

文章编号:1001-9081(2009)02-0477-03

基于 SVC 和 wavelet-transform 的图像脉冲噪声自适应新滤波器

陆丽婷^{1,2}, 朱嘉钢¹

(1. 江南大学 信息工程学院, 江苏 无锡 214122; 2. 无锡城市职业技术学院 电子信息工程系, 江苏 无锡 214063)

(pzl2300@sina.com)

摘要:利用小波变换可以检测信号奇异点的原理,提出了一种基于 WT 的脉冲噪声检测方法,并把这一方法与支持向量分类器 SVC 脉冲噪声检测方法相结合,提出了一种改进的 SVC 图像脉冲噪声滤波器。实验表明,这一改进的 SVC 脉冲噪声滤波器的滤波效果比原先的 SVC 滤波器有明显的改善。

关键词:图像恢复;脉冲噪声;小波变换;支持向量分类

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Novel adaptive image impulse-noise filter based on SVC and wavelet-transform

LU Li-ting^{1,2}, ZHU Jia-gang¹

(1. College of Information Engineering, Southern Yangtze University, Wuxi Jiangsu 214122, China;

2. Department of Electronic Information Engineering, Wuxi City College of Vocational Technology, Wuxi Jiangsu 214063, China)

Abstract: An improved method for impulse noise detection was proposed, which, in terms of the principle that wavelet transform can detect signal singular point, improved the SVC impulse noise detection method using the wavelet transform impulse noise detection method. The experimental results show that the improved SVC impulse noise filter's filtering effects are significantly improved compared with the original SVC impulse noise filters.

Key words: image restoration; impulse noise; Wavelet Transformation (WT); Support Vector Classification (SVC)

0 引言

在边界检测、图像分割和数据压缩等数字图像处理的应用中,去除噪声是一个重要的步骤。高斯噪声、量化噪声和脉冲噪声是数字图像中的几种主要噪声。在去除脉冲噪声方面,非线性方法一般比线性方法有更好的性能。作为一种重要而应用广泛的非线性滤波器,中值滤波器由于其抑制脉冲噪声的有效性能而得到广泛的研究,但在很多情形下中值滤波方法会模糊图像中物体的边界,丢失许多所需要的原图像的细节信息。为了解决这一问题,已提出了一些改进的中值滤波方法,主要包括加权的的中值滤波器^[1]、基于模糊规则的中值滤波器^[2]和基于决策的中值滤波器^[3]。这些滤波器在一定程度上改善了滤波结果,但仍存在诸多问题,缺乏自适应性。为了克服上述缺陷,最近提出了一种基于 SVM 分类器 SVC 的自适应中值滤波器^[4]。这种滤波器先利用 SVC 来判断待处理像素是否存在噪声,只是对那些存在噪声的像素进行中值滤波。实验表明这种滤波器的滤波效果比上述三种的效果要好。为了进一步利用待处理像素的局部背景信息,又提出了一种基于 SVM 回归器 SVR 的自适应中值滤波器(SVR 滤波器)^[5],这种基于 SVR 的自适应滤波器在保留原图像的细节方面,比基于 SVC 的自适应滤波器有明显的改善,但是这种 SVR 自适应滤波器的主要问题是用时很长。

为此,希望有一种脉冲噪声滤波器,其滤波质量能够与基于 SVR 的自适应中值滤波器相当,而滤波时间可以与基于 SVC 的自适应滤波器相当。由于 SVR 的优化时间很难有效减少,我们对基于 SVC 的自适应滤波器做了改进。本文利用小波变换检测信号奇异点的原理,同时防止滤波过程对图像细节信息的损失,提出一种基于 SVC 和小波变换相结合检测脉冲噪声的中值滤波器,即先由 SVC 和小波变换共同对当前

待处理像素进行识别,如果确认是脉冲噪声则再进行中值滤波。实验表明,我们的滤波器比单独用 SVC 识别受污染像素的识别率有所提高,因而比基于 SVC 的中值滤波器进一步改善了滤波效果。

1 小波变换检测图像脉冲噪声的原理和方法

1.1 小波变换检测图像脉冲噪声的原理

噪声通常是信号的奇异点;而小波变换具有“聚焦”特性,可以用于噪声检测。对于脉冲噪声 $\delta(t)$,其小波变换为:

$$W\delta(u, s) = \langle \delta, \psi_{u,s} \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} \delta(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \psi^* \left(\frac{t-u}{s} \right) dt = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi^* \left(\frac{-u}{s} \right) \quad (1)$$

$$\text{则 } |W\delta(u, s)|^2 = \frac{1}{s} \left| \psi^* \left(\frac{-u}{s} \right) \right|^2 \quad (2)$$

理论和实验表明,脉冲噪声小波变换的模随尺度 s 的缩小而变大,而正常信号小波变换的模随尺度 s 的缩小而缩小。因为当 s 变小时,正常信号往往变得越来越光滑,其小波系数的模将越来越小。

因此,选择合适的小波 ψ 和尺度 s ,对信号沿 u 作小波变换,比较小波系数的模的大小,就可以检测出脉冲噪声点。

1.2 基于小波变换的图像脉冲噪声识别方法

根据以上原理,在实验分析的基础上提出基于小波变换的数字图像脉冲噪声识别方法。步骤如下:

1) 将一幅 $n \times m$ 的待处理图像扩充成 $2n \times 2m$ 的图像,即将待处理图像的每个像素沿水平和垂直方向扩充成四个相同像素(这是为了对图像作小波变换后可以形成 $n \times m$ 的小波系数,以便对脉冲噪声点定位);

2) 将扩充后的 $2n \times 2m$ 图像作小波变换,得到 $n \times m$ 的小

收稿日期:2008-09-03;修回日期:2008-10-20。

作者简介:陆丽婷(1980-),女,江苏无锡人,讲师,硕士研究生,主要研究方向:数字图像处理;朱嘉钢(1957-),男,上海人,副教授,博士研究生,主要研究方向:人工神经网络、模式识别。

波系数;

3) 将 $n \times m$ 个小波系数中的每个系数平方, 以获取小波变换的模的信息。

按照上述方法, 分别在以平面、线条、边界和曲面为背景的图像中加入脉冲噪声, 并作小波变换后对小波系数求平方。由实验结果可以看出, 对于孤立的脉冲噪声, 无论其背景是平面、线条、边界还是曲面, 上述方法均可以利用其一次小波变换的模信息精确地将其识别和定位。进一步的实验表明, 当若干个脉冲噪声相距较近(每两个脉冲噪声点之间小于 6 个像素)时, 一次小波变换的模信息无法精确地反映脉冲噪声。

2 SVC 检测图像脉冲噪声的原理和方法

基于 SVC 的图像脉冲噪声自适应中值滤波器的主要过程是先抽取图像中每个待处理像素点的特征, 然后用经训练的 SVC 对待处理像素点进行识别。如果该像素点被脉冲噪声污染, 则对其作中值滤波, 否则不作处理。

2.1 脉冲噪声特征抽取

采用一种利用滤波窗口的局部信息抽取脉冲噪声像素特征的方法。定义了以下几个量作为脉冲噪声的特征。

定义 1 记输入像素 $x_0(k)$ 与滤波窗口的中值 $m(k)$ 之差的绝对值为 $u(k)$, 即:

$$u(k) = |x_0(k) - m(k)| \quad (3)$$

这里 $u(k)$ 是一个检测输入像素 $x_0(k)$ 是否被脉冲噪声污染的概率量度。利用 $u(k)$ 作为脉冲噪声指示器, 大多数脉冲噪声都可以被检测出来。

但是仅根据 $u(k)$ 来判断输入像素是否被脉冲噪声污染会存在误判问题。

为了避免出现错误判断, 需要增加其他的量度。

$$\text{定义 2} \quad v(k) = \frac{|x_0(k) - x_{c1}(k)| + |x_0(k) - x_{c2}(k)|}{2} \quad (4)$$

其中, $|x_0(k) - x_{c1}(k)| \leq |x_0(k) - x_{c2}(k)| \leq |x_0(k) - x_i(k)|$, $-n \leq i \leq n, i \neq 0, c1, c2$ 。

根据 $v(k)$ 值的大小, 也可以判断脉冲噪声, 又可避免上述情形下将未被脉冲噪声污染的 $x_0(k)$ 误判为受污染像素。

定义 3 $c^{w_0}(k) = MED\{x_{-n}(k), \dots, x_{-1}(k), w_0 \diamond x_0(k), \dots, x_n(k)\}$ (5)

其中:

$$MED\{x_{-n}(k), \dots, x_{-1}(k), w_0 \diamond x_0(k), \dots, x_n(k)\} = MED\{x_{-n}(k), \dots, x_{-1}(k), \underbrace{x_0(k), \dots, x_0(k)}_{w_0 \text{ 次}}, \dots, x_n(k)\}$$

MED 表示取中值操作, w_0 表示非负整数权值, $w_0 \diamond x_0(k)$ 表示将 $x_0(k)$ 复制 w_0 次。对于 3×3 的滤波窗口, w_0 的值可定为 3。

定义 4 $q(k) = |x_0(k) - c^3(k)|$ (6)

应用其中心权值 w_0 为 3 的量度 $q(k)$, 若 $x_0(k)$ 被脉冲噪声污染, 则 $q(k)$ 有较大的值, 但滤波窗口中图像对象边缘中的正常像素 $x_0(k)$ 将不会被误判为受噪声污染的像素。

在先后定义了 $u(k)$ 、 $v(k)$ 和 $q(k)$ 之后, 就可以用向量 $O(k)$ 作为判断 $x_0(k)$ 是否受脉冲噪声污染的指示向量。

$$O(k) = (u(k), v(k), q(k)) \quad (7)$$

2.2 SVC 检测图像脉冲噪声的方法

基于 SVC 的自适应图像脉冲噪声滤波器的工作分两步进行: 第一步先利用一幅受噪声污染的参考图像采用监督学习的方法训练 SVC 脉冲噪声检测器; 第二步自左而右、自上而下取出待处理图像的每个像素点, 抽取该像素点的特征向量 $O_i = \{u_i, v_i, q_i\}$, 用经训练的 SVC 判断该像素点是否受脉

冲噪声污染, 若是, 则对该像素点作中值滤波; 否则不作处理。

SVC 检测图像脉冲噪声的方法比前面几种方法在识别准确性的时间上要快, 但是要用脉冲的样本经过一定的训练才能去识别, 因此提出一种基于 SVC 和小波变换 (Wavelet Transformation, WT) 的图像脉冲噪声滤波器。

3 基于 SVC 和 WT 的图像脉冲噪声滤波器

3.1 基于 SVC 和 WT 的图像脉冲噪声滤波器的原理和算法

本节将根据上述小波变换 (WT) 检测脉冲噪声的原理, 把小波变换检测脉冲噪声与 SVC 检测脉冲噪声相结合, 提出一种改进的 SVC 脉冲噪声滤波器, 而其时间复杂性与一般的 SVC 脉冲噪声滤波器的相同。

SVC 滤波器滤波效果的好坏, 取决于 SVC 检测器识别脉冲噪声的正确率的高低。实验表明, 在对图像脉冲噪声识别中, 上述 SVC 检测器存在误识别现象; 在误识别现象中, 当 SVC 使用高斯核函数时, SVC 将正常像素判为噪声像素 (即多判) 的情况较多; 而将噪声像素判为正常像素 (即漏判) 的情况极少。利用小波变换与 SVM 对脉冲噪声实行双重检测, 可以有效减少多判的情况发生, 进一步提高对脉冲噪声识别的正确率。

小波识别结果指利用上述小波变换的模的信息对当前待处理像素是否受脉冲噪声污染的识别结果, SVM 识别结果指利用 SVM 检测器对当前待处理像素是否受脉冲噪声污染的识别结果。

脉冲噪声的识别和处理原则是: 当两者对当前待处理像素的识别结果均为受脉冲噪声污染时, 表明当前像素是脉冲噪声像素的概率很高, 则对当前待处理像素执行中值滤波; 当两者识别的结果均为未受脉冲噪声污染时, 表明当前像素不是脉冲噪声像素的概率很高, 则对当前待处理像素不作处理; 而当两者识别的结果矛盾时, 表明当前像素的判断存在误判, 即或者为多判, 或者为漏判, 则对当前待处理像素作中值决策滤波。中值决策滤波指当前滤波窗口的中值与当前待处理像素值的差值大于某个阈值时, 认为当前像素受脉冲噪声污染, 对当前待处理像素作中值滤波; 否则认为当前像素未受脉冲噪声污染, 不作处理。实验中, 取该阈值为 30。

改进的 SVC 滤波器的工作分为两步, 即训练和识别。训练方法如 2.2 节第一步所述, 其中取训练样本总数 $n = 100$ 。特征抽取如 2.1 节所述, 每个特征向量有 3 个元素组成。

在介绍改进的 SVC 滤波算法之前, 先定义图像和滤波窗口的表示方法。令:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{h1} & x_{h2} & \cdots & x_{hm} \end{bmatrix} = [x_{ij}]_{h \times m} \quad (8)$$

X 表示一幅 $h \times m$ 的二维图像, h 和 m 分别是其高和宽, $x_{ij} \in \{0, 1, 2, \dots, 255\}$ 是 X 的位于 (i, j) 像素的灰度值。令:

$$W_{ij} = \begin{bmatrix} x_{i-\tau, j-\tau} & \cdots & x_{i-\tau, j} & \cdots & x_{i-\tau, j+\tau} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{i, j-\tau} & \cdots & x_{ij} & \cdots & x_{i, j+\tau} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{i+\tau, j-\tau} & \cdots & x_{i+\tau, j} & \cdots & x_{i+\tau, j+\tau} \end{bmatrix}_{(2\tau+1) \times (2\tau+1)} \quad (9)$$

W_{ij} 是一个受观测样本的矩阵, 它表示覆盖图像 X 中位于 (i, j) 的大小为 $(2\tau + 1)^2$ 的滤波窗口。其中 $1 \leq i \leq h$ 而 $1 \leq j \leq m$ 。滤波窗口中心像素的值即是 x_{ij} 。此处, 位置 (i, j) 的像素是待处理像素, W_{ij} 给出了待处理像素的背景信息。

在以下的叙述中, 为了叙述方便, 有时也将式 (9) 写成:

$$W_{ij} = (x_{i-\tau, j-\tau}, x_{i-\tau, j-\tau+1}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{i+\tau, j+\tau-1}, x_{i+\tau, j+\tau}) \quad (10)$$

W_{ij} 的下标 ij 可以用一个一维下标 $k = (i-1) \times m + j$ 表示,而进一步将式(10)写成:

$$w(k) = (x_{-n}(k), x_{-n+1}(k), \dots, x_0(k), \dots, x_{n-1}(k), x_n(k)) \quad (11)$$

$w(k)$ 表示中心像素的值为 $x_0(k)$ 的滤波窗口。比如,图1所示的滤波器窗口可以表示为:

$x_{-4}(k)$	$x_{-3}(k)$	$x_{-2}(k)$
$x_{-1}(k)$	$x_0(k)$	$x_1(k)$
$x_2(k)$	$x_3(k)$	$x_4(k)$

图1 以 $x_0(k)$ 为中心的 3×3 滤波窗口

$$w(k) = (x_{-4}(k), x_{-3}(k), x_{-2}(k), x_{-1}(k), x_0(k), x_1(k), x_2(k), x_3(k), x_4(k)) \quad (12)$$

其中 $x_0(k)$ 表示滤波窗口的中心像素。

改进的 SVC 滤波器识别算法框架如下:

算法:改进的 SVC-Filter。

输入:待滤波的图像 X (见式(8)), 参数 $\tau = 1$ (见式(9))、阈值 $t = 30$ 。

输出:滤波后的图像 X 。

for $i = 1$ to h step 1

for $j = 1$ to m step 1

begin

$$X_{\text{span}}(2i-1, 2j-1) = X(i, j);$$

$$X_{\text{span}}(2i-1, 2j) = X(i, j);$$

$$X_{\text{span}}(2i, 2j-1) = X(i, j);$$

$$X_{\text{span}}(2i, 2j) = X(i, j);$$

end;

$$X_{\text{wave}} = \text{wavelet-transform}(X_{\text{span}});$$

for $i = (1 + \tau)$ to $(h - \tau)$ step 1

for $j = (1 + \tau)$ to $(m - \tau)$ step 1

begin

取图像 X 的滤波窗口 W_{ij} , 其中 $x_{i,j}$ 为待识别像素(见式(9)), 亦可记为 $w_0(k)$ (见式(11));

用训练的 SVC 对 $w_0(k)$ 进行识别, 置噪声标志 FLG_{SVC} ;

取与图像 X 对应的小波系数矩阵 X_{wave} 的窗口 P_{ij} , 其中 (i, j) 为此窗口中心位置, P_{ij} 亦可记为 $p_0(k)$;

if $(p_{-4}(k), p_{-2}(k), p_2(k), p_4(k))$ 均大于或等于 1 且 $(p_{-3}(k), p_{-1}(k), p_1(k), p_3(k))$ 均小于 1 then 置噪声标志 $FLG_{\text{wave}} = \text{true}$ else $FLG_{\text{wave}} = \text{false}$;

if $FLG_{\text{wave}} = \text{true}$ 且 $FLG_{\text{SVC}} = \text{true}$ then 用窗口 W_{ij} 的中值代替 $x_{i,j}$;

if $(FLG_{\text{wave}} = \text{true}$ 且 $FLG_{\text{SVC}} = \text{false})$ 或 $(FLG_{\text{wave}} = \text{false}$ 且 $FLG_{\text{SVC}} = \text{true})$ then

begin

if $|x_{i,j} - W_{ij} \text{的中值}| > t$ then

用窗口 W_{ij} 的中值代替 $x_{i,j}$;

end;

end

改进的 SVC-Filter 算法中, X 是 $h \times m$ 的灰度图, X_{span} 是对 X 扩充后的 $2h \times 2m$ 的图像, X_{wave} 是对 X_{span} 作一次小波变换后的 $h \times m$ 的小波系数矩阵。算法中, 窗口 W_{ij} 与 P_{ij} 的大小均取 3×3 。原理上, 窗口 P_{ij} 的大小应为 3×3 , 窗口 W_{ij} 的大小可以与 P_{ij} 的不同, 其大小可以根据中值滤波效果而定。与 SVC 滤波算法类似, 本算法中忽略了图像边缘的滤波问题。但根据改进的 SVC-Filter 滤波思想, 图像边缘的滤波问题同样也是容易解决的。这样处理同样不影响结论。

小波变换及其噪声识别的时间复杂性均分别低于 SVC 训练和识别的时间复杂性, 故采用小波变换与 SVC 双重检测后, 滤波器的时间复杂性没有增加。

3.2 实验结果与分析

图2至图3给出了一组实验结果。实验中, SVC 的核函数取高斯核函数 $\sigma = 2$, 这是为了使被 SVC 检测器漏判的脉冲噪声大幅减小; 噪声模型采用 3% 的椒盐脉冲噪声, 因为上面提出的小波变换检测脉冲噪声的方法更适合于检测孤立的椒盐噪声; 用峰值信噪比衡量滤波效果。实验结果表明, 结合小波变换对脉冲噪声的检测, 改进的 SVC 脉冲噪声滤波器的滤波效果比原先的 SVC 滤波器的滤波效果好, 又比 SVR 滤波器的滤波用时短。



(a) 原始图像camera



(b) 加3%椒盐噪声后的图像



(c) 经SVC滤波器滤波后的图像 (PSNR=26.327)



(d) 经改进的SVC滤波器滤波后的图像 (PSNR=27.473)

图2 SVC 滤波器与改进的 SVC 滤波器滤波效果比较(一)



(a) 原始图像barbara



(b) 加3%椒盐噪声后的图像



(c) 经SVC滤波器滤波后的图像 (PSNR=29.639)



(d) 经改进的SVC滤波器滤波后的图像 (PSNR=31.638)

图3 SVC 滤波器与改进的 SVC 滤波器滤波效果比较(二)

4 结语

改进的 SVC 脉冲噪声滤波器, 其滤波效果明显优于原先的基于 SVC 的脉冲噪声滤波器, 且并不增加时间复杂性。小波变换识别脉冲噪声的方法, 只使用了一次小波变换, 对脉冲噪声的识别仍有局限性, 实验表明对于较稀疏的椒盐噪声识别效果较好。从理论上讲, 如果能够运用多次小波变换的信息, 有望提高识别效果。

参考文献:

- [1] KO S J, LEE Y H. Center weighted median filters and their applications to image enhancement[J]. IEEE Transactions on Circuits and System, 1991, 38(9): 984-993.
- [2] ARAKAWA K. Median filters based on fuzzy rules and its application to image restoration[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1996, 77(1): 3-13.
- [3] CHEN T, MA K K, CHEN L H. Tn-state median filter for image denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(12): 1834-1838.
- [4] LIN TZU-CHAO, YU PAO-TA. Adaptive two-pass median filter on support vector machines for image restoration[J]. Neural Computation, 2004, 16(2): 333-354.
- [5] 朱嘉钢, 王士同. 用于图像恢复的基于 SVR 的自适应新滤波器的研究[J]. 计算机应用研究, 2006, 10(8): 665-672.