

基于双树复小波的图像修复

窦立云 徐 丹 李 杰 陈 浩 刘义成

(云南大学信息学院 昆明 650500)

摘 要 小波变换技术已被广泛应用于图像修复领域,但其在图像修复过程中出现的边缘部分模糊或不连接的情况成为了一个难点。针对此问题,提出了基于双树复小波变换的图像修复算法。该算法使用双树复小波变换对破损图像进行多尺度和多方向的分解,对各个高频方向子带使用全变分(Total Variation, TV)模型进行快速修复,各个低频分量使用改进了的曲率驱动扩散(Curvature-Driven-Diffusions, CCD)模型进行迭代修复,最后通过小波逆变换得到最终的修复图像。实验结果表明,该方法很好地推广了双树复小波变换在图像修复领域中的应用,并且在图像纹理的修复以及在结构部分的填充都有较好的效果。

关键词 图像修复,双树复小波,多尺度分解,全变分模型,曲率驱动扩散

中图分类号 TP391 文献标识码 A

Image Inpainting Based on Dual-tree Complex Wavelet Transform

DOU Li-yun XU Dan LI Jie CHEN Hao LIU Yi-cheng

(School of Information Science & Engineering, Yunnan University, Kunming 650500, China)

Abstract The wavelet transform technology has been widely used in the field of digital image inpainting, however, the image inpainting based on wavelet transform will appear the phenomenon of edge fuzzy and not connection, which becomes a difficult problem. Based on the multiscale and multidirectional decomposition and the traditional method of image inpainting, a new algorithm of image inpainting based on dual-tree complex wavelet transform was proposed. Firstly, the image is decomposed into low frequency and high frequency parts by using the dual-tree complex wavelet transform. Then the parts of different frequency after image decomposition are inpainted respectively. The high frequency components of the image are inpainted by the total variation model, and an improved curvature-driven-diffusion is used to repair the low frequency components. Finally, the final image is obtained by dual-tree complex wavelet transform reconstruction process. The experimental results show that the proposed algorithm is very good for the promotion of the dual-tree complex wavelet transform in image inpainting application and gets better repair both in the part of texture and the part of structure.

Keywords Image inpainting, Dual-tree complex wavelet, Multi-scale decomposition, Total variation model, Curvature-driven-diffusions

1 引言

数字图像修复是指利用一些方法将随着时间流逝而遭到腐蚀、退化或被人破坏的图片、视频,亦或是由于特殊需求而造成损坏的图片进行修复,以符合人类视觉合理的效果。

图像修复于由 Bertalmio 等人 2000 年首次提出^[1]。他们利用已破损区域周边的等照度线的传输,来达到对图像破损区域的修复,也就是现在所熟悉的 BSCB 算法(由 Bertalmio, Sapiro, Caselles 及 Ballester 提出,后简称为 BSCB),引起了国内外学者对数字图像修复的关注。目前,在图像修复领域的研究主要分为两大类。一类是对小尺度缺损图像的修复技术,最早出现的就是由 Bertalmio 提出的 BSCB 模型,其本质上是一种基于偏微分的修复算法。目前使用最广泛,也是本文主要使用的模型,是由 Chan 等人^[2]于 2001 年受偏微分思

想的启发,并结合全变分模型^[3]提出的一种用三阶 PDE 来进行曲率扩散的曲率扩散模型。另外, Eulers elastica 模型^[4]、Mumford-Shah 模型^[5]、Mumford-Shah-Euler 模型^[6]等,都在小尺度破损图像的修复中得到了很好的结果。另一类是针对于大尺度缺损图像的修复。Criminisi 等人^[7]于 2003 年首次提出了一种基于样本块匹配的修复算法,其按待修复图像块的优先级顺序从边界逐块向内部修复,在大范围图像修复方面取得了很好的效果。之后的大部分基于块的修复算法^[8-11]都是在 Criminisi 算法的基础上进行改进的。

本文主要是针对小尺度破损图像的修复,主要思想是将待修复图像分层为高频部分和低频部分,然后分别对两部分进行修复,最后进行图像重建。其中,文献^[12-13]提出使用高斯金字塔对图像进行分解,获得了一些粗糙层,但是高斯滤波造成了图片边缘和细节信息的大量丢失。后来,文献^[14]

本文受国家自然科学基金资助项目(61163019, 61271361)资助。

窦立云(1993-),女,硕士生,主要研究方向为图像处理和计算机图形学, E-mail: 18213862720@163.com; 徐 丹(1968-),女,教授,博士生导师, CCF 高级会员,主要研究方向为图形绘制、图像处理及融合、视觉计算及认知(通信作者)。

为了尽量解决信息丢失的问题,提出了一种基于双边滤波的下采样算子来对图像进行分解,这种方法在分解层数较少时效果较好,但是层数较多时,对最粗糙层的修复时仍然会损失大量信息。对于破损图像的分层,Zhang 等人^[15]提出了一种基于小波的图像分解方式,将破损图像分解为结构部分和纹理部分分别进行修复,文献^[16]也采用了类似的方法,这种方法虽然确保了图像信息的完整性,但是由于小波自身的局限性,使得在较强边缘部分修复时会出现模糊或不连接的现象。

鉴于图像分解修复算法的优点以及普通小波自身的不足,本文引入双树复小波(Dual-Tree Complex Wavelet Transform, DT-CWT)对图像进行分解,并结合 TV 模型对小范围修复的高效性和 CDD 模型对结构信息能快速填充的特点,使用 TV 模型对高频分量分别进行快速修复,对低频分量采用 CDD 模型进行修复,最后使用双树复小波小波逆变换将图像进行重构。实验证明,该方法无论是在图像纹理的修复还是在结构部分的填充,都有很好的效果,是一种有效的算法。

2 双树复小波变换

由于实 DWT(小波)在二抽取过程中出现了巨大的混叠,带来了畸变,严重影响了小波系数表征原信号特征的能力^[17]。Kingsbury 等人提出的 DT-CWT^[18-19]有效地解决了 DWT 的平移敏感性和缺乏方向选择性的问题,并具有完美重建、冗余度低、计算效率高等优点。待修复图像在双树复小波变换的基础上进行多尺度多方向的分解,能够很好地解决其在纹理及结构两方面的修复,从而得到更好的修复结果。

双树复小波可以表示为^[20]:

$$\psi(t) = \psi_{re}(t) + j\psi_{im}(t) \tag{1}$$

其中,实函数 $\psi_{re}(t)$ 和 $\psi_{im}(t)$ 分别为复小波的实部和虚部,故复小波变换可以表示为两个独立的实小波变换,它包含树 1 和树 2 两棵平行的分解树。合理地设计两棵树中的滤波器,可以达到平移不变的目的,其冗余度为 $2^m : 1$ (m 为信号维数)。若将一维双树复小波变换扩展到二维,则每层分解可以得到 6 个高频子图及 2 个低频子图,6 个高频子图反映了 6 个不同方向($+15^\circ, -15^\circ, +45^\circ, -45^\circ, +75^\circ, -75^\circ$)上的信息^[21]。图 1 给出了二维(2D)双树复小波变换的分解过程。

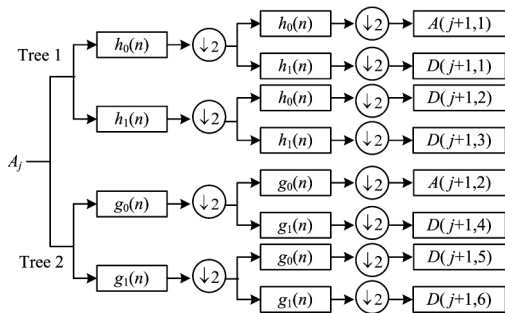


图 1 二维双树复小波变换的分解过程

图 1 中,图像 A 中的第 j 层通过二维双树复小波变换分解成 6 个方向的高频子带和 2 个方向的低频子带。

3 算法原理及实现

本文算法主要是基于双树复小波与各向异性扩散的图像修复算法。首先将要修复的图像经过双树复小波进行分解得

到低频分量和高频分量,由于高频分量代表图像的纹理部分,主要体现了图像的边缘和细节,只需修复极小范围,采用 TV 模型对其进行修复,不仅可以缩短修复的时间,而且修复效果较好;低频分量体现了图像的结构信息,相对于纹理边缘范围扩大,采用 CDD 模型(改进的 TV 模型)对其进行逐层迭代修复。实验证明,对低频部分迭代次数越多,所得到的效果图越好,但是这是以时间为代价的。当迭代次数为 800 时,已经足够解决一般图像的修复问题,并且能取得很好的实验效果图。最后,将已经修复完成的图像进行双树复小波逆变换即可得到最终的结果图。该算法的流程如图 2 所示。

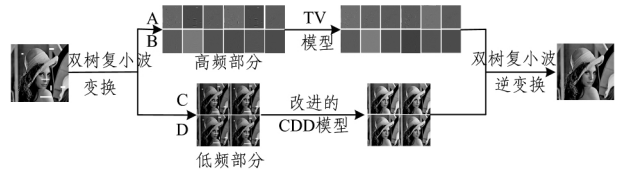


图 2 本文算法流程图

其中, A 所对应的 6 个高频分量是由破损图像通过二维双树复小波变换得到的 6 个实部,其方向依次为 $-75^\circ, -45^\circ, -15^\circ, +15^\circ, +45^\circ, +75^\circ$; B 所对应的则是与 A 相对应的 6 个虚部。同理, C 为 2 个低频分量的实部; D 为相对应的 2 个低频分量虚部。

3.1 基于 TV 模型的高频修复

整体全变分(TV)模型的主要思想是利用全变分模型能够将边缘信息扩散到待修复区域的特征而得到的一种图像修复模型。

如图 3 所示, D 为被污染的待修复区域, Ω/D 是 D 的邻域。

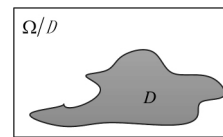


图 3 TV 修复模型

在被污染的图像中,噪声图像往往满足加性关系,因此通常使用以下的退化模型:

$$u^0(x) = u(x) + n(x) \tag{2}$$

$$En(x) = 0, En^2(x) = \sigma^2 \tag{3}$$

其中, $u(x)$ 为原始图像, $u^0(x)$ 为被污染了的噪声图像, $n(x)$ 表示均值为 0、方差为 σ^2 的高斯白噪声。由于噪声图像的全变分要远远大于无噪声图像的全变分,因此可以通过最小化噪声图像的全变分来消除噪声。

利用式(3)得出的两个对 TV 范数的最小化的约束条件以及通过引入拉格朗日乘子,得到了求泛函极值的 TV 模型:

$$J_\lambda(u) = \int_\Omega |\nabla u| dx dy + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega/D} |u - u^0|^2 dx dy \tag{4}$$

其中, λ 为拉格朗日乘子。根据变分原理可推导出与式(4)相对应的 Euler-Lagrange 方程:

$$-div[\frac{\nabla u}{|\nabla u|}] + \lambda_D(x)(u - u^0) = 0 \tag{5}$$

$$\lambda_D(x) = \lambda \cdot u(x) = \begin{cases} \lambda, & x \in \Omega/D \\ 0, & x \in D \end{cases} \tag{6}$$

式(5)的第一项, $div[\frac{\nabla u}{|\nabla u|}]$ 为扩散项, $\frac{1}{|\nabla u|}$ 为扩散系

数, $|\nabla u|$ 为梯度,因此在梯度大的地方扩散强度小,而在梯度小的地方扩散强度大,这表明扩散是“各向异性”的,但仅仅依赖于图像的梯度值,而忽略了等照度线的几何信息,因此只对小范围修复效果较好;第二项, $\lambda_D(x)(u-u^0)$ 为去噪项,由系数 $\lambda_D(x)$ 可见,在 D 外部时进行了去噪和扩散两步,在 D 内部时只进行了扩散。

3.2 基于改进的 CDD 模型的低频修复

CDD 模型是在 TV 模型的基础上由 Chan 和 Shen 等人于 2001 年提出的一种修复模型^[2]。将式(5)中的传导系数

$\frac{1}{|\nabla u|}$ 改为 $\frac{g(k)}{|\nabla u|}$, 这里的 $g(k)$ 为曲率 k 的一个单调递增函数,通常取 $g(k)=k^p (k>0, p\leq 1)$ 。

CDD 模型的 Euler-Lagrange 方程为:

$$-div[\frac{g(k) \cdot \nabla u}{|\nabla u|}] + \lambda_D(x)(u-u^0) = 0 \quad (7)$$

由式(7)可知,CDD 模型的扩散强度不仅由图像的梯度决定,也与图像的曲率有关,在曲率较大的地方扩散强度较强,随着曲率的变小和等照度线的逐渐伸直,扩散强度逐渐消失,这使得图像在修复的过程中能够消除大曲率而稳定小曲率,满足了人类视觉中的“连接性准则”。由于修复过程中曲率大的地方等照度线进行了拉伸,因此 CDD 模型能够修复比 TV 模型更大的区域。

如图 4 所示,点 O 是目标像素(待修复的像素点),对修复图像进行等间隔采样,采样步长为 h ,则 N, E, S, W 是 O 点 3×3 邻域的 4 个邻近点,采用半点中心差分法对其进行数值化。为了使修复的结果更多地考虑其周边像素的梯度变化,先对 O 点 3×3 邻域的 4 个邻近点 N, E, S, W 分别进行一次加权求像素值,比如,对于 N 点,利用其 3×3 邻域的 A, E, F, O 4 个邻近点以及 N 本身进行平均加权求得一个基于周边像素的像素值,依次得到 E, S, W 加权像素值,在得到的新的 N, E, S, W 像素值的基础上使用经典的 CDD 模型。这样,改善了经典 CDD 模型在修复过程中只考虑破损区域邻边像素值而忽略了破损区域周边梯度变化较大时的情况,使得修复的图像视觉效果更佳。

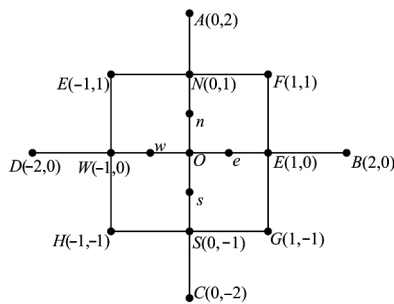


图 4 目标像素及其邻点

根据 CDD 模型理论,本文在修复过程中不考虑去噪处理,因此 CDD 模型的 Euler-Lagrange 方程可简化为:

$$div(\frac{g(k) \nabla u}{|\nabla u|}) = 0 \quad (8)$$

令 $v = (v^1, v^2) = \frac{\nabla u}{|\nabla u|}$, v^1 和 v^2 分别表示水平方向和垂直方向的梯度,则式(8)中的散度可以近似地表示为:

$$\nabla \cdot v = \frac{\partial v^1}{\partial x} + \frac{\partial v^2}{\partial y} = \frac{v_x^1 - v_x^1}{h} + \frac{v_y^2 - v_y^2}{h} \quad (9)$$

其中, h 为步长,一般取 1; $v_x^1, v_x^2, v_y^1, v_y^2$ 分别为图 4 中 e, w, n, s 的梯度值,需要进一步计算。以 e 点为例:

$$v_e^1 = \frac{1}{|\nabla u_e|} [\frac{\partial u}{\partial x}]_e = \frac{1}{|\nabla u_e|} \frac{u_e - u_o}{h} \quad (10)$$

梯度的模为:

$$|\nabla u_e| = \sqrt{(u_E - u_O)^2 + (\frac{u_F - u_G}{2})^2} \quad (11)$$

其中, u_E, u_O, u_F, u_G 分别为图 4 中 E, O, F, G 的像素值,同理可计算 v_w^1, v_n^2, v_s^2 。

记 $\omega_p = \frac{1}{\sqrt{|\nabla u_p|^2 + a^2}}, h_{op} = \frac{\omega_p}{\sum_{p \in \Delta} \omega_p}$, 其中, $h_{op} (p \in \Delta, \Delta = \{N, S, W, E\})$ 为权值系数,而其主要由 ω_p 确定, ω_p 为梯度倒数, a 则是为了防止梯度为零而加的很小的扰动因子,当

梯度越大时,权值比重越小,像素的扩散程度越大,图像边界较为模糊,反之则可以锐化图像边缘。使用 Gauss-Jacobi 迭代算法, n 为迭代次数,则 O 点像素值可由下式得到:

$$u_o^n = \sum_{p \in \Delta} h_{op}^{-1} u_p^{n-1} = \frac{\omega_p^{n-1} u_p^{n-1}}{\sum_{p \in \Delta} \omega_p^{n-1}} \quad (12)$$

由上式可看出,点 O 的像素值由其旧值和其近邻点加权计算得到。

4 实验结果及分析

为了验证算法的有效性,采用 Matlab2012a 作为工具,在 Intel2,3GHz-CPU 的计算机上进行实验。选择了 3 组破损图像 Lena, Tortoise, Fruit 作为实验图像,如图 5 所示,同时采用了峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)和均方误差(Mean Square Error, MSE)作为修复结果的客观指标。PSNR 和 MSE 是最普遍、最广泛使用的评鉴画质的客观测量法。为了衡量经过处理后的图片的品质,通常会参考 PSNR 和 MSE 值来认定某个处理程序能否令人满意。其中,信噪比和均方误差的计算分别如式(13)、式(14)所示:

$$PSNR = 10 \times \log_{10} \frac{255^2 * MN}{\sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N [B(i,j) - A(i,j)]^2} \quad (13)$$

$$MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N [B(i,j) - A(i,j)]^2 \quad (14)$$

其中, A 和 B 分别表示原始图像和修复图像, M 和 N 分别表示图像 A 的列和行的大小。



图 5 实验所用图像

图 6 展示了对破损 Lena 图像高频和低频分量的修复结果。



图6 破损的Lena细节修复图

各算法对所选图像的修复效果如图7—图9所示。

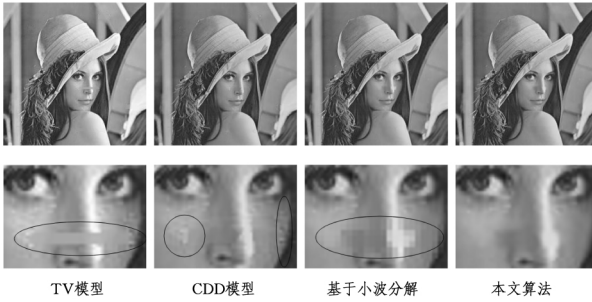


图7 破损的Lena修复图

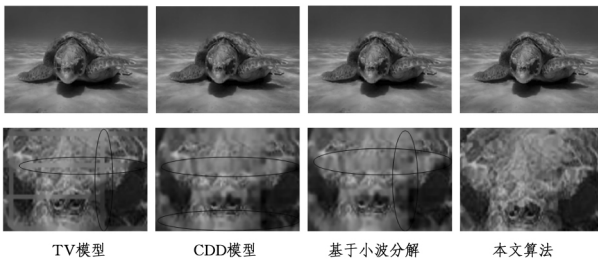


图8 破损的Tortoise修复图

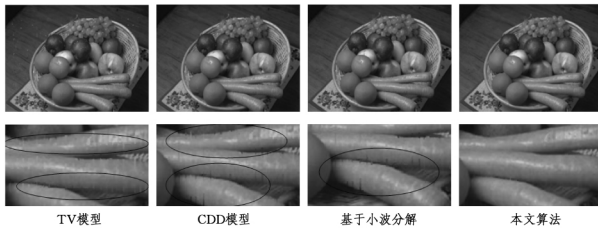


图9 破损的Fruit修复图

表1 破损图像评价指标

破损图像评价指标	TV	CDD	小波	本文算法	
Lena	PSNR	42.95	43.67	42.46	44.20
	Time	21.82	74.88	34.06	42.87
	MSE	11.45	5.27	7.83	3.86
Tortoise	PSNR	36.62	38.23	37.55	39.08
	Time	72.28	172.27	124.01	136.27
	MSE	12.63	6.11	7.52	5.11
Fruit	PSNR	36.76	38.96	39.25	41.16
	Time	95.44	241.04	147.23	157.90
	MSE	13.76	8.27	7.73	4.05

从图7—图9的修复图像尤其是图7中人脸的鼻子部分、图8中乌龟的脸部和图9的胡萝卜部分可以直观地看出，TV模型在修复时出现了明显的不连接现象，这在图7和图8中尤为明显，但是对于很小范围的修复效果还不错；CDD模型在修复时出现了白边，即修复不完整，该现象从图7修复的胳膊部分也可看出，在图9放大的胡萝卜细节图中也出现了明显的修复不完整现象，基于小波的图像修复结果中出现了边缘模糊以及边缘不连接的现象，图7—图9的细节放大图

中均有表现；本文算法修复的图像相较于以上几种方法，对修复部分有了明显的改善。基于图像评价指标(见表1)也可以看出，本文算法，相较于TV模型，在修复时间上不占优势，但是却大大提高了其峰值信噪比；相较于CDD模型，不仅在时间上有所提高，信噪比也相应提高了；相较于基于小波分解的图像修复，本文算法的明显优势还是在于信噪比的提高以及均方误差的降低。从以上分析实验结果可见，本文算法是一个有效的算法。

结束语 本文提出了一种基于双树复小波变换的数字图像修复算法。该算法利用双树复小波对待修复图像进行多尺度多方向的分解，从而得到破损图像的低频和低频分量，同时结合传统经典修复算法TV模型和CDD模型的优点，使用TV模型对高频纹理部分利用梯度进行快速修复，CDD模型利用分解低频结构部分图像的梯度和曲率等信息进行迭代修复，这样不仅改善了只基于TV模型的修复效果，而且减少了只基于CDD模型的修复时间，解决了小波分解对较强边缘信息的损耗问题。实验表明，本文算法无论是在主观视觉上还是在客观指标上都得到了很好的修复结果，但从细节放大图中依旧可以看出，本文算法的修复结果在边缘部分依旧有少许的模糊现象，这也是今后研究中需要解决的问题。但是DT-CWT应用到图像修复领域，丰富了图像修复的技术，给图像修复提供了一种新的思路，在基于单一修复算法模型上出现的修复缺陷，都可通过对图像进行分解的方式得到一个相对不错的修复结果。在现有图像修复的基础上，研究能将结构修复和纹理修复相结合的图像修复算法，而不是现有的单一修复，使得破损图像能从两个方面同时进行修复。

参考文献

- [1] BERTALMIO M, SAPIRO G, CASELLES V. Image inpainting [C]// Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co., 2002: 417-424.
- [2] CHAN T F, SHEN J. Nontexture Inpainting by Curvature-Driven Diffusions[J]. Journal of Visual Communication & Image Representation, 2001, 12(4): 436-449.
- [3] RUDIN L I, OSHER S, FATEMI E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms [J]. Physica D Nonlinear Phenomena, 1992, 60(1-4): 259-268.
- [4] CHAN T F, KANG S H, SHEN J. Euler's elastica and curvature based inpainting[J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2002, 63(2): 564-592.
- [5] TSAI A, YEZZI A R, WILLISKY A S. Curve evolution implementation of the Mumford-Shah functional for image segmentation, denoising, interpolation, and magnification[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(8): 1169-1186.
- [6] ESEDOGLU S, SHEN J. Digital Inpainting Based On The Mumford-Shah-Euler Image Model[J]. European Journal of Applied Mathematics, 2002, 13(4): 353-370.
- [7] CRIMINISI A, PEREZ P, TOYAMA K. Object Removal by Exemplar-Based Inpainting[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. 2003: 721-728.

串联组合 SVM 分类器。其原因是并联组合 SVM 分类器在检测行人的过程中,实际检测窗口数为 $2 \times (\frac{width-64}{8}) \times (\frac{height-64}{8})$,而在串联组合中,实际检测窗口数为 $(\frac{width-64}{8}) \times (\frac{height-64}{8}) + num$,其中 num 为第一道检测模型过滤后的候选区域窗口数目,由于经过第一道检测过滤后,大量背景区域被排除,在数量级上 num 远小于 $(\frac{width-64}{8}) \times (\frac{height-64}{8})$,因此才会出现串联组合在识别率上与并联组合相当,但是在检测速度上明显优于并联组合。综合考虑,采用串联组合的 SVM 分类器,在不明显降低检测速度情况下,可以有效降低误检率、漏检率。

结束语 本文比较了单一 SVM 分类器与多个 SVM 分类器组合方式在行人检测中的性能。实验证明,组合 SVM 分类器可以有效降低误检率和漏检率,其中串联 SVM 分类器在降低误检率和漏检率的同时,仍保持着高效的检测速度。本文主要对采用单一分类器的行人检测方式进行了改进,在特征提取方式上仅采用单一 HOG 特征,该特征注重检测区域轮廓信息而忽视了其他特征信息,而行人特征具有多样性(如纹理信息、颜色信息、尺度信息等),单独使用一种 HOG 特征对候选区域判定会造成一定的影响。因此,改进特征提取方式,提高特征多样性,采用多特征融合分类方式是我们未来的研究内容。

参考文献

- [1] FLORES A, BELONGIE S. Removing pedestrians from Google street view images[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, San Francisco: IEEE Press, 2010: 53-58.
- [2] ANDRILUKA M, SCHNITZSPAN P, MEYER J, et al. Vision based victim detection from unmanned aerial vehicles[C]// Proceedings of IEEE Conference on Intelligent Robots and Systems. Taipei: IEEE Press, 2010: 1740-1747.
- [3] REILLY V, SOLMAZ B, SHAHM. Geometric constraints for human detection in aerial imagery[C]// Proceedings of Springer Conference on Computer Vision. Heraklion: Springer Press, 2010: 252-265.
- [4] OREN M, PAPAGEORGIOU C, SINHA P, et al. Pedestrian detection using wavelet templates[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Bombay: IEEE Press, 1997: 193-199.
- [5] 王坚, 兰天. 基于稀疏表达和机器学习的行人检测技术研究[J]. 计算机科学, 2016, 43(s1): 207-209.
- [6] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego: IEEE Press, 2005: 886-893.
- [7] MAJI S, BERG A C, MALIK J. Classification using intersection kernel support vector machines is efficient[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage: IEEE Press, 2008: 1-8.
- [8] DOLLAR P, APPER R, BELONGIES S, et al. Fast Feature Pyramids for Object Detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2014, 36(8): 1532-1545.
- [9] 苏松志. 行人检测: 理论与实践[M]. 厦门: 厦门大学出版社, 2016: 21-112.
- [10] 苏松志, 李绍滋, 陈淑媛, 等. 行人检测技术综述[J]. 电子学报, 2012, 40(4): 814-820.
- [11] 甘玲, 邹宽中, 刘肖. 基于 PCA 降维的多特征级联的行人检测[J]. 计算机科学, 2016, 43(6): 308-311.
- [12] 方智文, 曹治国, 肖阳. 基于多尺度局部极值和边缘检测的目标性算法[J]. 信号处理, 2016, 32(8): 911-921.
- [13] 李航. 统计学习方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2012: 95-136
- [14] 廖斌, 苏涛, 刘斌. 基于多尺度分解的邻域随机查找快速图像修复[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(9): 2097-2102.
- [15] ZHANG H, DAI S. Image Inpainting Based on Wavelet Decomposition[J]. Procedia Engineering, 2012, 29(4): 3674-3678.
- [16] 张东, 唐向宏, 张少鹏, 等. 小波变换与纹理合成相结合的图像修复[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(7): 882-894.
- [17] 石宏理, 胡波. 双树复小波变换及其应用综述[J]. 信息与电子工程, 2007, 5(3): 229-234.
- [18] KINGSBURY N. The dual-tree complex wavelet transform: A new efficient tool for image restoration and enhancement[C]// Signal Processing Conference. IEEE, 1998: 319-322.
- [19] KINGSBURY N. Complex Wavelets for Shift Invariant Analysis and Filtering of Signals[J]. Applied & Computational Harmonic Analysis, 2001, 10(3): 234-253.
- [20] SELESNICK I W, Baraniuk R G, Kingsbury N G. The dual-tree complex wavelet transform[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(6): 123-151.
- [21] 吴一全, 宋昱. 基于双树复小波域 HMT 模型的煤燃烧火焰图像去噪[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2014, 42(1): 59-65.

(上接第 182 页)

- [8] WEXLER Y, SHECHTMAN E, IRANI M. Space-time completion of video[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2007, 29(3): 463-476.
- [9] BUGEAU A, BERTALMIÓ M, CASELLES V, et al. A comprehensive framework for image inpainting[J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2010, 19(10): 2634-2645.
- [10] 孟春芝, 何凯, 焦青兰. 自适应样本块大小的图像修复方法[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(3): 337-341.
- [11] 李志丹, 和红杰, 尹忠科. 基于块结构稀疏度的自适应图像修复算法[J]. 电子学报, 2013, 41(3): 549-554.
- [12] RAN L, MENG X. Fast Seam Carving Using Gaussian Pyramid [C]// 2014 Sixth International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics (IHMSC). IEEE, 2014: 59-63.
- [13] REN S, LEI J, ZHANG T, et al. Research of High Performance Information Hiding Scheme Based on Gaussian Pyramid and CARDBAL2 multi-wavelet for Secret Communication[J]. International Journal of Applied Mathematics & Statistics™, 2014,