

基于离群点检测的图形图象噪声滤除算法

李存华^{1,2)} 孙志挥²⁾

¹⁾(淮海工学院计算机科学系,连云港 222005) ²⁾(东南大学计算机科学与工程系,南京 210018)

摘要 图形图象噪声过滤与修正,在媒体制作、图象分析与信息提取中起着十分重要的作用。虽然基于小波变换的算法能够对高斯噪声进行较好的滤除处理,但对于随机分布于图象中的各种非高斯噪声仍没有普遍适用的滤除方法。为了对这种随机分布于图象中的噪声进行有效的检测与滤除,采用对数字图象像素进行解析化描述的方法,从离群点检测的角度给出噪声的定义,并在此基础上构造了相应的图象噪声检测与滤除算法。实验结果表明,这一新方法对图象类型具有广泛的适应性和较好的噪声滤除效果,在大规模图形图象处理应用中具有实用价值。

关键词 计算机图象处理(520·6040) 图形图象 噪声滤除 离群点检测

中图法分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2003)09-1015-06

Image Denoising Via Outlier Pixel Detection

LI Cun-hua^{1,2)}, SUN Zhi-hui²⁾

¹⁾(Department of Computer Science, Huaihai Institute of Technology, Lianyungang 222005)

²⁾(Department of Computer Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210018)

Abstract Image denoising plays an important role in various image-related applications. While serials of wavelet-based denoising schemes fit well to images with Gaussian (white) noise, few of them can handle images with various non-Gaussian noises effectively. This paper deals with the problem from the data mining approach. It treats noisy pixels in an image as isolating outliers that are discernible in color attributes from their neighbor pixels. Inspired by the idea from outlier detection analysis, it first maps the pixels of the image into a metric space and then introduces a distance among the pixels. By making use of the density function on the pixel data set, it formulates an analytical definition of the noisy point. Further, the paper discusses the properties of the non-noisy points and constructs a denoising algorithm. Results of experiments and real world applications show that this novel approach is effective both to Gaussian and non-Gaussian noise. The method can be implemented for mass image denoising with satisfactory efficiency and denoising quality.

Keywords Computer image processing, Image and graphics, Denoising, Outlier detection

0 引言

由于受环境、设备或人为因素的影响,数字图象在其采集过程中,不可避免地会夹杂不同程度的噪声,而噪声的存在则会给进行准确的图象分析、分类和识别造成不可忽视的影响,因此,噪声滤除是众多数字图形图象分析处理应用的重要环节,它的任务就是通过检测并去除夹杂于正常图象像素之间的噪声干扰来有效提高影像质量,以便为进一步的图象

信息提取与分析扫除障碍。

图象噪声可以归结为高斯噪声和非高斯噪声两类,其中后者又被称为斑点噪声或椒盐噪声。对于高斯噪声,常用的滤噪算法大多是基于小波变换方法的,如小波收缩(Wavelet Shrinkage)算法,柔阈值(Soft Thresholding)方法和基于维纳滤波的极大极小MSE(Minmax Mean-square Error)方法^[1~4]等。由于小波变换具有使非平稳过程平稳化、非线性问题线性化和多分辨率、多尺度结构等诸多优点,因此基于小波变换的滤噪算法能够有效处理含有高斯噪

基金项目:国家自然科学基金项目(No. 79970092);江苏省教育厅自然科学基金资助项目(No. 02KJB520012)

收稿日期:2002-06-03;成回日期:2003-06-06

声的图象,然而,对于含有非高斯噪声的图象,基于小波变换的滤噪方法并不能取得理想的效果.对于非高斯噪声,常用的滤噪方法有自适应滤波、中值滤波和高阶统计分析方法等^[5].这些方法一般仍需要对噪声模型加以限定,如高斯噪声模型、Middleton模型、多变量模型及乘性噪声模型等.由于应用领域或对图象处理需求的不同,会导致对图象噪声定义和认识上的区别,因此尚没有一种滤噪方法能很好地对分布特性未知的各种随机噪声进行有效的处理,并适应于所有的应用环境.

本文利用离群点检测(Outlier Detection)方法来进行图形图象的噪声滤除.离群点检测是数据挖掘(Data Mining)技术的重要手段之一,它是通过对数据集元素的聚类模式分析来发现隐藏于数据元素之间的相互关系,以便对其加以分类处理.在数据挖掘过程中,由于离群点可以视为一种特殊的类,其成员是稀疏的,在某些属性上明显有别于周围的其他数据点,因此,对这些异常点的检测和分析可以成功地应用于信用卡恶意透支、网络非法入侵检测等重要领域^[6].目前,离群点检测方法主要运用于面向数据库的知识发现,但其具有的对异常数据进行检测与分析的能力已越来越受到研究者的重视.由于图形图象中的噪声点(特别是非高斯噪声)可以视为相对于周围正常像素区域的异常点,因此,离群点检测方法同样适应于影像数据的噪声分析与处理.本文采用基于密度的方法给出了图象噪声的解析定义,并构造了相应的滤噪与修正算法.实验和应用效果表明,该方法简便易行,并具有较好的滤噪效果.

1 基本概念

对于不同类型的平面图象,其上 (x, y) 点处的颜色属性 $c(x, y)$ 具有不同的取值特征.对于黑白二值图象, $c(x, y)$ 仅取值0或1;对于灰度图象,其灰度阶取值介于0到255之间;对于彩色图象,尽管其像素值仍对应于一个特定区间内的整数(如24bit真彩色图象的像素值介于0~16 777 215之间),但由于其编码并不是按色谱属性连续分布的(如像素值255为红色,而256则为黑色),为此,本文采用RGB调色制将其转化为三维数组 (c_r, c_g, c_b) 加以处理.

为方便讨论,可统一将灰度图和二值图象的颜色属性转化为三维向量 $(c_r, 0, 0)$,此时 c_r 的值表示像素点的灰度值(灰度图)或布尔值(二值图),进一步可对

像素点的坐标和颜色属性进行如下归一化处理:

$$\begin{cases} x = \tilde{x} / \max\{w-1, h-1\} \\ y = \tilde{y} / \max\{w-1, h-1\} \\ c_r(x, y) = c_r(x, y) / s \\ c_g(x, y) = c_g(x, y) / s \\ c_b(x, y) = c_b(x, y) / s \end{cases}$$

其中, \tilde{x}, \tilde{y} 为像素点的原始坐标, $(\tilde{c}_r, \tilde{c}_g, \tilde{c}_b)$ 为原始像素值, x, y 为归一化后的像素点坐标, s 为基色谱的宽度(如灰度图 $s=256$), c_r, c_g, c_b 为归一化后红、绿、蓝的像素值.

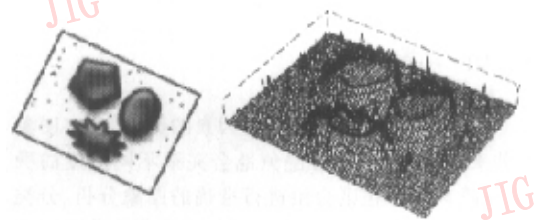
根据上述讨论,任一平面图象 G 均可以形式化地表示成包含于单位(超)立方体内的如下5维数据集:

$$G = \{(x, y, c_r(x, y), c_g(x, y), c_b(x, y))\}$$

在不致误解的情况下,以下将点 $p(x, y)$ 处的颜色属性简记为 c_p .

设图象 G 是记录实体的影像数据集 G_1 与噪声集 G_2 的和: $G = G_1 \cup G_2$,其中, G_2 中的噪声点随机分布在由整数格点构成的图象区域 $[0, w-1] \times [0, h-1]$ 上,其噪声点 p 处的颜色 c_p 是区别于图象 G 上相邻点取值的其他像素值,而噪声滤除的任务就是要对这些噪声值加以辨别和滤除.

将图象转化为多维数据集,以便使得其中的噪声可以被量化地加以描述.图1(a),(b)分别为一幅包含几何形体和噪声的灰度图及其三维化后所得的空间网格图形.其中图1(b)中每一点的网格高度对应于图1(a)中相应点处的灰度值.由图1可见,由于图1(a)中的分散的噪声点像素值明显区别于周围的其他点,因此它们在图1(b)的三维空间中反映为局部显著不光滑的凹凸.



(a) 原始灰度图象

(b) 三维化后的网格

图1 几何图形灰度图象及其噪声点像素值的三维表示

以下基于数据挖掘的思想,采用聚类方法来考虑图象噪声滤除问题.

2 图象噪声的定义

以显式定义的图象数据集 G 上的距离是量化地研究图象噪声的基础. 在此定义 G 中任意两点 p, q 的距离通常为欧氏距离 $d(p, q)$.

定义 1 $\forall p \in G$, 数据点 p 在 $q \in G$ 点的影响函数 $f_p: G_1 \rightarrow R^+$ 定义为

$$f_p(q) = f_{r_p, y_p, c_p}(x_q, y_q, c_q) = \begin{cases} 1 & d(p, q) \leq \sigma \\ 0 & d(p, q) > \sigma \end{cases}$$

其中, $d(p, q)$ 为多维空间中 (x_q, y_q, c_q) 点到数据点 (x_p, y_p, c_p) 的距离, σ 为预先给定的正值.

利用如上定义的影响函数, 就可以在数据集 G 上定义如下密度函数:

定义 2 给定数据集 $G, \forall p \in G$ 处的密度函数值定义为: $F(p) = \sum_{i=1}^N f_p(p)$, 其中 $N=w \times h$ 为 G 所含的数据点数.

尽管上述密度函数是对 G 中的所有点进行求和的, 但因为影响函数取非零值的局部性, 在计算一点 $p=(x, y, c)$ 处的密度函数值时, 至多只要在二维方格上搜索 (x, y) 点的 σ 邻域即可.

图 2 是由图 1(a) 所示图形所得的数据集密度函数 ($\sigma=0.3$) 在 (x, y) 平面上的投影 (三维数据点 (x, y, c) 的密度函数本身无法直观显示). 由图 2 可见, 图 1(a) 中的大片空白区域因颜色一致而具有较高的密度函数值, 图中的几何体构成了较大面积的凹槽, 而所有相对孤立的噪声点处则出现各自分离的凹坑, 且密度值接近于零. 该图说明, 噪声点的这种与周围点的差异性为人们利用基于密度函数值的聚类提供了充分的依据.

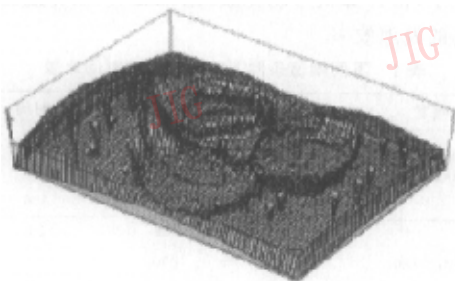


图 2 像素点数据集密度函数在 (x, y) 平面上的投影示意

定义 3 数据集 G 密度函数的局部极大值点称为 G 的局部吸引子.

定义 4 设 \tilde{p} 为 G 的局部吸引子, 如果 G 中存在数据点序列: $p=p_0, p_1, \dots, p_k=\tilde{p}$, 使得

- (1) p_i 在 p_{i-1} 点的密度函数梯度方向上, 且 $d(p_i, p_{i-1}) < \sigma$;
- (2) 当 $F(p_i) > F(p_{i-1})$, 则称 p 点为被点 \tilde{p} 吸引的.

其中, 密度函数 $F(p)$ 在点 p 处的梯度定义为

$$\nabla F(p) = \sum_{q \in G} (q - p) \cdot f_q(p)$$

由定义 4 可见, 为了求得一个点所属的局部吸引子, 只需自该点出发, 通过计算方向导数的最大值, 即沿梯度方向采用爬山法来递归地加以搜索即可. 由于可以将所有的数据点根据其所属的吸引子加以分类, 因此, 图象中的像素点将根据其所在的位置和像素属性而分化. 因为噪声点一般具有明显区别于相邻区域的颜色属性, 所以通过分类可以实现对这些点的有效辨别.

定义 5 给定阈值 $\xi > 0$, 则将由吸引子 $\tilde{q} \in G$ 及其所吸引的全部数据点构成的集合称为相对于 \tilde{q} 的聚类 $C_{\tilde{q}}$. 若 $F(\tilde{q}) < \xi$, 则称 $C_{\tilde{q}}$ 中的点为离群点. 相应地, 将与 $C_{\tilde{q}}$ 中所有点对应的 G 中的像素点称为噪声点.

由于定义 5 给出的关于噪声点的定义合理地刻画了图形图象噪声的基本特征, 即噪声点相对于真实图象数据的异常性, 如传真图象中分散于字里行间的黑色杂质点或遥感图象中的斑点噪声等, 因此, 根据上述数值化的噪声点定义, 就可以构造相应的噪声滤除与修正方法.

3 基于聚类的噪声滤除算法

3.1 相关性质

在给出基于定义 5 的噪声滤除算法之前, 先讨论非噪声点的以下性质:

性质 1 $\forall p \in G$, 如果 $F(p) > \xi$, 则点 p 不是噪声点.

证明: 显然, 当 $F(p) > \xi$ 时, 由于包含点 p 的聚类的局部吸引子 \tilde{p} 处的密度函数值 $F(\tilde{p}) > F(p) > \xi$, 从而由 \tilde{p} 所吸引的聚类不是离群点.

性质 2 $\forall p \in G, F(p) > \xi$, 设点 q 在点 p 的梯度方向上, 且 $d(p, q) < \sigma$, 则当 $F(q) > \xi$ 时, 点 p 不是噪声点.

证明: 设 \tilde{q} 为点 p 的吸引子, 因为 $F(q) > \xi$, 所以更有 $F(\tilde{q}) > \xi$. 由定义 4 可见, 由于点 q 是自点 p

出发搜索其吸引子路径上的一点,因此 \tilde{q} 也是点 p 的吸引子。

3.2 噪声滤除算法

根据上述性质,就可以通过以下算法的3个步骤简便地实现噪声点的检测与修正。

(1) 依次读取图象的所有像素点,并计算每个点上的密度函数值。算法具体实现时,可以通过树形结构(如K-D树)来实现 G 中的点信息与密度值的高效存取。

(2) 处理所有密度低于阈值 ξ 的数据点,即采用爬山法来搜索该类点的局部吸引子。如果搜索过程下一点的密度函数值大于阈值 ξ ,则将沿途所有点均标记为非噪声点;相反,若所求得的局部吸引子点的密度函数值小于阈值 ξ ,则标记沿途所有点为待处理的噪声点。

(3) 对每个检测出的噪声点,可利用其周围像素值的插值取代,并还原整个图象。

3.3 算法基本流程

Input: Image G , Threshold σ, ξ

Output: Revised Image G'

```
{
Scan all pixels of  $G$  and set all as unmarked;
Loop: For each unmarked  $p$  point in  $G$ 
{ Compute  $p$ 's density value  $F(p)$ ;
If  $(F(p) < \xi)$  {Compute gradient at  $p$  and search for
attractor  $\tilde{p}$  of  $p$  by hill climbing scheme.
If  $(F(\tilde{p}) > \xi)$  goto (Loop), else
Mark all point from  $p$  to  $\tilde{p}$  as noise. }
For each marked point in  $G$  {Replace related point's
pixel attribute in  $G$  by interpolated value of
neighbouring none-noise pixels;}
Rebuild image  $G'$  and return}
```

3.4 几点说明

(1) 由于上述算法的所有步骤都是基于像素点的物理坐标来进行搜索和计算的,故仅与图象的像素点数,即幅面大小有关,而与其色阶数无关,因此这一策略使其对高色阶的彩色图象的噪声滤除仍能取得与灰度图象一致的效率。

(2) 上述算法在处理黑白二值图象时可以简化。事实上,对于黑白二值图象,如果其目的只是对黑色噪声点加以滤除,则上述方法就转化为对平面上矩形网格点上离群点的分析。此时,待分析的数据点集合就转化为

$$G = \{(x, y) | (x, y) \text{ 为黑色像素点}\}$$

这时,影响函数与相应的密度函数就简化为 (x, y) 平面上网格点的函数,即三维网格曲面。此时,聚类分析就得以在直观的三维空间中进行,而对所检测到的噪声点,由于其周围非噪声点全为白色像素点,所以只需将其从数据集 G 中去除即可。

上述算法的滤噪效果由两个阈值 σ, ξ 加以控制,其中, σ 用于限制噪声点与周围点的色阶比较范围, ξ 用于控制噪声点的过滤量。当 ξ 一定时,若 σ 取值越小,则比较范围越小,计算复杂度越低,但却使噪声点与正常像素点处的密度函数值区别越不明显,结果可能会检测出较多的噪声点;反之,过大的 σ 值将使得因大部分图形区域均成为 σ 邻域,而只能检测到过少的噪声点。另一方面,当 σ 值取定后,若 ξ 取值越大,则低于该阈值的吸引子越多,从而检测到的噪声点越多。

尽管阈值的选取给滤噪过程带来不便,然而由于该算法易于实现,且效率较高,因此具体应用中,可以在窗口界面中通过交互地选择阈值来获得较好的滤噪效果。

4 实验结果

利用上述算法分别对含有不同类型噪声的各类图象进行滤噪修正实验,其结果叙述如下。

图4示出了对含有15%高斯噪声(图4(a))和10%椒盐噪声(图4(d))的Lena图象在不同阈值条件下的滤噪结果。实验表明,该方法不仅具有较好的去噪效果,同时对不同噪声类型具有广泛的适应性。

表1是对一组50幅RGB图象在不同幅宽和阈值下的运行时间比较。该组实验在没有人为介入的情况下,由计算机自动完成。结果表明,该算法具有较高的处理效率。

表1 不同阈值条件下的滤噪处理时间比较

幅宽	σ	ξ	运行时间(s)
800×600	0.1	400	109
	0.2	800	253
	0.4	1600	376
240×180	0.1	100	34
	0.2	200	83
	0.4	400	178

图5是一幅二值图象的滤噪结果。在对二值图象进行噪声过滤时,由于本文提出的算法主要关注图象中黑色像素稀疏区域,因此它在较好地保持图



图 4 滤噪效果样例



图 5 图象噪声过滤效果样例

象主体的同时,可以高效地去除分散于图象中的杂质.该算法已成功用于对大规模扫描文本图象和图纸集进行自动噪声过滤,并在有效地提高图象视觉效果的同时,显著减轻了处理工作量.

5 结 论

图形图象滤噪处理可广泛应用于各领域,然而,由于不同的应用领域对图象噪声的认识不同,因此可以得到不同的定义.本文基于离群点检测的思想,将图象噪声视为少量的、明显区别于周围区域的像

素点集,在对其加以解析定义的基础上,构造了相应的检测和滤除算法.其算法思想从根本上区别于其他的基于图象的噪声过滤方法,也是离群点检测方法在图形图象处理领域应用的有益尝试.

探讨基于上述思想的视频流噪声过滤以及图形图象轮廓提取与分类等是后续工作的研究内容.

参 考 文 献

1 Simoncelli F P, Adelson E H. Noise removal via Bayesian wavelet coring [A]. In: Proceedings IEEE International Conference on Image Processing[C]. Lausanne, Switzerland, 1996: 379~382.

- 2 Ghael S P, Sayeed A M, Baraniuk R G. Improved wavelet denoising via empirical Wiener filtering[A]. In: Proceedings of SPIE, Mathematical Imaging[C]. San Diego, CA, USA, 1997: 389~399.
- 3 Mihcak K, Kozintsev I, Ramchandran K *et al.* Low-complexity image denoising based on statistical modeling of wavelet coefficients[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1999, 47(6): 300~303.
- 4 Portilla J, Simoncelli E. Image denoising via adjustment of wavelet coefficient magnitude correlation[A]. In: Proceedings 7th International Conference on Image Processing [C]. Vancouver, Canada, 2000;10~13.
- 5 Moulin P, Liu J. Analysis of multiresolution image denoising schemes using a generalized Gaussian and complexity priors[J]. IEEE Transactions Information Theory. 1999, 45(3): 909~919.
- 6 Han J, Kamber M. Data mining: Concepts and techniques[M]. San Francisco, CA, USA; Morgan Kaufmann Publishers, 2000: 335~398.



李存华 1963年生,副教授,1987年获内蒙古大学理学硕士学位,1995~1996年在美国从事访问研究,现在东南大学计算机科学与工程系攻读博士学位。主要研究领域为决策支持系统、数据库知识发现、图形图象处理等。



孙志辉 1941年生,教授,博士生导师,1964年毕业于南京工学院计算机专业,中国计算机学会办公自动化专业委员会主任。主要研究领域为复杂信息系统集成、数据库理论、数据库知识发现等。