

多核的鲁棒 LS-SVM 在图像边缘检测中的应用研究

刘卫华

(兰州交通大学 自动化与电气工程学院, 甘肃 兰州 730070)

摘 要: 针对传统最小二乘支持向量机易产生过拟合, 在曲面拟合边缘检测中推广性能差的问题, 提出了一种改进的多核的鲁棒最小二乘支持向量机图像边缘检测技术, 并且利用粒子群算法对实验中的参数进行寻优, 得到最优参数. 通过与已有的 Canny 算法、BP 神经网络算法以及使用单一核函数的标准 LS-SVM 相比较, 验证了多核的鲁棒 LS-SVM 算法的有效性. 实验结果表明: 该算法提取的边缘比较精细、伪边缘较少, 是一种有效的图像分析与处理的方法.

关键词: 图像边缘检测; 曲面拟合; 鲁棒最小二乘支持向量机; 多核

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)02-0057-03

Edge Detection Based on Robust Least Squares Support Vector Machines with Multiple Kernel

LIU Wei-hua

(School of Automation and Electricity Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: Based on the powerful nonlinear mapping ability of kernel learning, a novel method for edge extraction was proposed to overcome the over-fitting of original LS-SVM and improve the robustness of original LS-SVM. Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm was used to optimize the parameters. Compared with Canny method, BP neural network and standard LS-SVM, it is shown that the proposed method is effective and has better performance than other algorithms under the same condition, it is a very practical image processing algorithm.

Key words: edge detection; surface fitting; Robust Least Squares Support Vector Machines; multiple kernel

1 引言

图像边缘检测是其它图像分析和图像处理技术的基础, 针对边缘检测问题, 国内外学者提出了多种算法, 其中曲面拟合法[1]效果较好, 检测精度较高.

近年来, 基于统计学习理论[2]的一种新的数据分类和函数估计工具最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 得到了发展. LS-SVM 在解决小样本、非线性以及高维模式识别问题中显示出特有的优势, 因此利用 LS-SVM 来提取图像的边缘特征[3], 效果较好, 但在传统 LS-SVM 中, 每个样本对应的惩罚因子都相同, 容易产生过拟合的现象, 导致算法的抗噪鲁棒性能变差.

本文提出了一种将鲁棒最小二乘支持向量机 (Robust-LSSVM) 算法应用于图像边缘检测中, 同时 Robust-LSSVM 的核函数采用多个核函数进行凸组合得到的一种多核核函数, 这种多核函数构造的 Robust-LSSVM 不仅可以减小噪声的影响, 提高提取图像的边缘细节信息性能, 而且不需要人为调节其参数, 具有很好的推广性.

2 最小二乘支持向量机

2.1 最小二乘支持向量回归机

最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 是 Suykens 等学者在标准支持向量机 (SVM) 的基础上提出的一种改进方法, 通过引进非线性变换以及核函数

收稿日期: 2012-05-09; 修回日期: 2012-06-20

基金项目: 国家自然科学基金项目: (60962004, 61162016)

$K(x, x') = (\varphi(x) \cdot \varphi(x'))$ 后, 转化为寻求如 $y(x) = \text{sign}[\omega \cdot \varphi(x) + b]$ 的决策函数, 式中 ω 为高维空间中加权矢量, b 为偏移量。

2.2 鲁棒最小二乘支持向量机

对于回归估计的 Robust-LSSVM, 优化问题[4]如下

$$\min_{w, b, \xi} J(w, b, \xi) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^l v_i \xi_i^2 \quad (1)$$

$$\text{s. t. } y_i - ((w \cdot \varphi(x_i)) + b) = \xi_i \quad (2)$$

$i = 1, \dots, l$

下面构造拉格朗日函数如下

$$L(w, b, \xi, \alpha) = J(w, b, \xi) - \sum_{i=1}^l \alpha_i [w^T \varphi(x_i) + b + \xi_i - y_i] \quad (3)$$

通过计算可以得到如下线性方程组:

$$\begin{pmatrix} 0 & \prod^T \\ \prod & Z + V_\gamma \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b \\ \alpha \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ Y \end{pmatrix} \quad (4)$$

式中, $Z_{kl} = \varphi(x_k)^T \cdot \varphi(x_l)$, $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_n]^T$ 为拉格朗日乘子, $\prod = [1, \dots, 1]^T$, $Y = [y_1, \dots, y_n]^T$, $V_\gamma = \text{diag}\{\frac{1}{\gamma v_1}, \dots, \frac{1}{\gamma v_l}\}$.

根据 Mercer 条件, 存在一个映射函数 $\varphi(x)$, 选择一个核函数 K 满足下列条件:

$$k(x_k, x_l) = \varphi(x_k)^T \varphi(x_l), \quad k, l = 1, \dots, n \quad (5)$$

优化式(1)中的系数 v_i 的选择依赖于误差变量 $\xi_i = \alpha_i / \gamma$, 由下面函数确定:

$$v_i = \begin{cases} 1, & |\xi_i / \hat{s}| \leq c_1 \\ \frac{c_2 - |\xi_i / \hat{s}|}{c_2 - c_1}, & c_1 \leq |\xi_i / \hat{s}| \leq c_2 \\ 10^{-4}, & \text{others} \end{cases} \quad (6)$$

式中 $\hat{s}$ 是对 ξ_i 的稳健估计, 通常取值: $\hat{s} = 1.483 \text{MAD}(\xi_i)$, MAD 表示绝对中位差. 常数 $c_1 = 2.5$, $c_2 = 3$ 为经验值.

因此基于 Robust-LSSVM 的函数估计表达式为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(x_i, x) + b \quad (7)$$

2.3 核函数

由于核学习强大的非线性映射能力, 目前核函数的应用很广, 种类很多, 常用的有:

(1) 径向基核函数 (RBF): $K(x_i, x_j) = \exp\left\{-\frac{|x_i - x_j|^2}{\sigma^2}\right\}$, 式中 σ 是高斯核宽度.

(2) 多项式核函数 (poly): $K(x_i, x_j) = [x_i^T x_j + t_1]^d$, 式中 d 是多项式的次数.

(3) 多层感知器核函数 (MLP): $K(x_i, x_j) = \tanh(u(x_i \cdot x_j) + t)$.

传统 LS-SVM 通常只采用单一的核函数实现, 由于单一核函数一般只能反映特征空间中某一类数据的特性, 并且选取不同核函数, LS-SVM 的拟合效果有很大差异. 针对以上问题, 本文提出了 MK-LSSVM (Multiple Kernel Least Squares Support Vector Machine) 方法, 是将 M 个不同类型的核函数 $K_1, K_2, \dots, K_M$ 进行凸组合, 得到新的等价核: $K = \sum_{j=1}^M \lambda_j K_j$, 其中 $\lambda_j > 0$, 且 $\sum_{j=1}^M \lambda_j = 1$. 由核函数的性质得知 K 是有效的核函数.

3 基于 Robust-MK-LSSVM 的图像边缘检测

一幅二维灰度图像可以认为是一个连续的函数^[5], 输入是像素点的行、列坐标表示的二维向量, 输出是其对应的灰度值. 令 $\Omega = Z + v_\gamma$, $A = \Omega^{-1}$, $B = \prod^T \Omega^{-1} / \prod^T \Omega^{-1} \prod$, 则由式(4)可得:

$$\begin{cases} b = By \\ \alpha = A(y - \prod By) \end{cases} \quad (8)$$

式中, A 和 B 与图像的灰度值无关, 可预先计算, 因而可以降低运算的复杂性. 当选择不同的核函数时, 就可以得到不同的曲面拟合形式. 在多种核函数的 LS-SVM 中, 本文选择径向基核函数 (RBF) 和多项式核函数 (poly) 进行凸组合, 定义在矢量空间的曲面拟合函数如下:

$$f(r, c) = \lambda \sum_{i=1}^N \alpha_i (r \cdot r_i + c \cdot c_i)^d + (1 - \lambda) \sum_{i=1}^N \alpha_i \exp\{-(|r - r_i|^2 + |c - c_i|^2) / \sigma^2\} + b \quad (9)$$

式中, α_i, b 是式(4)的解, d 是多项式的阶次, λ 是混合系数, σ 是高斯核参数, $f(r, c)$ 是点 (r, c) 的灰度估计值. 对于点 (r, c) , 求其一阶和二阶的偏导数并根据式(8)可得:

$$\begin{cases} \frac{\partial f}{\partial r} = F_1 \alpha = F_1 A(I - \prod B)y = F_{r,y} \\ \frac{\partial f}{\partial c} = F_2 \alpha = F_2 A(I - \prod B)y = F_{c,y} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial r^2} = F_{11} \alpha = F_{11} A(I - \prod B)y = F_{rr,y} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial c^2} = F_{22} \alpha = F_{22} A(I - \prod B)y = F_{cc,y} \end{cases} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \nabla^2 f &= \frac{\partial^2 f}{\partial r^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial c^2} \\ &= (F_{rr} + F_{cc})y = F_{u,y} \end{aligned} \quad (11)$$

所以基于 Robust-MK-LSSVM 的图像边缘检测的算法实现步骤[6]如下:

Step 1: 首先对图像进行滤波、去噪预处理;

Step 2: 根据式(10), 将图像与 F_r 、 F_c 进行卷积, 得到由一阶导数确定的边缘图 S1;

Step 3: 根据式(11), 再将图像与 F_u 进行卷积, 得到由二阶导数确定的边缘图 S2;

Step 4: 对 S1 和 S2 进行与运算, 得到最终的边缘检测结果图。

综上可看出, 图像的梯度值和二阶导数值由相应的算子与图像进行卷积计算得到, 而不用训练, 实现起来较容易。

4 实验分析

在实验时, 选用 Lena 图和 Cameraman 图进行

实验处理, 这两幅图边缘比较丰富, 灰度分布比较均匀。实验中, λ 一般取 0.50~0.99 之间, 且取值较大时, 多核的效果较为明显, 本文 λ 选取 0.95, 所有核函数卷积核的大小选为 3×3 像素, 并且利用粒子群算法对 σ 、 d 和阈值进行寻优, 获得这些参数的最优值, 并与 Canny 算法, BP 神经网络算法以及使用单一核函数的传统 LS-SVM 在同等条件下进行比较。

一般采用 Partt 因数[7]对边缘检测的性能进行评价, 其定义为:

$$p = \frac{1}{\max(\text{num}_I, \text{num}_A)} \sum_{i=1}^{\text{num}_A} \frac{1}{1 + \alpha d_i^2}$$

其中, num_I 和 num_A 表示理想状态下和实际能检测到的边缘像素的个数; $\alpha \in [0, 1]$ 为惩罚因子; d_i 表示最近的理想边缘像素点与检测出的边缘像素点间的距离。 $P \in (0, 1]$ 值越大, 说明边缘特征提取效果越好。对图像加入不同信噪比的高斯噪声[8]时得到的几种边缘检测方法的性能指标 P , 如表 1 所示。

综上可以看出, 在同等条件下, 本文方法可以减小噪声影响, 提取的边缘比较清晰, 伪边缘较少, 并且边缘没有明显的波动[9], 比 Canny 算法和 BP 神经网络算法以及单一核函数的传统 LS-SVM 获得更好的边缘检测性能。

表 1 不同信噪比下边缘检测性能指标 P

SNR/dB	Canny 算法	BP 神经网络算法	Poly LS-SVM	RBF LS-SVM	Robust-MK-LSSVM
5	0.5026	0.4834	0.5512	0.5791	0.6175
10	0.6237	0.5076	0.6054	0.7002	0.7619
15	0.6846	0.5123	0.8762	0.9014	0.9521
20	0.8100	0.5186	0.8983	0.9268	0.9600

5 结束语

本文将鲁棒最小二乘支持向量回归应用到曲面拟合边缘检测中, 选择径向基核函数(RBF)和多项式核函数(poly)进行凸组合形成的多核核函数, 直接对图像灰度拟合曲面求取一阶、二阶导数, 从而获得梯度算子和零交叉算子, 并用粒子群算法对 Robust-MK-LSSVM 边缘检测的参数进行寻优, 并且与 Canny 算法和 BP 神经网络算法以及单独使用高斯核函数与多项式核函数的传统 LS-SVM 进行比较。结果表明, 该方法可以减小噪声影响, 较好的

改善了传统 LS-SVM 易产生过拟合的不足, 提高了提取图像边缘细节信息方面的性能, 提取的边缘比较精细, 伪边缘较少, 并且边缘没有明显的波动, 是一种较好的图像边缘特征提取算法。

参考文献:

- [1] 段瑞玲, 李庆祥, 李玉和. 图像边缘检测方法研究综述[J]. 光学技术, 2005, 31(5): 415-419.
- [2] Sheng Zheng, Jian Liu, Jin Wen Tian. A new efficient SVM based edge detection method [J]. Pattern Recognition Letter, 2004, 25 (10) : 1143-1154.

(下转第 64 页)

5 结束语

文中对具有不同输入端的高速低功耗 MCML 逻辑门电路进行了分析,针对二层和三层堆叠电路的不同特点,提出了实现 MCML 全加器的两种不同结构.三层堆叠结构全加器电路简洁,延迟及功耗较小,但输出压摆率较低,在电路多级级联时易出现逻辑错误;二层堆叠结构虽有效地改善了压摆率,但功耗及延迟增大.在多位加法器的设计中,应根据性加法器的能要求确定不同的结构.

参考文献:

- [1] Hassan H, Anis M, Elmasry M. MOS current mode logic: design, optimization, and variability [C]//Proceedings of IEEE International SOC Conference. France;Paru 2004:247-250.
- [2] 桑红石,方海涛,余萌,等. 环形振荡器对称负载特性分析[J]. 微电子学与计算机,2011,28(5):197-200.
- [3] 应琦钢,郑丹丹,何乐年. 基于优化电路的高性能乘法器设计[J]. 微电子学与计算机,2011,28(4):52-56.
- [4] Allam M W, Elmasry M I. Dynamic current mode logic (DyCML): A new low-power high-performance logic style[J]. IEEE Journal of Solid-State Circuits, 2001, 36(3):550-558.
- [5] Alioto M, Palumbo G. Nanometer MCML gates: models and design considerations[C]//2006 IEEE,ISCAS, Greele; KOS, 2006: 3862-3865.
- [6] Musicer J M, Rabaey J. MOS current mode logic for low power, low noise CORDIC computation in mixed-signal environments[C]//Proceedings of the 2000 International Symposium on Low Power Electronics and Design, 2000. ISLPED '00. Italy;Rapallo, 2000: 102-107.
- [7] Neilh E Weset, David Happs. CMOS VLSI Design: a circuits and systems perspective [M]. 3rd ed. CPE, INC., 2005:111-120.
- [8] Lee Y S, Kim J B. Design of a low-power 8 x 8-bit parallel multiplier using MOS current mode logic circuit[C]//ICSICT2006. China;Shanghai, 2006.
- [9] Khabiri S, Shams M. An MCML four-bit ripple-carry adder design in 1 GHz range[C]//ISCAS 2005 IEEE. Japan;Kobe, 2005:1634-1637.
- [10] Rabaey J M, Chandrakasan A, Nikolic B K. 数字集成电路—电路系统与设计[M]. 2 版. 周润德,译. 北京:电子工业出版社,2004.

作者简介:

梁蓓女,(1963-),博士,副教授.研究方向为集成电路设计

马奎男,(1986-),博士研究生.研究方向为集成电路设计

傅兴华男,(1948-),教授,博士生导师.研究方向为半导体器件数值模型、集成电路设计、大功率器件设计.

(上接第 59 页)

- [3] 杜亚勤,洪波,郭雷,等. 一种曲面拟合图像边缘特征提取算法[J]. 西安电子科技大学学报:自然科学版, 2011, 38(3): 164-188.
- [4] 王快妮. 鲁棒最小二乘支持向量回归机[J]. 计算机应用, 2011, 31(8): 2111-2114.
- [5] 高珏,王从庆. 基于 LS-SVM 的苹果近红外光谱回归模型的研究[J]. 计算机测量与控制, 2011, 19(1): 176-178.
- [6] 刘涵,郭勇. 基于最小二乘支持向量机的图像边缘检测研究[J]. 电子学报, 2006, 34(7): 1275-1279.
- [7] 赵雪峰,殷国富,尹湘云,等. 支持向量机和元胞自动机相结合的图像边缘检测方法[J]. 四川大学学报:工程科学版, 2011, 43(1): 137-142.
- [8] Gómez Moreno H, Maldonado Bascón S, López-Ferreras. Edge detection in noisy images using the support vector machine [R]. International Work-Conference on Artificial Neural Networks. Heidelberg: Springer-Verlag, 2001:685-692.
- [9] 白建军,张欣,陈其松. 基于自适应滤波的噪声图像边缘检测方法[J]. 计算机仿, 2012(3): 334-337.

作者简介:



刘卫华女,硕士研究生.研究方向为模式识别、智能算法等.