



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 102142137 A

(43) 申请公布日 2011.08.03

(21) 申请号 201110058174.X

(22) 申请日 2011.03.10

(71) 申请人 西安电子科技大学
地址 710071 陕西省西安市太白南路 2 号

(72) 发明人 高新波 沐广武 张凯兵 李洁
邓成 王斌 王颖 王秀美
田春娜 庾吉飞

(74) 专利代理机构 陕西电子工业专利中心
61205
代理人 田文英 王品华

(51) Int. Cl.
G06T 5/50 (2006.01)
G06K 9/66 (2006.01)

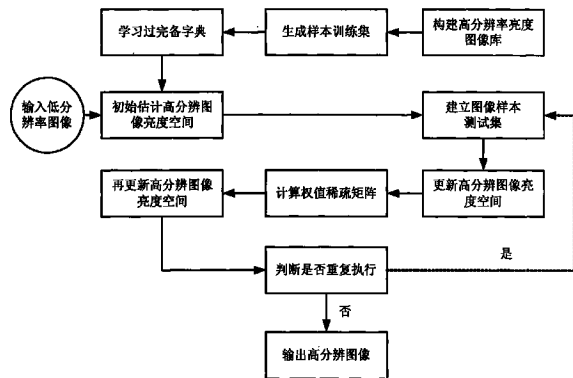
权利要求书 2 页 说明书 7 页 附图 3 页

(54) 发明名称

基于高分辨率字典的稀疏表征图像超分辨重建方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于高分辨率字典的稀疏表征图像超分辨重建方法。其步骤为：(1) 构建高分辨率亮度图像库；(2) 生成样本训练集；(3) 学习过完备字典；(4) 初始估计高分辨图像亮度空间；(5) 建立图像样本测试集；(6) 更新高分辨图像亮度空间；(7) 计算权值稀疏矩阵；(8) 再更新高分辨图像亮度空间；(9) 判断是否重复执行；(10) 输出高分辨图像。本发明学习的高分辨率过完备字典可适合不同放大倍数。本发明充分利用稀疏表示、非局部先验和数据保真约束，能够综合利用局部信息和全局信息。本发明具有较强的超分辨率能力，重建的图像更接近真实的图像。



1. 一种基于高分辨率字典的稀疏表征图像超分辨重建方法,包括以下步骤:
 - (1) 构建高分辨率亮度图像库:
 - 1a) 从网上随机下载多幅彩色高分辨率自然图像;
 - 1b) 将高分辨率自然图像由红、绿、蓝 RGB 颜色空间转换到亮度,蓝色色度,红色色度 YCbCr 颜色空间;
 - 1c) 收集所有亮度图像构建高分辨率亮度图像库;
 - (2) 依据亮度图像库生成样本训练集:
 - 2a) 将高分辨率亮度图像库中所有亮度图像分成方形图像块;
 - 2b) 选取多个方形图像块,将选取的方形图像块旋转 90 度;
 - 2c) 将所有旋转前和旋转后的方形图像块分别用列矢量表示;
 - 2d) 收集全部列矢量生成高分辨率样本训练集;
 - (3) 从样本训练集中学习过完备字典:利用稀疏表示字典学习的方法从样本训练集中学习一个高分辨率过完备字典;
 - (4) 初始估计高分辨图像亮度空间:
 - 4a) 输入待处理的低分辨彩色图像,插值放大低分辨图像得到彩色插值图像;
 - 4b) 将彩色插值图像由 RGB 颜色空间转换到 YCbCr 颜色空间;
 - 4c) 将彩色插值图像的亮度空间作为高分辨图像亮度空间的初始估计;
 - (5) 对估计的高分辨率图像亮度空间建立图像样本测试集:
 - 5a) 将估计的高分辨率图像亮度空间按从上到下,从左到右顺序划分为相互重叠的方形图像块;
 - 5b) 分别用列矢量表征每个方形图像块;
 - 5c) 收集全部列矢量建立图像样本测试集;
 - (6) 基于图像样本测试集更新高分辨图像亮度空间:利用稀疏表示分块估计高分辨图像亮度空间,对块重叠区域取平均值更新;
 - (7) 对更新的高分辨率图像亮度空间计算权值稀疏矩阵:基于非局部相似性,计算高分辨图像亮度空间的相似像素矢量和相似性权值矢量,矢量变形后转化为权值稀疏矩阵;
 - (8) 利用权值稀疏矩阵再更新高分辨图像亮度空间:以步骤(6)更新的高分辨率图像亮度空间为初值,经最速下降法迭代更新高分辨图像亮度空间;
 - (9) 判断是否重复执行:计算机判断终止条件,如果不满足终止条件,则进入步骤(5)至步骤(9)的循环,否则直接执行步骤(10);
 - (10) 输出高分辨图像:将步骤(4)得到的彩色插值图像的色度空间作为高分辨图像色度空间的估计值,联合步骤(9)估计的高分辨率图像亮度空间,由 YCbCr 颜色空间转换到 RGB 颜色空间,将转换结果作为高分辨图像输出。
2. 根据权利要求 1 所述的基于高分辨率字典的稀疏表征图像超分辨重建方法,其特征在于:所述步骤(3)学习过完备字典的步骤是:
 - 第一,对样本训练集中所有矢量归一化处理生成归一化样本训练集;
 - 第二,随机从归一化样本训练集中选取多个矢量排成矩阵;
 - 第三,以排成的矩阵作为高分辨率过完备字典的初始估计,使用 K-SVD 字典学习算法更新高分辨率过完备字典。

3. 根据权利要求 1 所述的基于高分辨率字典的稀疏表征图像超分辨重建方法,其特征
在于:所述步骤 (6) 更新高分辨图像亮度空间的步骤是:

第一,对图像样本测试集中的第 i 个矢量,利用稀疏表示求解其相对于高分辨率过完
备字典的第 i 个表征系数;

第二,将高分辨率过完备字典和第 i 个表征系数的乘积矢量变形为方形图像块;

第三,变形的方形图像块作为高分辨图像亮度空间的第 i 个方形图像块的估计值;

第四,将图像样本测试集中所有矢量分别按照上述第一、第二、第三步骤进行处理;

第五,对第二步骤估计的方形图像块的重叠区域取平均值更新高分辨图像亮度空间。

4. 根据权利要求 1 所述的基于高分辨率字典的稀疏表征图像超分辨重建方法,其特征
在于:所述步骤 (8) 更新高分辨图像亮度空间按下列公式迭代:

$$I_{HRI}^Y(t+1) = I_{HRI}^Y(t) - \tau \left\{ S^T (S I_{HRI}^Y(t) - I_{low}^Y) + \lambda_1 (E - W)^T (E - W) I_{HRI}^Y(t) + \lambda_2 (I_{HRI}^Y(t) - I_D^Y) \right\}$$

其中, t 表示最速下降法迭代次数;

$I_{HRI}^Y(t)$ 表示第 t 次最速下降法迭代更新的高分辨图像亮度空间;

τ 表示迭代步长; S^T 表示上采样和去模糊操作;

T 表示矩阵的转置操作; I_{low}^Y 为输入低分辨率图像的亮度空间;

W 表示权值稀疏矩阵; E 表示和 W 大小相同的单位矩阵;

λ_1, λ_2 表示正则化因子。

基于高分辨率字典的稀疏表征图像超分辨重建方法

技术领域

[0001] 本发明属于图像处理技术领域,更进一步涉及医学诊断、视频监控、高清晰电视 HDTV 成像领域中基于机器学习和稀疏表示 (Sparse representation) 的单帧彩色图像的超分辨重建方法。

背景技术

[0002] 在医学诊断、视频监控、高清晰电视 HDTV 成像领域中,为提高图像分辨率采用从一幅低分辨率图像中重建出高分辨率图像的单帧图像超分辨率重建方法。目前单帧图像超分辨率重建技术主要基于低分辨率-高分辨率图像块对学习一个数据对来实现单帧图像的超分辨率重建。

[0003] 基于低分辨率-高分辨率数据对这类单帧超分辨重建技术也称基于实例学习的超分辨重建技术。Yang 等人在文献“Yang, J., Wright, J., Huang, T. and Ma, Y., “Image super-resolution via sparse representation,” IEEE Trans. on Image Processing, vol. 19, no. 11, pp. 2861-2873, Nov. 2010.”中提出利用稀疏表示的方法来实现单帧图像的超分辨率重建。其基本思想是给定一幅低分辨率图像,先按块划分并对每一个低分辨率图像块利用稀疏表示在学习的低分辨率-高分辨率数据对中自适应的寻找的 K 个低分辨率块使表征误差最小且表征系数足够稀疏,然后线性组合 K 个低分辨率块所对应的高分辨率块输出高分辨图像块,整合所有的高分辨率图像块输出最终的高分辨率图像。但是这种方法学习的低分辨率-高分辨率数据对仅适合特定的放大倍数,低分辨率-高分辨率数据对的映射也缺乏一致性。此外, Kim 等人在“Kim, K. I. and Kwon, Y., “Single-image super-resolution using sparse regression and natural image prior,” IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 32, no. 6, pp. 1127-1133, Jun. 2010.”一文中从一个新的角度利用低分辨率-高分辨率图像块对学习一个从低分辨率块到高分辨率块的映射即函数。对要重建的低分辨率图像首先按块划分,每个块按学习的映射重建高分辨率块,组合所有的高分辨率块输出最终的高分辨率图像,这种方法学习的映射也仅适合特定的放大倍数。

[0004] 综上所述,基于实例学习的超分辨重建的现有技术,虽然可以有效实现单帧图像的超分辨率重建,但是学习的低分辨率-高分辨率数据对仅针对特定的放大倍数,数据对随放大倍数的变化而必须重新学习。同时,上述两种方法对已划分的结构相似块重建结果可能相差较大。另外,这两种方法利用图像块的局部信息虽然可以在一定程度上重建高频信息但重建的高分辨率图像经退化缩小后不能和原始低分辨率输入图像保持一致,使得重建图像的边缘和纹理不够清晰甚至和真实的边缘纹理相矛盾。

发明内容

[0005] 本发明针对现有的单帧超分辨率重建技术的不足,提出一种基于高分辨率字典的稀疏表征图像超分辨重建方法,通过从自然图像中离线学习一个高分辨率字典交替的更新

高分辨率图像的内容和划分的图像块的表征系数来实现单帧图像的超分辨重建,可以恢复更为清晰的边缘和更为丰富的纹理。

[0006] 本发明实现的具体步骤如下:

[0007] (1) 构建高分辨率亮度图像库:

[0008] 1a) 从网上随机下载多幅彩色高分辨率自然图像;

[0009] 1b) 将高分辨率自然图像由红、绿、蓝 RGB 颜色空间转换到亮度,蓝色色度,红色色度 YCbCr 颜色空间;

[0010] 1c) 收集所有亮度图像构建高分辨率亮度图像库;

[0011] (2) 依据亮度图像库生成样本训练集:

[0012] 2a) 将高分辨率亮度图像库中所有亮度图像分成方形图像块;

[0013] 2b) 选取多个方形图像块,将选取的方形图像块旋转 90 度;

[0014] 2c) 将所有旋转前和旋转后的方形图像块分别用列矢量表示;

[0015] 2d) 收集全部列矢量生成高分辨率样本训练集;

[0016] (3) 从样本训练集中学习过完备字典:利用稀疏表示字典学习的方法从样本训练集中学习一个高分辨率过完备字典;

[0017] (4) 初始估计高分辨图像亮度空间:

[0018] 4a) 输入待处理的低分辨彩色图像,插值放大低分辨图像得到彩色插值图像;

[0019] 4b) 将彩色插值图像由 RGB 颜色空间转换到 YCbCr 颜色空间;

[0020] 4c) 将彩色插值图像的亮度空间作为高分辨图像亮度空间的初始估计;

[0021] (5) 对估计的高分辨率图像亮度空间建立图像样本测试集:

[0022] 5a) 将估计的高分辨率图像亮度空间按从上到下,从左到右顺序划分为相互重叠的方形图像块;

[0023] 5b) 分别用列矢量表征每个方形图像块;

[0024] 5c) 收集全部列矢量建立图像样本测试集;

[0025] (6) 基于图像样本测试集更新高分辨图像亮度空间:利用稀疏表示分块估计高分辨图像亮度空间,对块重叠区域取平均值更新;

[0026] (7) 对更新的高分辨率图像亮度空间计算权值稀疏矩阵:基于非局部相似性,计算高分辨图像亮度空间的相似像素矢量和相似性权值矢量,矢量变形后转化为权值稀疏矩阵;

[0027] (8) 利用权值稀疏矩阵再更新高分辨图像亮度空间:以步骤(6)更新的高分辨率图像亮度空间为初值,经最速下降法迭代更新高分辨图像亮度空间;

[0028] (9) 判断是否重复执行:计算机判断终止条件,如果不满足终止条件,则进入步骤(5)至步骤(9)的循环,否则直接执行步骤(10);

[0029] (10) 输出高分辨图像:将步骤(4)得到的彩色插值图像的色度空间作为高分辨图像色度空间的估计值,联合步骤(9)估计的高分辨率图像亮度空间,由 YCbCr 颜色空间转换到 RGB 颜色空间,将转换结果作为高分辨图像输出。

[0030] 上述步骤(3)学习过完备字典的步骤如下:

[0031] 第一,对样本训练集中所有矢量归一化处理生成归一化样本训练集;

[0032] 第二,随机从归一化样本训练集中选取多个矢量排成矩阵;

[0033] 第三,以排成的矩阵作为高分辨率过完备字典的初始估计,使用 K-SVD 字典学习算法更新高分辨率过完备字典。

[0034] 上述步骤 (6) 更新高分辨图像亮度空间的步骤如下:

[0035] 第一,对图像样本测试集中的第 i 个矢量,利用稀疏表示求解其相对于高分辨率过完备字典的第 i 个表征系数;

[0036] 第二,将高分辨率过完备字典和第 i 个表征系数的乘积矢量变形为方形图像块;

[0037] 第三,变形的方形图像块作为高分辨图像亮度空间的第 i 个方形图像块的估计值;

[0038] 第四,将图像样本测试集中所有矢量分别按照上述第一、第二、第三步骤进行处理;

[0039] 第五,对第二步骤估计的方形图像块的重叠区域取平均值更新高分辨图像亮度空间。

[0040] 上述步骤 (8) 更新高分辨图像亮度空间按下列公式迭代:

[0041]

$$I_{HRI}^Y(t+1) = I_{HRI}^Y(t) - \tau \left\{ S^T (S I_{HRI}^Y(t) - I_{low}^Y) + \lambda_1 (E - W)^T (E - W) I_{HRI}^Y(t) + \lambda_2 (I_{HRI}^Y(t) - I_D^Y) \right\}$$

[0042] 其中, t 表示最速下降法迭代次数;

[0043] $I_{HRI}^Y(t)$ 表示第 t 次最速下降法迭代更新的高分辨图像亮度空间;

[0044] τ 表示迭代步长; S^T 表示上采样和去模糊操作;

[0045] T 表示矩阵的转置操作; I_{low}^Y 为输入低分辨率图像的亮度空间;

[0046] W 表示权值稀疏矩阵; E 表示和 W 大小相同的单位矩阵;

[0047] λ_1, λ_2 表示正则化因子。

[0048] 与现有技术相比,本发明具有以下优点:

[0049] 第一,本发明仅从高分辨率自然图像中学习高分辨率过完备字典,不存在低分辨率-高分辨率数据对的约束,因而学习的高分辨率过完备字典可适合不同的放大倍数。

[0050] 第二,本发明充分利用输入图像的自相似性,使得重建的图像具有尖锐的边缘和丰富的纹理细节。

[0051] 第三,本发明由于联合利用稀疏表示,非局部均值先验和数据保真约束,将基于块的稀疏表示和基于整体的数据保真约束、非局部均值统一到一个新颖的能量函数框架中,使得本发明能综合利用局部信息和全局信息,重建的图像更接近真实的图像。

[0052] 本发明的技术过程和效果可结合以下附图详细说明。

附图说明

[0053] 图 1 为本发明流程图。

[0054] 图 2 为本发明对自然图像放大 3 倍的效果图。

[0055] 图 3 为本发明对自然图像针对 3 种不同放大倍数的效果图。

[0056] 图 4 为本发明对遥感图像放大 3 倍的效果图。

具体实施方式

[0057] 参照图 1,本发明具体实施方式如下:

- [0058] 步骤 1, 构建高分辨率亮度图像库 :
- [0059] 1a) 从网上随机下载多幅彩色高分辨率自然图像 ;
- [0060] 1b) 将高分辨率自然图像由红、绿、蓝 RGB 颜色空间转换到亮度, 蓝色色度, 红色色度 YCbCr 颜色空间 ;
- [0061] 1c) 收集所有亮度图像构建高分辨率亮度图像库。
- [0062] 步骤 2, 依据亮度图像库生成样本训练集 :
- [0063] 2a) 将高分辨率亮度图像库中所有亮度图像分成方形图像块 ;
- [0064] 2b) 选取 5 万个 7×7 方形图像块, 将选取的 5 万个方形图像块旋转 90 度 ;
- [0065] 2c) 将所有旋转前和旋转后的方形图像块分别用列矢量表示 ;
- [0066] 2d) 收集全部列矢量生成高分辨率样本训练集 $X_{train} = \{x_{train}^i\}_{i=1}^{100000}$, 其中 x_{train}^i 表示高分辨率样本训练集中的第 i 个列矢量。
- [0067] 步骤 3, 从样本训练集中学习过完备字典, 利用稀疏表示字典学习算法从高分辨率样本训练集 $X_{train} = \{x_{train}^i\}_{i=1}^{100000}$ 中学习一个高分辨率过完备字典 D :
- [0068] 3a) 对步骤 2 的高分辨率样本训练集 $X_{train} = \{x_{train}^i\}_{i=1}^{100000}$ 中所有矢量作归一化处理生成归一化样本训练集 :
- [0069]
$$x_{Train}^i = x_{train}^i / \|x_{train}^i\|_2$$
- [0070] 其中, x_{Train}^i 表示归一化样本训练集的第 i 个矢量 ;
- [0071] x_{train}^i 表示高分辨率样本训练集的第 i 个列矢量 ;
- [0072] 3b) 为了构建大小为 1024 的高分辨率过完备字典, 随机从归一化样本训练集中选取 1024 个矢量排成矩阵, 排成的矩阵作为高分辨率过完备字典 D 的初始估计以便于学习算法快速收敛 ;
- [0073] 3c) 更新高分辨率过完备字典 D 。求解约束优化问题得到收敛解, 更新高分辨率过完备字典 D :
- [0074]
$$D, \{\beta_i\} = \arg \min_{D, \{\beta_i\}} \sum_i \|x_{Train}^i - D\beta_i\|_2^2 \quad \text{s.t.} \quad \|\beta_i\|_0 \leq L \quad \forall i$$
- [0075] 其中, D 表示高分辨率过完备字典 ;
- [0076] β_i 表示归一化样本训练集第 i 个矢量的表征系数 ;
- [0077] x_{Train}^i 表示归一化样本训练集的第 i 个矢量 ;
- [0078] $\|\cdot\|_0$ 表示矢量的非零元素个数 ;
- [0079] L 表示矢量 β_i 非零元素的最大个数。
- [0080] 步骤 4, 初始估计高分辨图像亮度空间 :
- [0081] 4a) 读入待处理的低分辨彩色图像 I_{low} , 采用双立方插值方法放大到要求的分辨率层次上得到高分辨率彩色插值图像 I_{int} ;
- [0082] 4b) 将插值图像 I_{int} 从 RGB 颜色空间转换到 YCbCr 颜色空间得到插值图像亮度空间 I_{int}^Y , 插值图像色度空间 I_{int}^{Cb} , I_{int}^{Cr} ;
- [0083] 4c) 将 I_{int}^Y 作为拟重建的高分辨图像亮度空间的初始估计 ;
- [0084] 4d) 用变量 count 来统计外循环迭代次数, $I_{HRO}^Y(count)$ 表示第 count 次外循环输出

的高分辨率图像亮度空间。设定 $I_{HRO}^Y(0) = I_{int}^Y$, count = 0 进入外循环。

[0085] 步骤 5, 对估计的高分辨率图像亮度空间建立图像样本测试集:

[0086] 5a) 将估计的高分辨率图像亮度空间 $I_{HRO}^Y(count)$ 按从上到下, 从左到右顺序划分为相互重叠的 7×7 方形图像块, 其中相邻块重叠位移为 3。相互重叠可以避免重建的高分辨率图像亮度空间产生明显的块效应;

[0087] 5b) 分别用一个 49×1 列矢量表征每个 7×7 方形图像块;

[0088] 5c) 全体列矢量构成图像样本测试集 $X_{test} = \{x_{test}^i\}_{i=1}^M$, 其中 x_{test}^i 表示图像样本测试集中的第 i 个矢量, x_{test}^i 和高分辨图像亮度空间 $I_{HRO}^Y(count)$ 中划分的第 i 个方形图像块相对应。M 是划分图像块的个数, 和输入图像的大小有关。

[0089] 步骤 6, 基于图像样本测试集更新高分辨图像亮度空间:

[0090] 6a) 对图像样本测试集中 $X_{test} = \{x_{test}^i\}_{i=1}^M$ 的第 i 个矢量 x_{test}^i , 利用稀疏表示求解下述约束优化问题得到表征系数 β_i :

$$[0092] \quad \min_{\beta} \|\beta_i\|_0 \quad s.t. \quad \|x_{test}^i - D\beta_i\|_2 \leq \delta;$$

[0093] 其中, β_i 表示归一化样本训练集第 i 个矢量的表征系数;

[0094] $\|\cdot\|_0$ 表示矢量的非零元素个数; x_{test}^i 表示图像样本测试集中的第 i 个矢量;

[0095] D 表示高分辨率过完备字典; δ 表示误差上限, 为 0.1。

[0096] 6b) 将高分辨率过完备字典 D 和表征系数 β_i 的乘积矢量 $D \times \beta_i$ 的每 7 个元素依次填入 7×7 方形图形块的每一列;

[0097] 6c) 产生的方形图像块作为高分辨图像亮度空间的第 i 个方形图像块的估计值;

[0098] 6d) 将图像样本测试集 $X_{test} = \{x_{test}^i\}_{i=1}^M$ 中所有矢量分别按照步骤 6a)、步骤 6b)、步骤 6c) 进行处理;

[0099] 6e) 对步骤 6b) 估计的方形图像块的重叠区域, 取平均值得到高分辨图像亮度空间 I_D^Y :

$$[0100] \quad I_D^Y = \left[\sum_{i=1}^M R_i^T R_i \right]^{-1} \sum_{i=1}^M R_i^T D \beta_i$$

[0101] 其中, I_D^Y 表示取平均值得到的高分辨率图像亮度空间;

[0102] R_i^T 表示将矢量的值放到第 i 个方形图像块内的操作;

[0103] R_i 表示提取第 i 个方形图像块并排成列矢量的操作;

[0104] D 表示高分辨率过完备字典;

[0105] β_i 表示归一化样本训练集的第 i 个矢量的表征系数。步骤 7, 对更新的高分辨率图像亮度空间计算权值稀疏矩阵:

[0106] 7a) 基于非局部相似性, 计算相似像素矢量和相似性权值矢量: 对高分辨图像亮度空间 I_D^Y 中的每一个像素 I_i , 在以 I_i 为中心的 15×15 矩形范围内计算每个像素和 I_i 的相似性权值。 15×15 矩形范围即可以保证找到足够多的相似像素, 又可以大大减小算法的计算复杂性。采用高斯核函数计算相似性权值:

$$[0107] \quad w_{ij} = \exp\left(-\frac{\|R_i I_D^Y - R_j I_D^Y\|_G^2}{h^2}\right)$$

[0108] 其中, w_{ij} 表示像素 I_i 和像素 I_j 的相似性权值;

[0109] R_i 和 R_j 分别表示提取第 i 个和第 j 个方形图像块并排成列矢量的操作;

[0110] I_D^Y 表示步骤 7 得到的高分辨率图像亮度空间;

[0111] G 表示直径为 7 方差为 1 高斯核矩阵排成的列矢量;

[0112] h 表示平滑因子, 用来控制权值的变化速率, $h = 2.2$ 。

[0113] 对每个像素 I_i 选取权值最大的 10 个像素排成相似像素矢量 V_i , 相应的权值排成相似性权值矢量 W_i ;

[0114] 7b) 计算权值稀疏矩阵: 利用所获得的相似像素矢量 V_i 和相似性权值矢量 W_i 生成权值稀疏矩阵 W ;

[0115]

$$W(p, q) = \begin{cases} w_{ij}, & \text{像素 } I_j \text{ 属于 } V_i \\ 0, & \text{像素 } I_j \text{ 不属于 } V_i \end{cases}$$

[0116] 其中, W 表示权值稀疏矩阵, 为一个方阵, 其大小等于图像 I_D^Y 的长与宽之积;

[0117] p, q 分别表示像素 I_i 和像素 I_j 在图像 I_D^Y 按列排成的列矢量中的坐标;

[0118] w_{ij} 表示像素 I_i 和像素 I_j 的相似性权值; V_i 表示相似像素矢量。

[0119] 步骤 8, 利用权值稀疏矩阵再更新高分辨图像亮度空间。进入内循环, 联合步骤 (6) 获得的高分辨率图像亮度空间的估计值 I_{HRi}^Y 和步骤 (7) 计算的权值稀疏矩阵 W , 经最速下降法收敛到高分辨图像亮度空间 I_{HRi}^Y ;

[0120]

$$I_{HRi}^Y(t+1) = I_{HRi}^Y(t) - \tau \left\{ S^T (S I_{HRi}^Y(t) - I_{low}^Y) + \lambda_1 (E - W)^T (E - W) I_{HRi}^Y(t) + \lambda_2 (I_{HRi}^Y(t) - I_D^Y) \right\}$$

[0121] 其中, t 表示最速下降法迭代次数;

[0122] $I_{HRi}^Y(t)$ 表示第 t 次最速下降法迭代更新的高分辨率图像亮度空间;

[0123] τ 表示迭代步长; S^T 表示上采样和去模糊操作;

[0124] T 表示矩阵的转置操作; I_{low}^Y 为输入低分辨率图像的亮度空间;

[0125] W 表示权值稀疏矩阵; E 表示和 W 大小相同的单位矩阵;

[0126] λ_1, λ_2 表示正则化因子。

[0127] 在本发明中, 设定 $I_{HRi}^Y(0) = I_D^Y$, 内循环迭代上限为 200, $\tau = 0.05$, $\lambda_1 = 0.2$, $\lambda_2 = 0.15$ 。内循环的输出结果即为再一次更新的高分辨率图像亮度空间 I_{HRi}^Y 。

[0128] 步骤 9, 判断是否执行循环: 退出内循环, 令第 $count$ 次外循环输出的高分辨图像亮度空间 $I_{HRO}^Y(count)$ 等于步骤 8 更新的高分辨率图像亮度空间 I_{HRi}^Y : $I_{HRO}^Y(count) = I_{HRi}^Y$ 。判断外循环是否达到迭代上限 $Num = 15$, $I_{HRO}^Y(count)$ 是否满足迭代终止条件

$$\frac{\|I_{HRO}^Y(count) - I_{HRO}^Y(count-1)\|_2^2}{\|I_{HRO}^Y(count)\|_2^2} \leq 5 \times 10^{-3}, \text{ 如果未达到迭代上限且不满足迭代终止条件则循}$$

环执行步骤 5- 步骤 9, $count = count+1$, 否则执行步骤 10;

[0129] 步骤 10, 输出高分辨图像。将步骤 4b) 得到的插值图像色度空间 I_{int}^{Cb} 、 I_{int}^{Cr} 作为高分辨图像色度空间 I_{HR}^{Cb} 、 I_{HR}^{Cr} 的估计值, 联合步骤 9 第 count 次外循环输出的高分辨图像亮度空间估计值 $I_{HRO}^Y(\text{count})$, 由 YCbCr 颜色空间转换到 RGB 颜色空间, 将转换结果作为高分辨图像 I_{HR} 输出。

[0130] 本发明的效果可以通过以下仿真实验进一步说明。

[0131] 实验一, 验证本发明对自然图像有较好的重建性能。本实验在 MATLAB7.0 软件下进行仿真。对一幅大小为 240×360 的高分辨彩色图像, 立方降采样 3 倍仿真生成 80×120 的低分辨率彩色图像。以生成的低分辨彩色图像为输入, 采用不同的方法输出 3 倍超分辨率重建的结果。重建的结果如图 2 所示, 其中图 2(a) 是双立方插值的结果; 图 2(b) 是 SC 超分辨重建的结果, 具体参考文献“Yang, J., Wright, J., Huang, T. and Ma, Y., “Image super-resolution via sparse representation,” IEEE Trans. on Image Processing, vol. 19, no. 11, pp. 2861-2873, Nov. 2010.”; 图 2(c) 是 KRR 超分辨重建的结果, 具体参考文献“Kim, K. I. and Kwon, Y., “Single-image super-resolution using sparse regression and natural image prior,” IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 32, no. 6, pp. 1127-1133, Jun. 2010.”; 图 2(d) 是 Glasner 超分辨重建的结果, 具体参考文献“Glasner, D., Bagon, S. and Irani, M., “Super-resolution from a single image,” IEEE International Conference on Computer Vision, Kyoto, pages 349-356, Sep. /Oct. 2009.”; 图 2(e) 是本发明的超分辨重建的结果; 图 2(f) 是真实的高分辨率图像。每幅图像有两个矩形区域进行了局部放大以便于观察重建的效果差别。图 2 的仿真结果说明: 图 2(a) 中边缘和纹理不清晰, 与图 2(a) 的结果相比, 图 2(b)-图 2(e) 的结果在一定程度上能锐化图像的边缘, 丰富图像的纹理细节, 但图 2(b) 在一些边缘有伪边效应, 而图 2(c) 和图 2(d) 在一些特定的区域有些模糊, 如猪的下巴和草地区域。对比可知, 图 2(e) 的超分辨重建的结果不仅边缘非常清晰而且细节也保持的很好。

[0132] 实验二, 验证本发明学习的同一个高分辨率过完备字典可以适合不同的放大倍数。本实验在 MATLAB7.0 软件下进行仿真。对一幅大小为 256×256 的高分辨自然图像, 分别立方下采样 2 倍、3 倍、4 倍仿真生成 3 幅分辨率分别 128×128 、 85×85 、 64×64 的降质图像。分别以这 3 幅降质图像为输入, 采用同一个高分辨率字典应用本发明分别输出放大 2 倍、3 倍、4 倍的超分辨率重建的结果。放大的结果如图 3 所示, 其中图 3(a)、图 3(b)、图 3(c) 分别是三幅分辨率为 128×128 、 85×85 、 64×64 的输入图像; 图 3(d) 是图 3(a) 使用本发明放大 2 倍的超分辨重建的结果; 图 3(e) 是图 3(b) 使用本发明放大 3 倍的超分辨重建的结果; 图 3(f) 是图 3(d) 使用本发明放大 4 倍的超分辨重建的结果。图 3 的仿真结果说明: 使用同一个学习的高分辨率字典不仅可以实现低分辨图像的不同倍数放大, 而且本发明得到的超分辨图像具有较好的视觉效果。

[0133] 实验三, 验证本发明对真实遥感图像也有一定的重建性能。本实验在 MATLAB7.0 软件下进行仿真。对一幅大小为 225×225 的实际获得的遥感图像, 应用本发明实现 3 倍放大的超分辨率重建。重建的结果如图 4 所示, 其中图 4(a) 是实际获得的低分辨率遥感图像; 图 4(b) 是立方插值方法放大三倍的超分辨重建结果; 图 4(c) 是本发明放大三倍的超分辨重建结果; 从图 4 的重建结果可以看出, 本发明对遥感图像有较好的重建性能。

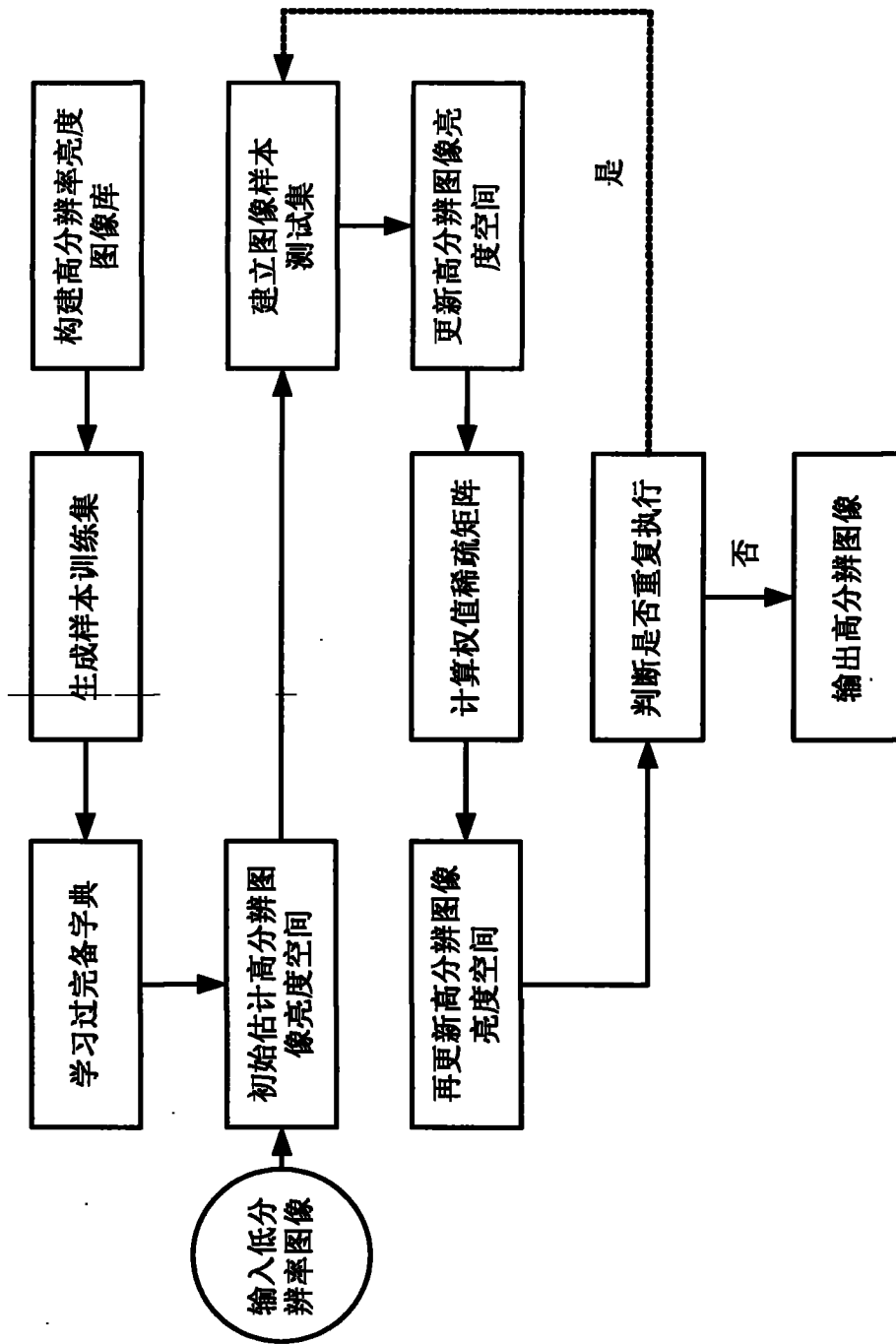


图 1



(a)



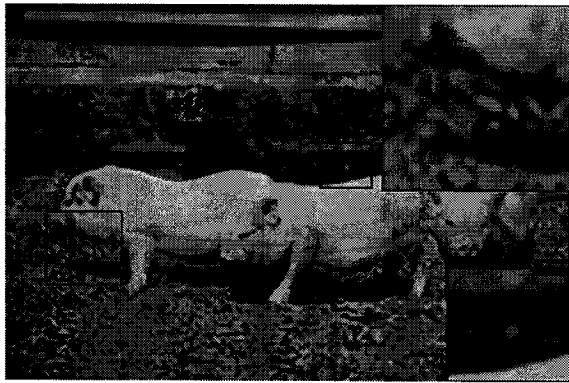
(b)



(c)



(d)



(e)



(f)

图 2

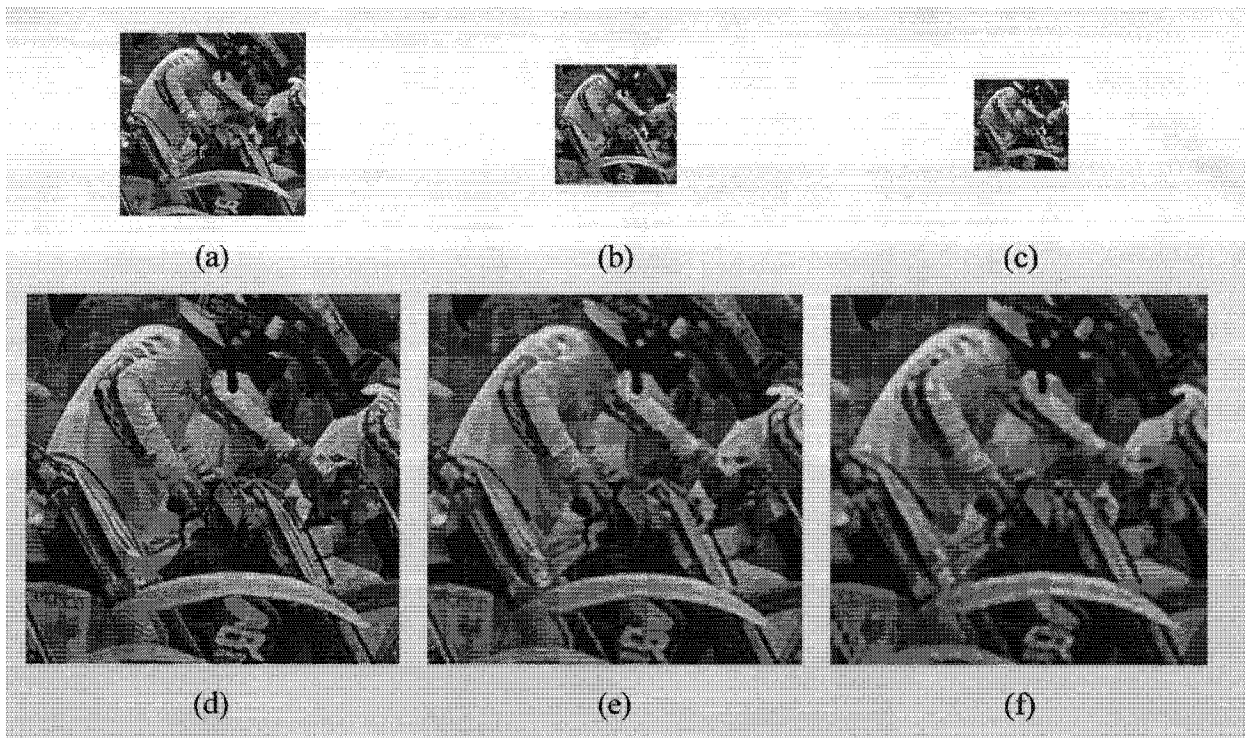


图 3

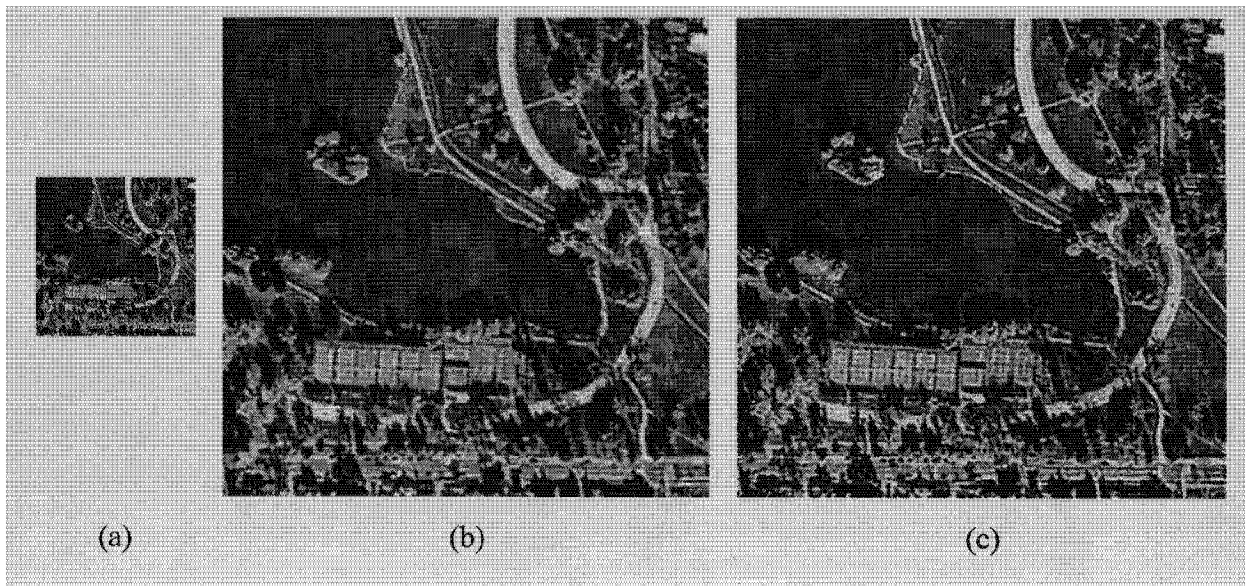


图 4