

改进的基于粗糙集图像平滑

吕振肃^{1,2)} 魏弘博¹⁾ 刘 勍¹⁾

¹⁾(兰州大学信息科学与工程学院,兰州 730030) ²⁾(中国科学院自动化研究所模式识别国家重点实验室,北京 100080)

摘要 为了取得更好的图像平滑效果,研究了一个改进的基于粗糙集理论的图像平滑方法,即以传统的选择式掩模平滑处理方法的思路为基础,给出了改进的基于粗糙集理论的图像平滑的具体实现方法。该方法首先通过像素点的RS近似相似度来判断像素所属的掩模,然后对图像进行平滑处理。该方法在完成去除噪声功能的同时,不仅较好地保持了细节,而且增加了图像的对比度,试验结果表明,该方法较传统的预处理方法处理的图像,质量上有所提高。

关键词 粗糙集理论 图像平滑 噪声滤除 选择式掩模法

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2005)07-0834-04

An Improved Image Smoothing Method Based on Rough Sets

LV Zhen-su^{1,2)}, WEI Hong-bo¹⁾, LIU Qing¹⁾

¹⁾(Department of Information Technologies and Engineering, Lanzhou University, Lanzhou 730030)

²⁾(National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, CAS, Beijing 100080)

Abstract An improved image filtering on Rough Sets is proposed in the paper. The method regards the traditional selective masking smooth filtering method as the thinking foundation. According to looking for the mask a pixel belongs to, then the mask RS precision approximation is used to precede image pixel to smooth whole image. It not only realizes cleaning noise and keeping the boundary, but also increases the contrast of picture and makes vision distinction restored picture to original one be minimum. In another words, while denoising the method keeps good details, increases the contrast degree of the picture, and improves the picture quality than the traditional pre-processing method.

Keywords rough sets, image smoothing, noise filtering, selective masking

1 引言

对于大多数图像而言,由于实际成像条件和环境等因素的影响,通常所获取的图像都会不同程度地被噪声污染,从而使图像质量变差。为抑制噪声,改善图像质量,必须首先对图像进行预处理,即对图像进行平滑。图像平滑的目的就是改善图像的视觉效果和提高图像的清晰度,以便使图像变得更有利于计算机处理和进行各种特征分析。

由于用简单的随机过程来精确地描述图像信号和噪声是不现实的,因此,一段时间以来,人们采用不需要知道任何有关图像先验知识的固定窗口空间域平滑

算法,这种算法虽然简单,但是由于灰度突变是噪声和边缘的共同特征,且这些算法在降噪的同时又会使图像产生模糊,为此,人们提出了许多改进的图像平滑算法,以求在对图像进行平滑及噪声滤波时,尽量不损害图像的边缘和各种细节信息,但常用的图像平滑算法,如邻域平均法、频域平均法等,都不可避免地带来平均化的缺憾,致使尖锐变化的边缘(或线)变得模糊。

鉴于选择式掩模平滑法可实现既能完成滤波操作,又不破坏区域边界的细节,因此本文基于选择式掩模法平滑技术的思路,提出一种改进的基于粗糙集的新算法。该算法通过寻找像素点所处的模板,利用所得模板的粗近似精度加权均值进行平滑,其不仅实现了净噪,而且保存了边界,还增加了复原后

基金项目:中国科学院自动化研究所模式识别国家重点实验室开放课题基金资助项目(2003)

收稿日期:2004-05-27;改回日期:2004-11-26

第一作者简介:吕振肃(1946~),男,兰州大学教授。1969年毕业于兰州大学无线电电子学专业,1982年获兰州大学无线电物理专业硕士学位。主要研究方向为通信数字信号处理、数字图像处理与模式识别等。近五年发表论文40余篇。E-mail:luzs@lzu.edu.cn

图像的对比度,从而使复原后的图像与原图在视觉效果上相差最小。

2 选择式掩模平滑法

选择式掩模法的基本思路是基于如下一个假设:若掩模的方差越小,则该掩模的灰度越均匀。平

滑时,首先对一个 5×5 的窗口,以中心像素点 (i, j) 为基点(图 1 中黑点所示),制作 1 个正方形、4 个五边形、4 个六边形共 9 个掩模;然后计算各点的方差 σ_i 和均值 μ_i ;最后在前面所说的假设基础上,用方差最小的掩模的均值来代替像素点 (i, j) 的灰度值。显然,选择式掩模算法,较一般的平滑方法既可以平滑噪声点,而且对边界上的点的影响也不大。

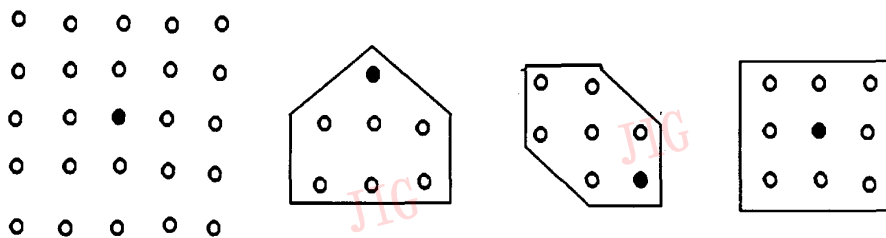


图 1 传统方法的掩模

Fig. 1 Principle of traditional selective masking smooth filtering

3 粗糙集(RS)理论的基本概念

RS(rough sets)理论认为,知识即是将对对象进行分类的能力,假定起初就对全域里的元素具有必要的信息或知识,则通过这些知识就能够将其划分到不同的类别。若对两个元素具有相同的信息,则它们就是不可区分的(即根据已有的信息不能够将其划分开),显然这是一种等价关系,而不可区分关系是 RS 理论最基本的概念。然后就可在此基础上引入成员关系以及上近似和下近似等概念来刻画不精确性与模糊性。

设 U 是非空有限论域, R 是 U 上的二元等价关系,则 R 称为不可分辨关系,序列 $A = (U, R)$ 称为近似空间。 $\forall (x, y) \in U \times U$, 若 $(x, y) \in R$, 则称对象 x 与 y 在近似空间 A 中是不可分辨的。

U/R 是上由 R 生成的等价类全体,它构成 U 的一个划分, U 上的划分可以与 U 上的二元等价关系之间建立一一对应关系。若 U/R 中的元素称为 U 的基本集或原子集,则任意有限个基本集的并称为可定义集,空集也称为可定义集,否则称为不可定义集,而可定义集也称为精确集。精确集可以在知识库中被精确地定义或描述,其表示已知的知识。对于一个近似空间 $A = (U, R)$, X 是 U 的任意一个子集。如果 X 不一定能用知识库中的知识来精确地描述,那么这时就用 X 关于 A 的一对下近似、上近似来“近似”地描述。

$aprX = R_-(X) = \cup \{ [x]_R \mid [x]_R \subseteq X \}$
称为集合 X 关于 R 的下近似。

$\overline{apr}X = R^+(X) = \cup \{ [x]_R \mid [x]_R \cap X \neq \emptyset \}$
称为集合 X 关于 R 的上近似($[x]_R$ 表示对象 x 所在的 R -等价类)。

另外,下近似 $aprX$ 也称为 X 关于近似空间 A 的正域,记为 $pos(X)$,可解释为由那些根据现有知识判断出肯定属于 X 的对象所组成的最大集合。上近似 $\overline{apr}X$ 可以解释为由那些根据现有知识判断出可能属于 X 的对象所组成的最小集合。 $U/\overline{apr}X$ 称作 X 关于 A 的负域,记为 $neg(X)$,可解释为由那些根据现有知识判断肯定不属于 X 的对象所组成的集合。 $\overline{apr}X \setminus aprX$ 称作 X 的边界域,记为 $bn(X)$,可解释为由那些根据现有知识判断出可能属于 X ,但不能完全肯定是否一定属于 X 的对象所组成的集合。当且仅当 $aprX \neq \overline{apr}X$, 此时称 X 在近似空间 A 中是粗糙集。

集合(范畴)的不确定性是由于边界域的存在而引起的,且集合的边界域越大,其精确性越低。对于由属性 R 定义的近似精度可定义为

$$d_R^-(X) = \text{card}((R_-(X)))/\text{card}(R^+(X)) = \beta_X$$

其中, $\text{card}(\cdot)$ 表示该集合中的元素数目, $K = (U, R)$ 。精度 $d_R(X)$ 用来反映对于集合 X 的知识了解的完全程度。当 $d_R(X) = 1$ 时,且 X 的 R 边界域为空,则集合 X 为 R 可定义的;当 $d_R(X) < 1$ 时,且集合 X 有非空边界域,则该集合为 R 不可定义的,即为 R 粗糙集。

4 基于粗糙集的算法改进

基于粗糙集理论来改进传统算法,就是把图像看成一个知识系统($K=(U,R)$)。在移动窗中,每个掩模内的等价关系 R_k 为 $\{ |f(x,y) - f(i,j)| \leq D, (x,y) \in W_k \}$, 其中, $f(i,j)$ 为中心像元灰度值, D 是预定的等价类误差, W_k 为第 k 个掩模。这样就可以对掩模的选择做如下假设: 在所有的掩模中, 近似精度 β_k 反映掩模中像素灰度的均匀性, β_k 越大, 灰度越均匀, 同时中心像元属于该掩模的可能性越大。

在这一假设的基础上, 可认为点 (i,j) 属于 β_k 最大的掩模。显然, 若 (i,j) 点本来就是边界上的点, 那么用所在掩模的灰度均值代替 (i,j) 点的灰度, 将不会破坏边界清晰度; 若 (i,j) 点为一噪声点, 则采用这种方法将起到平滑作用。

以上是使用粗集改进算法的基本思路, 然而, 传统选择式掩模平滑法在邻域多边形的选择上, 采用了四边形与五边形的掩模区域, 由于它们像素点重复的次数不同, 尽管只有 9 个邻域, 但许多邻点(非 (i,j) 点) 要重复使用 3 次, 而有的却只重复使用 1 次, 这将影响到平滑效果, 致使视觉效果不清晰, 但是在研究过程中又发现, 传统算法的缺点也被带入到新算法中了。针对上述缺点, 本文采用文献[6]中提到的措施对之进行改进, 即采用梯形掩模来代替长条形掩模(如图 2 所示)。这样, 对 5×5 的邻域采用 9 个掩模时, 每个掩模就只有 5 个点, 同时每点(非 (i,j) 点) 最多重复两次。如果将条形域增至 17 个, 则可相应提高平滑效率。

设 $F(i,j)$ 表示 (i,j) 像素点的灰度值, 算法可描述如下:

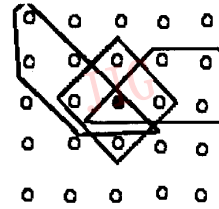


图 2 改进的掩模

Fig. 2 Improved mask

- (1) 图像上做 5×5 的移动窗, 其中心元素为 (i,j) ;
- (2) 对图像上灰度为 $F(i,j)$ 的像素点 (i,j) 重复步骤(3)、(4)、(5);
- (3) 通过对点的 9 个掩模邻域求近似精度, 来找到近似精度最大的邻域;
- (4) 如果最大的近似精度大于 0.4, 则将所选择的掩模均值直接赋给点 (i,j) ;
- (5) 如果最大近似精度小于 0.4, 则选取除去中心点的其他点的灰度平均值, 并将其赋给中心像素点 (i,j) ;
- (6) 结束。

5 实验结果分析

为了解本文改进方法的效果, 对多幅加噪图像进行了处理实验, 平滑结果表明, 由于本文滤波算法在滤除噪声的同时, 不仅保存了边缘, 而且增加了对比度, 从而使视觉效果更清晰。

现以 cameraman 图像为例具体说明。试验时, 首先对图像分别加入了椒盐噪声和高斯噪声, 然后分别用均值滤波器、中值滤波器、维纳滤波器和本文的算法对受污染的图像进行处理, 并计算相应处理后图像的峰值信噪比, 实验结果如表 1 所示。

表 1 不同噪声下各滤波结果图像的峰值信噪比

Tab.1 Filtrate resultant PSNR Under diversified noises

单位: dB

滤波方法	椒盐噪声				高斯噪声				
	0.03	0.04	0.05	0.1	0.001	0.002	0.003	0.004	0.005
维纳滤波(5×5)	20.7662	20.3980	19.6978	17.3433	23.528	21.059	21.022	20.898	20.752
均值滤波(5×5)	5.7803	5.7816	5.7802	5.7813	5.780	5.7819	5.7821	5.782	5.7819
中值滤波(5×5)	19.0257	18.9385	18.8501	18.7058	18.931	18.804	18.972	18.995	18.854
本文改进的滤波	22.8694	22.8559	22.8485	21.3855	20.617	20.461	20.507	20.875	21.181

由表 1 可见, 本文的算法具有较好的稳定性, 即对不同的噪声有相近的平滑效果, 其中对椒盐噪声的处理, 较维纳滤波法、中值滤波法和均值滤波法效果好; 而对高斯噪声的处理则较中值滤波法和均值

滤波法的处理效果好, 在噪声较大的情况下, 好于维纳滤波法的处理效果。文献[7]中的实验结果只提到其方法对 3% 的椒盐噪声有良好的处理结果。与之相比, 尽管不能用简单的结论来界定一种方法的

优劣,但本文方法对噪声的适用范围似乎更广,即对更严重的椒盐噪声以及相对更加复杂的高斯噪声均有比较好的处理结果。

另外,从视觉效果上看,用改进算法平滑后的图像比其他算法处理后的图像在质量上有较大改善。

由图3可以看到,本文所述的方法有较好的去除噪声的能力,而用均值滤波法和中值滤波法不能除去的噪声点,在本文算法处理后的图像中则明显被弱化;除此之外,与其他经典方法相比,本文的方法不仅能较好地保持图像边缘和细节,而且能增加恢复图像的对比度。



(a) 原图



(b) 加噪图像



(c) 均值滤波法滤波后的图像



(d) 中值滤波法滤波后的图像



(e) 维纳滤波法滤波后的图像



(f) 本文方法滤波后的图像

图3 对0.04高斯噪声污染的图像滤波效果比较

Fig. 3 Comparative effect of sigma 0.04 gauss noise polluted image "cameraman"

事实上,虽然本文算法的平滑效果很好,但笔者在研究中也注意到,对被噪声污染的图像,若仅使用一次本文的算法,并不一定能达到最好的平滑效果,若循环使用,则可以更好地提高图像质量,但是算法的运算量也同时变大,由于其会使图像处理的时间变长,从而对方法的实时性造成一定影响,因此如何确定最佳循环次数,以便更好地解决实时性与图像质量之间的矛盾,是有待于进一步研究的问题。

参考文献 (References)

- ZEN Huang-lin. Rough sets theory and application[M]. Chongqing, China: Publishing Company of Chongqing University, 1996. [曾黄麟. 粗集理论及其应用[M]. 重庆:重庆大学出版社, 1996.]
- XIA Liang-zheng. Digital image processing[M]. Nanjing, China: Publishing Company of Southeast University, 1999. [夏良正. 数字

图像处理[M]. 南京:东南大学出版社,1999.]

- Kenneth R Cattlemen. Digital image processing[M]. Englewood Cliffs, New Jersey, USA: Prentice Hall International, Inc., 1998.
- Tsumoto S H. Extraction of knowledge from databases based on RS [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Fuzzy Systems[C], New Orleans, Louisiana, USA, 1996:748 ~ 754.
- Ko Sung-Jea, Lee Yong Hoon. Center weighted median filters and their applications on image enhancement[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1991,38(9): 984 ~ 993.
- Zhu Wei-hua, Wu Jian-hua, Li Jian-min. Image smoothing method based on improved selective masking [J]. Journal of Nanchang University (Engineering & Technology), 2002, 24(1): 34 ~ 36. [朱卫华,吴建华,李健民. 改进的选择式掩模法在图像平滑中的应用[J]. 南昌大学学报,2002,24(1):34~36.]
- Yang Ping-xian, Sun Xing-bo. An improved image filtering on rough sets[J]. Telecommunication Technology, 2003,43(3):105 ~ 107. [杨平先,孙兴波. 基于粗糙集方法改进的图像平滑[J]. 电讯技术,2003,43(3):105 ~ 107.]