

基于等高线的图像特征表达

戴芳^{1,2}, 郑南宁¹, 薛建儒¹

(1. 西安交通大学人工智能与机器人研究所, 710049, 西安; 2. 西安理工大学理学院, 710054, 西安)

摘要: 结合多尺度图像分解技术和等高线理论提出了一种图像特征表达方法. 该方法的独特之处在于将经验模态分解技术应用于图像的梯度模, 而不是直接应用于图像本身. 对梯度模图像进行经验模态分解, 获得表示图像不同尺度下变化信息的固有模态函数, 取携带丰富图像特征的前两个固有模态函数进行叠加, 对叠加后的固有模态函数求取等高线, 以实现图像特征的提取和表达. 实验结果表明, 这种图像特征表达方法, 不仅可以捕获图像中不同灰度变化属性信息, 而且可以获得图像的几何结构, 对图像的弱特征信息也有较好的表示能力.

关键词: 经验模态分解; 固有模态函数; 等高线; 图像特征; 特征表达

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0253-987X(2008)04-0385-04

Feature Representation of Natural Images Based on Contours

DAI Fang^{1,2}, ZHENG Nanning¹, XUE Jianru¹

(1. Institute of Artificial Intelligence and Robotics, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. School of Science, Xi'an University of Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: An approach of image feature representation that combines the multi-scale image decomposition technique and contour theory is proposed. Its advantage lies in the fact that the empirical mode decomposition technique is applied to the gradient magnitude of the image, not to the image directly. The gradient magnitude image is decomposed by the empirical mode decomposition technique to obtain a number of intrinsic mode functions that capture the gray level change information under different scale of the image. In order to represent the features of the image perfectly, the first two intrinsic mode functions are summed and the results are described by contours. The experiment results show that the proposed representation method for image features not only captures the gray level change information under different scale of image, but also catches the geometric structure information of image, and the weak features of an image can be expressed better.

Keywords: empirical mode decomposition; intrinsic mode function; contour; image feature; feature representation

图像特征表达是目标识别、图像理解和计算机视觉领域重要的研究课题. 特征表达的关键是对图像特征的提取. 图像特征提取的主要方法有离散 Fourier 变换、主分量分析、小波变换等. Fourier 变换是一种全局性变换, 得到的是图像的整体频谱, 无

法表述图像的时频局部特性^[1]. 小波变换具有良好的局部时频特性, 是图像分析的一种有力工具, 然而小波变换是非自适应的, 对图像信号的分析依赖于小波基函数的选择^[2]. 主分量分析从图像数据出发, 是自适应的, 但特征值分布不能产生特征时间或频

率尺度.选择具有良好局部时频特性、自适应的特征提取方法,是图像特征表达的关键.经验模态分解^[3](Empirical Mode Decomposition, EMD)是一种多尺度、自适应的非平稳信号分解技术,它可将图像分解为具有不同尺度信息的固有模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)分量,这些 IMF 分量对图像特征具有很好的捕获能力,适合于进行图像的特征提取和分析,如边缘提取^[4]、图像滤波^[5]、图像编码^[6]、图像分析^[7-8]等.鉴于 EMD 的良好特性,本文利用 EMD 技术提取图像的特征,利用等高线对所提取出的特征进行表达,取得了较好的结果.

1 经验模态分解和等高线

1.1 经验模态分解

经验模态分解本质上是一个筛的过程,每次筛出一个 IMF,该 IMF 满足两个条件:① 零交叉点数和极值点数相等或至多相差一个;② 在任一点,由局部极大值点确定的上包络和由局部极小值点确定的下包络的平均值为 0. EMD 具体实现步骤如下^[3]:

(1)求输入图像 I 的灰度值的所有极大值点和极小值点;

(2)求过所有极大值点的上包络 U 和过所有极小值点的下包络 L ;

(3)逐点计算上、下包络的平均值 $m=(U+L)/2$,得到 $h=I-m$;

(4)如果 h 不满足 IMF 的条件,将 h 作为新的输入图像,重复步骤(1)~步骤(3),直至 h 是 IMF. 此时,残差图像 $r=I-h$;

(5)将残差图像 r 作为新的输入图像 I ,重复上述步骤,即可获得下一个 IMF.

从上面的迭代过程可以看到,对给定的图像 I 施行 EMD,可以获得不同频率属性的 IMF. 这些 IMF 和参差图像一起可以完全重构原始图像,即

$$I = \sum_{i=1}^N f_i + r_{N+1}$$

式中: f_i 表示第 i 个 IMF,不同的 IMF 携带了图像不同尺度下的信息, f_1 表示图像的最高频信息,即图像的细节信息, f_2 表示图像的次高频信息; r_{N+1} 表示残差图像.通过对不同尺度下的 IMF 的分析,可以达到不同的图像分析目的,这正是图像分解的意义所在.

1.2 等高线

等高线是地理学中的一个名词,定义为:连接地

面上相同高度的各点,形成一条曲线或一个封闭的环形线,并使之垂直投影在基准海水面上,这条曲线或环形线就是等高线.利用等高线可以获得地形、地貌特征,以便对地形、地貌进行分析.同样,将等高线应用于图像,可以对图像特征进行表示.同时可以利用等高线分析图像的基元如顶点、凹窝、脊、沟壑等,通过对基元的恰当组合,实现图像的特征表示.

2 图像特征的等高线表示

实现图像的稀疏表示,关键是提取出图像的特征以及对这些特征进行有机的表示.图像中包含大量丰富的结构信息和纹理信息,而结构信息在图像的表示中起着举足轻重的作用.准确地提取出这些结构特征信息是实现图像表示的前提.图像的梯度模在一定程度上反映了图像中灰度的变化情况.然而,仅仅从图像的梯度模图像出发,不能很好地提取图像的结构信息,这是因为不同变化属性的梯度模交织在一起,对图像的特征提取带来了困难.为此,需要利用 EMD 将交织在一起的梯度模进行分解,具体步骤如下:

(1)对图像 I 求梯度,获得梯度模图像 G ;

(2)对 G 进行经验模态分解,得到第 1 个固有模态函数 f_1 和第 2 个固有模态函数 f_2 , f_1 捕获了大量的图像特征和几何结构信息, f_2 携带的图像特征信息虽不及 f_1 ,但这些信息对特征表示依然是不可缺少的;

(3)叠加固有模态函数 f_1 和 f_2 ,即可得到 $f_{12}=f_1+f_2$,叠加的目的是通过 f_2 对 f_1 中的弱特征信息进行增强,叠加后的 f_{12} 可以更好地捕获图像的特征;

(4)对 f_{12} 进行线性量化,量化后的结果为 h_{12} ;

(5)对 h_{12} 求取等高线,即可获得对图像的特征表示.

3 实验结果

图 1 是 Horseriding 图像的实验结果.从图 1 可以看到,对原图像直接求取等高线所得到的结果并不能很好地反映原图像的特征(见图 1b),主要表现在许多细节信息淹没了图像的主要特征,使得图像的特征表达不够清晰.对图像的梯度模求取等高线,丢掉了图像的大部分特征(见图 1c).对第一个固有模态函数和第 2 个固有模态函数的叠加图像 h_{12} 求取等高线(见图 1d),能够更好地表达原图像的特征,是一种新的图像特征表达方式.

图 2 是 Panda 图像特征表示的结果. 图 3 是 Pepper 图像特征表示的结果. 从图 2 和图 3 可以看到,对图像梯度模进行经验模态分解,利用获得的固有模态函数提取等高线,不仅可以对图像的强特征进行表示,而且对图像的弱特征也能很好地表示.

图 4 是 EMD 施于原图像和梯度模图像的结果

对比. 从实验结果可以看到,对梯度模图像施行 EMD 的结果优于对图像直接进行 EMD,再求梯度模的结果. 产生这种差异的原因在于,对图像直接施行 EMD,分解得到的是不同尺度的灰度信息,而对梯度模图像施行 EMD,分解得到的是不同尺度的灰度变化率的信息,因而更能反映图像的特征.

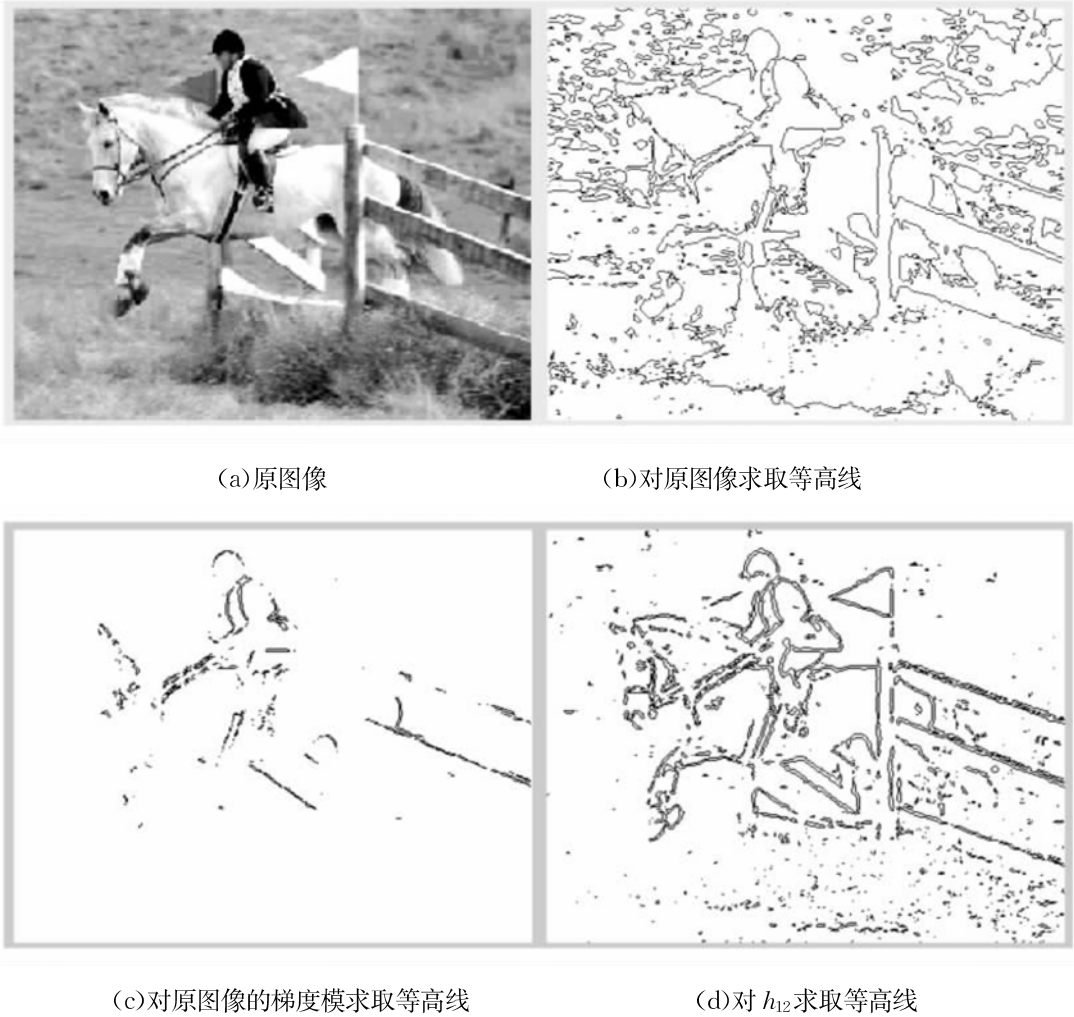


图 1 Horseriding 图像的实验结果

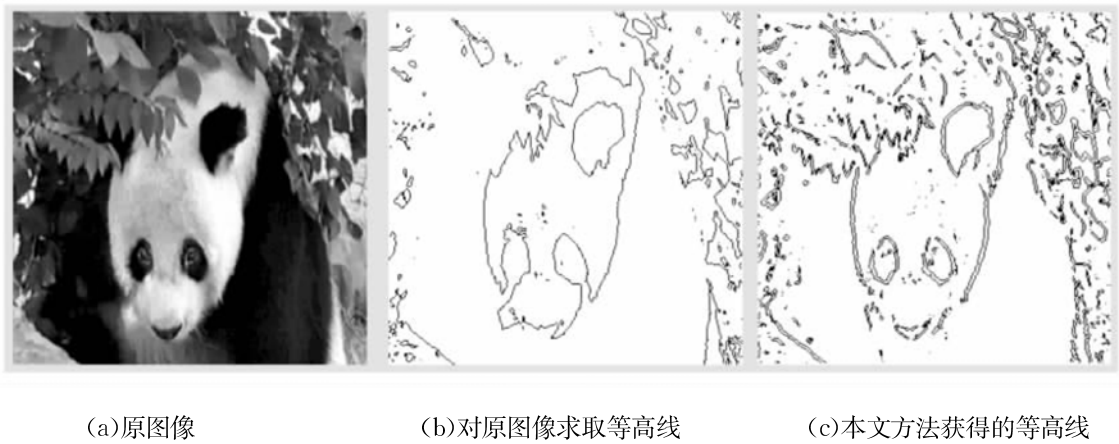


图 2 Panda 图像特征表示结果

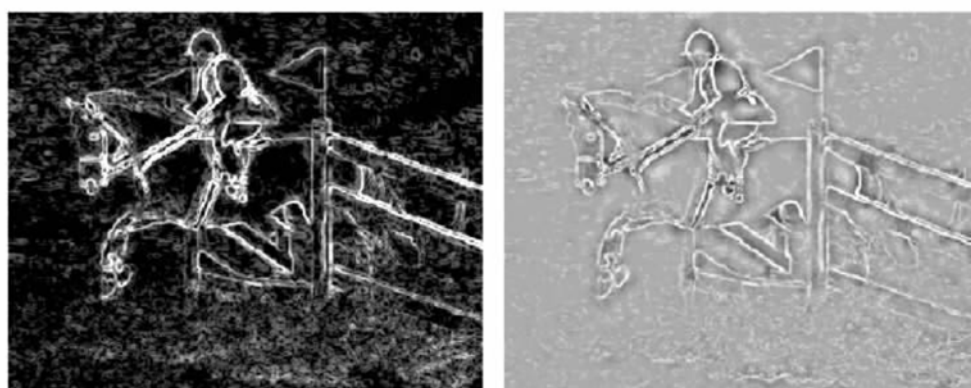


(a)原图像

(b)对原图像提取等高线

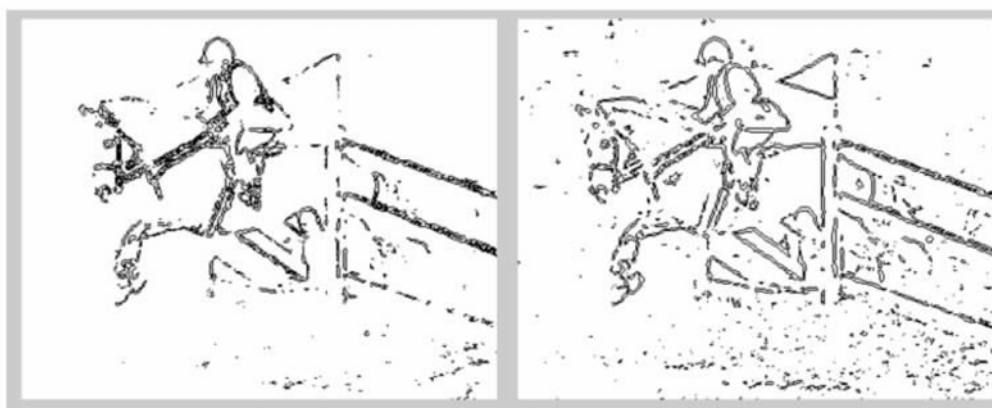
(c)本文方法获得的等高线

图3 Pepper图像特征表示结果



(a)对原图像施行 EMD,再求取梯度模

(b)对梯度模图像施行 EMD



(c)对图 4a 求取等高线

(d)对图 4b 求取等高线

图4 EMD施于原图像和梯度模图像的结果对比

4 结 论

本文对图像的梯度模进行经验模态分解,获得表示图像高频信息的第1个固有模态函数和表示图像次高频信息的第2个固有模态函数,通过对这2个固有模态函数的叠加提取等高线,实现了图像特征的表达.这种表达不仅抓住了图像的几何结构特

征,而且为基于特征的图像表示和编码、目标识别以及图像线条画提供了可能.

参考文献:

- [1] OPPENHEIM A, SCHAFER R. Discrete-time signal processing [M]. 2nd ed. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall, 1999.
- [2] ROBLES-KELLY A, GOECKE, R. A wavelet-based

- approach to image features stability assessment [C]// Proceedings of the 2006 Conference of Computer Vision and Pattern Recognition Workshop. New York, USA: IEEE Computer Society, 2006: 25-32.
- [3] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [C]// Proceedings of Royal Society: A. London, UK: The Royal Society, 1998: 903-995.
- [4] HAN Chunming, GUO Huadong, WANG Changlin, et al. A new multiscale edge detection technique [C]// IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Piscataway, USA: IEEE, 2002: 3402-3404.
- [5] HE Lulu, WANG Hongyuan. Spatial-variant image filtering based on bidimensional empirical mode decomposition [C]// 18th International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, USA: IEEE, 2006: 1196-1199.
- [6] LINDERHED A. Compression by image empirical mode decomposition [C]// IEEE International Conference on Image Processing, Piscataway, USA: IEEE, 2005: 553-556.
- [7] NUNES J C, BOUAOUNE Y, DELECHELLE E, et al. Image analysis by bidimensional empirical mode decomposition [J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(12): 1019-1026.
- [8] NUNES J C, GUYOT S, DELECHELLE E. Texture analysis based on local analysis of bidimensional empirical mode decomposition [J]. Machine Vision and Application, 2005, 16(3): 177-188.

(编辑 刘杨)