

基于支持向量机的改进中值滤波算法^①

张鲁丹

(渤海大学 工学院, 锦州 121013)

摘要: 对椒盐噪声的特点以及标准中值滤波算法存在的不足, 提出一种基于支持向量机的改进中值滤波算法。该算法首先对噪声图像进行中值滤波, 并对滤波后图像去模糊化, 然后用支持向量机分类确定去模糊化后图像中灰度值为最大值或最小值的像素点是否为噪声点, 最后通过支持向量机回归预测将噪声点恢复为原始信号。仿真实验及仿真结果分析表明该算法可以有效地去除椒盐噪声, 且有较高的峰值信噪比。

关键词: 支持向量机; 椒盐噪声; 中值滤波

Improved Median Filtering Algorithm Based on Support Vector Machine

ZHANG Lu-Dan

(College of Engineering, Bohai University, Jinzhou 121013, China)

Abstract: According to the characteristics of salt and pepper noise and the defects of the standard median filter algorithm, an improved median filtering algorithm based on support vector machine is proposed in this paper. At first, the algorithm filters the noise image by using median filtering and then defuzzification operations are performed on the filtered image. For those pixels in the defuzzified image whose gray scale values are the maximum or minimum value, support vector machine (SVM) classification is used to decide whether they are noise points. Finally support vector machine (SVM) regression is used to recover original signals from the noise points. Experiments and simulation analyses show that our algorithm can effectively remove salt and pepper noise, and has higher peak signal to noise ratio.

Key words: support vector machine (SVM); salt and pepper noise; median filtering

图像在形成、记录、处理和传输过程中易受到诸多因素的影响, 产生各种类型的噪声。椒盐噪声是其中一种重要的噪声类型, 它是由图像传感器、传输信道、解码处理等产生的黑白相间的亮暗点噪声, 表现为被污染像素的灰度值是图像灰度取值范围内的最大值或最小值附近的像素值。去噪的效果直接影响后续图像处理的精度, 因此图像去噪是图像预处理阶段中的一个重要部分^[1-3]。传统的滤波算法分为线性滤波与非线性滤波, 线性滤波具有低通特性, 不容易保存图像的细化和边缘^[4]; 以中值滤波为代表的非线性滤波能在图像去噪和保存细化和边缘上得到很好的折中, 是常用的去除椒盐噪声的滤波算法。该算法的主要思想是以图像中的每一个像素点为中心点, 按照灰度值从小到

大的顺序对其邻域内的像素点进行排序, 并选择排序后的集合中位于中间位置的元素的值作为中心点像素的灰度值。中值滤波将图像的所有像素点都进行一次邻域的排序、处理, 这样就容易将非噪声点误认为噪声点, 造成噪声的扩散致使图像模糊, 而且当椒盐噪声的密度增大时中值滤波不能对噪声点进行有效地处理, 滤波效果欠佳。为了弥补中值滤波的这一不足, 许多学者提出了改进算法, 其中有针对脉冲噪声的改进中值滤波算法^[2], 该算法首先根据噪声图像的极值和像素点滤波窗口的局部信息判断滤波窗口内像素点是否为噪声点, 然后对噪声点进行滤波; 加权改进中值滤波算法^[5], 该算法针对空间密度较大的情况, 通过扩大窗口来相对地减少椒盐噪声的空间密度; 自适

① 收稿时间:2016-01-07;收到修改稿时间:2016-03-22 [doi:10.15888/j.cnki.csa.005377]

应加权中值滤波算法^[6],通过综合灰度图像的聚集特征和空间特征构造出图像的二维熵,通过图像二维熵的变化来确定加权中值滤波算法中心像素的权值.这些改进算法针对标准中值滤波算法的滤波性能进行了大量有益的探索,但在实际应用中都存在各自的局限性.

近年来提出的基于支持向量机(SVM)回归技术的图像滤波算法表现出较好的滤波效果,其中有多特征与加权支持向量机滤波算法^[1],首先根据椒盐噪声的特点及像素间的相关性,提取噪声图像的多特征,从而确定出噪声点,然后利用支持向量机回归算法对噪声点进行回归预测.该算法需要提取噪声图像中每一个像素点的多特征,增加了算法的计算复杂度;基于SVM的图像滤波算法^[7],在原始图像已知的前提下,将原图像与噪声图像的每个对应像素相减,并规定差值大于0的像素点为噪声点,然后对噪声点进行支持向量机回归计算,得出滤波效果图.该算法需要知道原图像,但是在多数情况下原图像并不已知;文献[8]提出了一种基于支持向量机的中值滤波算法,算法通过极值判断分离出噪声点,然后用支持向量机的中值滤波算法滤除噪声点.由椒盐噪声的特点得知图像的噪声点一定是邻域中的灰度极值点,但极值点并不一定是噪声点,因此在利用极值判断分离噪声点时容易出现噪声点的误判,从而影响滤波效果.

因此,本文提出了基于支持向量机的改进中值滤波算法.该算法利用噪声图像将中值滤波后的图像去模糊化既保留了中值滤波对噪声的滤除效果,又较好地解决了因中值滤波对噪声图像所有像素点进行同样处理导致的滤波后图像模糊问题.同时只对去模糊化后图像中灰度值为最大值或最小值的像素点进行SVM分类与回归,减少了计算量,大大缩短了计算时间,在不需知道原始图像的前提下,不仅能有效去除噪声而且可以很好地保护图像的细节,具有良好的滤波效果.

1 支持向量机分类与回归

支持向量机是在1995年由Vapnik等人先提出的,它建立在VC维理论和结构风险最小原理基础上,在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出了显著优势.为了解决在原始空间中的非线性问题,支持向量机采用线性模型中的特征空间实现从高维空间

向低维空间的映射.利用核函数仅需要进行点积计算,避免了非线性映射函数的计算,并且不需要明确地知道映射函数是什么^[9].此算法目前已成功运用在分类、回归等领域.

1.1 支持向量机分类

数据支持向量机分类的目的就是为了寻找使两类样本完全分开且具有更好推广能力的最优分离超平面,最优分离超平面不但能将两类样本正确划分,并且使每一类数据中距超平面最近的点与超平面之间的距离最大,即分类间隔最大.设样本数据为 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\}$, $x_i \in R^d, y_i \in \{-1, +1\}$,考虑到可能存在一些样本不能被分离超平面正确分类,本文引进了松弛变量 ε_i ,因此得到如下优化问题

$$f(\omega, \varepsilon) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^N \varepsilon_i \quad (1)$$

约束条件为

$$y_i(\omega \cdot x_i) \geq 1 - \varepsilon_i, \varepsilon_i > 0, i = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

其中C是惩罚系数,当 $0 < \varepsilon_i < 1$,表示样本仍可以被分类超平面正确分类,同时约束条件放宽到允许样本落在分类间隔之内,当 $\varepsilon_i > 1$,此时约束条件已经放宽至可以有分类错误的样本.式(1)中第一项使样本到超平面的距离尽量大,从而提高泛化能力;第二项则使分类误差尽量小.利用拉格朗日函数将其转化为对偶问题:

$$\min \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N y_i y_j a_i a_j (x_i \cdot x_j) - \sum_{i=1}^N a_i \quad (3)$$

约束条件为

$$\sum_{i=1}^N a_i y_i = 0, 0 \leq a_i \leq C, i = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

得到最优解 $\alpha^* = (\alpha_1^*, \alpha_2^*, \dots, \alpha_N^*)$,一般情况下该优化问题的解 a^* 的特点是大部分 a_i^* 将为零,其中不为零的 a_i^* 所对应的样本为支持向量(Support Vector, SV).可以得到样本的决策函数:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^N \alpha_i^* y_i (x_i \cdot x) + b^* \right) \quad (5)$$

其中 $x_i \cdot x$ 可用核函数 $K(x_i \cdot x)$ 代替.常用的核函数有线性核函数、多项式核函数和sigmoid核函数,本文采用的是径向基核函数:

$$K(x, y) = \exp(-\gamma \|x - y\|^2) \quad (6)$$

1.2 支持向量机回归

支持向量机回归的基本思想是将一个非线性问题通过核函数 $K(x_i \cdot x)$ 将数据映射到高维特征空间, 并在此空间进行线性回归. 构造并解决下面的最优化问题:

$$\min = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi_i^*) \quad (7)$$

约束条件为

$$\begin{cases} y_i - \langle \omega, x_i + b \rangle \leq \varepsilon + \xi_i \\ \langle \omega, x_i + b \rangle - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \quad i=1, 2, \dots, N \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad (8)$$

式(7)中第一项使回归函数更为平坦从而提高泛化能力, 第二项则是为了减少误差, 通常采用 ε 不灵敏惩罚函数, 用于控制回归逼近误差管道的大小, 从而控制支持向量的数和泛化能力, 其值越大, 支持向量越少, 但精度会越低^[10]. 惩罚因子 C , 用于控制模型的复杂程度和逼近误差的折中, C 越大对数据的拟合程度越高. ξ_i 和 ξ_i^* 为两个松弛变量. 引入拉格朗日函数得到优化函数的对偶形式:

$$\max \left\{ \begin{aligned} & -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i \cdot x_j) \\ & + \sum_{i=1}^N y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) - \varepsilon \sum_{i=1}^N \alpha_i + \alpha_i^* \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

约束条件为

$$\sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C, i=1, 2, \dots, N \quad (10)$$

其中 α_i 是各样本对应的拉格朗日系数, 得到回归函数的表达式为

$$f(x) = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i \cdot x) + b \quad (11)$$

核函数 $K(x_i \cdot x)$ 只要满足 Mercer 条件, 就可以避免明确知道映射函数, 只进行点积计算. 本文选择径向基核函数如式(6).

2 基于支持向量机的改进中值滤波算法

如果图像被椒盐噪声污染, 那么被污染像素的灰度值将是图像灰度取值范围内的最大值或最小值附近

的像素值. 但是, 噪声图像中灰度值在最大或者最小值附近的像素点并不一定被噪声所污染^[11]. 因此常用的极值法判定噪声点虽然可以提取出噪声点, 但是同时会造成对非噪声点的误判. 标准中值滤波在滤除椒盐噪声时将所有的像素点都作为中心点进行同样的扫描、排序, 然后将排序所得集合中位于中间位置的元素的值作为中心点像素值, 这样会使未被噪声污染的像素点改变其灰度值, 致使滤波图像模糊, 当邻域中有多个灰度值为最大值或者最小值的噪声点时, 不仅不会检测出噪声点反而造成噪声在邻域内传播. 根据上述椒盐噪声的特点及中值滤波算法存在的不足, 本文提出了基于支持向量机的改进中值滤波算法, 该算法的主要思想是首先对噪声图像进行中值滤波, 利用中值滤波后图像与噪声图像的像素灰度差对中值滤波后图像去模糊化, 然后提取出中值滤波去模糊化后图像中像素灰度值的最大值与最小值, 并用支持向量机分类判定是否为噪声点, 最后对噪声点进行支持向量机回归预测得到最终的滤波图像.

2.1 中值滤波后图像去模糊化

椒盐噪声并不能使图像中的每个像素点都受到污染, 也就是说噪声图像中有部分像素点还保留了原始图像的灰度值, 但是多数情况下, 我们不能明确知道原图像. 为了恢复中值滤波时被破坏的未污染像素点, 在不知道原图像的情况下, 我们让中值滤波后的图像 $f_{i,j}$ 与噪声图像 $g_{i,j}$ 相减, 小于阈值 T 的像素点为未受污染像素点, 并用相应的噪声图像中像素点灰度值代替中值滤波后的像素值; 大于阈值 T 的像素点为噪声点, 保留原中值滤波后图像的像素值, 即

$$r_{i,j} = |f_{i,j} - g_{i,j}| \quad (12)$$

$$f_{i,j} = \begin{cases} f_{i,j}, r_{i,j} > T \\ g_{i,j}, r_{i,j} \leq T \end{cases} \quad (13)$$

其中, 阈值 T 由中值滤波后图像的像素间相关性及图像的受噪声程度决定, T 的取值决定中值滤波去模糊化能否得到期望的效果, 所以对于不同的图像, T 取值会有所不同, 本文中 Lena 图像取 $T = 23$, 而对于 Cameraman 图像则取 $T = 26$. 经过处理后得到中值滤波去模糊化图像.

2.2 图像噪声点分类与回归

数由于不能明确知道原图像, 我们提取出模糊化后图像中灰度值为最大值或最小值的所有像素点, 并

提取出其中的最大值与最小值各 40 个, 将其分为两组. 根据像素间相关性及由式(12)得到的 $r_{i,j}$ 确定每组中 40 个像素点为噪声点并规定类标签为-1, 剩下的 40 个像素点为非噪声点类标签为+1. 以每个像素点的 8 邻域像素灰度值作为训练样本的输入, 每个像素点的类标签作为训练样本的输出.

用上述输入输出对上述 80 个样本进行训练并得到最大值和最小值的训练模板, 然后用训练好的模板对提取出的所有最大值或最小值进行分类, 得到结果为-1 的表示为噪声点, 结果为+1 的为非噪声点, 由此实现了对噪声点的支持向量机分类, 对噪声点进行支持向量机的回归, 非噪声点保留其值, 在不影响滤波效果的前提下, 大量节省了计算的时间.

以每个噪声点记为 n 为中心点, 用 3×3 滤波窗口确定其 8 邻域像素灰度值组成训练样本集 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_8, y_8)\}, i=1, 2, \dots, 8$, 其中以每个滤波窗口中的相对坐标作为输入 x_i , 即每个样本的输入都为 $\{(1,1), (1,2), (1,3), (2,1), (2,3), (3,1), (3,2), (3,3)\}$, 如图所示

(1,1)	(1,2)	(1,3)
(2,1)	n	(2,3)
(3,1)	(3,2)	(3,3)

图 1 噪声点的相对坐标

以其对应的像素灰度值为输出 y_i . 用此训练样本集得到决策函数, 并利用每个噪声点在其滤波窗口中的相对位置进行回归分析, 得到该位置的拟合灰度代替噪声点, 从而达到去除噪声的目的. 由此得到基于支持向量机的改进中值滤波算法的计算步骤:

- 1) 对噪声图像进行中值滤波;
- 2) $r_{i,j}$, 根据中值滤波中图像的像素间相关性及 $r_{i,j}$ 确定阈值 T
- 3) 根据式(13)对中值滤波后图像去模糊化;
- 4) 提取出中值滤波去模糊化后图像中灰度值为最大值或最小值的像素点, 并利用支持向量机对其进行分类, 确定出噪声点与非噪声点;
- 5) 对每个确定出的噪声点以其 8 邻域像素值为训练样本进行支持向量机回归运算得到决策函数, 用得到的决策函数对相应的噪声点进行回归分析, 得到最终的滤波图像.

下面给出本章提出基于支持向量机的改进中值滤

波算法的算法流程图, 如图 2 所示.

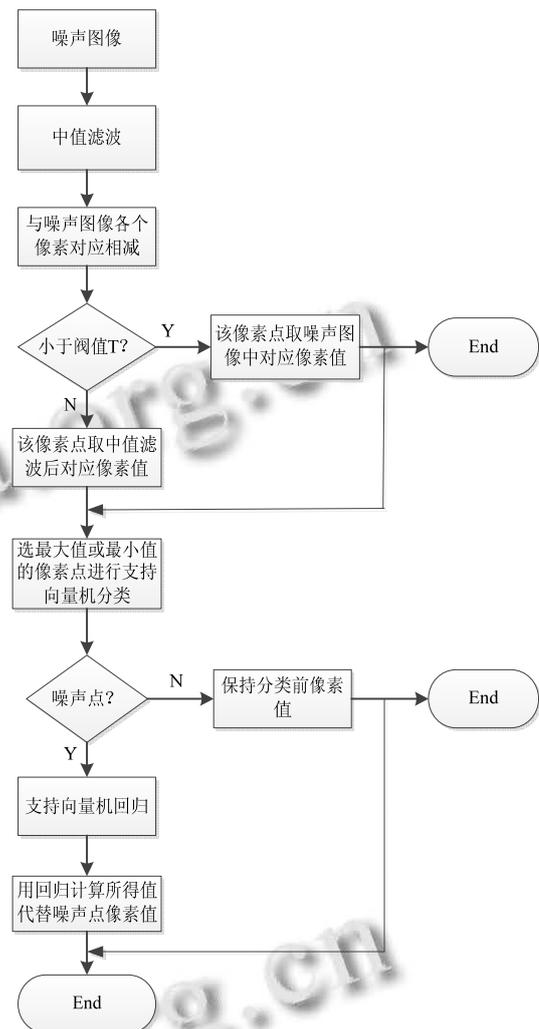


图 2 基于支持向量机的改进中值滤波算法的算法流程图

3 图像滤波实验结果与分析

数为了验证本文提出的滤波算法, 以 MATLAB 为实验平台, 选用具有 256 灰度级的 222×208 像素的标准 Lena 图像(如图 3 所示), 具有 256 灰度级的 256×256 像素的 Cameraman 图像(如图 8 所示)和 333×500 像素的 beauty 图像(如图 11 所示)作为实验图像. 实验时, 对原图像加上不同密度的椒盐噪声, 图 4、图 9 和图 11 分别为在 Lena 图像、Cameraman 图像中加 20% 椒盐噪声后得到的噪声图像, 分别采用文献[5]、文献[6]中的改进中值滤波算法和本文提出的基于支持向量机的改进中值滤波算法对不同密度的噪声图像进行滤波. 图 5 为中值滤波后图像, 图 6 为中值滤波去模糊化图

像, 图 7(a)~图 7(c)分别是文献[7]、文献[8]中滤波算法和本文提出的基于支持向量机的改进中值滤波算法对图 4 进行滤波处理后的结果. 图 10(a)~图 10(c)分别是文献[5]、文献[6]中滤波算法和本文提出的基于支持向量机的改进中值滤波算法对图 9 进行滤波处理后的结果. 图 11(a)~图 11(c)分别是图像 beauty 关于本文提出算法的滤波效果图, 其中图 11(a)是原不含噪声图, 图 11(b)是含 20%椒盐噪声的图像, 图 11(c)是基于本文提出算法的滤波效果图.



图 3 不含噪声的 Lena 原始图像



图 4 噪声图像



图 5 中值滤波图像



图 6 中值滤波去模糊图像



(a)文献[5]滤波后图像



(b)文献[6] 滤波后图像



(c) 本文算法滤波后图像

图 7 不同滤波算法对 Lena 图像的去噪结果图



图 8 不含噪声的 Cameraman 原始图像



图 9 噪声图像



(a) 文献[5]滤波后图像



(b) 文献[6] 滤波后图像



(c) 本文算法滤波后图像

图 10 不同滤波算法对 Cameraman 图像的去噪结果图



(a) 原图像



(b) 含噪声图像



(c) 本文算法滤波后图像

图 11 本文算法关于 beauty 图像的滤波效果图

为了更好地评价不同滤波算法对于椒盐噪声的滤波效果, 本文采用噪声图像的峰值信噪比(PSNR)对去噪效果进行客观的评价. PSNR 是常用的一种评价噪声图像质量的方法, 其计算公式如下所示.

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N 255^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (h(i, j) - y(i, j))^2} \quad (14)$$

其中, 图像大小为 $M \times N$, $h(i, j)$ 为原始图像像素点的灰度值; $y(i, j)$ 为噪声图像滤波后图像像素点灰度值^[12]. PSNR 越高, 滤波后图像与原始图像越相似, 滤波效果越好. 表 1 给出了在不同密度椒盐噪声下利用不同的滤波算法对 Lena 图像进行滤波时得到的峰值信噪比.

表 1 不同滤波算法的 PSNR 对比

噪声密度	PSNR/dB			
	噪声图像	文献[5]	文献[6]	本文算法
5%	17.73	29.23	17.85	29.27
10%	14.92	27.18	17.16	28.17
15%	13.02	25.50	16.97	27.18
20%	11.67	23.91	16.83	26.01
25%	10.84	22.51	16.54	25.07

由表 1 和上述滤波效果图可以看出, 这三种算法均在一定程度上实现了对噪声图像的滤波, 但是滤波的效果不尽相同. 对于不同的噪声密度, 文献[5]提出的算法都具有较高的 PSNR, 但是由图 5a、8a 可以看出, 当图像中椒盐噪声的密度较高时该算法无法很好地去除噪声; 文献[6]提出算法滤波后图像 PSNR 普遍较低, 不同的噪声密度也没有明显差别, 而且得到的图像模糊, 边缘细节受损比较严重, 如图 5b、8b 所示; 而本文提出的算法不论椒盐噪声密度的高低都有比另两种算法更高的 PSNR, 既去除了椒盐噪声又保护了图像的边缘细节, 如图 5c、8c、11c 所示. 仿真实验及结果分析表明本文提出的算法即使在图像噪声密度较高的情况下, 也能有效的去除椒盐噪声.

3 结语

根据椒盐噪声的特点、标准中值滤波算法的不足以及支持向量机在分类与回归中的应用, 提出了基于支持向量机的改进中值滤波算法. 该算法首先对噪声图像进行中值滤波, 并将中值滤波后图像与噪声图像的对应像素相减, 结果小于阈值 T 的像素点视为非噪

声点,用噪声图像中对应点的灰度值代替非噪声点灰度值,实现中值滤波后图像的去模糊化,最后提取去模糊化后图像中灰度值为最大值或最小值的像素点,利用支持向量机分类确定出噪声点,并对噪声点进行支持向量机回归运算,预测出对应点灰度值,得出最终的滤波图像。为了验证本文提出算法的有效性,分别用文献[5]、[6]中的滤波算法以及本文提出的算法对加入不同噪声密度的图像进行图像滤波,并对比三种算法的滤波效果。实验表明,与文献[5]、[6]提出的算法相比,本文算法在密度较大的情况下,不仅可以有效地去除椒盐噪声而且保护了图像的边缘细节,具有较高的峰值信噪比,表现出较好的滤波效果。

参考文献

- 1 付燕,宁宁.基于多特征结合与加权支持向量机的图像去噪方法.计算机应用,2011,31(8):2217-2210.
- 2 徐晓东,李培林,炊明伟,等.一种针对图像脉冲噪声的改进中值滤波算法.电视技术,2013,37(19):61-63.
- 3 张铮,王艳平,薛桂香.数字图像处理与机器视觉——Visual C++与MATLAB实现.北京:人民邮电出版社,2010.
- 4 冯欣悦,杨秋翔,安雁艳,等.基于SVM和小波系数的图像去噪算法研究.微电子学与计算机,2014,31(8):119-122.
- 5 赵高长,张磊,武风波.改进的中值滤波算法在图像去噪中的应用.应用光学,2011,32(4):678-682.
- 6 杨宁,张培林,任国全.一种自适应加权中值滤波方法的研究.计算机应用与软件,2010,27(12):37-39.
- 7 杨朝辉,陈映鹰.基于支持向量机的椒盐噪声去除方法.计算机工程与应用,2009,45(22):150-152.
- 8 蔡艳梅.一种基于支持向量机的中值滤波算法.中国科技论文在线,2008.
- 9 Zheng S, Yang C, Hendriks, et al. Adaptive weighted least squares SVM based snowing model for image denoising. International Journal of Wavelets, Multiresolution & Information Processing, 2013, 11(6): 13500431-135004325
- 10 程怀蒙,张胜业.基于 ϵ -SVR算法的大地电磁测深资料去噪.地球物理学进展,2014,29(2):668-673.
- 11 罗玲,王修信.一种高效去除椒盐噪声的中值滤波方法.微电子学与计算机,2011,28(11):118-121.
- 12 Li D. Support vector regression based image denoising. Image and Vision Computing, 2009, 27(6): 623-627.