

# 基于图象方向性信息测度的图象象素分类

杨海军<sup>1)</sup> 梁德群<sup>2)</sup> 毕 胜<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(西安交通大学图象处理与识别研究所, 西安 710049)

<sup>2)</sup>(大连海事大学信息工程学院, 大连 116026)

**摘 要** 针对以往图象处理方法缺乏通用性的问题,提出了一种新的基于图象方向性信息测度的图象象素分类方法,即利用不同类型的图象象素的方向性信息测度,以及方向性信息测度随观察尺度变化时的改变不同,来将图象象素分成边缘点、平滑点和纹理点以用于图象分析.该方法不仅可以用于任意图象的前期分析,而且具有良好的抗噪能力.实验证明,该方法具有令人满意的效果.

**关键词** 图象分析 象素分类 方向信息测度

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2001)05-0429-05

## Pixel Classification Based on Orientation Information Measure of Image

YANG Hai-jun<sup>1)</sup>, LIANG De-qun<sup>2)</sup>, BI Sheng<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(Institute of Image Processing and Recognition, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049)

<sup>2)</sup>(College of Information Engineering, Dalian Maritime University, Dalian 116026)

**Abstract** Pixel classification is one basic issues of image processing. A novel method of pixel classification based on orientation information measure of image is presented. Firstly, the general characteristics of the pixels belonging to various pixel classes are discussed, and the radical principles of pixel classification are also given in this paper. Then, each pixel of a gray-value image is classified into the edge, the smooth, or the textured feature point, based on the orientation information measure of image, and variance of the orientation information measure when the scale of observation is changed. The method effectively integrates the multi-scaled observations of image and the information measure of image. Finally, the effectiveness of this method has been testified by some experiments in the end of this paper. The method can generally be used as a front-end of image processing and image analyses, has the better capability for denoise.

**Keywords** Image analyses, Pixel classification, Orientation information measure

## 0 引 言

以往的图象处理方法往往是针对特定目的,孤立地使用特定的方法,如边缘检测、提取纹理特征、图象增强以及图象分割等等,而且通常这些方法需要某些明显的或者隐含的先验知识,如阈值的确定、噪声的分布类型、整幅图象都是由纹理区域所组成等等.由于缺乏对图象整体的把握,且这些方法都只

是针对某些特定的约束条件或具体的应用而提出的,因此缺乏一般性.

然而,如今在进行图象处理之前,对图象进行整体分析,或者根据不同的性质对图象中象素进行分类的研究仍然很少.虽然 Karu 等人用一种粗略的测度来判断图象中是否有纹理存在<sup>[1]</sup>,但是并没有区分纹理点和边缘点;Ran 等人虽然已将图象分成边缘区、平滑区和纹理区,但是也并没有对每一个象素进行分类,而且对平滑区和纹理区的分类和人的

感知并不完全符合<sup>[2]</sup>。尽管 Chou 基于不同尺度下的边缘强度和模糊推理已将图象象素分成边缘点、平滑点和纹理点,但也由于边缘强度的计算易受到噪声的影响,因此其应用受到一定的限制<sup>[3]</sup>。

## 1 图象象素分类的准则

当前象素点究竟是平滑点,还是边缘点或者纹理点,通常是根据该点附近邻域的灰度变化情况进行判断,如果灰度变化比较平缓,则属于平滑区;如果灰度变化比较剧烈,则属于边缘区;如果灰度变化呈现某种规律性,则属于纹理区,然而这种判断准则有如下不足:(1)对纹理区没有明确的定义,事实上由于人们无法事先知道纹理区的灰度变化是什么规律,因此如何判断纹理区是象素分类的难点;(2)灰度变化的程度和观察者所处的观察尺度有关,即尺度越大,灰度变化的程度就越不明显,比如在边缘检测中,当滤波尺度较大时,对弱边缘的检测就比较困难,而比较弱的纹理或者纹理细节也会随着观察尺度的增大而逐渐消失,进而退化为平滑区;(3)噪声对象素分类的影响是巨大的,这不仅表现在对边缘检测的影响,而且表现在对噪声和纹理的区分上。

Caelli 和 Reye 指出,在本质上纹理和边缘是两类定义在不同尺度上的结构,由于一般纹理具有更高的分辨率(小尺度),故可以用不同尺度的滤波器将这两类结构区分开来<sup>[4]</sup>。不仅如此,由于灰度变化程度还和观察的尺度有关,因此象素分类的准则必须建立在尺度的概念上。总的来说,当观察尺度增大时,灰度变化的程度逐步衰减,但是对不同的区域,灰度变化的程度的衰减强弱并不一样,如对于平滑区来说,无论观察尺度大还是小,其灰度的变化都很缓慢,换句话说,平滑区灰度变化的程度和尺度变化的关系比较弱;对于边缘区来说,其灰度梯度虽然有衰减,但比较缓慢;而对于纹理区来说,则灰度梯度的衰减就比较强,当观察尺度比较大时,就会退化为平滑区,这我们的常识是一致的。根据不同区域灰度变化的程度随观察尺度变化的不同,象素分类的准则可以定义如下:

(1) 若无论观察尺度如何变化,邻域内灰度变化的程度都比较平缓,则当前点是平滑点;

(2) 若邻域内灰度变化的程度在小尺度观察时比较剧烈,而在大尺度观察时比较平缓,则当前点是纹理点;

(3) 若邻域内灰度变化的程度在小尺度观察时比较剧烈,而在大尺度观察时仍然比较剧烈,则当前点是边缘点;

(4) 象素的分类应该具有一定的鲁棒性,对噪声不敏感。

利用观察尺度和灰度变化程度之间的关系来对象素进行分类,最直接的方法就是用不同尺度的平滑滤波器来对图象进行滤波,得到一系列的平滑图象,然后对平滑图象求边缘强度,再通过分析边缘强度随尺度变化的情况来对象素进行分类,但是这种方法当滤波尺度比较大时,也会造成边缘偏移,因此在对不同尺度的边缘强度进行分析时,必须进行边缘跟踪,因而计算量较大,而且还涉及到滤波尺度的选择问题,于是,Chou 等人提出了一种新方法,该方法是将原图看成是精细(最小)尺度的图象,并首先用  $3 \times 3$  的窗口对原图象进行平滑,以得到中等尺度的图象,然后用  $3 \times 3$  的窗口再进行一次平滑以得到粗略(最大)尺度的图象,再用 Sobel 算子分别求这 3 幅图象边缘点处的灰度变化强度,然后再分析边缘点处灰度变化强度和尺度的关系<sup>[3]</sup>。由于 Sobel 算子本身对噪声较敏感,因此这种方法也对噪声较敏感。

## 2 基于方向性信息测度的象素分类

在图象处理中,通常用梯度强度来反映当前点的灰度变化程度,并据此来检测边缘,然而,仅仅用梯度强度还不能将边缘和噪声区分开来,但由于边缘具有方向性,而平滑点和噪声点却没有<sup>[5]</sup>,因此本文用方向性来表征灰度变化的程度,不仅可以将边缘点和平滑点区分开来,而且具有良好的抗噪性能,进一步,由于观察尺度的大小可以用考察当前点的邻域大小来表示,即邻域越大,表明考虑当前点周围的情况更多,其观察的范围也越大,换而言之,就是观察尺度越大,反之亦然,因此本文利用方向信息测度随邻域大小变化时的改变情况,来对图象象素分类,不存在边缘跟踪问题,同时具有良好的抗噪性能。

这里,首先给出一种方向信息测度的定义:

设当前象素点的坐标为  $(i, j)$ , 其邻域为  $R = \{(m, n) \mid |m - i| \leq L, |n - j| \leq L\}$ , 其中,  $L$  是邻域长度的一半;  $l_\theta$  是过中心点,且角度为  $\theta$  的一条直线,该直线将邻域  $R$  分成两半,即  $S_{\theta 1}$  和  $S_{\theta 2}$ , 则方向性图象信息测度  $M_{ij}$  的定义为

$$M_{ij} = d_{\theta \max} - d_{\theta \min}$$

其中

$$d_{\theta\max} = \max_{0^\circ \leq \theta \leq 180^\circ} (d_\theta), d_{\theta\min} = \min_{0^\circ \leq \theta < 180^\circ} (d_\theta)$$

$$d_\theta = |f_{S_{\theta 1}} - f_{S_{\theta 2}}|$$

$$f_{S_{\theta 1}} = \sum_{(i,j) \in S_{\theta 1}} x_{ij}, f_{S_{\theta 2}} = \sum_{(i,j) \in S_{\theta 2}} x_{ij}$$

式中,  $x_{ij}$  表示像素点  $(i, j)$  的灰度值。

若当前邻域内存在过中心点的边缘, 则由于边缘点具有方向性, 当  $l_\theta$  与边缘轨迹方向一致时,  $d_\theta$  取得极大值; 而当  $l_\theta$  与边缘轨迹方向垂直时,  $d_\theta$  取得极小值, 因此  $M_{ij}$  的值较大。不仅如此,  $M_{ij}$  值对于邻域的大小不敏感, 也就是说, 无论观察尺度大, 还是小,  $M_{ij}$  值都相对较大; 若当前邻域是平滑区, 由于无论  $l_\theta$  取什么方向,  $d_\theta$  值都比较接近, 因此  $M_{ij}$  值较小, 同理, 无论观察尺度大, 还是小,  $M_{ij}$  值都相对较小; 若当前邻域是纹理区, 则当观察尺度较小时, 由

于当前邻域还不足以反映灰度变化的规律性, 其纹理表现的更具有边缘性, 因此  $M_{ij}$  值较大, 当观察尺度较大时, 由于当前邻域能够包含更多的纹理结构, 即无论  $l_\theta$  取什么方向, 两边的纹理结构都相同, 其  $d_\theta$  的值都比较接近, 因此  $M_{ij}$  值较小; 可是对于噪声来说, 无论是在边缘区、平滑区, 还是纹理区, 由于噪声是随机的, 不具有方向性, 因此, 无论  $l_\theta$  取什么方向, 对  $M_{ij}$  值的影响都很小。由此可见, 图象中边缘点的方向性测度无论在观察尺度小和小时, 都较大; 平滑点的方向性信息测度无论在观察尺度小和小时都比较小; 而纹理点的方向性信息测度在观察尺度小时比较大, 表现出边缘性, 而在观察尺度大时比较小, 表现出平滑性; 并且这种方向性信息测度具有良好的抗噪性能。图 1 显示了不同邻域大小时, Lena 图的方向性信息测度。



(a) 原图



(b) 邻域大小为 5 时的方向性信息测度



(c) 邻域大小为 9 时的方向性信息测度

图 1 不同邻域大小的方向性信息测度

在得到不同邻域大小, 也就是得到不同观察尺度的方向性测度以后, 就可以根据本文前述的分类准则来对图象像素进行分类了, 采用的具体方法是: 将从原图得到观察尺度较小时(小邻域)的方向性信息测度  $M^S$  和观察尺度较大时(大邻域)的方向性信息测度  $M^L$  分别进行归一化; 然后得到它们的差值:

$$D_M = M^S - M^L$$

由于平滑点和边缘点处的方向性信息测度在观察尺度改变时, 变化比较缓慢, 因此,  $D_M$  值较小; 而纹理点的方向性信息测度在观察尺度从小变大时, 衰减的比较剧烈, 因此,  $D_M$  值较大。

通过大量的实验发现, 平滑点和边缘点的方向性信息测度差值  $D_M$  的分布可以近似为是高斯分布, 而纹理点则不具有这个特点; 平滑点的方向性信息测度  $M_{ij}$  的分布也可以近似为高斯分布, 而边缘点则不具有这个特点, 如图 2 所示。因此可以认为, 平

滑点、边缘点与纹理点的分界点处于  $D_M$  高斯峰结束的地方, 而平滑点和边缘点的分界点处于  $M_{ij}$  高斯峰结束的地方。关于高斯拟合的方法可以参考有关数学手册。

综上所述, 图象像素具体分类规则如下:

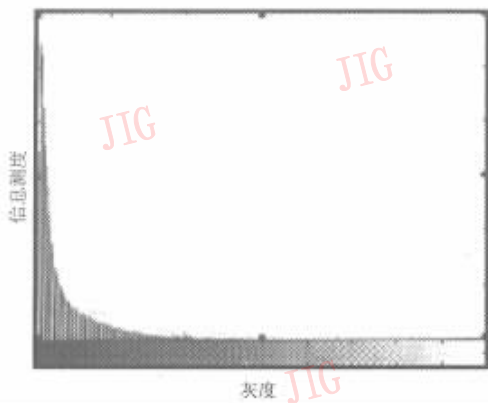
(1) 从原图得到  $M^S$ 、 $M^L$  和  $D_M$ ;

(2) 对  $D_M$  进行高斯拟合, 得到其期望  $\mu_D$  和方差  $\sigma_D$ , 同时对  $M^S$  也进行高斯拟合, 得到其期望  $\mu_M$  和方差  $\sigma_M$ ;

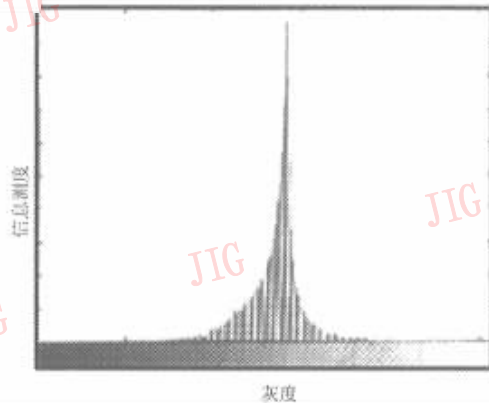
(3) 对于当前像素  $(i, j)$ , 若  $D_M(i, j) < \mu_D + \sigma_D$ , 且  $M^S(i, j) < \mu_M + \sigma_M$ , 则当前像素是平滑点;

(4) 对于当前像素  $(i, j)$ , 若  $D_M(i, j) < \mu_D + \sigma_D$ , 且  $M^S(i, j) \geq \mu_M + \sigma_M$ , 则当前像素是边缘点;

(5) 对于当前像素  $(i, j)$ , 若  $D_M(i, j) \geq \mu_D + \sigma_D$ , 则当前像素是纹理点。



(a) Lena 图邻域大小为 5 的方向信息测度的直方图



(b) Lena 图不同邻域大小方向信息测度之差  $D_M$  的直方图

图 2 直方图

### 3 实验

由于图象像素分类在图象处理中是一个比较新的课题,而从事这方面研究工作的人又少,因此目前还没有公认的客观评价标准.本文实验通过对本文方法和 chou 的方法进行了比较,并对不同类型和质量的图象所得到的实验结果进行主观评价.对比结果表明,在图象质量比较好时,两种方法的分类结果

类似,而当图象质量下降或者叠加噪声时,本文方法的分类结果则更符合主观判断,因而优于 chou 的方法.

图 3 是用本文方法对 Lena 图进行像素分类的结果;图 4 是用本文方法对叠加了  $N(0, 20)$  的高斯噪声的 Lena 图进行像素分类的结果;图 5 是用 chou 等人方法对加噪的 Lena 图进行像素分类的结果(被分类出的像素点为 1,其他像素点为 0).从分类的结果看,本文方法明显优于 chou 等人的方法.

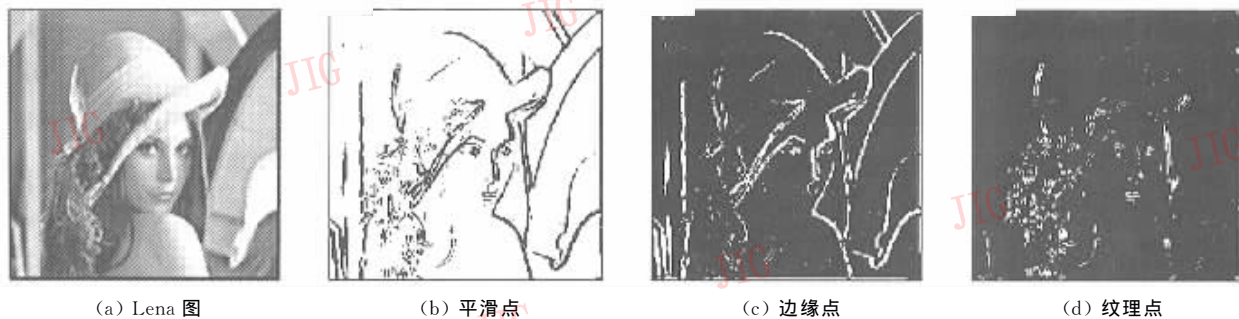


图 3 Lena 图的像素分类结果

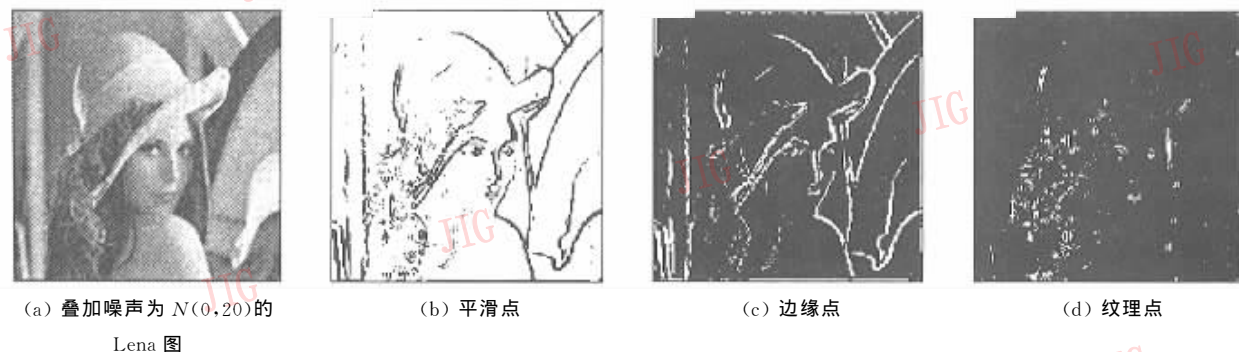
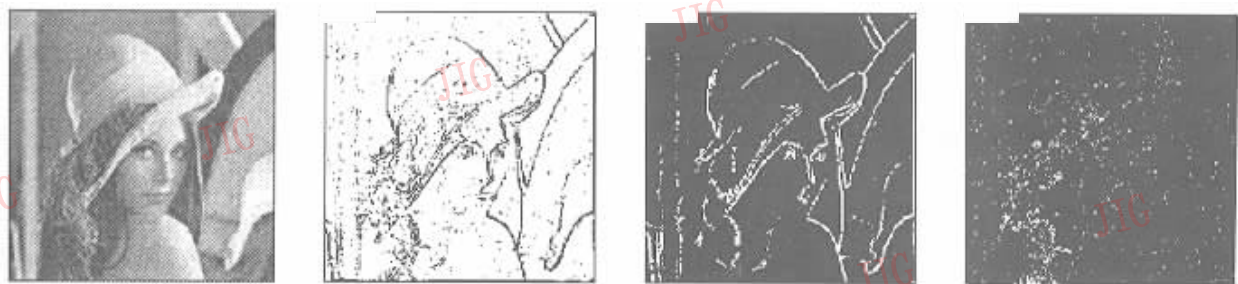


图 4 用本文方法对叠加噪声为  $N(0, 20)$  的 Lena 图的像素分类结果



(a) 叠加噪声为  $N(0,20)$  的  
Lena 图

(b) 平滑点

(c) 边缘点

(d) 纹理点

图 5 用 chou 方法对叠加噪声为  $N(0,20)$  的 Lena 图的象素分类结果

## 4 结 论

本文提出了一种新的基于图象邻域方向性测度的图象象素分类方法,该方法是利用边缘点、平滑点和纹理点的方向性信息测度不同,以及观察尺度变化时,它们的方向性信息测度的变化不同,来对图象象素进行分类.由于计算方向性信息测度时的邻域大小能反映观察尺度的大小,而且方向性测度本身具有良好的抗噪性能,因此本文方法克服了以往方法需要边缘跟踪和抗噪能力差的缺点,它不仅可用于一般图象的预处理,而且具有良好的抗噪性能.从上面的实验结果看,本文方法优于 chou 的方法<sup>[3]</sup>,而且不同质量的图象的分类结果均具有令人满意的效果,选取更有效的分类规则和提高分类的准确性是本文后续工作的重点.

## 参 考 文 献

- 1 Karu K, Jain A K, Bolle R M. Is there any texture in the image? Pattern Recognition, 1996, 29(8):1437~1446.
- 2 Ran X, Favardin N. A perceptually motivated three-component image model—Part I: description of the model. IEEE Trans. Image Processing, 1995, 4(3):430~447.
- 3 Chou W S. Classify image pixels into shaped, smooth and textured points. Pattern Recognition, 1999, 32(9):1697~1706.

- 4 Caelli T, Reye D. On the classification of image regions by color, texture and shape. Pattern Recognition, 1993, 26(3):461~470.
- 5 杨焯,梁德群. 基于方向信息的多尺度边缘检测方法. 西安电子科技大学学报, 1997, 24(4):524~530.

杨海军 1973 年生,西安交通大学通信与信息系统博士研究生.主要研究方向为图象检测、低级视觉和图象识别.

梁德群 1940 年生,教授、博士生导师,目前主要的研究兴趣是低级视觉、并行结构和图象检测,在图象检测方面取得了多项具有很高经济效益的成果.

毕 胜 1964 年生,1989 年获大连海事大学轮机自动化专业硕士学位,现为大连海事大学通信与信息系统博士研究生.主要研究方向为图象处理、模式识别和工业检测.