

基于自适应块聚类的医学图像超分辨重建

宋景琦^{1,2} 刘 慧^{1,2} 张彩明^{1,3}

(山东财经大学计算机科学与技术学院 济南 250014)¹ (山东省数字媒体技术重点实验室 济南 250014)²
(山东大学计算机科学与技术学院 济南 250100)³

摘 要 医学图像在病人的诊疗过程中具有重要的参考意义。然而,受设备分辨率和放射剂量的影响,现有设备获得的医学图像分辨率较低,容易对最终诊疗结果产生不利影响。针对这个问题,提出了一种自适应块聚类的医学图像超分辨重建算法。首先,该算法对图像进行四叉树分解,自适应地获得不同尺度的图像块;然后,通过图像块特征提取和聚类处理得到各个不同尺度图像块的聚类中心;最后,利用聚类中心和相应的回归系数重建出高分辨率图像。实验结果表明,所提方法在医学图像重建效果和峰值信噪比、结构相似性对比等方面能够取得更好的效果。

关键词 医学图像,图像超分辨重建,四叉树分解,聚类,自适应

中图分类号 TP391.41 文献标识码 A

Medical Image Super Resolution Reconstruction Based on Adaptive Patch Clustering

SONG Jing-qi^{1,2} LIU Hui^{1,2} ZHANG Cai-ming^{1,3}

(School of Computer Science and Technology, Shandong University of Finance and Economics, Jinan 250014, China)¹

(Digital Media Technology Key Laboratory of Shandong Province, Jinan 250014, China)²

(School of Computer Science and Technology, Shandong University, Jinan 250100, China)³

Abstract Medical images, e. g. computed tomography(CT), magnetic resonance imaging(MRI) and positron emission tomography (PET), have important significance during the process of diagnosis and treatment for a lot of diseases. However, influenced by the restriction of equipment resolution and radiation dosage, the low resolution problem of medical images is likely to adversely affect the final diagnosis and treatment. Aiming at this problem, a medical image super-resolution reconstruction algorithm of adaptive patch clustering was proposed. Firstly, a set of image patches in different scales, which is adaptive access to gray consistency, can be obtained by using of the algorithm of quad-tree decomposition for images. Then, the algorithm extracts features of these image patches, and clusters the patches to many centers of different scales after the process of clustering. Finally, the different scale centers will be used to reconstruct a high resolution image according to the clustering centers and the corresponding regression coefficients. The experimental results show that the new method performs better in medical image reconstruction, peak signal-to-noise ratio (PSNR) and structural similarity (SSIM).

Keywords Medical image, Super resolution reconstruction of image, Quad-tree decomposition, Clustering, Self-adaption

1 引言

在医学图像诊疗领域需要使用高分辨率图像,但是在某些情况下,由于设备分辨率和成像环境等因素的限制,很难获得理想分辨率图像。低分辨率的医学图像会影响医生对病情的诊断,如何提高医学图像的分辨率成为一个亟待解决的问题。

超分辨率(Super Resolution, SR)重建^[1-9]是利用图像处理技术提高图像分辨率的有效方法,它利用单幅或多幅低分辨率(Low Resolution, LR)图像重建出高分辨率(High Resolution, HR)图像^[1],从而达到提升图像分辨率的目的。医学

成像设备获取的 LR 图像可以看作是 HR 图像经过模糊、降采样以及加入噪声等的结果。HR 图像在降质过程中损失了很多细节信息,SR 重建可以看作是该降质过程的逆过程,获取附加信息并将其加入到重建图像中。SR 方法无需改善硬件设备就能显著提高图像质量,因此 SR 在医学诊断^[2]、安保和遥感图像等领域中有着广泛的应用。现有的 SR 方法可以分为 3 类:基于插值的方法、基于重建的方法和基于学习的方法^[4]。基于插值的方法如线性插值、双三次插值等插值算法的优点是简单高效,但是如果在高放大因子条件下,这种算法重建出的图像质量会快速下降。为了对图像的不同结构进行不同的处理,出现了许多自适应的插值算法。如 Hardie^[5]利

本文受国家自然科学基金(61272245),山东省科技发展计划资助项目(2014GGX101037),济南市科技发展计划资助项目(201401216)资助。

宋景琦(1990—),男,硕士生,主要研究方向为图像超分辨率重建等,E-mail: songjingqi163@163.com;刘 慧(1978—),女,教授,硕士生导师,CCF 会员,主要研究方向为图像处理、机器学习等;张彩明(1955—),男,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究方向为数字图像处理、计算机图形学。

用自适应的维纳滤波实现图像 SR; Wu^[6] 等将图像的边缘特征显式地表达出来, 指导图像的插值沿着边缘方向前进, 取得了较好的效果。自适应插值算法有效地防止了图像边缘的平滑模糊, 但这种处理方法往往会在平滑区域产生虚假的纹理, 导致图像出现伪影。基于重建的方法^[7-9] 强调重建约束, 假定 LR 图像是 HR 图像经过下采样、模糊等过程得到的, 因此 LR 图像丢失了许多细节信息。为了得到 HR 图像, 需要为 LR 图像加入先验信息。基于学习的方法^[10-12] 能得到许多 LR 图像没有的细节, 这种方法一般需要包含大量 HR 和 LR 图像块的训练集作为先验信息来重建 HR 图像。如 Yang 等^[13] 提出了基于稀疏表示 (Super Resolution via Sparse Representation, ScSR) 的 SR 算法, 通过学习 LR 图像和 HR 图像之间的映射关系, 实现了图像的超分辨重建。文献^[14] 提出了一种基于回归的 SR 算法, 在训练集上学习一个回归函数, 并用这个回归函数来构造 LR 图像和 HR 图像之间的关系。

Yang 等^[15] 提出了一种基于样本学习的图像 SR 算法, 把特征空间分成许多子空间, 利用收集到的样本来学习每个子空间的先验信息来产生有效的映射函数。在训练阶段, 当样本图像足够时, 该算法能够简单快速地实现图像超分辨重建。但是在特征提取时, 该方法采用固定尺度图像块的单一特征, 使得最终的重构效果不准确。因此, 在 Yang 的基础上, 本文提出了一种基于自适应块聚类的图像超分辨重建方法。该方法根据图像的灰度一致性对图像进行自适应分块和合并, 然后对这些不同尺度的图像块进行特征提取, 从提取的特征中学习聚类中心。当输入 LR 图像块后, 只要找到其对应的聚类中心, 就可以重建出 HR 图像块。实验表明, 本文算法得到的 HR 图像在主观感觉和客观指标方面均取得了较理想的效果。

2 基于自适应块聚类的医学图像超分辨重建

将 HR 图像和其对应的 LR 图像作为输入空间, 将输入空间分成大量子空间集, 从而有效地将 LR 图像特征映射到 HR 空间^[15]。

通过式(1)由 HR 图像得到 LR 图像。

$$I_l = (I_h \otimes G) \downarrow_s \quad (1)$$

其中, $\otimes$ 是卷积操作, G 是高斯核函数, $\downarrow_s$ 是下采样操作, s 是缩放倍数。 I_h 表示 HR 图像, I_l 表示 LR 图像。将 I_h 和其对应的 I_l 图像自适应地分解成不同尺度的图像块, 得到 HR 和其对应的 LR 图像块。分别对图像块提取特征, 通过聚类算法从提取的特征中得到聚类中心。当输入 LR 图像后, 算法利用四叉树分解算法进行自适应分块, 然后对图像块提取特征, 查找对应的最接近待处理块的聚类中心, 通过聚类中心找到其学习到的回归系数。然后, 利用回归系数计算出 HR 图像块的特征。算法自顶向下地对图像的每一块进行处理, 最终利用得到的映射关系重建出 HR 图像块图像。基于自适应块聚类的医学图像重建流程如图 1 所示。

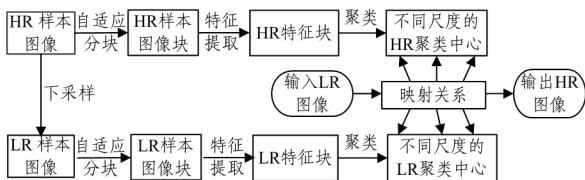


图 1 基于自适应块聚类的医学图像重建

2.1 图像的自适应分块

对图像进行分解时, 通常是将图像分解成固定尺度的图像块。这种分块方法简单高效, 但是没有充分考虑图像的具体结构, 缺乏灵活性, 最后将会影响重建效果。针对固定尺度分块存在的不足, 我们引入了图像自适应分解的思想以得到不同尺度的图像块。

四叉树分解是一种典型的图像自适应分块方法, 采用的分块规则是将图像递归地分解成 4 个子块。若像素值小于给定的阈值则分到同一小块中; 若大于给定的阈值则将该图像块再次细分为 4 个图像块, 直到每一个子块具有相同或相近的像素值。这样图像纹理较多的区域分解得到的图像块尺度较小, 平滑区域分解得到的图像块尺度较大。因此与固定尺度的图像分块相比, 自适应分块策略有助于提高重建图像的精度。同时, 它使任意图像块都能找到合适尺度的图像块聚类中心。算法按图像块的尺度进行预分组, 把相同尺度的图像块分到同一组中, 以便于下一步的特征提取和聚类操作。

图 2 是对肺部医学图像进行四叉树分解的效果图, 从图中可以看出, 在肺部的血管、支气管等部位纹理较多, 分块尺度比较小; 而在胸腔等平滑区域的分块尺度较大。

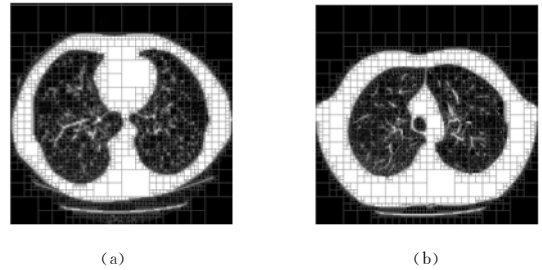


图 2 医学图像的四叉树分解结果

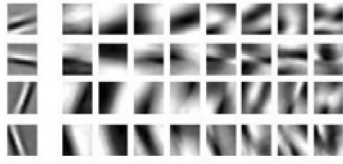
2.2 图像块特征提取和聚类

为了使重建出的 HR 图像不模糊, 需要对图像进行特征提取。微分运算能够突出图像细节, 使图像变得更为清晰。本文主要使用一阶、二阶微分方法提取图像块的梯度特征, 4 个 1 维滤波器如下^[13]:

$$\begin{aligned} f_1 &= [-1, 0, 1] \\ f_2 &= f_1^T \\ f_3 &= [1, 0, -2, 0, 1] \\ f_4 &= f_3^T \end{aligned} \quad (2)$$

其中, T 表示转置。使用这 4 个滤波器得到每个小块的 4 个特征向量, 并将其连接成一个向量作为图像块的最终特征表示。对于每一幅训练图像块, 我们将得到 4 幅梯度图, 将 4 个图像小块连接成图像的特征向量。利用 K-Means 算法将所有相同尺度的训练图像块聚类, 可以得到不同的聚类中心。对各个不同尺度的图像块分别进行聚类, 每个不同尺度的图像块又可以得到其聚类中心。图 3 为对不同大小的图像块进行特征提取, 然后聚类得到聚类中心的示意图。

图 3(a) 是 4 组图像块的聚类中心及其对应的图像块的示意图, 由图可以看出由算法所得聚类中心的纹理和图像块在方向上基本一致。同一组的图像块特征也非常相似。图 3(b) 展示了由训练图像数据集得到的部分图像块的聚类中心。



(a) 聚类中心及其图像块



(b) 聚类中心

图3 图像块聚类结果示意图

2.3 医学图像的超分辨率重建

在算法学习阶段,取 HR 图像,将其下采样得到对应的 LR 图像,分别对其进行四叉树分解得到对应的子图像块并提取特征,利用这些子图像块组成输入空间。由于取大量医学图像作为输入空间,因此不同尺度的图像块都可以学习到由 LR 图像特征到 HR 图像特征的映射关系。一旦学习到映射关系,对于每个输入的 LR 图像块,就可以利用这种映射关系找到其对应的 HR 图像块。

对于某一图像块 C ,假设有 K 个样本块属于同一聚类, p_i 和 q_i 分别表示 LR 图像块和 HR 图像块向量化的特征,维度分别是 m 和 n ,用 $P \in R^{m \times K}$ 和 $Q \in R^{n \times K}$ 表示由 p_i 和 q_i 组成的矩阵,并由下式计算出回归系数。

$$\alpha_c = \arg \min_{\alpha_c} \| P - \alpha_c \begin{pmatrix} Q \\ E \end{pmatrix} \|^2 \quad (3)$$

其中, $\alpha_c \in R^{m \times (n+1)}$, E 是一个 $1 \times K$ 的单位向量,式(3)是一个线性最小二乘问题,可以由现有的算法解出。

输入一幅低分辨率的医学图像,先用四叉树分解对其进行自适应地分块,对于每一个图像块分别对其提取特征,利用式(3)计算出最接近待处理块的聚类中心,由聚类中心找到其学习到的回归系数 α_c 。将回归系数 α_c 代入式(4),便可计算出 HR 图像块的特征。每一个 LR 图像块都能得到其对应的 HR 图像特征,将 HR 图像特征与其 LR 图像块均值相加,即可重构出 HR 图像块。自顶向下对图像的每一块进行处理,最终利用重建的 HR 图像块得到对应的医学图像。

$$P = \alpha_c \begin{pmatrix} Q \\ E \end{pmatrix} \quad (4)$$

3 实验结果与分析

由于医学图像超分辨率目前还没有标准数据库,为了验证本文算法的重建效果,实验数据主要采用公开数据集 TCIA (The Cancer Imaging Archive)¹⁾ 和 LIDC (Lung Image Database Consortium)²⁾ 提供的真实 CT/MR 图像,我们将本文算法与双三次插值算法、ScSR 算法^[13]、Yang 的算法^[15] 进行对比。与上述方法进行比较的原因如下:双三次插值算法是比较经典的插值算法;ScSR 算法将字典学习的思想引入到超分

分辨率图像重建中,是比较经典的基于学习的重建算法;本文算法是基于 Yang 算法进行的改进。

实验采用的硬件平台为 Intel® Core(TM) i7, CPU 870, 2.93GHz 主频, 16GB 内存, 软件平台是 WIN7 操作系统, 仿真软件为 Matlab 2014a。

本文选取 1635 幅医学图像作为训练图像。对图像进行分块时,为了兼顾效率和准确性,经反复实验将分块的阈值设置为 0.1,这样既不会因为得到的图像块太多而降低算法效率,也不会因为分解的图像块太大而影响重建精度。首先,利用四叉树分解将图像分成 4×4 、 8×8 、 16×16 和 32×32 等 4 个不同尺度的图像块集合,共得到大约 330 万个图像块。其中 4×4 和 8×8 尺度的块分别学习到 4000 个聚类中心, 16×16 和 32×32 尺度的块分别学习到 1000 个聚类中心。在实验中,为了对重建图像质量进行定量评价,选用与训练数据集不同的图像作为测试集进行实验(见表 1),将测试图像作为 HR 参考图像,通过降采样获得待处理的 LR 图像。实验采用峰值信噪比 PSNR 和结构相似性 MSSIM 作为定量评价指标。

表 1 测试集图像

图像类型	数据来源	测试数据集数量	分辨率	格式
肺部 CT	LIDC	30	512×512	.DCM
脑部 CT/MR	TCIA	25	128×128	.DCM
肝脏 CT	TCIA	20	512×512	.DCM
脊柱 CT	自建	20	546×546	.DCM
胰腺 CT	TCIA	20	648×648	.DCM
胸腔 MR	TCIA	20	512×512	.DCM

图 4 示出利用本文算法对不同的医学图像放大 2 倍的超分辨率重建结果,其中左图为输入的 LR 图像,右图是重建出的 HR 图像。观察发现,本文方法能够保持纹理不变并获得清晰的边缘,在视觉上具有较好的结果,尤其是脊柱、肋骨、肝脏、淋巴结等部位。



图4 利用本文算法实现医学图像超分辨率重建

图 5—图 7 是利用不同方法对图像放大 2 倍和 4 倍(局部图)的效果对比图,其中(a)–(f)分别为输入的 LR 图像,采用双三次插值算法、ScSR 算法^[13]、Yang 的算法^[15]、本文算法重建出的图像以及原始 HR 图像。由图 5—图 7 可以看出,由于双三次插值的核是基于对理想抽样函数的近似,重建出的 CT 图像比较模糊;ScSR 算法^[13]无法保证在训练过程中获得的附加信息的可靠性,所以重建的图像不准确;Yang 的算法^[15]重建图像时分块只是简单地分成固定大小的图像块,导致最后重建出的图像效果不理想。与前几种算法相比,本文

¹⁾ TCIA 是一个大型的癌症医学图像网站,网站内的医学图像免费向公众提供下载。工程师和开发人员可以利用这些医学图像数据作为开发和验证算法的测试材料。

²⁾ LIDC 数据库是在整合了多位放射学专家对多份病例的 CT 扫描图像的意见的基础上建立起来的肺部图像数据。

算法恢复了更多细节,保留了更清晰的边缘,重建的图像对比

度明显,取得了更好的视觉效果。

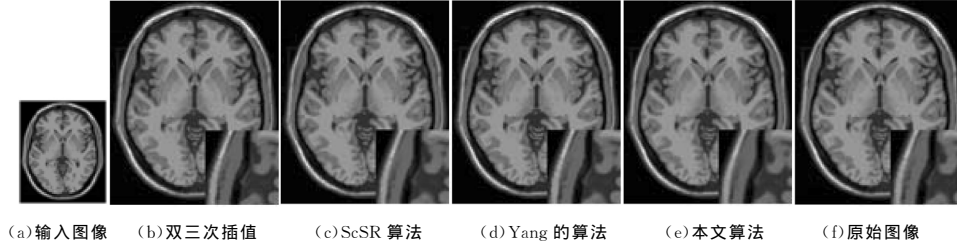


图 5 脑部 MR 图像不同超分辨重建算法比较

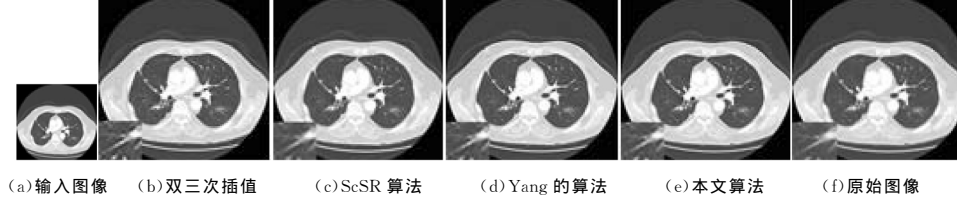


图 6 肺部 CT 图像不同超分辨重建算法比较

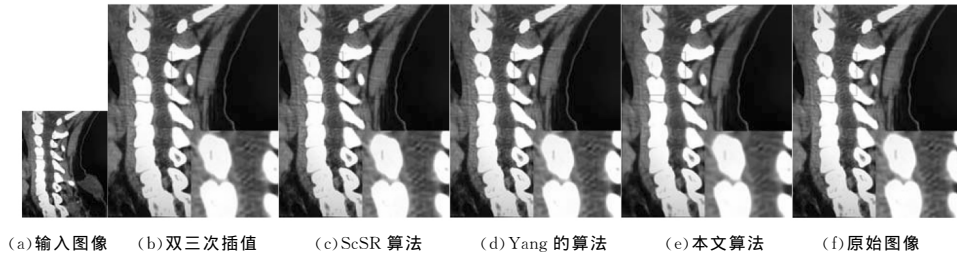


图 7 脊柱 CT 图像不同超分辨重建算法比较

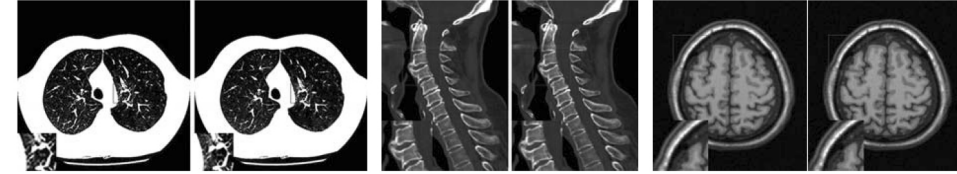


图 8 固定尺度与自适应尺度重构图像比较

图 8 示出利用固定尺度与自适应尺度重构的图像对比结果,对于每一个实例左图为固定尺度重构结果,右图为自适应尺度重构结果。从图中可以看出,自适应算法得到的图像效果优于固定尺度算法得到的图像,这是因为自适应算法将图像分成不同尺度的图像块,得到了更多组织结构细节信息。

表 1 对实验测试阶段选用的图像数据进行了说明,由于 TCIA 或 LIDC 提供的医学图像格式是 DCM,因此需要将其转换成一般的图像格式,如 JPG、BMP 等。

表 2 身体不同部位的 CT/MR 图像实例进行超分辨重建对应的 PSNR 值和 MSSIM 值 (PSNR/MSSIM) 对比

图像类型	测试图像	双三次插值	ScSR 算法 ^[4]	Yang 的算法 ^[15]	本文算法
肺部 CT	图 1	24.45/0.9339	29.79/0.9639	30.27/0.9727	30.71/0.9847
	图 2	26.34/0.9325	28.85/0.9525	30.81/0.9725	31.37/0.9745
	图 3	26.59/0.9533	29.38/0.9733	31.35/0.9731	31.63/0.9843
脑部 CT/MR	图 4	25.33/0.9343	28.64/0.9613	30.65/0.9734	31.22/0.9852
	图 5	26.26/0.9536	30.57/0.9782	30.44/0.9697	31.23/0.9809
	图 6	27.59/0.9441	30.16/0.9509	31.22/0.9729	30.82/0.9744
肝脏 CT	图 7	24.55/0.9448	28.79/0.9601	28.87/0.9747	30.21/0.9738
	图 8	23.34/0.9335	28.45/0.9503	28.63/0.9625	29.27/0.9687
	图 9	24.55/0.9326	29.18/0.9593	29.25/0.9643	30.23/0.9695
脊柱 CT	图 10	24.05/0.9527	28.16/0.9539	30.14/0.9647	31.21/0.9814
	图 11	24.04/0.9425	28.93/0.9625	29.93/0.9745	30.37/0.9773
	图 12	23.89/0.9331	29.82/0.9533	30.09/0.9743	30.43/0.9826

表 2 是对选取的几个身体部位的 CT/MR 图例进行超分辨重建获得的 PSNR 值和 MSSIM 值,其中粗体标出的数值表示在相应图像质量评价指标下最优。可以看出,与双三次插值算法、ScSR 算法^[13]和 Yang 的算法^[15]相比,本文算法在 PSNR 评价指标下具有最好的重建效果。在图像对应的 MSSIM 值比较中,本文算法得到的大部分 HR 图像与原图的结构相似性较高,特别是在平滑区域和边缘区域重建效果最好。上述两个评价指标客观地证实了本文算法可以有效改善图像的重建质量。

分析各算法的时间复杂度,设图像大小为 $N \times N$,双三次插值算法的复杂度为 $O(N)$;对于 ScSR 算法,设字典 $D \in R^{d \times k}$,算法的复杂度为 $O(kdN) + O(ksN)$,其中 $O(kdN)$ 是求解图像在字典中对应的稀疏系数的复杂度, $O(ksN)$ 是特征符号猜测步骤的复杂度, s 代表系数的稀疏度;对于 Yang 的算法,设聚类中心的维度为 $d \times k$,那么复杂度为 $O(kdN)$;与原始 Yang 的算法相比,本文算法对每幅图像自适应地分块,由于图像子块的尺度不同,算法的复杂度会增加,但本文重构效果有所提高。

结束语 本文提出了一种基于自适应块聚类的医学图像超分辨重建方法,可以有效提高医学图像的分辨率。其基本思想是对医学图像进行四叉树分解,自适应地获得不同尺度

的图像块,通过图像块聚类得到聚类中心,并利用聚类中心重建出高分辨率图像,从而更加精确地对图像进行重建。实验证明,本文方法无论从视觉评价还是定量评价方面都能得到令人满意的超分辨重建结果。

但是在进行训练时,随着训练数据的增加,训练速度有所降低,如何解决该问题将是我们进一步研究的工作重点。

参 考 文 献

- [1] Glasner D, Bagon S, Irani M. Super-resolution from a single image[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. 2009;349-356
- [2] 黄浩锋,肖南峰.基于组稀疏表示的医学图像超分辨率重建[J]. 计算机科学, 2015, 42(6A):151-153
- [3] Yang M C, Wang Y C F. A Self-Learning Approach to Single Image Super-Resolution[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2013, 15(3):498-508
- [4] Kaibing Z, Dacheng T, Xinbo G, et al. Learning Multiple Linear Mappings for Efficient Single Image Super-resolution[J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2015, 24(3):846-861
- [5] Russell Hardie. A fast image super resolution algorithm using an adaptive wiener filter[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(12):2953-2964
- [6] Wu X, Zhang X. Image interpolation using texture orientation map and kernel fisher discriminant[C]//Proceedings of IEEE Conference on Image Processing(ICIP'OS). 2005:49-52
- [7] Wang L, Xiang S, Meng G, et al. Edge-Directed Single-Image Super-Resolution Via Adaptive Gradient Magnitude Self-Interpolation[J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2013, 23(8):1289-1299
- [8] Pan Z X, Yu J, Xiao C B, et al. Dictionary Learning and Structur-

al Self-similarity-Based Codebook Mapping for Single Image Super Resolution[J]. Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics, 2015, 27(6):1032-1038

- [9] Zhang K, Gao X, Tao D, et al. Single image super-resolution with non-local means and steering kernel regression. [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(11):4544-4556
- [10] 窦诺,赵瑞珍,岑冀刚,等.基于稀疏表示的含噪图像超分辨重建方法[J]. 计算机研究与发展, 2015(4):943-951
- [11] Dong W, Zhang L, Lukac R, et al. Sparse Representation Based Image Interpolation With Nonlocal Autoregressive Modeling [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(4):1382-1394
- [12] 于伟,姚鸿勋,孙晓帅,等.面向图像超分辨率的上下文字典学习[J]. 计算机科学, 2014, 41(10):87-90
- [13] Yang J, Wright J, Huang T, et al. Image super resolution via sparse representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(11):2861-2873
- [14] In K, Younghee K, et al. Single-image super-resolution using sparse regression and natural image prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2010, 32(6):1127-1133
- [15] Yang C Y, Yang M H. Fast direct super-resolution by simple functions[C]//Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE Computer Society, 2013:561-568
- [16] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4):600-612
- [17] Channappayya S, Bovik A. Rate bounds on SSIM index of quantized images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(9):1624-1639

(上接第 204 页)

这个过程比 SVM 训练建立的模型检测过程更快、更准确。最后通过实验和数据证明了改进的相关核滤波器算法具备有效性和优越性。

参 考 文 献

- [1] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2000. IEEE, 2000:142-149
- [2] Zhang Kai-hua, Zhang Lei, Yang M S. Real-time compressive tracking [C]//Proc of 12th European Conference on Computer Vision. 2012:864-877
- [3] Zhang Kai-hua, Zhang Lei, Yang M H. Fast Compressive Tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(10):2002-2015
- [4] Henriques J F, Caseiro R, Martins P, et al. High-Speed Tracking with Kernelized Correlation Filters[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(3):583-596
- [5] Grabner H, Bischof H. On-line Boosting and Vision[C]//2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2006:260-267
- [6] Kalal Z, Mikolajczyk K, Matas J. Tracking-Learning-Detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(7):1409-1422
- [7] Babenko B, Yang M H, Belongie S. Visual Tracking with Online Multiple Instance Learning[C]//IEEE Conference on Computer

Vision and Pattern Recognition. 2009:983-990

- [8] Nummiaro K, Koller-Meier E, Van Gool L. An adaptive color-based particle filter[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(1):99-110
- [9] Hare S, Saffari A, Torr P H S. Struck: Structured Output Tracking with Kernels[J]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2011, 23(5):263-270
- [10] Zhang Jian-ming, Ma Shu-gao, Sclaroff S. MEEM: Robust Tracking via Multiple Experts Using Entropy Minimization[M]//Computer Vision-ECCV. 2014, 2014:188-203
- [11] Danelljan M, Häger G, Khan F S, et al. Accurate Scale Estimation for Robust Visual Tracking[C]//British Machine Vision Conference. Nottingham, 2014
- [12] Henriques J F, Caseiro R, Martins P, et al. Exploiting the Circulant Structure of Tracking-by-detection with Kernels[C]//Computer Vision-ECCV 2012. 2012:702-715
- [13] Zhang Peng, Peng Jing. SVM vs Regularized Least Squares Classification[C]//Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition. 2004:176-179
- [14] Rifkin R, Yeo G, Poggio T. Regularized least-squares classification[J]. Nato Science Series Sub Series III: Computer and Systems Sciences, 2003, 190:131-154
- [15] Kalal Z, Mikolajczyk K, Matas J. Forward-backward error: Automatic detection of tracking failures[C]//2010 20th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). IEEE, 2010:2756-2759