

基于 LS-SVR 的图像噪声去除算法研究

于忠党^{1,2} 王龙山¹

摘要 通过对最小二乘支持向量机 (Least squares support vector regression, LS-SVR) 滤波特性的分析, 给出了 LS-SVR 用于图像滤波的卷积模板构造方法, 解决了 LS-SVR 在应用中需要求解的问题, 在此基础上, 提出了基于 LS-SVR 的开关型椒盐噪声滤波算法. 滤波算法中以 Maximum-minimum 算子作为椒盐噪声检测器, 利用滤波窗口内非噪声点构成 LS-SVR 的输入数据, 使用事先构造出的 LS-SVR 滤波算子, 对滤波窗口进行简单的卷积运算, 实现了被椒盐噪声污染点数据的有效恢复. 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.

关键词 图像滤波, 最小二乘支持向量机, 开关滤波, 卷积算子
中图分类号 TP391.41

Research on Image Noise Suppression Algorithm Based on LS-SVR

YU Zhong-Dang^{1,2} WANG Long-Shan¹

Abstract Through analyzing the least squares support vector regression (LS-SVR) filtering characteristics, the LS-SVR method is presented to construct the convolution mask of image filtering, which resolves the solver problem in the LS-SVR application. Based on the method, the LS-SVR switching filter for image corrupted by salt & pepper noise is proposed. By taking the maximum-minimum operator as the salt & pepper noise detector in the filtering algorithm, using the non-noise point of the filtering windows as the input data set of the LS-SVR, and utilizing the LS-SVR filtering operator to execute simple convolution operation on the filtering windows, the corrupted data are efficiently restored. Experiments show that the proposed algorithm has better detail preserving ability and better noise removing ability.

Key words Image filtering, least squares support vector regression (LS-SVR), switch filtering, convolution operator

在计算机视觉系统中, 成像系统获取的图像由于受到种种条件的限制和随机干扰, 通常包含大量的噪声, 如椒盐噪声、高斯噪声等, 去除图像中噪声信号, 保留有用信息, 对图像的正确分析与理解十分重要. 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他点灰度值的突变, 使得其与边缘细节一样具有较大的梯度, 造成边缘检测中出现虚假边缘, 为图像的进一步分析工作带来较大的困难. 因此, 设计出能有效滤除椒盐噪声且具有良好的细节保护能力的滤波算法, 具有十分重要的现实意义.

传统的中值滤波及改进的中值滤波方法^[1-3], 没能较好地解决降噪能力与细节保护的矛盾, 对此, 许多学者进行了深入研究, 并取得了丰富的研究成果, 最有代表性的是基于开关策略的滤波方

法. 此种方法的基本思想是利用噪声检测算子将像素点分为受污染的像素点和未受污染的像素点二类, 并只对受污染的像素点进行处理, 从而达到细节保护的目. 这种算法的核心问题是对被噪声检测算子判断为噪声的像素点的恢复方法, 不同的恢复方法基本上决定了滤波器的性能. 文献 [4-8] 采用中值策略实现对噪声点的数据恢复, 此类方法由于中值的局限性而使得恢复效果不高; Nikolova 等^[9-12] 提出通过最小化全局代价函数来实现细节恢复, 此种方法由于在代价函数中加入了保边势函数 (Edge-preserving potential function)^[13], 因此具有目前最高的噪声滤除与细节保护能力, 但其缺点在于最小化代价函数的求解过程比较复杂, 尤其是对污染较重的图像进行恢复需要较长的运算时间, 因而限制了其性能的充分发挥; 宋宇等提出了利用相似度函数^[14] 进行噪声点恢复的算法, 在运算速度及滤波效果方面均取得了令人较满意的结果. 因此, 如何在方便运算的前提下, 应用更良好的恢复算法, 以提高滤波器性能, 需要进一步深入研究.

支持向量机 (Support vector machine, SVM) 是在统计学习理论^[15] 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. 将支持向量机应用于信号降噪, 是近年来令人关注的一个课题, 且已取得了一定的成果^[16-20], 但受困于支持向量机

收稿日期 2008-01-02 收修改稿日期 2008-05-21
Received January 2, 2008; in revised form May 21, 2008
吉林省科技发展计划项目 (20040534), 辽宁省自然科学基金 (20070420071) 资助
Supported by Science and Technology Development Program of Jilin Province (20040534) and Natural Science Foundation of Liaoning Province (20070420071)
1. 吉林大学机械科学与工程学院 长春 130022 2. 渤海大学信息科学与工程学院 锦州 121000
1. Institute of Mechanical Science and Engineering, Jilin University, Changchun 130022 2. College of Information Science and Engineering, Bohai University, Jinzhou 121000
DOI: 10.3724/SP.J.1004.2009.00364

的训练算法, 使得据此设计的滤波器的运算比较复杂且用时较长, 实用性较差. 因此, 研究使基于支持向量机技术的滤波器具有传统滤波器运算方便快捷的特点, 是一项十分有意义的工作.

本文将回归型最小二乘支持向量机^[21] (Least square support vector regression, LS-SVR) 应用于噪声处理, 通过对 LS-SVR 滤波特性的分析, 指出采用高斯径向基核函数的 LS-SVR 滤波器具有高斯滤波器的性质, 并就 LS-SVR 在图像处理中的二类应用给出了参数选择的大致原则. 对于椒盐噪声, 依据开关滤波的原理, 将 LS-SVR 作为数据恢复手段, 设计出了依据开关策略的椒盐噪声滤波算法. 算法中以 Maximum-minimum 算子作为椒盐噪声检测器, 检测出滤波窗口内可能为噪声的像素点, 利用非噪声点作为 LS-SVR 的输入数据, 通过构造出的 LS-SVR 滤波算子, 对滤波窗口进行简单的卷积运算, 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先期已被计算出来, 省去了对 LS-SVR 的训练过程, 因此滤波处理被大大简化, 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.

1 LS-SVR 滤波算子构造

1.1 LS-SVR 原理

对于非线性回归, 可使用一个非线性映射 $\phi(x)$ 把数据映射到高维特征空间, 并选取一个 Mercer 核函数 $K(x, y)$, 满足 $K(x_i, x_j) = (\phi(x_i) \cdot \phi(x_j))$, 则目标函数可转化为如下的线性方程

$$y = f(x) = (w \cdot \phi(x)) + b \quad (1)$$

引入结构风险, 则回归问题可转化为求解如下的带约束的优化问题

$$\min_{w, b, e} J_2(w, b, e) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2 \quad (2)$$

约束条件为

$$(w \cdot \phi(x_i)) + b + e_i = y_i, \quad i = 1, \dots, N \quad (3)$$

其中, e_i 为样本误差, 常数 $\gamma > 0$, 用来控制对具有误差的样本的惩罚程度.

在引入 Lagrange 乘子后, 式 (2) 和 (3) 可整合为如下的 Lagrange 函数

$$L_2(w, b, e, \alpha) = J_2(w, b, e) - \sum_{i=1}^N \alpha_i \{[(w \cdot \phi(x_i)) + b + e_i - y_i]\} = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2 - \sum_{i=1}^N \alpha_i \{[(w \cdot \phi(x_i)) + b + e_i - y_i]\} \quad (4)$$

这里, $\alpha_i \in \mathbf{R}$ 为 Lagrange 乘子. 由 KKT (Karush-Kuhn-Tucker) 条件可得如下的线性方程

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}_N^T \\ \mathbf{1}_N & \Omega + \gamma^{-1} I_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{Y} \end{bmatrix} \quad (5)$$

这里, $\mathbf{Y} = [y_1, \dots, y_N]^T$ 是输入样本, $\mathbf{1}_N = [1, \dots, 1]^T$, I_N 是 $N \times N$ 单位矩阵, 矩阵 $\Omega \in \mathbf{R}^{N \times N}$, 其元素 $\Omega_{ij} = K(x_i, x_j)$. 解出参数 α, b 的值, 则回归函数表示为

$$y = f(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i K(x_i, x) + b \quad (6)$$

保证式 (6) 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^[22], 本文选取的核函数为高斯径向基核函数

$$K(x, y) = \exp\left(-\frac{|x - y|^2}{\sigma^2}\right) \quad (7)$$

1.2 LS-SVR 滤波算子构造及特性分析

使用 SVR 进行图像滤波的基本思想, 是对以被处理点为中心的邻域进行曲面逼近, 并用所求得的逼近函数值来作为该点的估计值. 为避免每次估计均需求解参数 α, b 并代入式 (6) 的繁杂运算, 下面构造一个不依赖于输入向量的滤波算子. 首先求解线性方程式 (5), 令 $\bar{\Omega} = \Omega + \gamma^{-1} I_N$, 有 $\mathbf{Y} = \mathbf{1}_N b + \bar{\Omega} \alpha$, 可得解为

$$b = \left[\frac{(\mathbf{1}_N^T \bar{\Omega}^{-1})}{(\mathbf{1}_N^T \bar{\Omega}^{-1} \mathbf{1}_N)} \right] \mathbf{Y} = A \mathbf{Y} \quad (8)$$

$$\alpha = \bar{\Omega}^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{1}_N b) = \bar{\Omega}^{-1} (I_N - \mathbf{1}_N A) \mathbf{Y} = M \mathbf{Y} \quad (9)$$

设滤波窗口为 $[2n+1] \times [2n+1]$ 邻域, 中心点为 $y(r, c)$, 窗口内任一点为 $y(r-i, c-j)$, $i = -n, \dots, n$, $j = -n, \dots, n$, 则滤波窗口可表示为

$$Y(r, c) = \begin{bmatrix} y(r-n, c-n) & \cdots & y(r-n, c+n) \\ \vdots & y(r, c) & \vdots \\ y(r+n, c-n) & \cdots & y(r+n, c+n) \end{bmatrix}$$

使式 (8) 中的 A 的每个元素按与 $Y(r, c)$ 中的元素的对应关系构成 $2n + 1$ 阶卷积模板方阵 B , 则式 (8) 可表示为

$$b = B \otimes Y(r, c) \quad (10)$$

其中, \otimes 表示卷积. 与之类似, 式 (9) 中的 α 可表示为

$$\alpha = \begin{bmatrix} \alpha(-n, -n) & \cdots & \alpha(-n, n) \\ \vdots & \alpha(0, 0) & \vdots \\ \alpha(n, -n) & \cdots & \alpha(n, n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{-n, -n} \otimes Y(r, c) & \cdots & h_{-n, n} \otimes Y(r, c) \\ \vdots & h_{0, 0} \otimes Y(r, c) & \vdots \\ h_{n, -n} \otimes Y(r, c) & \cdots & h_{n, n} \otimes Y(r, c) \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中 $h_{i, j}$ 为矩阵 M 中与 $\alpha_{i, j}$ 对应的行按顺序排列构成的 $2n + 1$ 阶方阵.

设滤波输出的估计值为 $g(r, c)$, 采用式 (7) 的核函数, 将式 (10) 和 (11) 带入式 (6) 中, 有

$$g(r, c) = \sum_{-n}^n \sum_{-n}^n e^{-\frac{i^2+j^2}{\sigma^2}} h_{i, j} \otimes Y(r, c) + B \otimes Y(r, c) = \left(\sum_{-n}^n \sum_{-n}^n e^{-\frac{i^2+j^2}{\sigma^2}} h_{i, j} \right) \otimes Y(r, c) + B \otimes Y(r, c) \quad (12)$$

令 $H = (\sum_{-n}^n \sum_{-n}^n e^{-(i^2+j^2)/\sigma^2} h_{i, j}) + B$, 则有

$$g(r, c) = H \otimes Y(r, c) \quad (13)$$

模板 H 即为所求的滤波算子.

显然, LS-SVR 训练样本的数目不同, 则所求得的滤波算子也会不同. 如果限定窗口中只有部分像素参与滤波运算, 设 $y(r - i, c - j)$ 不参与运算, 则在计算出式 (8) 和 (9) 中的 A , M 后, 在 A 与 $y(r - i, c - j)$ 对应列处插入 0, 将其扩充为 $(2n + 1) \times (2n + 1)$ 列, 将式 (9) 中的矩阵 M 与 $y(r - i, c - j)$ 对应的列位置插入一全 0 的列, 对应的行位置插入全 0 的行, 则仍可得式 (13).

下面简单讨论采用高斯径向基核函数的 LS-SVR 的滤波特性. 由式 (12) 有

$$g(r, c) = \sum_{-n}^n \sum_{-n}^n \left(e^{-\frac{i^2+j^2}{\sigma^2}} h_{i, j} + \frac{B}{(2n + 1)^2} \right) \otimes Y(r, c) = \left(\sum_{-n}^n \sum_{-n}^n e^{-\frac{i^2+j^2}{\sigma^2}} \right) H_{i, j} \otimes Y(r, c) \quad (14)$$

其中 $H_{i, j} = h_{i, j} + B/(e^{-(i^2+j^2)/\sigma^2} (2n + 1)^2)$.

使离散高斯函数 $e^{-(i^2+j^2)/\sigma^2}$ 按 i, j 构成一模板矩阵 G , 则式 (14) 变为

$$g(r, c) = G \otimes (H_{i, j} \otimes Y(r, c)) \quad (15)$$

从式 (15) 可以看出, SVR 将窗口内像素分别与 $H_{i, j}$ 卷积后再与离散高斯函数卷积, 所以, 采用高斯核的 LS-SVR 滤波器具有高斯滤波器的性质, 其滤波带宽由高斯核函数的 σ^2 和惩罚因子 γ 控制, σ^2 决定滤波器的基本带宽, γ 的值决定了在基本带宽下, 对原始信号频率范围的缩放程度. 因此 σ^2 不能过大, 否则滤波处理时会截断大量的高频信息, 造成图像细节模糊; γ 的取值与 SVR 的应用方法有关, 若用于降噪, 应取较小的 γ 值, 以限制信号的高频分量通过, 否则会失去滤波效果, 若 LS-SVR 用于由已知数据点预测未知数据点, 如下文讨论的被椒盐噪声污染的像素点的恢复, 则应取较大的 γ 值, 但其取值不能过大, 过大的 γ 值会使结构风险函数退化, 丧失支持向量机的良好性能.

2 基于 LS-SVR 的椒盐噪声去除算法

2.1 椒盐噪声检测

椒盐噪声检测算法是采用开关策略进行滤波处理的关键技术. 经过多年的研究, 学者们提出了多种噪声检测方法, 如 Maximum-minimum^[23] 椒盐噪声检测算子、回归矩阈值判别法^[18]、梯度阈值判别法^[24]、排队统计判别法^[25-26]、模糊决策判别法^[27] 等, 其中 Maximum-minimum 椒盐噪声检测算子因简单方便而得到了广泛采用. Maximum-minimum 椒盐噪声检测算法认为, 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 基于 LS-SVR 的开关去噪算法

根据开关滤波的思想, 本文使用 Maximum-minimum 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, 则认为该点可能被椒盐噪声污染, 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. 当窗口中心点为极值时, 窗口内其余像素也有可能因噪声污染而成为极值, 这些被污染的点已不具备与中心点的相关性, 为提高中心点数据恢复的准确率, 应将极值点排除在 LS-SVR 的输入集之外, 也就是说, 窗口内极值点的构成情况不同, LS-SVR 的输入集也应不同. 窗口内极值点的分布与椒盐噪声密度有关, 若窗口中只有中心点为极值, 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, 此时应用除中心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, 窗口内已进行滤波处理的点曾经为噪声点的可能性增加, 为降低迭代误差, 应使尽可能少量的已处理点参与 LS-SVR 的输入集的构成.

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. 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. 下面分三种情况介绍 LS-SVR 输入集的构成.

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, $f(i,j)$ 中只有一个为极值点, 则输入集为排除极值点外的所有数据点, 总计有 4 种输入集, 即需生成 4 个 LS-SVR 滤波算子.

3) 除 $y(0,0)$ 外, $f(i,j)$ 中有二个或二个以上的极值点, 规定 LS-SVR 的输入集由 4 点构成, 分别为 $f(i,j)$ 中的非极值点和极值点的替代点, 替代点来自 $g(i,j)$, 按与 $y(0,0)$ 点等距的原则对 $f(i,j)$ 中的点进行替代, 具体为: $g(-1,-1)$ 为 $f(1,-1)$ 的替代点, $g(-1,0)$ 为 $f(1,0)$ 的替代点, $g(-1,1)$ 为 $f(1,1)$ 的替代点, $g(0,-1)$ 为 $f(0,1)$ 的替代点, 共需生成 11 个 LS-SVR 滤波算子.

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

图 1 3×3 滤波窗口各数据点

Fig. 1 Pixels of 3 by 3 filtering window

利用根据上述方法生成的 LS-SVR 滤波算子与窗口进行卷积运算, 即可得到去除窗口内极值后的 $y(0,0)$ 点的估计值.

综合起来, 本文采用的滤波算法如下:

步骤 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;

步骤 2. 按上面的原则, 生成开关滤波时所用的 16 个 LS-SVR 滤波算子;

步骤 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;

步骤 4. 若窗口中心点为非极值点, 则该点正常输出;

步骤 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 16 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;

步骤 6. 重复步骤 3~步骤 5, 直到所有点处理完毕.

3 实验

本文使用峰值信噪比 (Peak signal to noise ratio, PSNR) 作为图像质量评价指标. 设一幅大小为 $M \times N$ 的 256 级灰度图像 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, 则被测图像的 PSNR 定义为

$$\text{PSNR} = 10 \lg \frac{255 \times 255}{\frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f(i,j) - f_0(i,j))^2}$$

3.1 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 大小的 Lena 灰度图像为对象在 Matlab 7 (R14) 平台上进行仿真实验. 实验中设置 LS-SVR 的参数为 $\gamma = 65$, $\sigma^2 = 5$ (经实验取得). 图 2 和图 3 为分别加入密度为 10% 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.



图 2 10% 椒盐噪声污染的 Lena 图像及滤波后结果
Fig. 2 Lena image corrupted by 10% salt & pepper noise and the filtering result

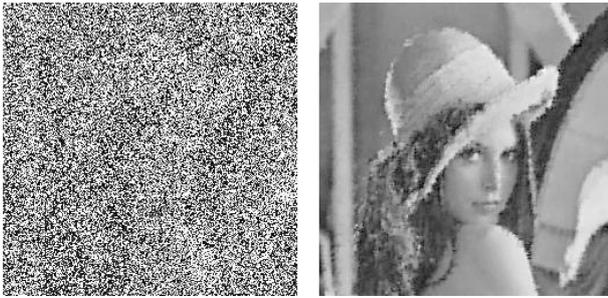


图3 80% 椒盐噪声污染的 Lena 图像及滤波后结果

Fig.3 Lena image corrupted by 80% salt & pepper noise and the filtering result

由于本文算法是对 3×3 窗口的中心点进行计算, 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. 在后面的对比实验中, 对于文献 [14] 所提算法, 也采用了同样的处理方法.

3.2 对比实验

文献 [14] 将其提出的基于相似度函数的去噪算法 (以下简称相似度函数算法) 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、相似度函数算法和中值滤波算法来进行.

本文首先以 256×256 大小的 Lena 灰度图像为对象, 将本文算法与相似度函数算法及 3×3 中值滤波器进行了实验对比 (所有实验均为 Windows XP 环境下的 Matlab 7 (R14) 平台, CPU 为 Intel Pentium D 2.80 GHz, 内存为 2 GB), 图 4 给出了使用三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 4 中的带圆圈的线为本文算法的 PSNR 走势, 带方块的线为相似度函数算法的 PSNR 走势, 带菱形的线为中值滤波算法, 从图中可以看出, 本文所提算法的性能明显好于后二种

算法.

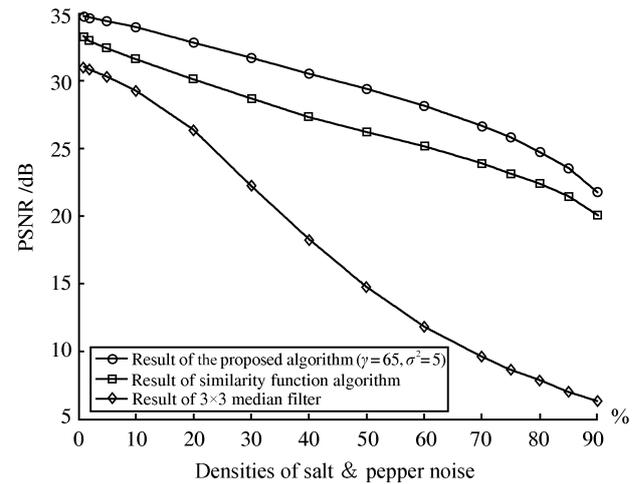


图4 对比实验曲线

Fig.4 Curves of PSNR of different algorithms

在运算速度方面, 由于 LS-SVR 卷积模板事先已经计算出来, 因此计算卷积模板的时间消耗不应包含在本文算法的时间消耗之中, 即本文算法的运算时间仅由步骤 3~步骤 6 的时间消耗构成. 表 2 给出了部分噪声密度下本文算法与相似度函数算法各自进行处理时所用的时间, 可以看出, 本文所提算法的运算速度优于相似度函数算法.

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, 然后使用上述三种算法进行滤波处理. 图 5 (见下页) 为加入 60% 密度椒盐噪声的 Baboon 嘴部图像, 图 6 为中值滤波结果, 图 7 为相似度函数算法的处理结果, 图 8 为本文提出算法的处理结果, 图 9 为原始 Baboon 图像. 从图中可以看出, 相似度函数算法处理后的 Baboon 图像胡须断裂和模糊明显比本文提出算法严重, 因此, 在图像的细节保护能力方面, 本文算法有更好的性能.

表 1 提出算法的客观评价结果

Table 1 Evaluation results of the proposed algorithm

| 椒盐噪声密度 (%) | 1 | 5 | 10 | 20 | 30 | 40 | 50 | 60 | 70 | 80 | 90 |
|------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| PSNR (dB) | 34.67 | 34.00 | 33.30 | 32.25 | 31.28 | 30.20 | 29.23 | 28.04 | 26.58 | 24.74 | 21.88 |

表 2 不同噪声密度下的运算时间对比

Table 2 Comparison of runtimes with different noise densities

| 椒盐噪声密度 (%) | 1 | 10 | 20 | 30 | 40 | 50 | 60 | 70 | 80 | 90 |
|-------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 相似度函数算法 (s) | 0.739 | 0.770 | 0.806 | 0.848 | 0.890 | 0.938 | 0.996 | 1.050 | 1.102 | 1.151 |
| 本文算法 (s) | 0.720 | 0.747 | 0.783 | 0.823 | 0.874 | 0.925 | 0.980 | 1.031 | 1.091 | 1.144 |

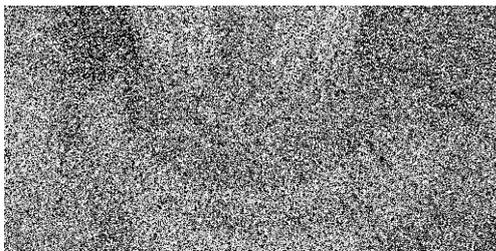


图 5 60% 椒盐噪声污染的 Baboon 图像
Fig. 5 Baboon image corrupted by 60% salt & pepper noise

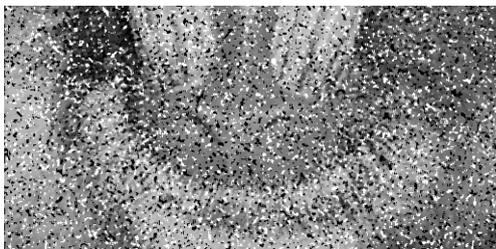


图 6 中值滤波结果
Fig. 6 Result of median filter



图 7 相似度函数算法的滤波结果
Fig. 7 Result of similarity function algorithm



图 8 提出算法的滤波结果
Fig. 8 Result of the proposed algorithm



图 9 原始 Baboon 图像
Fig. 9 Original Baboon image

4 结论

本文就 LS-SVR 在图像滤波处理方面的应用进行了探讨, 给出了 LS-SVR 卷积算子的构造方法, 解决了 LS-SVR 在应用中需要进行方程求解的问题, 提出了基于 Maximum-minimum 开关策略的椒盐噪声污染图像的 LS-SVR 恢复算法, 实验表明了本文算法所具有的优越性. 需要说明, 算法中 LS-SVR 的参数是在本文特定的实验中测得, 不能得出具有普遍意义的结论, 在具体的工程应用中 SVR 参数的选取方法尚需进一步研究. 另外, 本文算法具有方向性, 实验中已感受到, 对于同一密度分布的椒盐噪声, 本文算法随噪声分布位置的不同其滤波性能会略有差异, 因此如何使本文算法具有各向同性的能力, 需要进一步深入研究. 但综合起来看, 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.

致谢

感谢渤海大学伦淑娴教授、张爱华老师对本文工作的帮助.

References

- 1 Toprak A, Güler İ. Suppression of impulse noise in medical images with the use of fuzzy adaptive median filter. *Journal of Medical Systems*, 2006, **30**(6): 465–471
- 2 Kravchonok A I, Zalesky B A, Lukashevich P V L. An algorithm for median filtering on the basis of merging of ordered columns. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 2007, **17**(3): 402–407
- 3 Song Qiong-Qiong, Jia Zhen-Hong. Adaptive median filter algorithm based on human visual system. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2008, **19**(1): 128–130
(宋琼琼, 贾振红. 基于人眼视觉特性的自适应中值滤波算法. *光电子·激光*, 2008, **19**(1): 128–130)
- 4 Hwang H, Haddad R A. Adaptive median filters: new algorithms and results. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1995, **4**(4): 499–502
- 5 Wang Z, Zhang D. Progressive switching median filter for the removal of impulse noise from highly corrupted images. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing*, 1999, **46**(1): 78–80
- 6 Hamza A B, Luque-Escamilla P L, Martínez-Aroza J, Román-Roldán R. Removing noise and preserving details with relaxed median filters. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 1999, **11**(2): 161–177
- 7 Eng H L, Ma K K. Noise adaptive soft-switching median filter. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, **10**(2): 242–251
- 8 Ng P E, Ma K K. A switching median filter with boundary discriminative noise detection for extremely corrupted images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, **15**(6): 1506–1516
- 9 Nikolova M. A variational approach to remove outliers and impulse noise. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2004, **20**(1-2): 99–120

- 10 Chan R H, Hu C, Nikolova M. An interactive procedure for removing random-valued impulse noise. *IEEE Signal Processing Letters*, 2004, **11**(12): 921–924
- 11 Chan R H, Ho C W, Nikolova M. Salt-and-pepper noise removal by median-type noise detectors and detail preserving regularization. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(10): 1479–1485
- 12 Dong Yi-Qiu, Xu Shu-Fang. An efficient salt-and-pepper noise removal. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinesis*, 2006, **42**(5): 46–54
(董艺秋, 徐树方. 一个高效的椒盐噪声去除方法. 北京大学学报 (自然科学版), 2006, **42**(5): 46–54)
- 13 Charbonnier P, Blanc-Féraud L, Aubert G, Barlaud M. Deterministic edge-preserving regularization in computed imaging. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, **6**(2): 298–311
- 14 Song Yu, Li Man-Tian, Sun Li-Ning. Image salt and pepper noise selfadaptive suppression algorithm based on similarity function. *Acta Automatica Sinica*, 2007, **33**(5): 474–479
(宋宇, 李满天, 孙立宁. 基于相似度函数的图像椒盐噪声自适应滤波除算法. 自动化学报, 2007, **33**(5): 474–479)
- 15 Vapnik V. *The Nature of Statistical Learning Theory*. New York: Springer, 1995
- 16 Lin T C, Yu P T. Adaptive two-pass median filter based on support vector machines for image restoration. *Neural Computation*, 2004, **16**(2): 332–353
- 17 Zhu J G, Wang S T, Wu X S, Chung F L. A novel adaptive SVR based filter ASBF for image restoration. *Soft Computing — A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications*, 2006, **10**(8): 665–672
- 18 Zhu Jia-Gang, Wang Shi-Tong. Novel adaptive SVR based on filter for image restoration. *Application Research of Computers*, 2006, **23**(9): 253–255
(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. 计算机应用研究, 2006, **23**(9): 253–255)
- 19 Chen Chun-Yu, Lin Mao-Liu, Zhang Zhe. Study on signal filtering based on support vector machine. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2006, **40**(4): 427–431
(陈春雨, 林茂六, 张喆. 基于支持向量机的信号滤波研究. 西安交通大学学报, 2006, **40**(4): 427–431)
- 20 Wu D X, Peng D Q, Tian J W. Image denoising using local adaptive least squares support vector regression. *Geo-spatial Information Science*, 2007, **10**(3): 196–199
- 21 Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers. *Neural Processing Letters*, 1999, **9**(3): 293–300
- 22 Keerthi S S, Lin C J. Asymptotic behaviors of support vector machines with Gaussian kernel. *Neural Computation*, 2003, **15**(7): 1667–1689
- 23 Sun T, Neuvo Y. Detail-preserving median based filters in image processing. *Pattern Recognition Letters*, 1994, **15**(4): 341–347
- 24 Zhang S G, Karim M A. A new impulse detector for switching median filters. *IEEE Signal Processing Letters*, 2002, **9**(11): 360–363
- 25 Aizenberg I, Butakoff C. Effective impulse detector based on rank-order criteria. *IEEE Signal Processing Letters*, 2004, **11**(3): 363–366
- 26 Qin Peng, Ding Run-Tao. Ordering threshold switching median filter. *Journal of Image and Graphics*, 2004, **9**(4): 412–416
(秦鹏, 丁润涛. 一种基于排序阈值的开关中值滤波方法. 中国图象图形学报, 2004, **9**(4): 412–416)
- 27 Xu H X, Zhu G X, Peng H Y, Wang D S. Adaptive fuzzy switching filter for images corrupted by impulse noise. *Pattern Recognition Letters*, 2004, **25**(15): 1657–1663



于忠党 渤海大学信息科学与工程学院教授, 吉林大学机械科学与工程学院博士研究生. 1992 年获得东北师范大学物理系硕士学位. 主要研究方向为图像处理 and 模式识别. 本文通信作者.

E-mail: lnjz_yzd@sina.com

(YU Zhong-Dang Professor at the College of Information Science and Engineering, Bohai University and Ph.D. candidate at the Institute of Mechanical Science and Engineering, Jilin University. He received his master degree from Physics Department, Northeast Normal University in 1992. His research interest covers image processing and pattern recognition. Corresponding author of this paper.)



王龙山 吉林大学机械科学与工程学院教授. 主要研究方向为加工过程自适应控制、CAD/CAM 一体化和计算机视觉检测. E-mail: lswang@jlu.edu.cn

(WANG Long-Shan Professor at the Institute of Mechanical Science and Engineering, Jilin University. His research interest covers adaptive control for machining process, CAD/CAM integrated, and computer vision.)