

基于 SVM 和小波系数的图像去噪算法研究

冯欣悦, 杨秋翔, 安雁艳, 范建华, 杨 剑

(中北大学 计算机与控制工程学院, 山西 太原 030051)

摘 要: 结合小波系数的性质和 SVM 的优点, 提出一种基于 SVM 和小波系数的图像去噪算法, 选取特定的支持向量, 输入到训练机中进行训练, 然后得到最优的分类函数, 最后用最优分类函数对含噪图像进行去噪处理. 仿真结果表明, 该方法具有很好的去噪效果, 且能达到较高的峰值信噪比.

关键词: 图像去噪; 小波系数; SVM; 特征向量

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2014)08-0119-04

Research of Image Denoising Based on Support Vector Machine and Wavelet Coefficients

FENG Xin-yue, YANG Qiu-xiang, AN Yan-yan, FAN Jian-hua, YANG Jian

(Computer and Control Engineering, The North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: In this paper, a wavelet-based image denoising using SVM the nature of the wavelet coefficients is proposed. Selecting a specific support vector machine, inputting it into training for training, then get the optimal classification function, and finally with the optimal classification function for noisy image denoising. Simulation results show that the method has a good denoising effect, can achieve higher peak signal to noise ratio.

Key words: image denoising; wavelet coefficients; SVM; feature vector

1 引言

含噪声的图像给人们的日常生活和科学研究带来了很大的不便, 技术革新的动力在于使人们能够更方便地应用以及做出后续处理, 那么对于图像来说, 如何进行去噪就成为一个待破难关. 在图像去噪领域, Donoho 和 Johnstone 等人创立的基于小波系数收缩的典型方法取得了很大的成功^[1], 继而出现了许多基于小波系数关系^[2-8]的去噪算法. 本文提出一种基于支持向量机(SVM)和小波系数的去噪算法, 实验结果表明, 该方法能达到较高的峰值信噪比, 去噪效果明显且优于其他算法.

2 支持向量机原理

1995 年支持向量机^[9] (Support Vector Machine, SVM) 首先被 Vapnik 等人先提出, 它建立在 VC 维理论和结构风险最小原理基础上, 由于支持向量机有着适合处理小样本问题、高维数及泛化性能强等多方面的优势, 在分类问题处理中得到广泛的应用. 针对两类分类问题, 提出支持向量机的标准模型:

$$\Phi(w, \xi) = \min \frac{1}{2} ||w||^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (1)$$

约束条件为 $y_i[w \cdot x_i + B] \geq 1 - \xi_i, i = 1, 2, 3, \dots, n, 0 \leq \xi_i \leq C$. 利用拉格朗日函数进行二次规划并将其转化为对偶问题:

收稿日期: 2013-10-30; 修回日期: 2013-12-21

基金项目: 山西省科技攻关项目(20090322004); 山西省青年基金(2010021016-3); 山西省高等学校科技项目(2010013); 总装备部预研基金; 2013 年中北大学科学基金项目资助

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

约束条件为 $\sum_{i=1}^n y_i a_i = 0, a_i \geq 0, i = 1, 2, 3, \dots, n$. 图 1 所示为支持向量机分类原理.

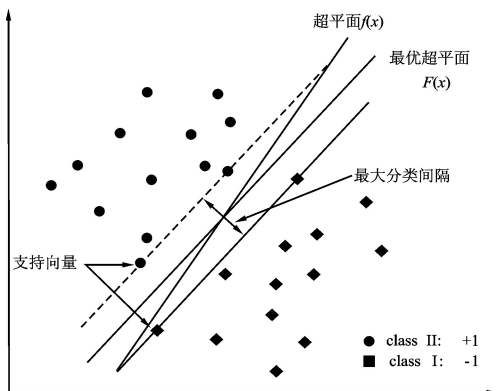


图 1 支持向量机分类示意图

对于线性不可分的情况,研究者通常会借助核函数 Φ 将样本映射到一个更高维的空间,在这个空间中非线性的样本会变得线性可分,如图 2 所示.

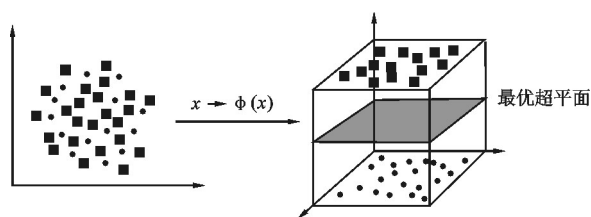


图 2 核函数的映射作用

式(2)中, $(x_1 \cdot x)$ 可用 $(\Phi(x_1) \cdot \Phi(x))$ 来取代. 通常 $K(x_1 \cdot x) = (\Phi(x_1) \cdot \Phi(x))$, $K(x_1 \cdot x)$ 被称为核函数. 本文核函数采用的是径向基核函数:

$$K(x_1 \cdot x) = \exp\left\{-\frac{\|x_1 - x\|^2}{\sigma^2}\right\} \quad (3)$$

这样得到的最优超平面为

$$F(x) = \text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^n a_i^* y_i K(x_1 \cdot x) + b^*\right\} \quad (4)$$

3 算法描述

(1) 图像的小波变换:

为了获得不同尺度和方向上的小波系数 $Y(i, j)$, 对图像进行小波分解, 如图 3 所示.

(2) 对小波系数进行处理:

$$I(i, j) = \begin{cases} 1, & |Y(i, j)| \geq T_j \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

$T_j = \sigma \times \sqrt{2 \ln N} / e^{(j-1)/(j+1)}, j = 1, 2, \dots, J$, 其中

$$\sigma = \frac{\text{median}(|Y^1(i, j)|)}{0.6745}, Y^1(i, j) \in D_1. \text{ 阈值化后}$$

的小波系数如图 4 所示.

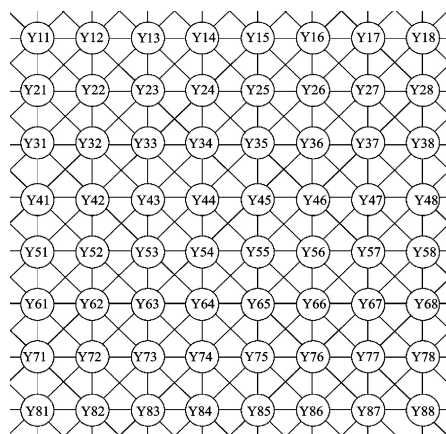


图 3 小波变换后的小波系数

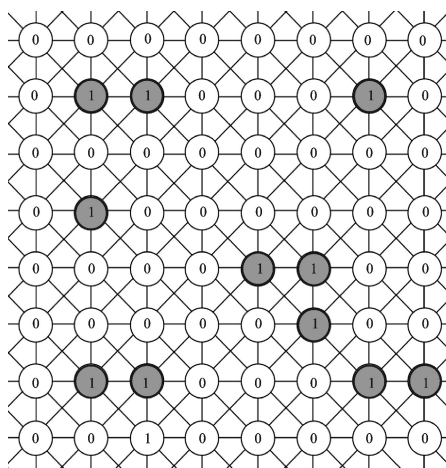


图 4 阈值化后的小波系数

(3) 系数的连通算法:

① 初始化两个值为 0 的参数 i 和 j ; i 是记录系数的权值, j 是记录边的遍历次数.

② 判断系数 x 是否为 1.

③ 若不是 1, 查找下一个为标记的系数 x .

④ 若是 1, 将次系数设为定点并做已访问过的标记; $i++$.

⑤ 以此时系数是 1 的节点为中心, 设定一个大小是 3×3 窗口.

⑥ 选择一条从 x 出发的未被遍历过的边 $V(x, y)$ 找到系数 y ; $j++$; 将此边标记为遍历过.

⑦ 判断与 x 相邻接的 8 条边是否都已经遍历过, 即 j 的值是否为 7; 若为 7 则并将连通后的系数都赋值为 i , 若不为 7 则对系数 y 进行数值判断.

⑧ 若系数 y 不为 1, 重复步骤 ⑥; 若为 1 重复步骤 ④.

系数 1 的连通遍历本质上是一个递归过程, 递归的出口就是以系数 1 为中心的 8 条邻接边全部遍

历完成,算法流程图如图 5 所示.

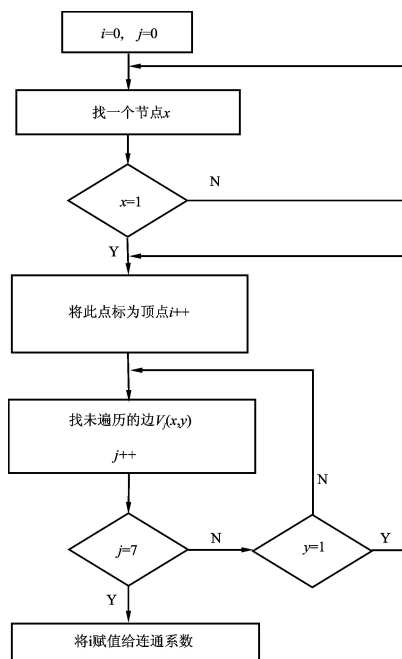


图 5 系数为 1 的连通遍历流程图

一个实例如图 6 所示,黑粗线相框是以系数 Y22 为中心的大小是 3×3 窗口,此窗口中恰有两个系数为 1 的节点相连,从而最后得到的连通系数就是 2. 当一个窗口中的系数为 1 的节点与窗口外系数为 1 的节点连通时,则顺着连通边找到那个节点,然后以此节点为中心创建新的遍历窗口,如图 6 中黑细线窗口的 Y66 与外界的 Y77 相连,将 Y77 设为新的定点创建新的遍历窗口,如图 6 中的虚线窗口. 在新建立的窗口中 Y66 将不再被重复遍历,因为 Y66 已经被遍历过,这就保证了避免算法进入死循环中,使得算法总有递归出口.

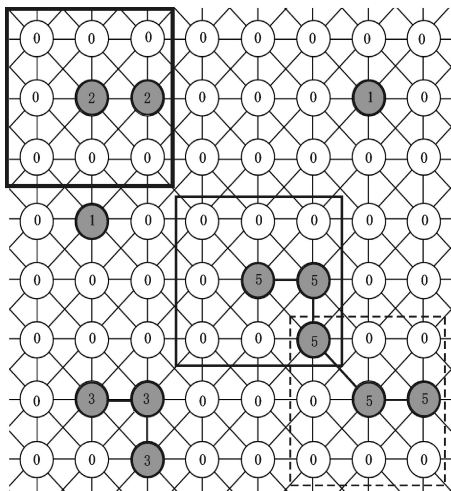


图 6 系数为 1 的连通结果

(4)选取特征向量

选取系数值不为 0 的系数构成 S^1 :

$$S^1 = \{Y22, Y23, Y27, Y42, Y55, Y56, Y66, Y77, Y78, Y72, Y73, Y83\};$$

任意选取相同个数系数值为 0 的系数构成 S^2 :

$$S^2 = \{Y21, Y24, Y37, Y43, Y51, Y58, Y61, Y75, Y76, Y82, Y84, Y87\}$$
 对应的训练目标是 O^1 和 O^2 :

$$O^1 = \{2, 2, 1, 1, 5, 5, 5, 5, 5, 3, 3, 3\};$$

$$O^2 = \{0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0\};$$

(5) 将 $\Omega_l = \{S^1, S^2\}$ 作为训练机的输入, 将 $\Omega_o = \{O^1, O^2\}$ 作为输出; 对 SVM 进行训练.

(6) 用得到的最优分类器对小波系数进行分类: 噪声类和非噪声类.

(7) 软阈值化分类得到的小波系数:

$$\hat{Y}(i, j) = \begin{cases} \text{sgn}(Y(i, j))(|Y(i, j)| - T), & |Y(i, j)| \geq T_j \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

(8) 由小波系数复原到图像.

4 仿真实验

对 Babara 和 Lenna 这两幅标准图像添加均值为零, 噪声水平分别为 10, 15, 30, 45 的高斯白噪声, 衡量去噪效果的指标选择峰值信噪比. 实验以 Matlab 7.3, LIBSVM 为实验平台, 本文算法采用 db8 小波基进行正交小波变换, 图像的分解层数为 4, 支持向量机的两个参数 $\xi=1, C=100$, 支持向量机的核函数选择径向基核函数.

本文方法去噪的效果比较明显并且使得图像的细节比较清晰. 实验结果比较见表 1.

表 1 实验结果比较

		PSNR/dB			
图像	方法	10	15	30	45
Babara	文献[3]	31.98	31.69	31.76	32.82
	文献[4]	27.47	27.64	27.50	28.05
	文献[11]	25.33	24.96	25.57	26.06
	本文	22.63	22.50	23.63	24.20
Lenna	文献[3]	32.41	29.32	33.20	33.79
	文献[4]	27.94	28.31	30.60	31.04
	文献[11]	26.01	29.16	28.95	30.13
	本文	23.17	26.67	27.45	27/81

5 结束语

本文提出一种基于 SVM 和小波系数图像去噪方法, 在特征向量的选取方面, 本文通过一种系数连通的算法将噪声和原始图像的小波系数的特性加强. 选取噪声系数和原始图像系数作为特征向量训练机的输入, 把相应的系数权值作为训练机的输出. 然后用训练得到的分类器将含噪图像中的像素分为

噪声或非噪声点, 进行去噪处理. 以峰值信噪比做为衡量实验效果的依据, 本算法效果明显; 加之支持向量机具有很好的泛化性, 本算法更具优越性.

参考文献:

- [1] Donoho D L, Johnstone I M. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage [J]. Biometrika, 1994, 81 (3): 425-455.
- [2] Pizurica A, Philips W. Estimating the probability of the presence of a signal of interest in multiresolution single- and multiband image denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15 (3): 645 - 665.
- [3] Luisier F, Blu T, Unser M. A new SURE approach to image denoising: interscale orthonormal wavelet thresholding[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16 (3): 593 - 606.
- [4] 罗瑜, 于晓明, 王建文. 基于小波阈值的断层扫描图像去噪细化处理[J]. 微电子学与计算机, 2010, 27(10): 152-155.
- [5] Xiang-Yang Wang, Zhong-Kai Fu. A wavelet-based image denoising using least squares support vector ma-

chine[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2010(23): 862-871.

- [6] 吴昌东, 江桦. 基于提升小波的自适应阈值图像去噪方法[J]. 微电子学与计算机, 2010, 27(12): 18-21.
- [7] 刘慧, 彭良玉. 基于贝叶斯阈值的多小波基联合去噪[J]. 微电子学与计算机, 2012, 29(7): 123-127.
- [8] 蔡政, 陶少华. 基于小波系数关系的图像去噪方法[J]. 计算机应用, 2011, 31(9): 2515-2517.
- [9] 史忠植, 王文杰. 人工智能[M]. 北京: 国防工业出版社, 2007.

作者简介:

冯欣悦 女, (1990-), 硕士研究生. 研究方向为图形图像处理、计算机视觉、软件工程.

杨秋翔 男, (1969-), 教授, 硕士生导师. 研究方向为网络安全、软件工程.

安雁艳 女, (1990-), 硕士研究生. 研究方向为网络信息安全、图形图像处理;

范建华 女, (1990-), 硕士研究生. 研究方向为计算机视觉、软件开发与测试;

杨剑 男, (1979-), 讲师, 博士. 研究方向为计算机视觉、网络安全.

(上接第 118 页)

参考文献:

- [1] Wang J, Yin L J. Detecting and tracking eyes through dynamic terrain feature matching[C]// Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, USA: IEEE, 2005: 78-85.
- [2] 耿新, 周志华, 陈世福. 基于混合投影函数的眼睛定位[J]. 软件学报, 2003, 14(8): 1394-1399.
- [3] Viola P, Jones M J. Robust real-time face detection [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 57(2): 137-154.
- [4] Hyungkeun Jee, Kyunghee Lee, Sungbum Pan. Eye and face detection using SVM[C]// Procs of the 2004 Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing. Melbourne, Australia: IEEE, 2004: 577-580.
- [5] Shan S G, Gao W, Cao B, et al. Illumination normalization for robust recognition against varying lighting

conditions [C] // Proceedings of IEEE International WorkShop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures. Nice, France: IEEE, 2003: 157-164.

- [6] Wang H T, Li S Z, Wang Y S. Face recognition under varying lighting conditions using self quotient image [C] // Proceedings of the Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. [s. l.]: IEEE, 2004: 819-824.
- [7] Coates T F, Taylor C J, Cooper D H, et al. Active Shape Models—Their training and application [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1995, 61 (1): 38-59.
- [8] Wan E A, Nelson A T. Kalman Filtering and Neural Networks[M]. New York: John & Sons, 2001.

作者简介:

杨智勇 男, (1988-), 硕士研究生. 研究方向为图像处理;

蒲亦非 男, (1975-), 副教授, 硕士生导师. 研究方向为分数阶微积分在信号处理中的应用、模式识别、图像处理.