

方向无关遥感影像的纹理分类算法

张林, 虞红娅, 刘允才

(上海交通大学图像处理与模式识别研究所, 上海 200030)

摘要:首先根据遥感影像空间分辨率较低,局部区域内图像纹理变化不大的特点,对遥感影像进行合理的分块,使得各分块具有单一的主纹理特征;然后利用 Gabor 小波变换提取各图像块的纹理特征向量,并通过简单的循环移位算法,方便的形成方向无关的纹理特征向量;进而引入改进的棋盘距离来描述图像块间的相似度,最后使用无监督聚类算法对影像块进行分类,达到了很好的分类效果.

关键词:纹理分类;方向无关;Gabor 小波;循环移位;聚类分析

中图分类号:TP753 **文献标识码:**A

ROTATION INVARIANT TEXTURE CLASSIFICATION OF REMOTE SENSE IMAGE

ZHANG Lin, DU Hong-Ya, LIU Yun-Cai

(Institute of Image Processing and Pattern Recognition, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200030, China)

Abstract: The original image was properly divided into unoverlapped blocks according to the small change of texture in local areas of the remote senses image, each of which associated with a uniform texture. Then texture feature of each block was formed by calculating the mean and variance of Gabor filtered image. Rotation normalization was realized by circular shift of the feature elements to get the invariant texture feature vector. The classification of image blocks was also completed by using a simple unsupervised clustering algorithm. The experiments of the real images show that the method is effective.

Key words: texture classification; rotation invariant; Gabor wavelet; circular shift; cluster analysis

引言

图像纹理特征描述了图像邻域灰度空间分布特征,是遥感图像的重要特征,Gabor 小波由于其在时域和频域具有良好的局部化特性,被广泛应用^[1]到图像分析中,如在图像分割^[2]领域将 Gabor 滤波器组和神经网络相结合,起到了很好的图像分割效果.在人脸识别^[3]中使用了 Gabor 滤波器组对人脸图像滤波,实现人脸特征的跟踪匹配.在基于图像纹理内容的图像检索^[4]中使用 Gabor 小波变换提取参考图像与查询图像的纹理特征向量,比较纹理特征的相似度.但目前很少有论文对 Gabor 小波提取的纹理特征向量元素有进一步的分析,对纹理块分类也没有达到预期的效果.本文通过简单的循环移位算法实现了纹理图像块的方向无关性分类:首先根据遥感影像空间分辨率较低,对遥感影像进行分块,使

各分块具有单一的主纹理特征;然后利用 Gabor 小波变换提取各图像块的纹理特征向量,并讨论形成各分块方向无关的纹理特征向量的方法;引入改进棋盘距离作为图像块的相似度衡量标准,进而使用无监督聚类分析算法对特征向量进行聚类分析,实现影像块的有效纹理分类,取得了很好的分类效果.

1 图像块纹理特征

本文根据遥感影像局部区域变换不大的特点,对遥感影像进行简单合理的分块,使每块都大致具有单一的主纹理特征.分类后要对各纹理块按类别进行扩充和组合,以满足配准适配区选择的要求.我们正在研究如何加入二叉树分析算法以使纹理块的分类更加合理.我们将讨论如何将本文中的算法应用于一般的图像纹理分类中,即先分割,再分类.

1.1 Gabor 滤波器

收稿日期:2003-05-09,修回日期:2004-02-15

基金项目:上海市科委重大项目(02DZ15001)

作者简介:张林(1976-),男,江苏徐州人,上海交通大学图像处理和模式识别研究所,硕士,主要从事图像处理,计算机视觉研究.

Received date: 2003-05-09, revised date: 2004-02-15

Gabor 小波^[3]可看作是对高斯函数的复正弦调制,将其高斯函数各向同性的特点扩展为各向异性,即使其具有方向性. Gabor 小波可按如下公式定义:

$$\psi_{\mu,\nu} = \frac{\|K_{\mu,\nu}\|^2}{\Omega^2} e^{(-\|K_{\mu,\nu}\|^2 \|z\|^2 / 2\Omega^2)} (e^{iK_{\mu,\nu}z} - e^{-iK_{\mu,\nu}z}) \quad (1)$$

其中: μ, ν 定义了 Gabor 小波核的方向和幅值, $z = (x, y)$.

小波向量 $K_{\mu,\nu}$ 定义为: $K_{\mu,\nu} = K_\nu e^{i\phi_\mu}$ ($K_\nu = K \max/f, \phi_\mu = \pi\mu/N$), $K \max$ 为最大频率, f 为频率域中小波核间的频率间隔.

1.2 纹理特征向量

在设计了 Gabor 滤波器族之后,我们就使用其对影像块进行滤波处理,方法如下:设 $W_{\mu,\nu}$ 为在方向 μ 与尺度 ν 下的 Gabor 滤波后的图像, $I(x, y)$ 为原图像则有:

$$W_{\mu,\nu} = \iint I(x', y') \psi_{\mu,\nu}^*(x - x', y - y') dx' dy' \quad (2)$$

设 $M_{\mu,\nu}$ 和 $\sigma_{\mu,\nu}$ 分别表示在方向 μ 和尺度 ν 上图像 Gabor 小波变换系数能量分布的平均值与方差值:

$$M_{\mu,\nu} = \iint |W_{\mu,\nu}(x, y)| dx dy \quad (3)$$

$$\sigma_{\mu,\nu} = \iint (|W_{\mu,\nu}(x, y)| - M_{\mu,\nu})^2 dx dy \quad (4)$$

将所有尺度和方向上的小波系数能量分布的平均值,方差值组合在一起,就构成了完整的描述图像块内纹理特征的特征矢量:

$$F_Vector = [M_{0,0}, \sigma_{0,0}, M_{0,1}, \sigma_{0,1}, \dots, M_{3,2}, \sigma_{3,2}] \quad (5)$$

在式(5)中: $M_{\mu,\nu}$ 表征了各尺度和方向上的纹理的频率和方向特征, $\sigma_{\mu,\nu}$ 则表征了纹理的复杂度,因此很好的描述了图像块的纹理特征.

1.3 Gabor 滤波器参数的设计

式(1)中 $e^{iK_{\mu,\nu}z}$ 为振荡函数,实部为余弦函数,虚部为正弦函数;

式(1)中 $e^{(-\|K_{\mu,\nu}\|^2 \|z\|^2 / 2\Omega^2)}$ 为高斯函数,相当于对振荡函数加窗限制了振荡函数的范围,使其只在局部范围内有效.

式(1)中小波向量 $K_{\mu,\nu}$ 定义为: $K_{\mu,\nu} = K_\nu e^{i\phi_\mu}$ 描述了滤波器对不同方向和尺度上的响应. 通过选取一系列的小波向量,就可以得到一族 Gabor 滤波器. Ω 为常量,与 $K_{\mu,\nu}$ 一起刻画 Gauss 窗的波长.

$$K_{\mu,\nu} = K_\nu e^{i\phi_\mu} = \begin{cases} K_\nu \cos \Phi_\mu \\ k_\nu \sin \Phi_\mu \end{cases}$$

因此选取不同下标 ν 可描述不同 Gauss 窗的波

长,控制采样的尺度(频率),选取不同的下标 μ 可以描述振荡函数不同的振荡方向,控制采样的方向. 需要保证在不同尺度和方向上的采样尽量均匀.

方向上看:只需对区间 $[0, \pi]$ 进行采样,因为此区间已描述所有的方向(根据振荡函数的性质可以通过简单的数学变换证明). 由于 $\phi_\mu = \pi\mu/N$ 变化是连续的,离散的均匀采样是合理的,由于遥感影像局部区域变化较小以及计算速度方面的考虑,选取 $\pi/4$ 为采样间隔,即选择 $\mu \in \{0, 1, 2, 3\}$, 4 个不同方向 ($N=4$) ($0, \pi/4, \pi * 2/4, \pi * 3/4$) 为采样方向.

尺度上看: k_ν 反映空间尺度上的采样. 尺度的大小决定于 Gauss 窗 $e^{(-\|K_{\mu,\nu}\|^2 \|z\|^2 / 2\Omega^2)}$ 的大小,其窗长正比于 $\frac{\Omega}{k_\nu}$, 二维上其采样面积正比于 $\frac{\Omega^2}{k_\nu^2}$, 根据遥感影像局部变化较小的特点,可设定 $\Omega = 2\pi$, 使每次采样的面积较大. 为了反映尺度上的合理采样,每次采样的面积成倍的方式递减比较合理,因此 $k_\nu \propto 2^{-\frac{\nu-2}{2}}$, 选取: $k_\nu = 2^{-\frac{\nu-2}{2}} \pi$, 对应于 $K \max = \pi/2, f = \sqrt{2}$.

由上分析本文选择 $\mu \in \{0, 1, 2, 3\}, \nu \in \{0, 1, 2\}, \Omega = 2\pi, K \max = \pi/2, f = \sqrt{2}$ 即在 3 个不同的尺度和 4 个不同的方向 ($N=4$) ($0, \pi/4, \pi * 2/4, \pi * 3/4$) 上,形成一组 Gabor 滤波器,对原图进行 Gabor 滤波,得到 $3 * 4$ 个滤波后的图像.

2 图像块的相似度

在本文中,首先根据图像块的纹理主方向形成方向无关的纹理特征向量,图像的相似度是根据改进的棋盘距离来描述的,距离越大,图像块间的相似度越小,越容易被分到不同的类别中.

设图像块 1, 2 经 Gabor 变换提取的特征向量分别为:

$$F_Vector1 = [M_{0,0}, \sigma_{0,0}, M_{0,1}, \sigma_{0,1}, \dots, M_{3,2}, \sigma_{3,2}]$$

$$F_Vector2 = [M_{0,0}, \sigma_{0,0}, M_{0,1}, \sigma_{0,1}, \dots, M_{3,2}, \sigma_{3,2}]$$

2.1 方向无关特征向量

本文中对经 Gabor 变换提取的特征向量中的元素采用循环移位算法形成了方向无关的特征向量. 具体的实现算法:

首先计算各方向上所有尺度下图像块 Gabor 滤波后图像的能量;其次选取能量最大方向为纹理特征向量的主方向;最后将对应于主方向上纹理特征向量元素提到前面,其余元素依次向后循环移位;

比如,设提取的原纹理特征向量为:

$$F_Vector = [M_{0,0}, \sigma_{0,0}, M_{0,1}, \sigma_{0,1}, \dots, M_{3,2}, \sigma_{3,2}]$$

若计算出的最大能量对应的方向为 $\pi/4$, 即此时图像块的纹理主方向为 $1(\mu=1)$, 则方向无关的纹理特征向量为:

$$F_Vector = [M_{1,0}, \sigma_{1,0}, M_{1,1}, \sigma_{1,1}, \dots, M_{3,2}, \sigma_{3,2}, M_{0,0}, \sigma_{0,0}, \dots, M_{0,2}, \sigma_{0,2}] \quad (6)$$

2.2 改进的棋盘距离

设两纹理图像块间的距离为 $D(1,2)$, 则文中使用的纹理块间距离可表示为:

$$D(1,2) = \sum_{\mu} \sum_{\nu} d_{\mu,\nu}(1,2) \quad (7)$$

其中: $d_{\mu,\nu} = \sqrt{(M_{\mu,\nu}^1 - M_{\mu,\nu}^2)^2 + (\sigma_{\mu,\nu}^1 - \sigma_{\mu,\nu}^2)^2}$
 $\mu \in \{0,1,2,3\}, \nu \in \{0,1,2\}$

图像块的特征向量为根据纹理主方向重排后的方向无关的特征向量。

2.3 方向无关性

如图 1 所示: (a) 图的纹理主方向为 $2(\frac{2 * \pi}{4})$,

(b) 图的主方向为 $3(\frac{3 * \pi}{4})$, (b) 图可以看作是 (a)

图的 90 度旋转, 相似度应很大, 即两者间的距离应是很小, 在分类时应将它们分为一类。而在没有考虑图像块的纹理主方向时计算的距离很大, 很容易将它们错分成两类。使用此种相似度是基于以下两个原因:

(1) 我们比较不同纹理块的相似度应将它们进行适当的旋转使得它们的主方向是一致的。

(2) 空域中图像的旋转和特征向量中元素的循环移位是一致的。

其中(1)是直观理解, 下面证明(2)中的假设:

设原图像 $I(x,y)$, 纹理的主方向为 $i * \pi/N$, 滤波器的总方向为 N , 在尺度 m 下的能量分布为:

$$(E_{m,0}, E_{m,1}, \dots, E_{m,i}, \dots, E_{m,N-1}) \quad (8)$$

设 $I'(x,y)$ 表示将原图像旋转使纹理主方向为 0 后的图像:

则其在尺度 m 下的能量分布为:

$$(E'_{m,-i}, E'_{m,1-i}, \dots, E'_{m,0}, \dots, E'_{m,N-1-i}) \quad (9)$$

而: $E'_{m,n} = E_{m,n+N}$

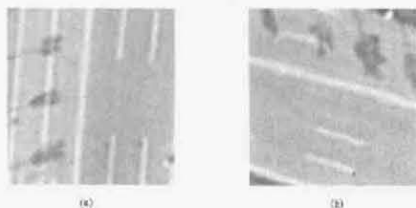


图 1 同一纹理, 不同主方向

Fig. 1 Same texture, different main direction.

则式(9)为:

$$(E'_{m,-i+N}, E'_{m,1-i+N}, \dots, E'_{m,0}, \dots, E'_{m,N-1-i}) \quad (10)$$

根据构造的滤波器的方向调整(10)中的元素位置可得:

$$(E'_{m,0}, E'_{m,1}, \dots, E'_{m,N-1-i}, \dots, E'_{m,N-i}, \dots, E'_{m,N-1}) \quad (11)$$

由于 $E_{m,n} = E'_{m,n-i}$ 则式(11)为:

$$(E_{m,i}, E_{m,i+1}, \dots, E_{m,N-1}, \dots, E_{m,0}, \dots, E_{m,i-1})$$

上式即为式(8)原特征向量根据图像的主方向进行循环移位的结果。

以上证明了空域中的图像旋转与特征向量中元素的循环移位是一致的, 即(2)中的假设。

3 无监督聚类算法

在形成了方向无关的图像块纹理特征向量, 引入相应的相似度衡量标准以后, 要对图像块进行聚类分析, 确定出各纹理图像块所属的类别。

由于事先不知道图像纹理块的类别数, 也没有相关的训练样本集获取先验知识, 因此应选用无监督的分类算法, 即聚类算法。目前聚类算法主要可分为两大类即系统聚类法和动态聚类法。

系统聚类法分类的弱点是: 若在某一步将样本分错了类, 则以后一直会错分下去, 而且分类的效果依赖于阈值门限的设定。动态聚类法分类虽然有很强的自适应能力, 但很多参数的设定是建立在经验的基础上, 要依赖于经验的积累。因此在本文使用了比较直观, 简便的聚类算法, 也取得了比较好的实验效果。具体的分类算法如下:

设原图像合理的分块数为 S 个, 对应于各分块的方向无关纹理特征向量为 F_1, F_2, \dots, F_S , 设聚类后的类别数为 K , 各聚类中心分别为 Z_1, Z_2, \dots, Z_K

(1) 任意的设定一个样本为第一个聚类的中心; 不妨设为 $F_1 = Z_1$;

(2) 确定与 F_1 最远的特征向量, 设为 $F_i = Z_2$;

(3) 逐步计算各特征向量与 Z_1, Z_2 的距离设为 $D_{i,1}, D_{i,2}$, 若存在 $\text{Max} \{ \min(D_{i,1}, D_{i,2}), i=1, 2, \dots, S \} > 1/2 D_{2,1,2}$, 则令 $F_i = Z_3$, 转第四步, 否则转最后一步;

(4) 计算 $D_{i,2}, D_{i,2}, D_{i,3}$, 若存在 $\text{Max} \{ \min(D_{i,2}, D_{i,2}, D_{i,3}), i=1, 2, \dots, S \} > 1/2 D_{2,1,2}$, 则令 $F_i = Z_4$, 转第五步, 否则转最后一步;

(5) 计算 $D_{i,1}, D_{i,2}, D_{i,3}, D_{i,4}$, 检查最小最大距离是否大于 $1/2 * D_{2,1,2}$, 若大于则转下一步, 否则转最后一步; ……………

最后一步: 计算出各类中心后, 将其它纹理图像

块按最近距离法分到最近的聚类中心中。

4 实验结果与分析

4.1 分类结果

图2中的图像为上海市一区域的航拍遥感图像,大小为 384×384 ,在显示中对图像进行了缩放。可以看出图像中有道路,草地,洼地等典型地物。实验首先简单的对原遥感图像进行等大小的 64×64 固定分块后,从左到右,从上到下依次标记为0,1,2, ..., 并标在每个图像块的上面,并用红色笔表示。

(a)图为对纹理特征向量使用改进的棋盘距离作为相似性标准的分类结果。(b)图为对方向无关纹理特征向量使用改进的棋盘距离作为相似性标准的分类结果。每个分类的结果用蓝色表示,且标示在每个图像块的下面。在本文中分类结果并不代表各类的具体类别,只能表示哪些纹理块是属于一类,从两幅图的比较中可以看出:

(1)图2的两种方法都大致将道路,草地,洼地等正确的分到了相同的类别中;

(2)原始图像块1、图像块7纹理特征相似,纹理主方向差别也很小,根据改进的棋盘距离进行分类时还不至于将两者错误的分在不同的类别中;

(3)原始图像块1与图像块24、30虽然具有相同的纹理特征,由于纹理的主方向有明显的不同,以改进的棋盘距离为相似性标准进行分类时,图像块1与图像块24、30间的距离很大,则被错误的分到了不同的类别中,并且影响了其他图像块的结果。找到各图像块的纹理主方向后,形成新的与方向无关的纹理特征向量,两者间的距离减小,相似度增大,在聚类分析时将两者正确的分在一类中。

4.2 分类算法的比较

目前遥感影像分类算法主要分为两个方向。一个方向是基于纹理特征库的统计分类学习算法,即

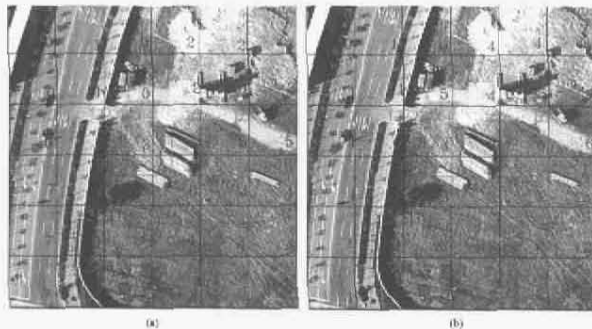


图2 分类结果图
Fig.2 Classification result

首先根据EM算法,MLC算法等方法对纹理进行聚类分析,形成一个决策树或者纹理库,然后对于待判断的遥感影像块依据分层学习树,或支撑向量机等算法进行纹理学习。另一个方向则是对具体的遥感影像进行分割,确定出各分割部分的纹理类别。

本文纹理块分类主要是为了适配区域的选择,在分类后要对各纹理块评定,扩充和组合,不同于一般的遥感影像分类。我们正在研究如何加入四叉树分析算法以使纹理块的分块更加合理,下一步将讨论如何将本文中的算法应用于一般的遥感图像纹理分类中。因此本文中的纹理分类算法的优点在于论证了参数的选择以及引进了方向无关的概念。缺点在于依赖于图像分块的合理性,与一般的纹理分类有一定的区别。

5 总结

本文首先将遥感影像进行合理的分块,使每一图像块具有单一主纹理特征,然后利用Gabor小波变换提取各图像块的纹理特征向量,并通过简单论证,方便地形成了方向无关的纹理特征向量,进而使用简单的无监督聚类算法对影像块进行分类,取得了很好的效果。为了进一步提高分类的准确性,我们正在改进本文中所提出的算法:加入四叉树分析算法以使纹理图像块的分块更加合理。另外根据各尺度,各方向上能量的不同给各向量元素施以不同的权重提高聚类分析的效果。这些算法上的改进都是进一步提高遥感影像纹理分类准确性的重要内容。

REFERENCES

- [1] XU Pei-Xia, SUN Gong-Xian. *Wavelet Analysis and Application Examples (Second Version)* [M]. Hefei: University of Science and Technology of China Press (徐佩霞, 孙功宪. *小波分析与应用实例*, (第二版). 合肥: 中国科学技术大学出版社), 2001, 10: 126—145.
- [2] Guo Li, Zhu Jun-Zhu, LU Da-Hu. Texture image segmentation based on Gabor multi-channel and HopField neural network. [J]. *Computer Engineering and Application* (郭立, 朱俊株, 陆大虎. 基于Gabor多通道滤波及HopField神经网络的纹理图像分割, *计算机工程与应用*), 2000, 6: 39—41.
- [3] LIU Cheng-Jun, Harry Wechsler. Gabor feature based classification using the enhanced fisher linear discriminant model for face recognition. [J]. *IEEE Trans. On Image Processing*, 2002, 1(4): 467—476.
- [4] Manjunath B S, Ma W Y. Texture feature for browsing and retrieval of image data. [J]. *IEEE Trans. On PAMI*, 1996, 18(8): 837—842.