

基于 SVR 的图像增强方法

王玉震, 李 雷

(南京邮电大学 自动化学院, 江苏 南京 210003)

摘 要:传统的图像增强方法是采用直方图均衡化来处理图像,利用这种方法处理后的图像,虽然使图像的灰度等级得到拉伸,但是却使图像变得过亮,部分细节消失。为改善图像增强的效果,利用支持向量回归原理(SVR)的方法来处理图像,试验取得了很好的结果。试验结果表明,采用 SVR 的图像处理方法来增强图像,可以很好地保持图像原有的灰度特征,突出图像的细节,并且解决了传统的直方图均衡化方法使图像过亮和部分细节丢失的问题。

关键词:图像增强;SVR;直方图均衡化

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2009)01-0060-03

Image Enhancement Based on SVR

WANG Yu-zhen, LI Lei

(Institute of Automation, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: The traditional method for image enhancement is histogram equalization. Using this approach to the image, although it enables the gray levels to obtain the stretch, but actually causes the image becomes excessively bright, partial detail vanishing. To improve the effectiveness of image enhancement, use support vector regression (SVR) principle approach to handle images, the experiment has obtained a very good result. The test result indicated that using SVR principle to enhance the image, can maintain a good image of the original gray feature, the prominent picture detail, and avoid the traditional histogram equalizing method causing the image to be excessively bright and the partial details lost.

Key words: image enhancement; SVR; histogram equalization

0 引 言

图像增强是图像处理的基本内容之一,图像增强可以提高图像的视觉效果,也有利于对图像做进一步的处理。图像增强可以只强调或抑制图像中的某些细节,使它更加适合于某个具体的应用^[1]。图像增强处理的好坏直接影响后续的图像分析和模式识别,其应用价值得到了广泛重视^[2]。图像增强的方法很多,传统的图像增强方法是利用直方图均衡化来增强图像。直方图均衡化是灰度变换的一个重要应用,广泛应用在图像增强处理中,它是以累计分布函数变换为基础的直方图修正法,可以产生一幅灰度级分布具有均匀概率密度的图像,扩展了像素的取值动态范围^[1]。因此,直方图均衡化后的图像灰度级分布较均匀,一些细

节消失,某些图像经处理后对比度不自然地过分增强。

SVM 目前的应用领域主要集中在图像模式识别领域中,而其在图像其他处理方向上的应用比较缺乏,尤其是利用 SVR 理论进行图像处理的研究更少,笔者在这样的环境下,尝试利用 SVM 的回归原理(SVR)进行图增强像处理的研究,达到既增强图像又保持原图像灰度特征的目的,并与直方图均衡化方法进行了比较,避免了直方图均衡化使图像过亮的问题。

1 支持向量基本原理

支持向量机方法是一种基于核函数处理非线性分类问题的新方法,它是建立在统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小化原理的基础上,根据有限的样本信息,在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳者折衷,以期获得最好的推广能力^[3]。在短短的几年内,这种方法在数据挖掘、模式识别和函数估计等方面得到了广泛的应用, Suykens 等提出了 SVM 的修改版^[4],他们用等式替代二次优化问题中的不等式,使 SVM 计算得到了简化,目前有关的理论和应用方法还

收稿日期:2008-04-03

基金项目:国家自然科学基金(10371106, 10471114);江苏省自然科学基金(04KJB110097)

作者简介:王玉震(1982-),男,河南南阳人,硕士研究生,研究方向为信息获取、处理与识别;李 雷,博士,教授,研究方向为智能信号处理、非线性分析与计算智能。

在不断地得到研究和发展^[5]。

1.1 支持向量机

支持向量机是解决有不同标志的空间点集分类问题。设 n 维空间为: R^n , 训练序列为: $\{x_i, y_i\}, x_i \in R^n, y_i = \{-1, 1\}, i = 1, 2, \dots, l$, 在所有分类超平面中, 存在一个最优的分类边界:

$$\max_{w, b} \min(\|x - x_i\| : x \in R^n, (w \cdot x) + b = 0, i = 1, \dots, l)$$

且满足约束条件 $y_i((w \cdot x_i) + b) > 1, i = 1, \dots, l$

这个问题可以转化为二次凸规划问题^[6]:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2$$

且满足约束条件 $y_i((w \cdot x_i) + b) > 1, i = 1, \dots, l$

二次规划问题可以引入拉格朗日乘子来解决, 用 α_i 表示拉格朗日乘子。这种方法满足 Karush Kuhn Tucler(KKT) 条件^[7]。 w 值可以表示如下:

$$w = \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i \Phi(x_i)$$

从这个等式可以看出输入数据和非零的拉格朗日乘子要满足向量的值, 这些输入被称作支持向量并处在判决区域的边界。这些支持向量是在判决最佳边界分类器里的临界向量。

通过考虑对偶问题来解决二次规划问题: 这里设核函数为 $K(x_i, y_j)$

$$\max Q(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, y_j)$$

并满足 $0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, \dots, l$ 并且 $\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0$, 其中 $\alpha = (\alpha_1 \dots \alpha_l)^T$, 故分类函数可以表示为:

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i (K(x, x_i) + b)\right)$$

1.2 支持向量机回归

对于给定的一组训练数据 $\{(x_i, y_i)\}^N, x_i \in R^n, y_i \in R, x_i$ 是输入向量, y_i 是输出向量, 通过非线性映射 $\Phi: R^n \rightarrow R^m$ 将数据映射到高维特征空间, 并在这个空间里进行线性回归。线性估计函数定义为:

$$f(X, w) = w^T \Phi(x) + b$$

在支持向量机回归中, Vapnik 用不敏感函数 ϵ 来测量线性损失函数的近似误差: $|y - f(x, y)|_\epsilon =$

$$\begin{cases} 0 & |y - f(x, w)| < \epsilon \\ |y - f(x, w)| - \epsilon & \text{other} \end{cases}$$

因此, 如果预测值 $f(x, w)$ 和测量值 y 的差小于 ϵ , 损失为 0。公式定义了一个 ϵ 管道。如果预测值在管道内, 损失为 0, 对于其他的超出管道的预测点其值等

于预测值与 ϵ 的差。因此, 支持向量回归可用于空间域图像近似或平滑。

以单变量线性函数 $f(x) = (w \cdot x) + b$ 来说明, 参看图 1, 称两条虚线构成的带子为 ϵ -带。只有当样本点位于 ϵ -带之外时, 才有损失出现^[8]。

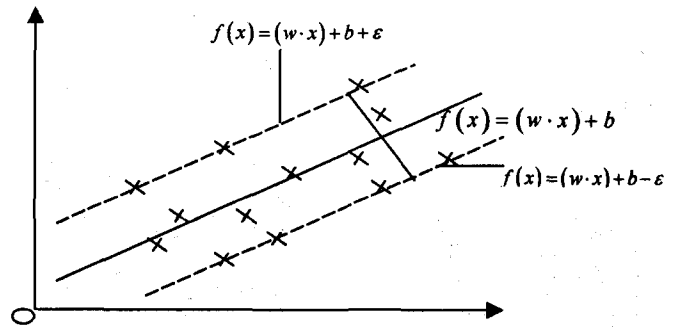


图1 SVR 回归示意图

2 高斯滤波及 SVR 图像增强

实际获得的图像一般都受到某种干扰而含有噪声, 引起噪声的原因有敏感元器件的内部噪声、相片底片上感光材料的颗粒、传输通道的干扰及量化噪声等。噪声产生的原因决定了噪声的分布特性, 以及它和图像信号的关系^[9]。

在 SVR 图像中, 高斯平滑滤波可以看作是图像的 SVR 函数和高斯函数在二维空间的卷积^[10]。由于二维高斯函数具有旋转对称性, 即滤波器在各个方向上平滑程度是相同的, 并且, 两个高斯函数的卷积是另一个高斯函数。在 SVR 训练时选择高斯核函数, 图像就可以用高斯核函数的线性组合表示, 将图像与高斯函数卷积, 得到的将是一个新的高斯函数, 公式表示如下:

$$f(x) = \sum \alpha_i \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right) + b$$

$$g(x) = \frac{1}{2\pi\sigma_k^2} \exp\left(-\frac{\|x\|^2}{2\sigma_k^2}\right)$$

SVR 图像经高斯滤波后:

$$F(x) = f(x) \otimes g(x) = \frac{\sigma_f^2}{\sigma_f^2 + \sigma_k^2} \left[\sum \alpha_i \exp\left(\frac{\|x - x_i\|^2}{2(\sigma_f^2 + \sigma_k^2)}\right) \right] + b$$

从上式可以看出, 用高斯核函数表示的图像 $f(x)$ 经高斯滤波后得到的 $F(x)$ 仍然是一个高斯函数, 所有支持向量的位置都没有改变, 偏差 b 也没有改变, 改变的只是方差, 并且每个拉格朗日乘子都乘了因子 $\sigma_f^2 / (\sigma_f^2 + \sigma_k^2)$ 。

根据高斯函数平滑滤波这一性质, 设计了一个图像增强的函数:

$$H(x) = 2f(x) - F(x)$$

SVR 图像与高斯函数卷积,使原图像的边缘得到模糊,而两倍的输入函数 $f(x)$ 减去图像与高斯函数的卷积,使图像的边缘得到增强。

3 仿真结果及分析

为了验证文中的方法,对大量图像进行了仿真试验,现给出经典的 LINA 图像增强的结果,并与直方图均衡化增强图像的方法进行了比较(如图 2~7 所示)。



图 2 原始图像



图 3 卷积增强后的图像



图 4 直方图均衡化的图像

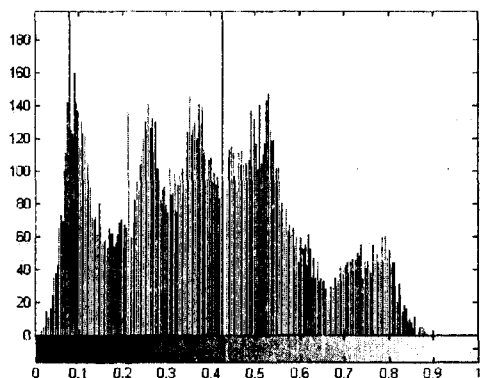


图 5 原始图像的直方图

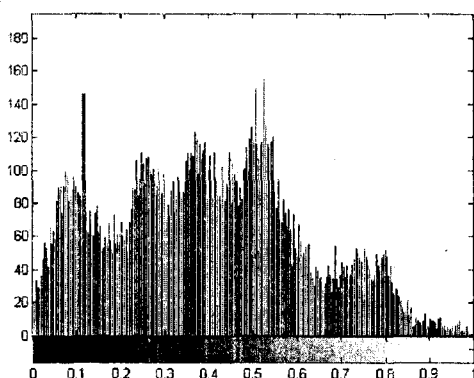


图 6 SVR 卷积增强后的直方图

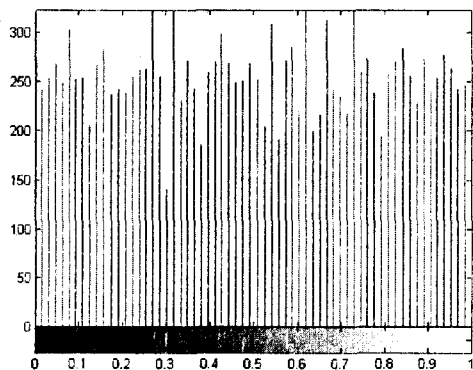


图 7 均衡化后的直方图

从图 2 到图 4 可以看出,直方图均衡化增强的图像显得比较亮,从直方图分布上(图 5 到图 7,其横坐标表示灰度分布,灰度值调整到 $[0\ 1]$ 之间,纵坐标表示像素),也能看出,均衡化后图像的直方图灰度值比较高,分布比较平均。而采用 SVR 卷积增前的方法处理后的图像则很好地保持了原图像的灰度分布,最大限度地保存了原图像的信息。

从灰度概率分布的角度上来讲,灰度直方图均衡

化的概念是利用非线性变换函数使灰度概率密度分布均匀些。对于一些本身就暗背景或包含暗景物的图像,利用直方图均衡化的方法不仅不会改善图像的观赏性,反而会破坏图像原有的艺术效果(因为在这种图像中,大部分像素都集中在几个较低的灰度级上,若采用直方图均衡化的方法,虽然拉开了灰度等级,但却使暗物体变成了亮物体,所以直方图均衡化的方法在此并不适用),而采用 SVR 卷积增强的方法则没有这个弊端,适用于这种情况。

4 结束语

介绍了支持向量机及支持向量回归的基本原理和支持向量回归用于图像增强的方法,并进行了仿真试验,实验结果与直方图均衡化的方法进行了比较,取得了成功。但也有不少地方可以改进,比如对于不同背景的图像也可以改进增强的系数,也可以尝试用其它核函数来处理。

参考文献:

- [1] 徐立中,李士进,石爱业. 数字图像的智能信息处理[M]. 第 2 版. 北京:国防工业出版社,2007.
- [2] 刘光磊,侯德文. 图像增强技术在指纹中的应用[J]. 信号处理与模式识别,2006(3):124-126.
- [3] Lin Yi. Support Vector Machines and the Bayes Rule in Classification[R]. Madison: University of Wisconsin, 1999.
- [4] Suykerns J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293-300.
- [5] Cristianini, N. 支持向量机导论[M]. 李国政,王 猛,曾华军译. 北京:电子工业出版社,2004.
- [6] Aazhang B, Paris B P, Orsak G C. Neural network for multiresolution detection in code division multiple access communications [J]. IEEE Trans. Commun, 1992, 40: 1212-1222.
- [7] Kuhn H, Tucker A. Nonlinear programming[C]// In Proceedings of the 2nd Berkeley System on Mathematical Statistics and Probability. US: University of California Press, 1951:

(下转第 66 页)

口 1 接收到 MPLS 分组,根据输入端口 1 和输入标签 (MPLS 分组栈顶标签 100)匹配转发表,找到输出端口 2 和输出标签 200,但由于 P 已是 LSP 的倒数第二跳 LSR,P 不再将输出标签 200 压入标签堆栈,而是直接将弹出栈顶标签后的 MPLS 分组转发给 PE2,PE2 根据 MPLS 分组所携带的标识标签 2002 确定 IP 分组属于 VPN A,从 MPLS 分组中剥离出 IP 分组,根据 IP 分组的地址查找 PE2 为 VPN A 所生成的路由表,找到路由项,并根据路由项将 IP 分组转发给 CE2,CE2 再根据路由表将 IP 分组转发给 IP 地址为 192.11.2.5 的终端。由此可以看出,在基于 MPLS 第三层 VPN 中,VPN A CE1 和 VPN A CE2 接入 MPLS 域的方式可以不同^[2,6]。

4 两种设计方案的总结

MPLS 二层 VPN 把 MPLS 域作为提供第二层连接的公共传输网络,作为第二层连接两端的用户设备,要采用同一种方式接入 MPLS 域,MPLS 域不参与用户 VPN 的路由过程,由用户负责解决同一 VPN 内各 LAN 之间的路由问题,这就要求用户全面了解 VPN 中各 LAN 的分布及配置,对用户的网络设计及配置知识有较高的要求;基于 MPLS 第三层的 VPN 只要求用户配置有关直接相连的 LAN 路由信息和接入 MPLS 域的 PE,并不需要知道属于同一 VPN 的其它 LAN 的情况,这就降低了对用户网络设计、配置知识的要求,VPN 的管理由网络服务提供者来进行管理,方便了 VPN 用户。

MPLS 二层 VPN 中,PE 只需要和 CE 建立链路层连接,一旦某个 CE 故障,只影响 PE 连接的故障 CE 接口,而在基于 MPLS 第三层 VPN 中,某个 CE 故障可能导致错误的路由信息,因而影响 PE 甚至整个服务提供者的稳定性。基于 MPLS 二层的 VPN 中,每个 PE 仅保持每个 CE 有关的信息,并不保存 CE 所连接的多个 VPN 信息,即多个 VPN 能够复用 MPLS 域内的一条隧道,在基于 MPLS 的三层 VPN 中,PE 要为一个 CE 连接的多个 VPN 都要保留单独的 VPN 路由信息,这对 MPLS 域内的 PE 性能要求有某些限制。从用户角度看,MPLS 二层 VPN 和传统的二层 VPN 很相似,组建 VPN 时容易从传统的二层 VPN 升级到基

于 MPLS 的二层 VPN。采用 MPLS 组建三层 VPN 时,难度较大一些,对网络服务提供者有更高的要求。MPLS 二层 VPN 中,网络服务提供者不参与用户路由信息,保证了用户路由的专用性,而 MPLS 三层 VPN 中,CE 和 PE 是两个对等的网络设备,相互交换路由信息,PE 中要保留所有用户 VPN 的路由信息,无法保证用户路由的专用性。基于 MPLS 二层 VPN 用户其网络层以上可以运行多种协议,而 MPLS 三层 VPN 用户的网络层以上要运行相同的协议。MPLS 二、三层 VPN 在 MPLS 域内都是利用标签隧道完成报文分组的快速转发,从用户和网络服务提供者的角度看,两种方案主要在 CE 与 PE 路由器的作用和配置上有很大不同,设计 VPN 时要根据 VPN 的性能和目标进行取舍。

5 结束语

采用基于 MPLS 第二层组建的 VPN 对用户要求较高^[1,2],但从安全的角度来看,只使用骨干网提供的链路层服务,VPN 的专用性较强,因为服务提供者并不了解用户的 VPN 结构,而 MPLS 第三层 VPN 组网中,服务提供者的 PE 了解所有 VPN 信息,容易造成 VPN 专用信息的泄漏。MPLS 三层 VPN 是 RFC2547 中提出的 VPN 结构,从网络服务提供者角度来看易于管理、扩充性好、有 QoS 保证、安全性较好。MPLS 二、三层 VPN 各有特点,网络实施者可以根据网络设计目标选择一种合适方案,创建所需要的 VPN。

参考文献:

- [1] 何宝宏. IP 虚拟专用网技术[M]. 北京:人民邮电出版社,2002.
- [2] 沈鑫刻. IP 交换网原理、技术及实现[M]. 北京:人民邮电出版社,2003.
- [3] 谢希仁. 计算机网络[M]. 第 4 版. 北京:电子工业出版社,2003.
- [4] Tanenbaum A S. Computer Network[M]. 3rd Edition. 北京:清华大学出版社,1996.
- [5] Stallings W. Data and Computer Communication[M]. 5th edition. 北京:清华大学出版社,1997.
- [6] Finlayson M, Herrison J, Sugarman R. VPN Technologies a Comparison[R]. [s.l.]:Data Connection Limited,2003.

(上接第 62 页)

481-492.

- [8] 邓乃扬,田英杰. 数据挖掘中的新方法——支持向量机[M]. 北京:科学出版社,2006.
- [9] 章毓晋. 图像工作[M]. 第 2 版. 北京:清华大学出版社,

2007.

- [10] 郭勇. 基于支持向量机的图像处理研究方法研究[D]. 西安:西安理工大学,2006.