类
中图法分类号:P231 **文献标志码:**A

图像纹理分类是图像识别与自动解译的关键技术。近几年来提出的图像纹理分类的方法主要是基于纹理基元的图像纹理分类方法。其中有的方法采用纹理基元编码,通过纹理基元字典的学习,解决图像纹理分类问题^[1]。有的方法采用图像块与滤波器做卷积建立纹理基元字典,解决纹理分类问题^[2]。Manik 等提出纹理分类是否一定要用滤波器库的疑问,并提出是否可以使用马尔柯夫随机场(MRF)^[3]来进行图像纹理分类。因为影像的纹理是由不同类型和数量的基元按照一定的空间规则排列而成,每个像元即是纹理基元。不同基元的统计规律反映出不同的纹理特征,这种特征可以通过 MRF 的特征参数来描述,从而解决图像纹理分类问题^[4]。因此,可以认为 MRF 是个解决纹理分类的好办法。

基于此,本文设计了一种图像纹理基元分类的 MRF 方法,并通过与其他分类方法对比,证明了该方法的优越性。

1 图像纹理基元分类的马尔柯夫随机场方法原理

1.1 马尔柯夫随机场

本文采用一个 5×5 像元的窗口,如图 1 所示,其中 S 为中心像元,其余 24 个像元,即图中赋给≤5 的 24 个像元,就是中心像元 S 的五阶 MRF。类似地,图 1 中“≤4”的 20 个像元为中心

像元 S 的四阶 MRF,“≤3”的 12 个像元为中心像元 S 的三阶 MRF,“≤2”的 8 个像元为中心像元 S 的二阶 MRF,“L=1”的 4 个像元是中心像元 S 的一阶 MRF。

5	4	3	4	5
4	2	1	2	4
3	1	S	1	3
4	2	1	2	4
5	4	3	4	5

图 1 五阶 MRF
Fig.1 Five Order MRF

选用五阶 MRF 来研究中心像元 S 与邻近像元的关系,但是没有全部使用,而是选用 12 个近邻像元,如图 2 中 n、g、m、u、w₁、h、h₁、w、u₁、m₁、g₁、n₁ 所示。

n		g	m	
	u		w ₁	
h		s		h ₁
	w		u ₁	
m ₁		g ₁		n ₁

图 2 五阶 MRF 略图
Fig.2 Thumbnail of Five Order MRF

按照马尔柯夫随机场理论,中心像元 S 的特征值与 12 个近邻像元的特征值之间存在以下的

约束关系^[4]:

$$S = nb_1 + gb_2 + mb_3 + ub_4 + w_1b_5 +$$
$$hb_6 + h_1b_7 + wb_8 + u_1b_9 +$$
$$m_1b_{10} + g_1b_{11} + n_1b_{12} + v(S) \quad (1)$$

式中, $b_1 \sim b_{12}$ 为待定的 MRF 参数; S 为中心像元; $n, g, m, \cdots, g_1, n_1$ 为中心像元的 12 个邻近的特征值; $v(S)$ 为中心像元特征值噪声(即误差)。

1.2 图像纹理基元分类的 MRF 方法

根据 § 1.1 的中心像元 S 的特征值与 12 个近邻像元特征值的约束关系式(1), 将其写成误差方程式的形式:

$$-v(S) = nb_1 + gb_2 + mb_3 + ub_4 + w_1b_5 +$$
$$hb_6 + h_1b_7 + wb_8 + ub_9 + m_1b_{10} +$$
$$g_1b_{11} + n_1b_{12} - S \quad (2)$$

按最小二乘法原理, 由 $[vv] = \min$ (符号 $[\]$ 表示总和), 可求得式中 $b_1 \sim b_{12}$ 的 12 个参数。这样的参数能够反映出该幅图像的纹理特征, 不同类别的图像可以求得不同的特征参数组(由 12 个参数组成)。反之, 同一类别的不同图像求得的特征参数值相同或接近。根据最小二乘法求解原理, 将按最小二乘法求得的特征参数代入式(2), 求得的 $\sum v(S)^2$ 误差平方和最小, 即用误差平方和求得的标准差 $\sigma = \sqrt{v(S)^2/n}$ 为最小。相反地, 用其他类别的 12 个特征参数代入式(2)求得误差 $v(S)$, 计算出的标准差 σ 不是最小。因此将相同类别的标准差最小作为纹理分类的准则。

1.3 利用 MRF 参数进行图像纹理分类的主要步骤

1) 将每幅图像的像元特征值(灰度值或能量^[5]或分形维^[6]等)变换为标准化数据, 即 $[0, 1]$ 区间内的数据。这项工作借助每幅图像像元特征值除以该幅图像的像元的最大特征值实现的。

2) 以 5×5 像元大小窗口, 先行后列依次扫遍一幅图像, 相邻窗口之间仅有一个像元相同的边线重叠, 对于 100×100 像元大小的图像, 上述 5×5 像元窗口共有 289 个。每个窗口可以列出一个类似式(2)的误差方程式, 用矩阵形式表示为:

$$-v_1(S) = \mathbf{A}_1\mathbf{X} - l_1 \quad (3)$$

式中, $\mathbf{A}_1 = [n \ g \ m \ n \ w_1 \ h \ h_1 \ w \ u_1 \ m_1 \ g_1 \ n_1]$; $\mathbf{X} = [b_1 \ b_2 \ b_3 \ b_4 \ b_5 \ b_6 \ b_7 \ b_8 \ b_9 \ b_{10} \ b_{11} \ b_{12}]^T$; \mathbf{X} 为由 12 个 MRF 未知参数组成的列矩阵; \mathbf{A}_1 为由窗口中心像元 S 对应的 12 个近邻像元(如图 2 所示)的未知数组成的行矩阵; l_1 为窗口中心像元 S 的特征值。

3) 假定在一幅图像中有 n 个 5×5 像元窗

口, 则可建立 n 个误差方程式(3)。按最小二乘法原理, 即误差平方和最小原则, 由误差方程式可以建立法方程式:

$$\mathbf{A}_1^T\mathbf{A}_1\mathbf{X} = \mathbf{A}_1^T\mathbf{L} \quad (4)$$

由式(4), 得到一幅图像的 12 个 MRF 参数 \mathbf{X} :

$$\mathbf{X} = (\mathbf{A}_1^T\mathbf{A}_1)^{-1}\mathbf{A}_1^T\mathbf{L} \quad (5)$$

将 \mathbf{X} 代入误差方程式(3)中, 求得每个窗口中的误差 v_i 。利用所有误差 v_i 的平方

$\sum_{i=1}^n (v_i v_i)$ (以下用符号 $[v_i v_i]$ 表示), 计算该幅图像相应于求得 MRF 参数的标准差 σ :

$$\sigma = \sqrt{[v_i v_i]/n} \quad (6)$$

式中, n 为误差方程式的个数。

4) 由式(6)求得该幅图像的标准差 σ , 其数值最小, 即如果用另一幅不同类型图像的 12 个 MRF 参数计算上述图像的标准差 σ , 其数值就不是最小。因此应利用标准差 σ 最小原则来进行图像纹理基元的分类。

2 对图像纹理基元分类 MRF 方法的进一步分析

在图像纹理基元分类的 MRF 方法中, 以所求得分类图像的标准 σ 最小作为准则进行分类。标准差 σ 是由许多像元的特征值组成的误差方程式, 通过建立起来的法方程式求得 12 个 MRF 参数, 再由式(3)和式(6)求得我们需要的标准差 σ 。本文使用的原始数据, 无论是灰度值或能量值或分形维, 都存在误差。经过一系列计算求得的标准差 σ 肯定也会有误差。用含有误差的标准差 σ 作为分类依据时, 实际处理中就会出现以下情况。

已知居民地、水田、灌木三类地物图像的 MRF 参数(用 § 1 方法求得), 采用标准差最小原则, 对三幅图像进行识别, 得到一组数据列在表 1 中。

表 1 三幅图像的标准差 σ

Tab.1 The Standard Deviation of Three Images

	居民地/ 10^{-2}	水田/ 10^{-2}	灌木/ 10^{-2}
第一幅	6.652	6.680	7.602
第二幅	6.673	6.662	7.501
第三幅	7.128	6.553	7.929

表 1 中列出用居民地、水田、灌木三类地物图像的 MRF 参数计算出来的三幅待识别图像的标准差 σ , 第一行为第一幅待识别图像的标准差 σ , 第二、三行分别为另两幅图像的相应标准差 σ 。

按照标准差 σ 最小原则, 第一幅图像最小标准

差 $\sigma = 6.652 \times 10^{-2}$ 是由居民地的 MRF 参数计算出来的,该幅图像应为“居民地”。第二、三幅图像最小标准差分别为 $\sigma = 6.662 \times 10^{-2}$ 和 $\sigma = 6.553 \times 10^{-2}$,它们都是由水田的 MRF 参数计算出来的,第二、三幅图像应属于“水田”。实际上这三幅图像的属性是已知的,都是居民地。出现这种情况的原因可能有两个,一是使用的识别方法不能给出正确的识别;另一个原因是求得的标准差 σ 含有误差。

如何求得标准差 σ 的“误差”,这个问题至今还未解决,然而误差是存在的。经过多次试验,得到的数据是标准差 σ 含有 5% 的误差,即对于 $\sigma = 6.673 \times 10^{-2}$ 的误差为 $(6.673 \times 10^{-2}) \times 0.05 = 0.334 \times 10^{-2}$,那么该 σ 下限为 $6.673 \times 10^{-2} \sim 0.334 \times 10^{-2} = 6.339 \times 10^{-2}$ 。表 1 中第二幅图像(属于水田)的最小 $\sigma = 6.662 \times 10^{-2}$,大于计算出的 σ 下限值 6.339×10^{-2} 。因此,以第二幅图像属于“居民地”的 σ 下限值为标准,仍然应当归属于居民地。

现在看第三幅图像的情况是否也满足第二幅图像。以表 1 中第二幅图像相应于居民地的 $\sigma = 7.128 \times 10^{-2}$,相应的 5% 的误差为 0.356×10^{-2} ,那么相应的下限为 6.772×10^{-2} ,该下限值大于第三幅图像属于“水田”的 $\sigma = 6.553 \times 10^{-2}$,即考虑到下限值情况下,第三幅图像属于“水田”的 σ 仍然是最小,第三幅图像应归属于水田,即对第三幅图像没有给出正确的识别。

通过以上分析,对表 1 中三副图像的识别结果如下:第一,第二幅图像是居民地,第三幅图像是水田。在下一节实验中采用包含 5% 误差的原则进行图像分类试验。

3 实验与分析

实验中使用了居民地(21 幅)、水田(13 幅)、山地(20 幅)、河流(35 幅)以及灌木(52 幅)5 种不同类别的航空影像,像幅大小均为 100 像元 \times 100 像元。对上述每幅图像用本文提出的 MRF 方法求得各自的 MRF 参数,为了确定每个类别图像的样本数,采用以下措施。

1) 求得每一类别图像的 MRF 参数均值,如灌木有 52 幅 MRF 参数的均值。

2) 在每一类别中,对每幅图像中计算出每幅图像的 MRF 参数与该类别 MRF 参数均值之差 Δ_{ij} ,用这些差值计算出 MRF 参数的标准差 σ_{ij} ,在这里 i 为像幅的编号, j 为 12 个 MRF 参数的编号, $j = 1, 2, \dots, 12$ 。

(3) 计算 $|\Delta_{ij}| > 2\sigma_{ij}$ 的像幅,该像幅的 MRF 参数不参加求 MRF 参数均值计算。即 $\sigma_{ij} = \text{abs}(|\Delta_{ij}| - 2\sigma_{ij})$, $\sigma_{ij} > 0$ 的像幅不参加 MRF 参数均值计算。

按这个原则,在实验中每个类别计算 MRF 参数均值,使用的样本参数称之为第一方案,列在表 2 中。

表 2 5 类不同地物采用的样本数/幅

Tab.2 Five Kinds of Objects with Different Samples

	居民地	水田	山地	河流	灌木
第一方案	17	13	16	30	46
第二方案	11	7	11	18	26

将 5 种不同类别的图像中每个类别图像的一半作为样本,就是实验中采用样本数的第二方案,如表 2 中第二行数据所示。

3.1 使用两个样本方案图像分类的结果

在图像分类试验中,要得到好的分类结果,需选择合理的组合。本文试验结果得到以下 4 个组合,每个组合由 3 个不同的地物组成,即第一组合由居民地、水田、山地组成,用于水田和山地的分类;第二组合由居民地、山地、河流组成,用于居民地的分类;第三组合由河流、山地、灌木组成,用于河流的分类;第四个组合由居民地、水田、灌木组成,用于灌木的分类。分类的结果列在表 3 中。在表 3 中,分母表示该类别图像的总数,分子表示能正确识别该类图像数。

1) 在同一组合中,第一方案的分类结果优于第二方案,因为第一方案中每个类别样本数多于第二方案的样本数。这告诉我们在实际工作中,待分类的图像较多时,已识别图像可以纳入到相应类别的样本图像中,可以获得合理的分类结果。

表 3 两个不同样本方案分类的结果

Tab.3 Two Different Sample Classification Results

第一组合				第二组合		第三组合		第四组合	
第一方案		第二方案		第一方案	第二方案	第一方案	第二方案	第一方案	第二方案
水田	山地	水田	山地	居民地	居民地	河流	河流	灌木	灌木
13/13=1	20/20=1	13/13=1	19/20=0.95	18/21=0.86	18/21=0.86	35/35=1	33/35=0.94	52/52=1	52/52=1

2) 表 3 的 4 个组合表明,每个组合由 3 个不同类别的样本组成,每个组合并不能对组合中 3 类图像给予合理的分类,有的组合只能对组合中两类图像给出合理分类,如第一组合;而其余三个组合只能识别一类图像。这表明要得到合理的分类,需要选择合理的图像组合。

3.2 本文方法与其他分类方法的比较

本文提出图像纹理基元分类 MRF 方法与几种优化“Tuned”模板图像分类结果相比都有一定的优势。从表 4 最后一行数据可以看出,除了居民地之外,其余 4 种地物用本文方法均能做到全部正确分类。实验结果表明,基于 MRF 的图像纹理基元分类方法具有一定的优势和潜力。

表 4 图像纹理基元分类 MRF 方法与其他方法图像分类结果比较

Tab.4 Comparing the Results of Image Texture Element Classification Method MRF and Other Method

	居民地	水田	山地	河流	灌木
GA 能量模板 ^[5]	0.82	0.85	0.76		0.84
BN+ANT 模板 ^[7]	1.00	0.85	0.90		1.00
王后模板 ^[8]	1.00	0.77	0.95	0.94	0.89
本文 MRF 方法	0.86	1.00	1.00	1.00	1.00

4 结 语

本文提出了基于马尔柯夫随机场(MRF)的图像纹理基元分类新方法。利用 MRF 中心像元特征值与邻近像元特征值之间的约束关系,反映图像纹理基元的特征以及不同的 MRF 参数。由同一类别的图像求得 MRF 参数计算出的标准差最小,这一性质来进行图像纹理的分类。通过不同实验方案的对比,以及与不同分类方法的比较,证实提出的图像纹理基元分类方法具有一定的优势,是一种图像分类的好方法。

参 考 文 献

[1] Xie Jin, Zhang Lei, You Jane. Effective Texture

Classification by Texton Encoding Induced Statistical Features[J]. *Pattern Recognition*, 2015, 48: 447-457

[2] Yousra J, Muhammad M K. Image Textture Classification Using Texton [C]. The 7th International Conference on Emerging Technologies (ICET), Islamabad, Pakistan, 2011

[3] Manik V, Andrew Z. Texture Classification: Are Filter Banks Necessary? [C]. The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Madison, Wisconsin, 2003

[4] Zheng Zhaobao. Markov Random Field Method for Image Analysis[M]. Wuhan: Wuhan Survey Technology University Press, 2000(郑肇葆. 图像分析的马尔柯夫随机场方法[M]. 武汉: 武汉测绘科技大学出版社, 2000)

[5] Zheng Zhaobao, Zheng Hong. Genetic Algorithm For Producing Texture “Tuned” Masks[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2001, 14 (1): 119-122(郑肇葆, 郑宏. 产生纹理“Tuned”模板的遗传算法[J]. 模式识别与人工智能, 2001, 14 (1): 119-122)

[6] Zheng Zhaobao, Huang Guilan. Using Least Square Method for Texture Classification of Aerial Image and Analyzing Some Relative[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 1996, 25(2): 21-26(郑肇葆, 黄桂兰. 航空影像纹理分类的最小二乘法和问题分析[J]. 测绘学报, 1996, 25(2), 21-26)

[7] Zheng Zhaobao, Pan Li, Yu Xin. Bayesian Networks for Producing Texture “Tuned” Masks[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2006, 31(4): 304-307(郑肇葆, 潘励, 虞欣. 产生“Tuned”模板的 Bayesian Networks 方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2006, 31(4): 304-307)

[8] Zheng Zhaobao. Honey-bee Mating Optimization Algorithm for Producing Better “Tuned” Mask[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2009, 34(4): 387-390(郑肇葆. 产生最佳“Tuned”模板的蜜蜂交配算法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2009, 34(4): 387-390)

A Method of Image Texture Texton Classification with Markov Random Field

ZHENG Zhaobao¹ PAN Li¹ ZHENG Hong²

1 School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China
2 School of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: In this article a new method based on MRF to classify image texture texton has been put forward . The constraint relationship between the center pixel feature value and the neighbor pixels feature value in MRF can reflect the features of image texture texton as well as different MRF parameters. Standard deviation based on the MRF parameter of the same category is the smallest. So we can use this property to classify image texture. By comparing the different experimental scheme and different classification method, we can come to the conclusion that the method of image texture element classification proposed in this paper has certain advantages, and it is a good methold of image classification.

Key words: image texture texton; Markov random field;image texture classification

First author: ZHENG Zhaobao, professor, PhD supervisor, specializes in photogrammetry and remote sensing, image analysis and interpretation, and the application of evolutionary computation. E-mail: zhengzb@whu.edu.cn
Foundation support: The Major State Basic Research Development Program of China (973 Program), No.2012CB719905.

.....
(上接第 455 页)
edge preserving algorithm can remove noise of images. Meanwhile, it can also remove texture from images by using a local smoothing scale parameter. By adapting this filtering algorithm on the original image and the Gabor texture feature images, the spectral information and texture information are extracted separately. Then with edge detection algorithm, the spectral intensity gradient and texture gradient are obtained. Finally a gradient fusion strategy by morphological dilation and watershed transform are performed in succession. Experiments are carried out on three high resolution color remote sensing images. Compared with JSEG and multi-resolution segmentation methods, the proposed method has a higher boundary precision and can reduce the over segmentation and under segmentation effects.
Key words: remote sensing image segmentation; bilateral filtering; Gabor filter; gradient; watershed transform; morphological dilation

First author: ZHANG Jianting, PhD, specializes in the theories of remote sensing image analysis and system simulation technology. E-mail: changjianting@hotmail.com
Corresponding author: ZHANG Limin, PhD, professor. E-mail: iamzlm@163.com
Foundation support: The Taishan Scholar Special Foundation, No. ts201511020.