

基于 Contourlet 变换和不变矩的纹理特征提取与分类

岳丽娟¹, 吴锡生²

(江南大学 物联网工程学院, 江苏 无锡 214122)

摘 要: 本文提出了一种基于 contourlet 变换和不变矩的特征提取方法. 它首先对图像进行 contourlet 变换用以多尺度多方向分析, 然后提取变换后各子带系数的统计特性和不变矩特征, 以构造特征矢量, 在此基础上, 根据不同子带特征分类能力的不同, 对各子带数据的离散程度进行加权处理, 为分类能力强的特征量赋予较大的权值, 得到新的特征向量, 最后利用 RBF 神经网络作为分类器进行分类. 实验结果证明了该方法的有效性和良好的分类能力.

关键词: contourlet 变换; 不变矩; 特征加权; RBF 神经网络; 提取分类

中图分类号: TP39

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)07-0124-04

Texture Feature Extraction and Classification on Contourlet Transform and Invariant Moments

YUE Li-juan¹, WU Xi-sheng²

(IOT Engineering School, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: This paper proposed a feature extraction method based on the contourlet transform and Invariant moments. First it should be transformed using contourlet transform for analysis with multi scale and multi directional, and then extract the statistical characteristics and moment invariant features of the subband coefficient, constructed as feature vector. The feature vector is weighted according to the degrees of classification, and the feature with higher classification ability has bigger weight, which are calculated to get some new feature vectors. At last, classify the extracted feature vectors by RBF Neural network which works as a classifier. The experimental results proved the effectiveness of the methods and the better classification ability.

Key words: contourlet transform; invariant moments; feature weighted; RBF neural network; extraction and classification

1 引言

纹理是图像中普遍存在而又较难描述的特征, 纹理分析在计算机视觉、图像处理等领域一直被广泛的应用. 随着空间域分析方法的发展, Gabor 滤波器、小波变换等为纹理分析提供了多分辨率分析的工具.

针对小波分析的不足, 目前提出的多尺度几何分析方法. Contourlet 变换是一种多尺度、多方向和多分辨率的几何图像表示方法, 该变换具有多方向

性和各异性, 它将多尺度分析和方向分析分开进行, 因此对于细小的有方向的轮廓和线段的表示有独有的优势. 文献[1-2]提出了基于 contourlet 变换的图像特征提取方法, 但对图像进行多尺度分析不具有平移不变性. 文献[3]提出了一种基于不变矩特征和神经网络的医学图像识别模型. 文献[4]提出了一种基于小波不变矩和小波神经网络的图像识别模型. 说明不变矩在图像识别领域能够较好的描述图像的特征, 但对图像细节的描述仍有不足. 文献[5]提出了一种利用 contourlet 变换提取纹理特征, Zernike

收稿日期: 2012-09-02; **修回日期:** 2012-10-25

基金项目: 国家自然科学基金(60973094)

矩提取形状特征的医学图像检索方法.但是此方法将变换和矩运算分开进行,又增加了算法的复杂度.本文提出了一种将变换和矩运算一起处理的基于 contourlet 变换与不变矩结合,并考虑系数加权的纹理特征提取方法,同时对提取到的特征矢量利用神经网络进行分类.实验证明了该方法的可行性和良好的分类能力.

2 Contourlet 变换与不变矩

2.1 Contourlet 变换^[6]

Contourlet 变换在离散域中,先由拉普拉斯变换对图像进行多尺度分解以捕获奇异点,接着由方向滤波器组将分布在同方向上的奇异点合成一个系数.最终结果以类似于线段的基结构来逼近原图像,它的基的支撑空间具有随尺度而长宽比变化的“长条形结构”,能以接近最优的方式描述图像的边缘和纹理.变换产生的多分辨率多方向空间系数如图 1 所示.

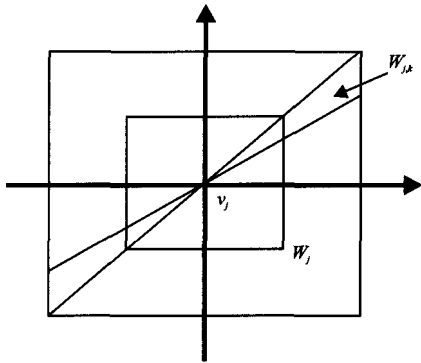


图 1 Contourlet 变换产生的多分辨率多方向空间系数

2.2 不变矩理论

Hu M. K. 在 1961 年利用代数不变矩理论构造出 7 个不变矩(简称 Hu 矩),将几何矩用于图像描述,给出了平移不变性、旋转不变性和比例不变性的七个不变矩表达式,为图像矩理论奠定了基石.不变矩的主要目的是描述事物的特征,而人眼识别图像的特征又往往表现为求和的形式,因此不变矩是对图像元素进行了积分操作.这种矩不依赖形状的位置、方向、以及比例大小,对噪声和量化误差不敏感,能有效地反映图像的本质特征.

Hu 不变矩的 7 个公式表示如下:

$$\varphi_1 = \mu_{20} + \mu_{02}$$

$$\varphi_2 = (\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4\mu_{11}^2$$

$$\varphi_3 = (\mu_{30} - 3\mu_{12})^2 + (3\mu_{21} - \mu_{03})^2$$

$$\varphi_4 = (\mu_{30} + \mu_{12})^2 + (\mu_{21} + \mu_{03})^2$$

$$\varphi_5 = (\mu_{30} - 3\mu_{12})(\mu_{30} + \mu_{12})[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - 3(\mu_{21} + \mu_{03})^2] + (3\mu_{21} - \mu_{03})(\mu_{21} + \mu_{03}) * [3(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2]$$

$$\varphi_6 = (\mu_{20} - \mu_{02})[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2] + 4\mu_{11}(\mu_{30} + \mu_{12})(\mu_{21} + \mu_{03})$$

$$\varphi_7 = (3\mu_{21} - \mu_{03})(\mu_{30} + \mu_{12})[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - 3(\mu_{21} + \mu_{03})^2] + (\mu_{30} - 3\mu_{12})(\mu_{21} + \mu_{03}) * [3(\mu_{30} - \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2]$$

3 基于 contourlet 变换和不变矩的特征提取

本文结合 contourlet 变换和不变矩,先将图像 contourlet 变换分解为几个不同的尺度方向,然后分别对各个方向子带的子带系数提取均值、标准差和不变矩三个特征参数,并进行加权,最后组成特征向量.

3.1 统计特征的提取

纹理图像具有丰富的边缘信息和明显的方向性,contourlet 分解后,在方向子带中会产生大量的分解系数.均值表示图像的平均灰度值,标准差能够反映偏离均值的程度.本文利用公式(1)和(2)计算每个方向子带分解系数的均值和标准差作为灰度特征.即:

$$\mu_k = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N w_k(i, j) \quad (1)$$

$$\sigma_k = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (w_k(i, j) - \mu_k)^2} \quad (2)$$

式中, M 、 N 分别表示分解子带图像的行列大小, $w_k(i, j)$ 表示每个方向子带系数, μ_k 、 σ_k 分别表示每个子带系数的均值和标准差.

3.2 基于 contourlet 系数的不变矩特征提取

由于变换后各方向的子带系数不能解决在实际采集过程中所产生的偏移,因此对变换后所得的各个分量利用不变矩的不变性进行不变矩特征的提取.

根据 Hu 不变矩理论,利用归一化中心矩导出 7 个不变矩 $\varphi_i (i=1, \dots, 7)$. 在不变矩的实际计算过程中,经分析,不同图像的不变矩数值分布范围非常大,为此本文对其取值范围进行调整,即对 7 个不变矩取对数进行修正,从而有:

$$x_i = |\lg \varphi_i|, \quad i = 1, 2, \dots, 7 \quad (3)$$

3.3 不变矩特征加权

对图像进行 Contourlet 变换获得的是图像的局部特征,不同的子带系数代表着不同的分类能力.图

像经过 3 层分解后得到 3 个尺度的信息, 每个尺度上有 8 个子带的分量系数。

由于变换后的各子带系数服从广义高斯分布 (GGD), 因此可直接利用各子带 GGD 模型的尺度参数来计算。本文采用文献[7] 提出的广义高斯模型计算尺度参数。即:

令 GGD 的概率密度函数为:

$$f(x, \alpha, \beta) = \frac{\beta}{2\alpha\Gamma(1/\beta)} e^{-(|x|/\alpha)^\beta} \quad (4)$$

式中 $\Gamma(\alpha) = \int_0^{+\infty} e^{-t} t^{\alpha-1} dt$ 为 Γ 函数, α 为尺度参数, β 为形状参数。

构造关于 β 的函数:

$$F(\beta) = \frac{m_1^2}{m_2} = \frac{\Gamma^2(2/\beta)}{\Gamma(1/\beta)\Gamma(3/\beta)} \quad (5)$$

α 的矩估计为:

$$\alpha = m_1 * \frac{\Gamma(1/\beta)}{\Gamma(2/\beta)} \quad (6)$$

$$\text{其中 } m_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|, m_2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|^2 \quad (7)$$

现令 R_m^n 代表图像 n 在尺度为 i 的第 m 个子带上的权值, 体现各尺度和方向上特征的分类能力。则各个尺度和方向子带特征的权值公式定义为:

$$R_m^n = K \times \frac{a_m^n}{\sum \sum a_m^n} \quad (8)$$

式中 a_m^n 为图像 n 在尺度为 i 的第 m 个子带上的尺度参数。

R_m^n 值大则表明该子带的数据离散度大, 分类能力强。反之则说明子带的数据离散度小, 分类能力弱。这样公式(8), 可根据分类能力的强弱, 自适应地选择分类权值。

利用公式(8) 所示的权值公式对各子带向量的不变矩 x_i 进行加权计算, 则加权后的不变矩公式修正为:

$$\varphi'_i = \sum_{i=0}^7 R_m^n x_i \quad (9)$$

3.4 特征矢量标准化

如果将特征提取后的特征矢量直接作为神经网络的输入进行训练, 则会影响神经网络的计算效率和收敛性。为此, 在输入前, 先对其进行矢量标准化处理。

将各个特征矢量标准化为:

$$f_a = [\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \dots, \sigma_n] \quad (10)$$

把矢量都高斯归一化到 $[0, 1]$ 范围, 则有:

$$\bar{f}_a = \frac{f_a - \mu_{f_a}}{\delta_{f_a}} \quad (11)$$

式中, μ_{f_a} 、 δ_{f_a} 分别是矢量 f_a 的均值和标准差。

将加权并矢量标准化后的均值、标准差、不变矩构成特征向量 $F = (u, \sigma, \varphi)$ 。

3.5 神经网络分类

本文采用前馈式神经网络——径向基函数神经网络(Radical Basis Function) 进行训练分类^[8]。输入神经元的个数等于特征向量的维数, 隐含层神经元的个数在实验中根据输出层最小误差确定, 输出神经元的个数等于实际要分类的数目。径向基函数采取如下的高斯函数形式:

$$\varphi_i = \exp\left(-\frac{\|x - u_i\|^2}{2\sigma_j^2}\right), \quad j = 1, 2, \dots, n, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (12)$$

其中 x 为输入向量, u_j 为第 j 个隐节点的中心向量, σ_j 是第 j 个隐节点的宽度。

输出节点的值计算如下:

$$z_k = \sum_{j=1}^n \varphi_j(x_i) w_{kj}, \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (13)$$

其中 w_{kj} 是第 j 个隐节点到第 i 个输出节点的连接权值。

3.6 Contourlet 变换和不变矩特征提取算法及分类的具体步骤

(1) 进行 contourlet 变换: 对待处理的图像, 在 contourlet 变换时, 采用‘9-7’金字塔和‘PKVA’方向滤波器组, 分为 3 尺度, 每个尺度的方向数均为 8, 得到 24 个方向子带。图 2 是 brodatz 纹理库中一幅图像的 contourlet 变换分解系数图。



图 2 brodatz 中图像 contourlet 变换分解系数图

(2) 特征选择: 对各方向子带的系数提取统计特征, 计算各子带的系数均值、标准差, 以及各子带的不变矩特征, 并对不变矩数据进行对数修正。

(3) 加权计算: 利用各子带图像系数类似于广义高斯分布函数的特性, 求得各子带图像的特征加权系数。对特征进行加权计算和矢量标准化。得到含有均值、标准差、不变矩三种特征参数的特征向量。

(4)分类:构造 RBF 神经网络,将特征向量的特征值作为分类依据对图像进行训练分类。

4 实验结果及分析

实验开发环境为 MATLAB7.0,操作系统为 windows XP. 选用 brodatz 纹理库的图像集,像素大小为 512×512 ,灰度级 256 的 9 幅图像代表 9 个类型,如图 3 所示. 自左而右、自上而下分别为 D2、D15、D26、D31、D40、D77、D82、D105、D110. 为进行实验分类比较,现对每幅图像随机选取像素大小为 90×90 的子图像各 30 幅,共 270 幅样本图像. 取其中 180 幅图像作训练样本,90 幅图像作测试样本. 分别计算每幅图像的特征值,并作为分类依据输入神经网络进行学习,然后进行分类测试。

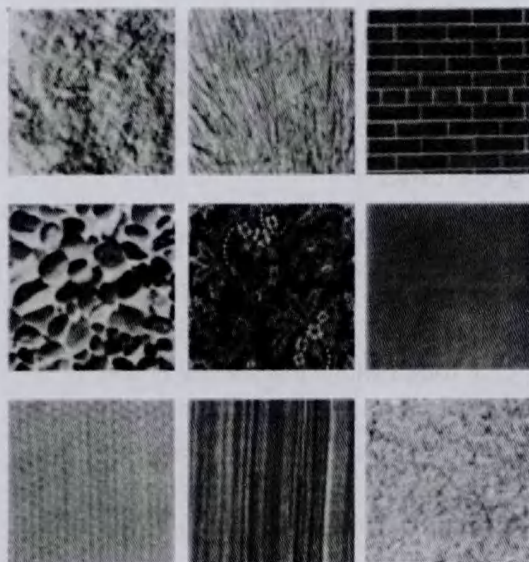


图3 从 brodatz 纹理库中选取的 9 幅图像

将本文方法与文献[3]中采用的图像不变矩特征提取方法、文献[6]中采用 contourlet 变换的均值方差特征提取方法以及文献[5]中采用 contourlet 变换和 zernike 矩结合的纹理形状特征提取方法进行对比. 分类质量通过平均正确分类率来衡量,平均正确分类率的定义如下。

$$\text{平均正确分类率} = \frac{\text{正确分类总数}}{\text{测试样本总数}} \times 100\% \quad (14)$$

测试样本最终每类图像的正确分类个数以及三种方法的正确分类率结果见表 1。

从表 1 中可以看出,相较于其他三种特征提取方法,本文提出的特征提取方法,正确分类个数有明显提高,平均正确分类率达到了 92.2%,明显高于前两种方法. 同时,针对变换后子带特征的分类能力进行加权处理,突出了分类能力强的子带特征在分类中的

作用,因而分类质量比文献[5]方法也有所提高。

表 1 各类图像正确分类个数及平均正确分类率

类别	文献[3]	文献[6]	文献[5]	本文方法
D2	9	8	9	9
D15	8	10	9	10
D26	10	10	10	10
D31	9	8	9	9
D40	9	9	10	9
D77	10	10	10	10
D82	8	7	8	8
D105	8	8	8	9
D110	9	9	9	9
正确分类率	88.9%	87.8%	91.1%	92.2%

表 2 表明了不同算法对样本图像进行特征提取所需时间. 从表 2 可以看出,本文算法所需时间大于前两种方法. 但与文献[5]方法相比,将 contourlet 变换和矩运算一起处理,特征提取时间明显缩短。

表 2 各算法特征提取所需时间

算法	文献[3]	文献[6]	文献[5]	本文方法
时间(min)	21	19	48	41

5 结束语

本文通过研究图像的特征提取与分类,提出了一种基于 contourlet 变换的不变矩特征加权方法. 该方法与现有方法相比的最大优势在于:结合了 contourlet 变换的多尺度性以及不变矩在平移、旋转、比例变化和对比度变化的条件下具有恒定性的特性. 实验证明了该方法的有效性和良好的分类能力. 今后的工作方向是继续改进该方法在提高分类质量的同时缩短分类时间。

参考文献:

- [1] 赵一凡,夏良正,潘泓. 基于轮廓波的纹理图像特征提取方法[J]. 信号处理, 2010(2): 161-165.
- [2] 刘明霞. 一种利用非下采样 Contourlet 变换的纹理检索方法[J]. 计算机应用, 2010(1): 94-97.
- [3] 范立南,徐心和. 基于不变矩特征和神经网络的图像模式模糊分类[J]. 东北大学学报, 2004(8): 214-217.
- [4] Xiaozhou H. Image recognition based on wavelet invariant moments and wavelet neural networks[C]// International Conference on Information Acquisition, Seogwipo: IEEE, 2007: 275-279.
- [5] 张启东,吴建华,高立群. 基于非下采样 Contourlet 变换和 Zernike 矩的医学图像检索[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(6): 1275-1280. (下转第 132 页)

概念之间的相似度值,提高了概念相似度计算的准确率. 下一步我们将在本体映射、语义信息检索等领域中应用该方法,进一步验证该方法的有效性.

参考文献:

- [1] 宋玲. 语义相似度计算及其应用研究[D]. 济南: 山东大学, 2009.
- [2] 李文清, 孙新, 张常有, 等. 一种本体概念的语义相似度计算方法[J]. 自动化学报, 2012, 38(2): 229-235.
- [3] Cross V. Fuzzy semantic distance measures between ontological concepts[J]. IEEE Annual Meeting of the Fuzzy Information, 2004(2): 635-640.
- [4] Roy Rada, Hamed Mili, Ellen Bicknell, et al. Development and application of a metric on semantic nets [J]. IEEE Transaction on Systems, Man, and Cyber-

netics, 1989; 19(1): 17-30.

- [5] 罗俊丽, 李慧娜, 路凯. 基于词义消歧的语义查询扩展研究[J]. 微电子学与计算机, 2012, 29(1): 71-75.
- [6] 曾诚, 韩光辉, 李兵, 等. 一种改进的基于路径的语义相似度计算算法[J]. 微电子学与计算机, 2011, 28(8): 129-135.

作者简介:

罗俊丽 女, (1986—), 硕士, 助教. 研究方向为语义信息处理、数据挖掘.

王亚 女, (1986—), 硕士, 助教. 研究方向为复杂信息处理、数据挖掘.

路凯 男, (1981—), 硕士, 助教. 研究方向为信息处理和信息安全.

(上接第 127 页)

- [6] Po DDY, Do M N. Directional multiscale modeling of images using the contourlet transform[J]. Image Processing, IEEE Transactions on, 2006, 15(6): 1610-1620.
- [7] 梅雪, 李久贤, 夏良正. 基于 Contourlet 变换的加权小波特征抽取算法[J]. 数据采集与处理, 2008(1): 23-26.
- [8] Sing J K. Self-adaptive RBF neural network-based segmentation of medical images of the brain[J]. Intelli-

gent Sensing and Information Processing, 2005: 447-452.

作者简介:

岳丽娟 女, (1988—), 硕士研究生. 研究方向为人工智能与模式识别.

吴锡生 男, (1959—) 博士, 教授, 硕士生导师. 研究方向为人工智能与模式识别、图像处理等.