

基于 MCA 分解和样本聚类的超分辨率算法^{*}陶永耀¹ 赵新中¹ 梁婉文² 石敏²

(1. 炬芯(珠海)科技有限公司 珠海 519085; 2. 暨南大学信息科学技术学院 广州 510632)

摘要: 针对 SCSR(sparse coding sparse representation)算法采用通用的过完备字典无法表征多种结构类型的图像以及全局稀疏重构引入过多冗余这2个缺点,提出了基于 MCA(morphological component analysis)分解和样本聚类的超分辨率算法。本算法首先采用 K-means 方法对待训练特征块进行聚类,得到多特征字典对来处理不同类型的低分辨率图像。然后在重构阶段,采用 MCA 方法提取图像的纹理成分进行稀疏重构,对平滑成分进行插值放大。实验结果表明与其他先进的算法相比,该算法能够更好地恢复图像的边缘细节,重构质量更好。

关键词: 超分辨率;稀疏表示;MCA 分解;样本聚类

中图分类号: TP3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.1040

The SR algorithm based on MCA decomposition and sample clustering

Tao Yongyao¹ Zhao Xinzhong¹ Liang Wanwen² Shi Min²

(1. Actions (Zhuhai) Technology Co., Limited, Zhuhai 519085, China; 2. School of Information Science and Technology, Jinan University, Guangzhou 510632, China)

Abstract: In SCSR (sparse coding sparse representation) algorithm, the universal overcompleted dictionary cannot be adapted to variety types of images and too much redundancy is introduced by global sparse reconstruction. To overcome these shortcomings, the SR algorithm based on MCA (morphological component analysis) decomposition and sample clustering is proposed. Firstly, the training feature patches are clustered by K-means algorithm, and then each clustering is trained to get dictionaries, which are used to process variety types of images. Secondly, the image is decomposed into texture component and smooth component by MCA method. The texture component is reconstructed sparsely and the smooth component is enlarged by Bicubic algorithm. Finally, compared with other SR methods, this algorithm can restore the image edge details better.

Keywords: super-resolution; sparse representation; MCA decomposition; sample clustering

1 引言

超分辨率复原技术在视频监控、遥感图像处理和医疗图像处理等领域具有广泛的应用。图像超分辨率重构的目的是采用一幅或多幅同一场景的低分辨率(low-resolution, LR)输入图像,通过结合图像先验知识的超分辨率重构算法产生高分辨率(high-resolution, HR)的图像,使图像具有更丰富的细节特征^[1]。

自从 Tsai 和 Huang 于 1984 年第一次提出超分辨率重构问题以来,出现了很多超分辨率重构方法。主要可以分为三类:基于插值的算法、基于重构的算法和基于学习的算法^[2]。基于插值的超分辨率重构算法主要考虑待重构像素点周围的像素信息,重构质量不佳。基于重建的典型算法

有凸集投影法(projection onto convex sets, POCS)、迭代反投影法(iterative back-projection, IBP)、最大后验概率估计法(maximum a posterior, MAP)以及最大似然估计法(maximum likelihood, ML)等^[3-5]。基于学习的算法考虑高、低分辨率图像之间的约束关系,结合更丰富的先验知识,通常可以获得更好的图像重构效果。Yang 等人^[6]受压缩感知(compressive sensing, CS)思想的启发,提出了基于稀疏表示的超分辨率方法 SCSR。在字典训练阶段,通过大量的训练样本图像训练一对过完备的高、低分辨率字典 Dh 和 Dl;在重构阶段采用 FSS(feature-sign search)算法求解稀疏系数^[7]。在 SCSR 方法中,过完备字典受训练样本数量的限制,其包含的原子数和维数不足以表征所有的自然图像特征,并且对图像的所有成分进行超分辨率重构引

收稿日期:2015-10

^{*} 基金项目:广东省科技计划(2013B090800022)、广东省科技计划(2015B090901047)资助项目

入过多的冗余信息,使得重构的图像误差更大^[8]。

针对 SCSR 方法的 2 个不足之处,本文提出了一种基于 MCA 分解和样本聚类的稀疏表示超分辨率方法。在字典训练阶段,采用 K-means 的方法对待训练的特征样本进行聚类,得到多特征字典来处理不同类型的图像^[9]。在重构阶段,将待重构的低分辨率图像进行 MCA 分解,得到低分辨率纹理成分和平滑成分^[10]。采用双三次插值算法对平滑成分进行插值放大,通过基于稀疏表示的超分辨率复原算法对纹理成分进行重构,最后得到输出的高分辨率图像。改进的超分辨率方法能够得到更加丰富的高频纹理细节信息,重构的图像边缘细节更加丰富,重构质量更好。

2 改进的基于稀疏表示的超分辨率算法

2.1 MCA 分解的基本原理

假设为包含个像素的输入图像,由不同形态成分线性组合而成。

$$X = \sum_{k=1}^K x_k \quad (1)$$

式中每个 x_k 表示信号分解的不同形态部分。

在进行 MCA 分解时^[11],每一个形态成分 x_k 将会对应于一个字典 Φ_k ,并求解以下目标函数得到的稀疏解向量 α :

$$\alpha_k^{\text{opt}} = \arg \min_{\alpha} \|\alpha\|_1 \quad \text{s. t. } X = \Phi \alpha \quad (2)$$

对于其他形态成分 $x_n (n \neq k)$,使用字典 Φ_k 求解上述问题,得到的解是不稀疏的。

假设对应于图像平滑部分 X_n 的字典为 T_n , X_n 可以通过字典 T_n 稀疏表示,即 $X_n = T_n \alpha_n$ 。将图像 X 分解为纹理部分 X_k 和平滑部分 X_n ,即:

$$X = T_k \alpha_k + T_n \alpha_n \quad (3)$$

MCA 分解要求解决以下最优化问题:

$$\{\alpha_k, \alpha_n\} = \arg \min_{\{\alpha_k, \alpha_n\}} \|\alpha_k\|_1 + \|\alpha_n\|_1$$

$$\text{s. t. } X = T_k \alpha_k + T_n \alpha_n \quad (4)$$

通过求解上述最优化问题,可以将图像 X 分解为包含图像纹理部分的 $T_k \alpha_k$ 和包图像含平滑部分的 $T_n \alpha_n$,得到的稀疏系数 α_k 和 α_n 表示图像的不同成分部分。由于 TV 模型能够有效地复原分段平滑图像的显著边缘^[12],因此将 TV 模型用于图像平滑成分的分解中,增加一个 TV 约束项,则算法模型表示为:

$$\{\alpha_k, \alpha_n\} = \arg \min_{\{\alpha_k, \alpha_n\}} \|\alpha_k\|_1 + \|\alpha_n\|_1 +$$

$$\lambda \|X - T_k \alpha_k + T_n \alpha_n\|_2^2 + \gamma TV\{T_n \alpha_n\} \quad (5)$$

式中:图像 I 的总变分 $TV(I)$ 采用梯度的 l_1 范数约束,乘法项 $TV\{T_n \alpha_n\}$ 使得分解的平滑图像有一个稀疏的梯度,因此更接近分段平滑图像。

本文选择基于局部 DCT 变换的字典用于分解纹理成分,选择基于曲波变换的字典用于分解平滑成分^[13]。图像 MCA 分解流程如下。

1)初始化:阈值因子 $L_{\max} = 255$,参数 $\lambda = 1$, $\gamma = 0.8$,

迭代次数 $N = 30$,令 $X_n = X$, $X_k = 0$, $\delta = \lambda L_{\max}$;

2)执行 N 次迭代:

(1)固定 X_k ,更新 X_n 。

①计算冗余误差: $R = X - X_n - X_k$;

②计算 $X_n + R$ 的 curvelet 变换:

$$\alpha_n = T_n^+(X_n + R);$$

③使用阈值 δ 对 α_n 进行软阈值处理,得到 $\hat{\alpha}_n$,通过 $\hat{\alpha}_n$ 重构 $X_n = T_n \hat{\alpha}_n$ 。

(2)固定 X_n ,更新 X_k 。

①计算冗余误差: $R = X - X_n - X_k$;

②计算 $X_k + R$ 的局部 DCT 变换:

$$\alpha_k = T_k^+(X_k + R);$$

③使用阈值 δ 对 α_k 进行软阈值处理,得到 $\hat{\alpha}_k$,通过 $\hat{\alpha}_k$ 重构 $X_k = T_k \hat{\alpha}_k$ 。

(3)求解 TV 约束项。

通过以下公式进行 TV 约束项调整:

$$X_n = X_n - \mu \frac{\partial TV\{X_n\}}{\partial X_n} = X_n - \mu \nabla \cdot \left(\frac{\nabla X_n}{|\nabla X_n|} \right)$$

(4)更新阈值 δ : $\delta = \delta - \lambda/N$ 。

(5)如果 $\delta > \lambda$,返回步骤 2);否则,结束。

2.2 K-means 聚类算法

因为自然图像结构复杂多变,如果在超分辨率复原中采用通用的过完备字典来表征图像特征,那么字典需要包含较多的原子数和维数,即需要输入大量的训练样本进行字典训练,算法运算量大,并且一个高冗余字典的稀疏分解不稳定导致重构图像产生视觉伪影,重构质量受限^[14]。针对这个问题,可以通过对样本进行聚类并训练多特征字典来适应不同类型的输入图像。基于 K-means 聚类的字典训练是最常用的方法,下面是 K-means 聚类的步骤:

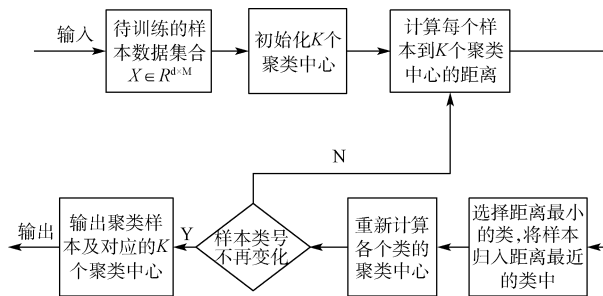


图 1 K-means 聚类流程

2.3 字典训练与超分辨率重构

1)字典训练

首先对样本进行 K 均值聚类,得到 K 个样本类与聚类中心,然后分别对这 K 个样本类进行字典训练^[15],得到 K 个高低分辨率字典对,其详细方法如下。

(1)输入:高分辨率训练图像库。

(2)预处理:对高分辨率图像 X 下采样得到低分辨率图像 Y_l ,在对 Y_l 插值得到与 X 相同尺寸的 Y_m ,抽取 Y_m 的

块 P_m , 并令 $F_m = P_h - \text{mean}(P_m)$, 其中 P_h 为相应的 X 中的块, F_m 为高分辨率图像的特征块。对 Y_m 使用特征提取方法获取低分辨率图像的特征块 F_l , 即得到高低分辨率特征块对 $\{F_m, F_l\}$ 。

(3) K 均值聚类: 对所有高分辨率特征块 F_m 采用 K 均值聚类算法进行聚类, 聚类个数为 K , 得到聚类后的特征样本类 $F = \{F_{mk}, F_{lk}\}$, $k = 1, 2, \dots, K$, 和 K 个聚类中心 Cnt_k , $k = 1, 2, \dots, K$ 。注意到在此阶段是对高分辨率特征块 F_m 进行聚类, 因为测试表明对 F_m 聚类的超分辨率重构效果好于对 F_l 进行聚类的效果。

(4) 字典训练: 分别对 K 个特征样本类 $F = \{F_{mk}, F_{lk}\}$, $k = 1, 2, \dots, K$ 进行字典训练, 得到 K 个字典对 $D = \{Dh_k, Dl_k\}$, $k = 1, 2, \dots, K$ 。

(5) 输出: K 个高分辨率和低分辨率字典对 $D = \{Dh_k, Dl_k\}$, $k = 1, 2, \dots, K$ 。

2) 图像重构

(1) 输入: 训练字典 $\{Dh, Dl\}$ 以及低分辨率图像 Y ;

(2) 特征提取: 对低分辨率图像 Y 进行 MCA 分解, 得到低分辨率纹理特征 Y_k 和平滑特征 Y_n 。

(3) 对于低分辨率平滑特征图像 Y_n : 采用 Bicubic 算法进行插值放大的到高分辨平滑特征图像 $\hat{X}_n$;

(4) 对于低分辨率纹理特征 Y_k : 对 Y_k 插值放大得到 Y_{km} ;

(5) 从 Y_{km} 中提取大小为 5×5 的块 y_k , 相邻图像块间有一个像素重叠, 对每个图像块执行以下步骤。

① 计算特征块 y_k 的像素平均值 m ;

② 计算特征块 y_k 到 K 个聚类中心的距离 d_k ;

$d_k = \|y_k - C_k\|_2^2$, 根据最小距离准则, 选择最匹配的字典对 $D = \{Dh_k, Dl_k\}$;

③ 求解 $\hat{D}$ 和 $\hat{y}$ 的最优化问题:

$$\min \lambda \|\alpha\|_1 + \frac{1}{2} \|\hat{D}\alpha - y_k\|_2^2;$$

④ 重构高分辨率图像特征块:

$x_k = Dh_k \alpha^*$, 计算高分辨率纹理块 $x_k + m$ 。

(6) 由高分辨率纹理块重构得到高分辨率纹理图像 $\hat{X}_k$ 。

(7) 整合高分辨率纹理特征图像 $\hat{X}_k$ 和高分辨率平滑图像 $\hat{X}_n$ 得到高分辨率图像 $\hat{X}$ 。

(8) 采用迭代反投影方法, 得到 $\hat{X}$ 的最近似图像, 并满足重构约束:

$$X^* = \arg \min_x \|DHX - Y\|_2^2 + c \|X - X_0\|_2^2。$$

输出: 高分辨率图像 X^* 。

3 实验结果与分析

实验中, 计算机硬件设备为 Intel Core i5-2400 CPU @ 3.10 GHz, 3.10 GHz, RAM 4.00 GB, 仿真平台为 MATLAB2009a。本文的所有实验与仿真都基于以上实验

环境。为了与 SCSR 算法进行比较, 训练样本采用 SCSR 提供的训练图像库。训练和重构的块大小为 5×5 , 抽取块数为 100 000, 图像放大倍数为 3, 字典训练迭代次数为 40。重构阶段设定的稀疏正则化参数为 0.15。全局优化的 IBP 算法的迭代次数为 20, 其他参数在后面具体说明, 实验测试图像集如图 2 所示。



图 2 测试图像集

表 1 算法性能比较 (PSNR: dB)

编号	图像	Bicubic	SCSR	本文
a	Leaf	37.20	37.59	37.94
b	Parthenon	26.03	26.37	26.50
c	Airplane	29.91	30.40	30.67
d	Ship	29.66	30.07	30.30
e	Flower	27.45	27.98	28.35
f	Hat	29.19	29.78	30.12
g	Girl	32.70	33.00	33.23
h	Raccoon	28.39	28.65	28.92
i	Lena	30.09	30.70	31.01
j	Woman	26.20	26.35	26.60
k	Bike	22.80	23.33	23.67
l	Parrots	28.09	28.66	29.22
平均 PSNR		28.976	29.41	29.71

通过表 1 可知: 在相同条件下, 本文算法的超分辨重建结果的 PSNR 值平均比 Bicubic 高 0.7 dB, 比 SCSR 高 0.3 dB。本文认为, Bicubic 算法通过计算待插值点周围某一像素集合的加权平均来估计映射点的像素值的, 未考虑图像的结构信息, 使得插值放大的图像出现边缘模糊或阶梯状锯齿效应, 无法充分恢复图像细节信息, 图像重构效果不佳; 而 SCSR 在字典训练和重构过程中, 考虑了图像的高频分量信息, 但是通用的过完备字典表征的自然图像结构的能力有限, 重构效果改善有限。而本文 MCSR 算法, 通

过多个聚类字典处理不同结构的图像,并通过针对低分辨率丢失的高频纹理特征进行稀疏表示复原,复原效果较好。

4 结 论

针对基于字典对的稀疏表示超分辨率算法需要通过大量的训练样本来构建完备字典,本文提出一种基于 MCA 分解和样本聚类的超分辨率算法。在字典训练阶段,通过 K-means 算法对特征块进行聚类,训练多个聚类字典对,来适用于不同结构类型的图像处理;在重构阶段,将输入的低分辨率图像进行 MCA 分解得到纹理特征图像和平滑特征图像,通过基于聚类字典的稀疏表示超分辨率算法对纹理特征图像进行重构,通过双三次插值算法对平滑特征图像进行重构,得到重构的高分辨率图像,最后通过 IBP 算法进行全局优化,获得质量较好的高分辨率重构图像。

参考文献

- [1] 浦剑,张军平,黄华. 超分辨率算法研究综述[J]. 山东大学学报:工学版,2009,39(1):27-32.
- [2] 沈松,朱飞,姚琦,等. 基于稀疏表示的超分辨率图像重建[J]. 电子测量技术,2011,34(6):37-39+50.
- [3] XIONG H, PAN Z, YE X, et al. Sparse spatio-temporal representation with adaptive regularized dictionary learning for low bit-rate video coding[J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2013, 23(4):710-728.
- [4] 陈健,王伟国,陈长青,等. 基于区域选择的快速 POCS 超分辨率复原算法研究[J]. 电子测量与仪器学报,2015,29(6):804-815.
- [5] 朱齐丹,孙磊,蔡成涛. 多正则化形式的超分辨率图像重建[J]. 光电工程,2015,42(1):45-50.
- [6] YANG J, WANG Z, LIN Z, et al. Couple dictionary training for image super-resolution [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(8):3467-3478.
- [7] 浦剑,张军平. 基于词典学习和稀疏表示的超分辨率方法[J]. 模式识别与人工智能,2010,23(3):335-340.
- [8] 孙琰玥,何小海,宋海英,等. 一种用于视频超分辨率重建的块匹配图像配准方法[J]. 自动化学报,2011,37(1):37-43.
- [9] YANG J, WRIGHT J, HUANG T S, et al. Image super-resolution via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(11):2861-2873.
- [10] YUAN Q, ZHANG L, SHEN H. Multiframe super-resolution employing a spatially weighted total variation model[J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2012, 22(3):379-392.
- [11] 管超,金波,张爱新. 基于 MCA 分解的超分辨率重构算法[J]. 通信技术,2013(3):87-90.
- [12] 杜月林,韩小萱. 基于边缘检测的图像超分辨率重建研究[J]. 国外电子测量技术,2012,31(10):22-26.
- [13] MIAO Z, JIAJUN B, CHUN C, et al. Graph regularized sparse coding for image representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing: A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2011, 20(5):1327-1336.
- [14] 李娟,吴瑾,陈振学,等. 基于自学习的稀疏正则化图像超分辨率方法[J]. 仪器仪表学报,2015,36(1):194-200.
- [15] 石建辉. 基于遗传算法的有序样本聚类及其应用[J]. 统计与决策,2010(23):19-21.

作者简介

陶永耀,1978 年出生,硕士,高级工程师,研究方向为系统架构设计。

赵新中,1975 出生,硕士,高级工程师,研究方向为算法设计。

梁婉文,1990 出生,硕士,研究方向为图像处理。
E-mail: 540341870@qq.com

石敏,1977 年出生,博士,副教授,研究方向为图像处理、SoC 设计。