

文章编号: 0253-2239(2009)01-0163-06

基于回归型最小二乘支持向量机卷积模板的 椒盐噪声开关滤波器

于忠党^{1,2} 王龙山¹

(¹ 吉林大学机械科学与工程学院, 吉林 长春 130022; ² 渤海大学信息科学与工程学院, 辽宁 锦州 121000)

摘要 针对椒盐噪声的特点,提出了一种以回归型最小二乘支持向量机(Least square support vector regression, LS-SVR)为数据恢复算法的开关型滤波器。首先利用 max-min 算子对滤波窗口中心点进行噪声判别,若中心点不是窗口极值,则将其正常输出,若为极值,则将其判定为噪声,并进一步将窗口分为只有中心点被污染和多点被污染二类,利用 LS-SVR 良好的数据逼近能力,对窗口进行曲面拟合,实现了被污染的数据点的有效恢复,减小了被误判为噪声的数据点的损害。为提高算法的运算速度,根据滤波策略和 LS-SVR 的特点,先期构造了二种 LS-SVR 卷积模板,将 LS-SVR 的训练过程转化为了简单的加权求和运算,增加了算法的实用性。实验表明,这种方法具有较好的细节保护能力和较强的噪声去除能力。

关键词 图像处理; LS-SVR; 椒盐噪声; 开关滤波; 卷积模板

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A **doi:** 10.3788/AOS20092901.0163

Salt & Pepper Noise Switching Filter Based On LS-SVR Convolution Mask

Yu Zhongdang^{1,2} Wang Longshan¹

(¹ Institute of Mechanical Science and Engineering, Jilin University, Changchun, Jilin 130022, China)
(² College of Information Science and Engineering, Bohai University, Jinzhou, Liaoning 121000, China)

Abstract Aiming at the characteristic of salt & pepper noise, the switch salt & pepper noise suppression algorithm for noise points data restoration based on LS-SVR (least square support vector machines regression) is presented. First, the max-min operator is used to differentiate the noise at the filter windows center, if the center is not the windows extremum, they will output naturally, otherwise they will be judged as noise and divide windows into center corrupted points and multi-corrupted points. The well data approach ability is utilized to fit the curved surface for windows. It realized efficient restoration of data corrupted and reduced the data points damage for miscarriage of justice as noise. To improve the arithmetic operation speed, it constructed the two type LS-SVR convolution mask based on the filtering strategy and LS-SVR characteristic, training process of LS-SVR is turned into simple weighted summation operation which increased the algorithmic practicability. Experiments show that the proposed algorithm has better detailed protecting ability and better removing noise ability.

Key words image processing; least square support vector regression (LS-SVR); salt & pepper noise; switch filtering; convolution mask

1 引言

图像无论是实际处理应用,还是进行信道传输,都免不了受到噪声的干扰,其中最典型的是受到椒盐噪声的干扰。对于灰度图像来说,椒盐噪声含有随机出现的黑白亮度值,表现为被污染的像素相对于邻域内其它点灰度值的突变,使其与边缘细节一样具有较大的梯度,影响图像复原、分割、特征提取、图像识别等后继工作的进行,对其抑制处理是图像

处理中非常重要的一项工作。

传统的中值滤波器作为排序统计型滤波器的代表,运算简单而且速度快,得到了广泛的应用,但存在一个最大的问题就是在滤除噪声的同时会去除图像中的高频信息,不可避免地造成图像边缘、锐角等细节的模糊,而且,随着噪声密度逐渐增大,其滤波性能会迅速下降直至丧失。因此,在滤除噪声的同时如何最大限度地保护图像的细节,学者们进行了

收稿日期: 2008-02-26; **收到修改稿日期:** 2008-08-20

基金项目: 吉林省科技发展计划(20040534)资助课题。

作者简介: 于忠党(1965—),男,博士研究生,教授,主要从事机器视觉方面的研究。E-mail: lnjz_yzd@sina.com

导师简介: 王龙山(1945—),男,博士生导师,教授,主要从事智能加工和机器视觉等方面的研究。E-mail: wls@jlu.edu.cn

深入研究,并取得了一系列成果^[1~6]。Sun^[2]首次提出了开关滤波处理算法,其基本思想为根据特定的判别标准将全部像素分为噪声 N 和信号 S 二类并分别处理,对于信号,保持原值不变,对于噪声,使用合适的算法进行数据恢复。此类算法由于只对被噪声污染的像素进行处理,因此较好地避免了滤波过程中对非噪声点数据的破坏,具有较强的边缘和细节保护能力,是一种有前途的、广受关注的方法。Xing^[4]在 Sun^[2]的基础上,提出了基于极值开关策略的中值滤波(EM)方法,此种方法的最大优势在于运算速度与传统的中值滤波器相当,对污染较轻的图像具有较好的处理效果,但对污染较严重的图像效果较差。

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是在统计学习理论^[7]的基础上发展起来的一种特别适合于小样本训练的机器学习方法,它通过实现结构风险的最小化,使学习机具有着较强的泛化能力。SVM 以其在模式识别、函数估计等方面表现出的特有优势,得到了越来越广泛的应用。

本文将回归型最小二乘支持向量机^[8](Least square support vector regression, LS-SVR)应用于噪声处理,提出了以 LS-SVR 作为数据恢复算法的开关型椒盐噪声滤波算法。算法中首先利用 max-min^[2,4]算子对滤波窗口中心点进行是否为椒盐噪声的判别,对于中心点被污染的窗口,将其进一步分为只有中心点被污染和多点被污染二类,分别将其与二种 LS-SVR 模板进行卷积运算,实现了受污染点数据的有效恢复。由于 LS-SVR 滤波算子根据滤波策略在前期已被计算出来,因此在滤波过程中省去对 LS-SVR 的训练过程,提高了 LS-SVR 进行数据恢复的运算速度,具有很强的实用性。实验表明,本文提出的方法具有较好的细节保护能力和较强的噪声去除能力。

2 采用开关策略的平滑滤波

2.1 开关滤波策略

采用开关策略进行滤波处理的基本思想,是依据椒盐噪声的表现特性,采用某种算法将像素点划分为被污染的和未被污染的二类,并只对被污染的像素点进行滤波处理,从而达到细节保护的日的,其关键技术是噪声检测算法和数据恢复算法。

经过多年的研究,学者们提出了多种噪声检测方法,在众多检测算法中,max-min 噪声检测算子因简单方便而得到了广泛采用。max-min 噪声检测算法认为,对于灰度图像,滤波窗口内的灰度极大值和

灰度极小值所对应的点为被椒盐噪声污染的像素点。采用此种方法,噪声点可全部检出,操作简单方便,但存在的最大问题,是利用局部极值来代替全局极值作为检测噪声的尺度,会将图像的锐化细节和边缘归结为噪声一类,容易造成对非噪声点的图像细节与边缘的数据的破坏,因此,需要较高效的数据恢复算法,以最大限度地降低对细节和边缘的影响。

2.2 平滑滤波

图像的平滑滤波是通过原始输入图像 $f(x, y)$ 与脉冲响应函数 $h(x, y)$ 做卷积运算得到的。设输出图像为 $g(x, y)$,则有

$$g(x, y) = f(x, y) \otimes h(x, y) = \int_{-\infty-\infty}^{\infty} \int_{-\infty-\infty}^{\infty} f(x', y') h(x - x', y - y') dx' dy'. \quad (1)$$

对于数字图像,(1)式则被离散为如下形式:

$$g(i, j) = f(i, j) \otimes h(i, j) = \sum_{k=-n}^n \sum_{l=-m}^m f(i - k, j - l) h(k, l). \quad (2)$$

也就是说,对某一像素点的滤波处理变成了对该点 $[2m+1] \times [2n+1]$ 邻域的加权运算,邻域内各点的权值由卷积模板 $h(k, l)$ 指定。因此,设计滤波器的关键是给出一个合适的算子模板 $h(k, l)$ 。

2.3 基于开关策略的 LS-SVR 平滑滤波

由于平滑滤波将滤波过程转变为对滤波窗口的卷积运算,使得滤波过程简单高效。对于椒盐噪声,可首先使用噪声检测器进行噪声判别,然后使用合适的卷积模板,对噪声点进行平滑处理,以实现被破坏数据的恢复。

由于支持向量机具有良好的数据逼近能力,因此本文采用 SVM 作为噪声点的数据恢复算法。基本原理是将滤波窗口内未被噪声污染的数据点作为输入数据,使用 LS-SVR 进行曲面拟合,然后用拟合得到的数据来作为被损坏点的值,既考虑了图像数据点间的空间相关,又照顾了各数据点间的统计相关,对于被噪声破坏的数据可以较好地进行恢复,对于被误判为噪声的数据不会有太大的损害,达到了在滤除噪声的同时又保护细节的目的。

3 LS-SVR 卷积模板

对于确定的训练集,LS-SVR 可用如下的线性方程来表示:

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}_N^T \\ \mathbf{1}_N & \mathbf{\Omega} + \gamma^{-1} \mathbf{I}_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{b} \\ -\alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{Y} \end{bmatrix}, \quad (3)$$

式中 $\mathbf{Y} = [y_1, \dots, y_N]^T$ 是输入向量, $\mathbf{1}_N = [1, \dots,$

$1]^T$, $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_N]^T$, 为与各输入样本对应的 Lagrange 乘子, \mathbf{I}_N 是 $N \times N$ 单位矩阵, 矩阵 $\mathbf{\Omega} \in \mathbf{R}^{N \times N}$, 其元素 $\Omega_{ij} = K(x_i, x_j)$, $K(x, y)$ 为核函数, γ 为惩罚因子。

解出参数 α, b 的值, 最小二乘支持向量回归函数表示为

$$y = f(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i K(x_i, x) + b. \quad (4)$$

保证(4)式泛化性能的关键是核函数 $K(x, y)$ 的选取。对于包含先验信息很少的问题来说, 径向基核函数是一个很好的选择^[9], 本文选取的核函数为高斯径向基核函数:

$$K(x, y) = \exp(-|x - y|^2 / \sigma^2), \quad (5)$$

令 $\tilde{\mathbf{\Omega}} = \mathbf{\Omega} + \gamma^{-1} \mathbf{I}_N$, 有 $\mathbf{Y} = \mathbf{1}_N b + \tilde{\mathbf{\Omega}} \alpha$, 通过对(3)式的增广矩阵做变换, 得(3)式的解为

$$b = \frac{\mathbf{1}_N^T \tilde{\mathbf{\Omega}}^{-1} \mathbf{Y}}{\mathbf{1}_N^T \tilde{\mathbf{\Omega}}^{-1} \mathbf{1}_N} \mathbf{Y} = \mathbf{A} \mathbf{Y}, \quad (6)$$

$$\alpha = \tilde{\mathbf{\Omega}}^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{1}_N b) = \tilde{\mathbf{\Omega}}^{-1} (\mathbf{I}_N - \mathbf{1}_N \mathbf{A}) \mathbf{Y} = \mathbf{M} \mathbf{Y}. \quad (7)$$

设滤波窗口为 $[2n + 1] \times [2n + 1]$ 邻域, 由(2)式知, 这是一个以被处理的像素点为中心的滑动窗口, 对图像中任意像素点的滤波处理, 均等效为以其为中心的滤波窗口内的像素点的加权运算, 与该点的绝对坐标无关, 因此, 可用相对中心点的坐标来表示滤波窗口内的各像素点。不失一般性, 可令滤波窗口中心点为 $y(0, 0)$, 窗口内任一点表示为 $y(i, j)$, 其中坐标 i, j 的定义域为 $[-n, n]$ 中的整数, 则滤波窗口可表示为

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y(-n, -n) & \cdots & y(-n, n) \\ \vdots & y(0, 0) & \vdots \\ y(n, -n) & \cdots & y(n, n) \end{bmatrix}.$$

记中心点 $y(0, 0)$ 回归处理后的输出为 $g(0, 0)$, 用欧氏距离做为(10)式中 $|x - y|$ 的度量, 将窗口内的各点以序贯的方式组成输入向量, 则可以将 $g(0, 0)$ 表示为卷积的形式, 即

$$g(0, 0) = \mathbf{H} \otimes \mathbf{Y}. \quad (8)$$

模板矩阵 H 中各元素的值与 LS-SVR 的参数 σ^2 和 γ 的值有关, 不同的 σ^2 和 γ 决定着拟合曲面与原始曲面的近似程度, 需合理设置。

4 基于 LS-SVR 的开关滤波算法

根据开关滤波的思想, 本文使用 max-min 算子作为椒盐噪声检测器, 利用 3×3 邻域窗口对图像进行从左到右的逐行扫描, 同时对位于窗口中心的像素点进行噪声判别, 如果该点的灰度值处于极大值和极小

值之间, 则认为该点未被噪声污染; 若该点的灰度等于极值, 则认为该点被椒盐噪声污染, 利用先期构造的 LS-SVR 算子对滤波窗口进行卷积运算, 并用卷积运算的结果作为该点的替代值。

记滤波窗口中心点为 $y(0, 0)$, 窗口内已处理过的点为 $g(i, j)$, 未处理的点为 $f(i, j)$, 则滤波窗口内的各点情况如图 1 所示。

$g(-1, -1)$	$g(-1, 0)$	$g(-1, 1)$
$g(0, -1)$	$y(0, 0)$	$f(0, 1)$
$f(1, -1)$	$f(1, 0)$	$f(1, 1)$

图 1 3×3 滤波窗口各数据点

Fig. 1 Pixels of 3 by 3 filtering window

为了简化滤波处理过程, 进而降低滤波算子的数量, 本文对 $g(i, j)$ 不再进行二次判别, 仅由 $f(i, j)$ 的极值分布情况来构造 LS-SVR 的输入集。窗口内极值点的分布与椒盐噪声密度有关, 若窗口中只有 $y(0, 0)$ 点为极值, 则说明噪声密度较小, 窗口内其余像素点或者未被噪声污染, 或者噪声已被去除, 此时应用除 $y(0, 0)$ 点以外的全部点构成 LS-SVR 的输入集; 若窗口中有较多点为极值, 则说明噪声密度较大, 此时可用窗口内已处理点构成 LS-SVR 的输入集。也就是说, LS-SVR 的输入集的构成分二种情况:

1) 窗口内只有 $y(0, 0)$ 为极值点, 则输入集为除中心点外的所有数据点。

2) 除 $y(0, 0)$ 外, $f(i, j)$ 中有一个或一个以上的像素为极值点, 则输入集由 $g(i, j)$ 构成。

根据 LS-SVR 输入数据集的不同, 可产生二种用于与滤波窗口进行卷积运算的 LS-SVR 模板, 分别选取与窗口内极值分布相对应的算子与窗口进行卷积运算, 即可得到 $y(0, 0)$ 点的估计值。

综合起来, 本文采用的滤波算法如下:

1) 根据实际情况合理设定参数 σ^2 和 γ 的值, 滤波窗口固定为 3×3 邻域;

2) 按上面的原则, 生成开关滤波时所用的 2 个 LS-SVR 卷积模板;

3) 用 3×3 窗口对图像按从左到右从上到下的顺序进行逐点扫描, 并求取窗口内的灰度的极大值和极小值;

4) 若窗口中心点为非极值点, 则该点正常输出;

5) 若窗口中心点为极值点, 则进一步判断未扫描过的点是否为极值点, 并根据极值点的组合情况,

从 2 个已生成的 LS-SVR 滤波算子中选择对应的算子与窗口进行卷积运算,用卷积结果作为中心点的估计值输出;

6)重复 3)~5),直到所有点处理完毕。

5 实 验

5.1 滤波性能评价

滤波器的性能可由处理后的图像质量来评价。评价的方法有很多^[10],一般情况下,峰值信噪比(PSNR) R_{PSN} 值高的图像质量相对较高,是目前用于图像质量评价的最常用的指标。设一幅大小为 $M \times N$ 的数字图像 f 和参考图像 f_0 , $f(i, j)$ 和 $f_0(i, j)$ 为图像在坐标点 (i, j) 处的幅度值, f_{max} 为其最大幅值,则被测图像 $f(i, j)$ 的 PSNR 定义为:

$$R_{\text{PSN}} = 10 \lg \left\{ \frac{f_{\text{max}}^2}{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [f(i, j) - f_0(i, j)]^2} \right\}$$

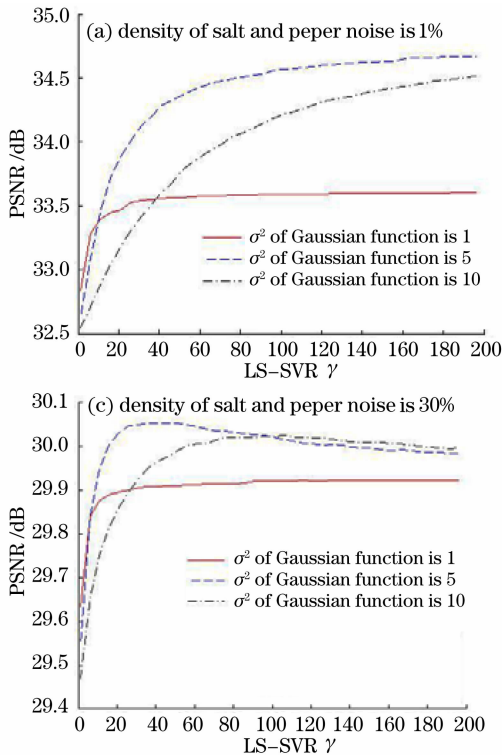


图 2 不同 σ 值时 PSNR 随 γ 的变化曲线

Fig. 2 Curve of PSNR with γ and different σ

从图 2 可以看到,当取较小的 σ 值($\sigma^2 = 1$)时,滤波器性能较差;当 σ 取值较大时,LS-SVR 的平滑能力较强,当图像的噪声密度较小时,滤波性能较差,但对于污染较重的图像,由于占主导地位的为受污染的像素点,被破坏的像素点所占的比重较低,因而表现出较强的滤波性能,此时, γ 应以较大的值匹

对于 8 bit 灰度图像,上式变为:

$$R_{\text{PSN}} = 10 \lg \left\{ \frac{255 \times 255}{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [f(i, j) - f_0(i, j)]^2} \right\}$$

5.2 参数 γ 和 σ^2 的选取

影响支持向量机回归性能的因素之一即为核参数和惩罚因子的选取,对此许多学者进行了深入研究^[9],并取得了一定的成果,归纳起来可分为经验方法和理论方法,如 k -折交叉验证、贝叶斯学习方法和基于 VC 维的界方法等,但这些方法都存在着可操作性差的问题,因此,本文通过实验来确定 LS-SVR 的参数值。

实验中,首先在原始 Lena 图像中分别加入密度为 1%、10%、30% 和 50% 的椒盐噪声,然后分别测试 $\sigma^2 = 1$ 、 $\sigma^2 = 5$ 和 $\sigma^2 = 10$ 时滤波器性能随惩罚因子 γ 的变化曲线,图 2 中给出了测试结果。

配。因此, σ 的取值不能过大也不能过小。从实验 中看, σ^2 取值在 5 左右时,滤波器对不同密度分布的噪声,均有令人满意的滤波效果,此时, γ 的值决定了滤波器对不同密度分布的噪声的响应能力。污染较轻的图像适宜较大的 γ 值,以强调邻域点对被恢复点的影响;对于污染较重的图像,由于 LS-SVR

输入向量中的大部分点是被先前恢复的估计值，具有一定的误差，因此 γ 的取值既要考虑相邻点的相关性，又要淡化引入的误差，适宜取相对较小的 γ 值，以使滤波器对各种密度分布的椒盐噪声有相对较一致的滤波性能，本文取 $\gamma=65, \sigma^2=5$ 。

5.3 所提算法滤波性能实验

为了验证所提算法的滤波性能，以 256×256 大

表 1 提出算法的客观评价结果

Table 1 Evaluation results of the proposed algorithm

Density of salt and pepper noise /%	1	5	10	20	30	40	50	60	70	80	85	90
PSNR /dB	34.12	33.61	33.06	31.23	29.61	28.24	26.97	25.41	24.08	22.16	21.51	20.05



图 3 10%椒盐噪声污染的 Lena 图像及滤波后结果
Fig.3 Lena iamge corrupted by 10% salt & pepper noise and the filtering result

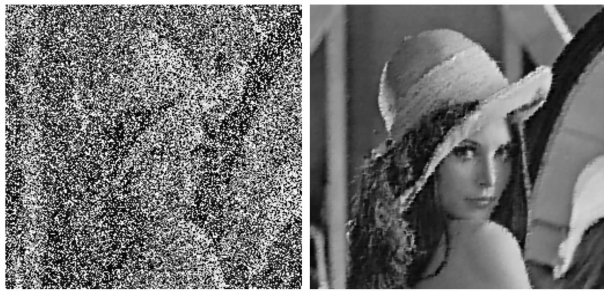


图 4 60%椒盐噪声污染的 Lena 图像及滤波后结果
Fig.4 Lena iamge corrupted by 60% salt & pepper noise and the result after filtering

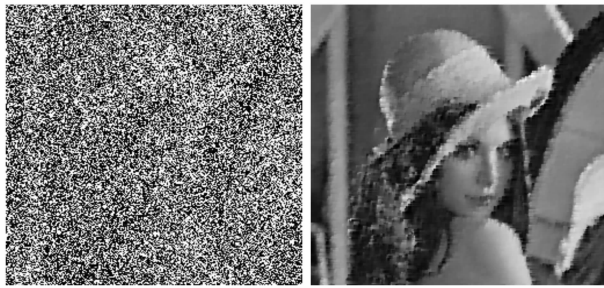


图 5 80%椒盐噪声污染的 Lena 图像及滤波后结果
Fig.5 Lena iamge corrupted by 80% salt & pepper noise and the result after filtering

由于本文算法是对 3×3 窗口的中心点进行计

小的 Lena 灰度图像为对象进行了实验研究[所有实验均在 Matlab7(R14)平台上进行,PC 机的操作系统为 Widows XP,CPU 为 Intel Pentium D 2.80 GHz,内存为 2 GB],图 3、图 4 和图 5 为分别加入密度为 10%、60%和 80%的椒盐噪声的 Lena 图和经本文算法处理后的恢复图像,表 1 给出了对加入不同密度的椒盐噪声的图像进行处理后的 PSNR 值。

算,在进行滤波处理时会将图像四周的 1 行和 1 列漏掉,所以在算法实现中,首先使用开关中值滤波的方法首先对图像周边的 1 行和 1 列进行处理,然后再使用本文所提算法进行滤波。

5.4 对比实验

文献[4]在文章中将其提出的基于极值中值的去噪算法(以下简称 EM)与目前已有的大部分开关型滤波算法进行了对比研究,为此,本文的对比实验仅就本文算法、EM 算法和中值滤波算法来进行。

为进一步考察提出算法的性能,本文首先以 256×256 大小的 Lena 灰度图像为对象,将本文算法与 3×3 邻域和 5×5 邻域 EM 算法及 3×3 中值滤波器进行了实验对比,图 6 给出了使用四种滤波算法对图像处理后的 PSNR 随加入的椒盐噪声密度的变化曲线,图 6 中的圆型点线为本文算法的 PSNR 走势,方型点线为 3×3 邻域 EM 算法的 PSNR 走势,钻石点线为 5×5 邻域 EM 算法的 PSNR 走势,星型点线为中值滤波算法的 PSNR 走势,从图中可以看出,本文所提算法的性能在噪声密度较低(小于 30%)时略好于 3×3 邻域 EM 算法,在噪声密度较大时明显好于后二种算法。

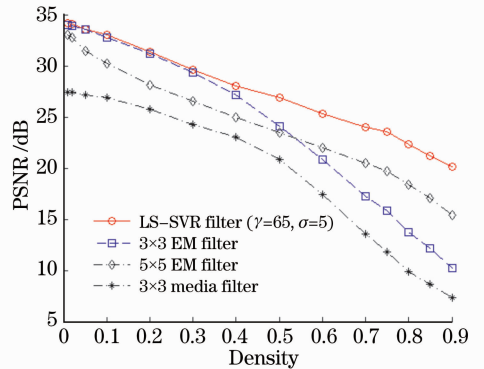


图 6 对比实验曲线

Fig.6 Curve of PSNR of the different algorithms

为考察所提算法的细节保护能力,本文在 Baboon 图像中加入 60%密度的椒盐噪声,然后使用本文所提算法、 3×3 邻域 EM 算法和传统中值滤波算法进行滤波处理。图 7(a)为原始 Baboon 图像,图 7(b)为加入 60%密度的椒盐噪声的 Baboon 嘴部图像,图 7(c)为中值滤波结果,图 7(d)为 3×3

邻域 EM 算法的处理结果,图 7(e)为本文提出算法的处理结果,从图中可以看出,EM 算法处理后的 Baboon 图像胡须断裂和模糊明显比本文提出算法严重,噪声去除也不够彻底,因此,在图像的细节保护能力方面,本文算法有更好的性能。

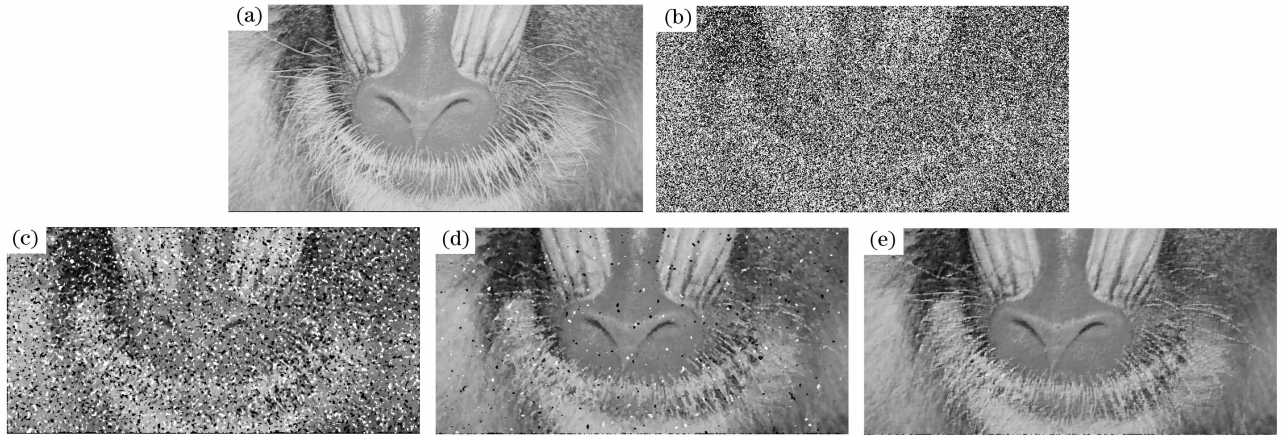


图 7 (a) 原始 Baboon 图像, (b) 60%椒盐噪声污染的 Baboon 图像, (c) 中值滤波结果, (d) EM 算法滤波结果, (e) 提出算法的滤波结果

Fig. 7 (a) Original Baboon image, (b) Baboon image corrupted by 80%, (c) result of median filter, (d) result by EM algorithm, (e) result by proposed algorithm

6 结 论

本文采用 max-min 开关策略,提出了基于 LS-SVR 平滑滤波的图像椒盐噪声去除算法。算法中利用构造出的 LS-SVR 图像卷积模板,对判定为噪声的滤波窗口中心点进行曲面拟合,充分利用了窗口内数据点间的相关性,有效地恢复了被损坏的数据,充分保护了图像的细节,同时,将 LS-SVR 求解时的矩阵运算转化为加权求和的卷积运算,提高了 LS-SVR 的运算速度,实验表明,本文所提算法在噪声的去除能力、细节保护能力和运算速度方面均有着令人较满意的性能,具有较大的实用性。如何更加方便、合理地设置 LS-SVR 的参数,以及解决本文算法的方向性问题是需要进一步研究的课题。

参 考 文 献

- 1 Yin L, Yang R K. Weighted median filters; a tutorial [J]. *IEEE Trans. Circuits System*, 1996, **43**(3): 157~192
- 2 Sun T, Neuvo Y. Detail-preserving median based filters in image processing [J]. *Pattern Recognition Letters*, 1994, **15**(4): 341~347
- 3 Eng H L, Ma K K. Noise adaptive soft-switching median filter [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2001, **10**(2): 242~251
- 4 Xing C J, Wang S J, Deng H J *et al.*. A new filtering algorithm

- based on extremum and median value [J]. *J. Image and Graphics*, 2001, **6**(6): 533~536
- 邢藏菊,王守觉,邓浩江等.一种基于极值中值的新型滤波算法 [J]. *中国图像图形学报*, 2001, **6**(6): 533~536
- 5 Li Ziqin, Wang Qian. Edge similar degree and its application in the comparison of suppressing speckle noise algorithm [J]. *Chin. J. Lasers*, 2006, **33**(5): 655~658
- 李自勤,王潜.边缘相似度及其在散斑噪声抑制算法比较中的应用 [J]. *中国激光*, 2006, **33**(5): 655~658
- 6 Yang Xia, Yu Qifeng, Fu Sihua. Adaptive window filter for electric speckle pattern interferometry fringe pattern [J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(4): 625~630
- 杨夏,于起峰,伏思华.散斑条纹图的自适应窗口滤波方法 [J]. *光学学报*, 2007, **27**(4): 625~630
- 7 Vapnik V. *The Nature of Statistical Learning Theory* [M]. NY: Springer, 1995
- 8 Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers [J]. *Neural Processing Letters*, 1999, **9**(3): 293~300
- 9 Su Gaoli, Deng Fangping. Introduction to model selection of SVM regression [J]. *Bulletin of Science and Technology*, 2006, **22**(2): 154~158
- 苏高利,邓芳萍.关于支持向量回归机的模型选择 [J]. *科技通报*, 2006, **22**(2): 154~158
- 10 Zong Siguang, Wang Jiang'an. Multi-scale mathematical morphology fusion filtering and the evaluation of the filtered image [J]. *Acta Optica Sinica*, 2005, **25**(9): 1176~1180
- 宗思光,王江安.多尺度形态算子融合图像滤波技术及滤波质量评价 [J]. *光学学报*, 2005, **25**(9): 1176~1180