

基于字典矩阵更新与最优相似度搜索的图像重构算法

徐 俊^{1, 2}

(1 北京交通大学, 北京 100044; 2 万达信息股份有限公司, 上海 201112)

摘 要: 提出了基于字典矩阵更新与最优相似度搜索的图像重构算法. 通过分析图像信号的稀疏表示, 确定出目标信号与字典矩阵及系数向量的关系, 并定义相似度搜索机制, 以生成图像信息的字典矩阵; 通过估算相似度的线性组合最大值, 在字典矩阵选取最优原子, 从而确定其最优系数向量; 基于最优系数向量, 计算纹理相似度, 更新字典矩阵中的每一个原子, 生成新的字典矩阵; 最后, 对新的字典矩阵中的元素进行稀疏线性组合, 对重构像素块进行拟合, 通过最大化相似度值, 获得目标块的重构, 完成图像复原. 实验结果显示: 在对大面积损坏图像重构时, 此算法具有更好的重构质量, 其输出图像的结构相似度更高, 有效消除了模糊效应及纹理不连续效应, 且拥有较高的重构效率.

关键词: 图像重构; 字典矩阵; 系数向量; 稀疏表示; 相似度搜索

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2017)02—0109—06

Image Reconstruction Algorithm Based on Dictionary Update and Optimal Similarity Search

XU Jun^{1, 2}

(1 Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

(2 Shanghai Wonders Information Corporation Limited, Shanghai 201112, China)

Abstract: An image inpainting algorithm based on dictionary update and optimal similarity search was proposed in this paper. by analysis sparse representation of signals, to find the relationship between the target signal and the dictionary matrix and the coefficient vector, define SSIM index used to generate a dictionary matrix; then, the maximum value of linear combination approximation based on SSIM index is calculated, used to select the optimal atom in dictionary matrix, and calculate the optimal coefficient vector, use the optimal coefficient vector calculate the sum of the SSIM index to becomes the highest, and update each atom in dictionary matrix, to generate a new dictionary matrix; finally, the target patch is approximated by a sparse linear combination of the atoms of the new dictionary matrix using, introduce the SSIM index as the approximation performance, the optimal reconstruction results maximizing the SSIM index can be obtained, to complete the image inpainting. The experiment results showed that: this algorithm had better visual effect and structural similarity, reduce the blurring effect, and overcome the discontinuous texture effect in inpainting of images with large area damaged image.

Key words: image reconstruction; dictionary matrix; coefficient vector; sparse representation; similarity search

1 引言

图像已成为当前信息传递的重要手段, 在航空与遥感探测等领域得到了广泛应用^[1]. 由于在对数

字图像进行获取及处理时, 有时会因多种原因导致图像损坏^[2]. 对此, 诸多学者进行深入的研究得出了一系列的图像重构的方法^[3]. 李俊柏^[4]等人提出了一种新的优先权函数计算方法, 采用局部搜索匹配

块的方法,在保证获取匹配块正确性的同时提高了搜索效率,改进了 Criminisi 图像重构算法,完成了图像重构,实验结果显示该方法在重构图像时拥有较好的重构效果. Anamandra^[5]等人提出了一种基于新型梯度函数的快速高效技术,通过分数导数确定待重构块的优先权,完成图像重构,结果表明该方法能有效地对彩色图像进行重构.

然而,此类算法都是基于样本的图像重构技术,虽然对损坏图像的重构有一定的作用,且重构效率也高,但其主要依靠通过最佳匹配样本来完成重构,很难对损坏的纹理进行逼近,在重构纹理较复杂的图像时会产生纹理不连续性.

对此,本文设计了基于字典矩阵更新与最优相似度搜索的图像重构算法.

2 信号的稀疏表示

给定一个完备字典 $D \in R^{n \times K}$,其列元素由信号原子 $r_q \in R^n (q = 1, 2, \dots, K)$ 组成,则目标 $y \in R^n$ 与信号原子的关系为

$$y \cong Dx (x \in R^K) \quad (1)$$

式中, x 为向量,它包含了信号 y 的表示系数,且满足条件 $\|y - Dx\|_p \leq \epsilon$,在此 ϵ 为逼近精度,且 p 取值为 2. 当 $n < K$ 时, D 为一个过完备字典,则式(1)是欠定方程, x 的解是不唯一的,此时添加一定的约束条件,则 x 的解可通过对下式进行优化而得到:

$$\min_x \|y - Dx\|_2 \text{ if } \|x\|_0 \leq T \quad (2)$$

式中, $\|\cdot\|_0 \leq T$ 为 L_0 范数, T 决定了稀疏的信号. 式(2)是采用不超过 T 个信号原子的线性组合表示的稀疏模型,并使得逼近误差 $\|y - Dx\|_2$ 尽可能小,且 $\|y - Dx\|_2$ 的计算结果受 x 中非零元素的约束.

再给定一组信号向量 $y_i (i = 1, 2, \dots, N)$,则可通过如下函数获得最优字典矩阵 D 和系数向量 $x_i (i = 1, 2, \dots, N)$

$$\min_{D, X} \{ \|Y - DX\|_F \} \text{ if } \forall i, \|x_i\|_0 \leq T \quad (3)$$

式中, $X = [x_1 \dots x_N]$, $Y = [y_1 \dots y_N]$, 且 $\|\cdot\|_F$ 为 Frobenius 范数.

式(3)的求解可通过获取最优字典矩阵 D 和表示系数向量 $x_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 来完成. 在确定了 x_i 中非零元素个数的条件下,使得 $\|y_i - Dx_i\|^2 (i = 1, 2, \dots, N)$ 的和最小化. 通过用正交匹配追踪(OMP)算法^[6]来迭代计算 x_i ,用奇异值分解(SVD)方法来对字典矩阵 D 中的信号原子 d_j 进行更新,从

而获取式(3)的最优解.

3 相似度搜索

相似度是表示两个信号向量 y_1 和 y_2 的逼近程度:

$$\text{SSIM}(y_1, y_2) = [\mu(y_1, y_2)]^\alpha \times [c(y_1, y_2)]^\beta \times [s(y_1, y_2)]^\gamma \quad (4)$$

式中, α, β, γ 都大于零, $\mu(y_1, y_2)$ 和 $c(y_1, y_2)$ 分别表示 y_1 和 y_2 的均值和方差向量, $s(y_1, y_2)$ 表示 y_1 和 y_2 的结构相关, $\mu(y_1, y_2)$ 、 $c(y_1, y_2)$ 、 $s(y_1, y_2)$ 分别和人类视觉系统中的亮度、对比度、结构组成相对应.

由于相似度搜索是由人类视觉系统中亮度、对比度、结构组成相对应的参数组成,所以将相似度搜索运用于图像重构能得到更好的结构相似度以及视觉效果,同时也能对重构图像进行更好的质量评估^[7].

4 本文图像重构算法

本文图像重构算法见图 1,从图 1 中可知,该算法主要由 1 个部分组成:用相似度搜索值对计算表示系数向量和更新字典矩阵 D ,生成重构损坏区域所需的完备字典矩阵 D ;根据目标块生成新的字典矩阵,获取最优向量,完成目标块的重构,通过迭代此方法完成图像的重构.

4.1 生成字典矩阵

从目标图像中选取未被损坏的已知块 $f_i (i = 1, 2, \dots, N)$,以生成完备字典,被选取已知块的大小统一为 $w \times h$ 像素. 针对每个块 f_i ,定义了一个向量 $y_i \in R^{wh \times K}$,该向量中每个元素为 f_i 的光栅扫描强度. 对于一个包含了 K 个原子 $r_q \in R^{wh} (q = 1, 2, \dots, K)$ 的字典矩阵 $D \in R^{wh \times K}$,向量 y_i 可用原子的稀疏线性组合表示为 $y_i \cong Dx_i$,且满足 $\text{SSIM}(y_i, Dx_i) \geq \eta$ (η 为逼近精度),向量 $x_i \in R^K$ 包含了 y_i 的表示系数.

当 $wh < K$ 时, D 是一个满秩矩阵, $y_i \cong Dx_i$ 的解存在不唯一性,类似于式(1),添加一定的约束条件,如式(7)所示,通过对式(7)的求解可得到最优表示系数.

$$\max_{x_i} \text{SSIM}(y_i, Dx_i) \text{ if } \|x_i\|_0 \leq T \quad (5)$$

依据式(5)可见,在确定了 x_i 中非零元素个数小于或等于 T 时条件下,通过求 y_i 和 Dx_i 之间 SSIM 索引的最大值,可获得最优表示系数 x_i .

此外类似于式(3),可通过计算下式的最大化问

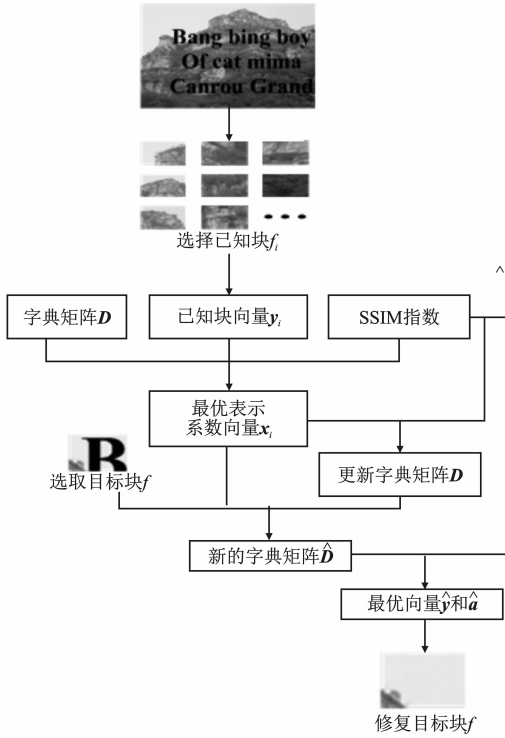


图1 重构算法流程示意图

题获取最优字典矩阵 D .

$$\max_{D, x_i (i=1,2,\dots,N)} \sum_{i=1}^N \text{SSIM}(y_i, Dx_i) \geq \eta \quad (6)$$

if $\forall i, \|x_i\|_0 \leq T$

依据式(6)可见,在确定了 x_i 中非零元素个数小于等于 T 时的条件下,通过计算字典矩阵 D ,使得 SSIM 索引项中 y_i 的逼近性能达到最大化,可获得字典矩阵 D . 字典矩阵的生成可分为两步实现:计算最优向量 x_i 和更新字典矩阵 D ; 对它们执行迭代操作.

4.1.1 计算最优向量 x_i

本文通过固定的字典矩阵 D 来计算每个 y_i 的最优向量 x_i . 假设要选择 T 个能使基于 SSIM 索引的线性组合达到最优的原子,对于每一个 $y_i (i = 1, 2, \dots, N)$, 首先搜索一个包含了它的最优逼近与 SSIM 索引最大化的原子,然后再添加另外一个原子到之前被选中的多个原子当中,对每一个 y_i 进行基于 SSIM 索引的线性组合逼近,能使逼近达到最大值的原子就被选为最优原子,将该方法进行 T 次迭代,则可选中 T 个对应于每一个 y_i 的最优原子. 故择取第 $t (t = 1, 2, \dots, T)$ 个最优原子的方法如下.

首先,定义如下向量:

$$y_{i,q}^{(t)} = \frac{\sqrt{[D_i^{(t-1)} r_q] \times [x_i^{(t)}]}}{2} = \frac{\sqrt{D_{i,q}^{(t)} x_{i,q}^{(t)}}}{2} \quad (q = 1, 2, \dots, K) \quad (7)$$

式中, $D_i^{(t-1)}$ 是一个 $wh \times (t-1)$ 的矩阵,它包含了前 $(t-1)$ 次迭代中,从 $r_q (q = 1, 2, \dots, K)$ 中被选中的 $(t-1)$ 个原子. 另外, $D_{i,q}^{(t)} = [D_i^{(t-1)} r_q]$ 和 $x_{i,q}^{(t)} = [x_i^{(t)}] (\in R^t)$ 都是计算 $y_{i,q}^{(t)}$ 用的系数向量. 向量 $x_i^{(t)}$ 包含了与 $D_i^{(t-1)}$ 中原子相对应的表示系数, x_q 与 r_q 相对应. $x_{i,q}^{(t)}$ 为稀疏表示系数向量,它代表了参与 t 次迭代的 y_i 和 r_q , $y_{i,q}^{(t)}$ 为 y_i 相对应的逼近值. $D_{i,q}^{(t)}$ 为一个包含了被选中的 $(t-1)$ 原子的矩阵.

为了计算 $y_{i,q}^{(t)}$ 的最优向量 $\hat{y}_{i,q}^{(t)}$,必须先对下式中的最优系数向量 $\hat{x}_{i,q}^{(t)}$ 进行估值

$$\hat{y}_{i,q}^{(t)} = D_{i,q}^{(t)} \times \sqrt{\hat{x}_{i,q}^{(t)}} \quad (8)$$

因此,必须对下式进行计算

$$\hat{x}_{i,q}^{(t)} = \max \text{SSIM}(y_i, y_{i,q}^{(t)}) \quad (9)$$

其中, $\text{SSIM}(y_i, y_{i,q}^{(t)})$ 定义如下:

$$\text{SSIM}(y_i, y_{i,q}^{(t)}) = \left(\frac{2\mu_{y_i} \mu_{y_{i,q}^{(t)}} + A_1}{\mu_{y_i}^2 + \mu_{y_{i,q}^{(t)}}^2 + A_1} \right) \left(\frac{2\theta_{y_i, y_{i,q}^{(t)}} + A_2}{\theta_{y_i}^2 + \theta_{y_{i,q}^{(t)}}^2 + A_2} \right) \quad (10)$$

式中, $\mu_{y_i} (\mu_{y_{i,q}^{(t)}})$ 和 $\theta_{y_i} (\theta_{y_{i,q}^{(t)}})$ 分别代表了 y_i 的均值和方差, $1 = [1, 1, \dots, 1]^T$ 是一个 $wh \times 1$ 的向量, $\mu_{y_{i,q}^{(t)}}$ 和 $\theta_{y_{i,q}^{(t)}}$ 分别表示 $y_{i,q}^{(t)}$ 的均值和方差

在式(10)中, $\theta_{y_i, y_{i,q}^{(t)}}$ 是 y_i 与 $y_{i,q}^{(t)}$ 之间的互协方差:

$$\theta_{y_i, y_{i,q}^{(t)}} = \frac{1}{wh} \left(y_i - \frac{1}{wh} 11^T y_i \right) \left(D_{i,q}^{(t)} x_{i,q}^{(t)} - \frac{1}{wh} 11^T D_{i,q}^{(t)} x_{i,q}^{(t)} \right) \quad (11)$$

则式(10)可演变为

$$\text{SSIM}(y_i, y_{i,q}^{(t)}) = \left(\frac{2\mu_{y_i} (\mu_{D_{i,q}^{(t)}}^T x_{i,q}^{(t)}) + A_1}{\mu_{y_i}^2 + (\mu_{D_{i,q}^{(t)}}^T x_{i,q}^{(t)})^2 + A_1} \right) \times \left(\frac{2K_{i,q}^{(t)T} x_{i,q}^{(t)} + A_2}{\theta_{y_i}^2 + x_{i,q}^{(t)T} K_{i,q}^{(t)} x_{i,q}^{(t)} + A_2} \right) \quad (12)$$

由于上式的准则是一个 $x_{i,q}^{(t)}$ 的非凸函数,所以很难获取全局最优解. 在此采用将非凸函数转化为拟凸函数的方法来对最优向量 $\hat{x}_{i,q}^{(t)}$ 进行估值.

令 $\rho_{i,q}^{(t)} = \mu_{D_{i,q}^{(t)}}^T x_{i,q}^{(t)}$, 则式(12)可写为

$$\text{SSIM}(y_i, y_{i,q}^{(t)}) = \left(\frac{2\mu_{y_i} \rho_{i,q}^{(t)} + A_1}{\mu_{y_i}^2 + (\rho_{i,q}^{(t)})^2 + A_1} \right) \times$$

$$\left(\frac{2K_{i,q}^{(t)'} \mathbf{x}_{i,q}^{(t)} + A_2}{\theta_{y_i}^2 + \mathbf{x}_{i,q}^{(t)'} K_{i,q}^{(t)} \mathbf{x}_{i,q}^{(t)} + A_2} \right) \quad (13)$$

因为 μ_{y_i} 是一个常数, 所以可通过整理 $\rho_{i,q}^{(t)}$ 而使得上式固定. 再通过 $\rho_{i,q}^{(t)} = \mu_{D_{i,q}}^{(t)'} \mathbf{x}_{i,q}^{(t)}$ 的约束, 优化问题可被简化为下式:

$$\hat{\mathbf{x}}_{i,q}^{(t)}(\rho_{i,q}^{(t)}) = \arg \max_{\mathbf{x}_{i,q}^{(t)} \in K'} \left(\frac{2K_{i,q}^{(t)'} \mathbf{x}_{i,q}^{(t)} + A_2}{\theta_{y_i}^2 + \mathbf{x}_{i,q}^{(t)'} K_{i,q}^{(t)} \mathbf{x}_{i,q}^{(t)} + A_2} \right) \text{ if } \mu_{D_{i,q}}^{(t)'} \mathbf{x}_{i,q}^{(t)} = \rho_{i,q}^{(t)} \quad (14)$$

此时优化问题转化为在 $\rho_{i,q}^{(t)}$ 的范围内搜索一个最大的 SSIM 索引值, 上述问题可表述为

$$\min: \tau \left[\begin{array}{l} \tau(\theta_{y_i}^2 + \mathbf{x}_{i,q}^{(t)'} K_{i,q}^{(t)} \mathbf{x}_{i,q}^{(t)} + A_2) - \\ (2K_{i,q}^{(t)'} \mathbf{x}_{i,q}^{(t)} + A_2) \end{array} \right] \geq 0 \quad (15)$$

将简化的拉格朗日数乘法用于对最优向量 $\mathbf{x}_{i,q}^{(t)}$ 进行估值, 可得下式:

$$\nabla_{\mathbf{x}_{i,q}^{(t)}} \{ \tau(\theta_{y_i}^2 + \mathbf{x}_{i,q}^{(t)'} K_{i,q}^{(t)} \mathbf{x}_{i,q}^{(t)} + A_2) - (2K_{i,q}^{(t)'} \mathbf{x}_{i,q}^{(t)} + A_2) + \lambda(\mu_{D_{i,q}}^{(t)'} \mathbf{x}_{i,q}^{(t)} - \rho_{i,q}^{(t)}) \} = 0 \quad (16)$$

通过二等分机制的过程对最优值 τ 进行估值:

(1) 在 0 到 1 之间定义一个 τ 的初始值 τ_0 . 定义 τ 的上、下限分别为 $U_\tau = 1$ 和 $L_\tau = \tau_0$, 在此设定 $\tau_0 = 0.3$.

(2) 准则 S_τ 和 D_τ 可通过下式计算所得:

$$\begin{cases} S_\tau = \tau(\theta_{y_i}^2 + \mathbf{x}_{i,q}^{(t)'} K_{i,q}^{(t)} \mathbf{x}_{i,q}^{(t)} + A_2) - \\ (2K_{i,q}^{(t)'} \mathbf{x}_{i,q}^{(t)} + A_2) \\ D_\tau = U_\tau - L_\tau \end{cases} \quad (17)$$

(3) 通过所得 S_τ 和 D_τ 进行如下计算:

① 如果 $S_\tau \geq 0$ 且 $D_\tau < \epsilon$, 则输出最优值 τ , 在此 $\epsilon = 0.06$.

② 如果 $S_\tau \geq 0$ 且 $D_\tau \geq \epsilon$, 则 $\tau = \frac{U_\tau + L_\tau}{2}$ 且 $U_\tau = \tau$.

③ 否则, $\tau = \frac{U_\tau + L_\tau}{2}$ 且 $L_\tau = \tau$.

④ 对步骤(2) ~ (3) 进行迭代.

4.1.2 更新字典矩阵 $\mathbf{D}$

通过计算所得的最优向量 $\mathbf{x}_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 来更新字典矩阵 $\mathbf{D}$. 利用一个贪婪方法来对字典元素(例如每一个原子)进行逐一的更新^[8]. 通过计算下式, 使得 SSIM 索引之和达到最大值, 以更新每一个

原子 $r_q (q = 1, 2, \dots, K)$:

$$\max_{r_q} \sum_{i | x_i(q) \neq 0} \text{SSIM}(y_i, x_i(q) r_q) \quad (18)$$

式中, $x_i(q)$ 是 x_i 中的第 q 个元素.

更新字典矩阵 $\mathbf{D}$ 的步骤如下:

(1) 选中一个原子 $r_q (q = 1, 2, \dots, K)$.

(2) 通过对下式进行迭代, 更新被选中的原子 r_q :

$$r_q \leftarrow \vartheta \sum_{i | x_i(q) \neq 0} \sqrt{\partial \text{SSIM}(y_i, x_i(q) r_q) / \partial r_q} \quad (19)$$

式中, ϑ 为一个固定值的参数.

(3) 用步骤(2)中获得的更新原子来替换被选中的原子 r_q , 此时字典矩阵中的原 r_q 原子获得更新.

(4) 对字典矩阵 $\mathbf{D}$ 中所有原子 $r_1, r_2, \dots, r_K$ 依次执行步骤(1)到(3), 即可对字典矩阵 $\mathbf{D}$ 进行更新.

4.2 损坏图像重构

在此, 将对目标块 f 中损坏区域 Ω 的进行重构. 通过更新所得字典矩阵 $\mathbf{D}$ 中原子的稀疏线性组合, 对目标块 f 进行逼近, 将 SSIM 索引值作为逼近性能指标, 通过 SSIM 索引的最大化, 获得最佳重构效果, 具体过程如下.

对 f 中的未知向量 $\mathbf{y}$ 的最优线性组合进行估值:

$$\{\hat{\mathbf{y}}, \hat{\mathbf{x}}\} = \arg \max_{\mathbf{y}, \mathbf{x}} \text{SSIM}(\mathbf{y}, \mathbf{D}\mathbf{x}) \text{ if } \mathbf{Z}\mathbf{y} = \mathbf{y}^*, \quad \|\mathbf{x}\|_0 \leq T \quad (20)$$

式中, $\mathbf{Z} (\in R^{N_{\bar{n}} \times wh})$ 是一个矩阵, 其对角元素由 1 或 0 组成, $N_{\bar{n}}$ 代表 f 中已知像素的数量.

再通过对下式进行求解, 可从 $\mathbf{D}$ 中选中 T 个最优原子:

$$\hat{\mathbf{a}} = \arg \max_a \text{SSIM}(\mathbf{y}^*, \mathbf{D}\mathbf{a}) \text{ if } \|\mathbf{a}\|_0 \leq T \quad (21)$$

上式的解可通过上一小节中计算最优向量 $\mathbf{x}_i$ 的方法获得, 由此可获得矩阵 $\hat{\mathbf{D}}$, 该矩阵的原子在 $\hat{\mathbf{a}}$ 中对应的系数位非零值. 则式(20)可写为

$$\{\hat{\mathbf{y}}, \hat{\mathbf{a}}\} = \arg \max_{\mathbf{y}, \mathbf{a}} \text{SSIM}(\mathbf{y}, \hat{\mathbf{D}}\mathbf{a}) \text{ if } \mathbf{Z}\mathbf{y} = \mathbf{y}^* \quad (22)$$

$$\text{SSIM}(\mathbf{y}, \hat{\mathbf{D}}\mathbf{a}) = \left[\frac{2 \left(\frac{1}{wh} \mathbf{1}' \mathbf{y} \right) (\mu_D' \mathbf{a})}{\left(\frac{1}{wh} \mathbf{1}' \mathbf{y} \right)^2 + (\mu_D' \mathbf{a})^2} \right] \times \left[\frac{2 \mathbf{y}' \mathbf{H} \hat{\mathbf{D}} \mathbf{a} + wh}{\mathbf{y}' \mathbf{H} \mathbf{y} + \mathbf{a}' \hat{\mathbf{D}} \mathbf{H} \mathbf{S} \mathbf{a} + wh} \right] \quad (23)$$

式中, $\mu_D = \frac{1}{wh} \hat{\mathbf{D}}' \mathbf{1}$. 式(23) 为一个非凸函数, 但式中

$\frac{1}{wh}1'y (= \rho)$ 和 $\mu_D'a (= \omega)$ 都为函数, 故式(23)可改为

$$\max_{y,a} \left(\frac{2y'H\hat{D}a + whA_2}{y'Hy + a'\hat{D}'H\hat{D}a + whA_2} \right) \quad (24)$$

if $Zy = y^*, \frac{1}{wh}1'y = \rho, \mu_D'a = \omega$

通过固定 $\frac{1}{wh}1'y = \rho, \mu_D'a = \omega$, 式(23)中 SSIM 索引的首项也随之固定. 因此, 可通过在 ρ 和 ω 的范围内搜索, 寻找 SSIM 的最高值:

$$\left[\begin{array}{l} \min: \left[\frac{\tau(y'Hy + a'K_1a + whA_2) -}{(y'K_2a + whA_2)} \right] \geq 0 \\ \text{if } Zy = y^*, \frac{1}{wh}1'y = \rho, \mu_D'a = \omega \end{array} \right] \quad (25)$$

其中, $K_1 = \hat{D}'H\hat{D}$, $K_2 = 2H\hat{D}$.

在重构图像时, 要先确定位于损坏区域边缘 $\partial\Omega$ 上每个待修补块的优先权^[9]. 对于集中在损坏区域边缘像素 p 位置的一个块 f_p , 它的优先权定义为 $P(p) = C(p) \cdot D(p)$. 其中 $C(p)$ 和 $D(p)$ 分别为置信度项和数据项:

$$C(p) = \frac{\sum_{q \in f_p \cap \langle I - \Theta \rangle} C(q)}{\text{area}(f_p)}$$

$$D(p) = \frac{|\nabla I_p^\perp \cdot n_p|}{I_{\max}} \quad (26)$$

式中, I 和 Θ 分别表示目标图像的全部区域和损坏图像的全部区域, $\text{area}(f_p) (= w \times h)$ 表示 f_p 中的图像像素, 则 $I_{\max}$ 是一个归一化因子, $\nabla I_p^\perp$ 为像素 p 处的等照度线, n_p 为在像素 p 处的一个单位向量, 正交于损坏区域的边缘. 由于数据项为在边缘 $\partial\Omega$ 处等照度线强度的一个函数, 因此通过计算像素 p 处的等照度线 $\nabla I_p^\perp$ 的内积和单位向量 n_p , 可确定优先重构的线性结构.

5 仿真结果与分析

为验证本文机制的合理性及有效性, 将文献[10]、文献[11]中的两种重构算法作为对照组, 分别记为 A、B 算法, 借助 MATLAB 7.10 软件来测试对照组与本文图像重构机制. 测试图像尺寸为 256×256 的自然图像, 见图 2(a) 与 3(a), 再把文本和遮掩物嵌入到测试图像中, 生成被损坏的待重构图像见图 2(b) 与 3(b).

5.1 嵌入文本损坏图像重构质量对比

从图 2 中视觉效果图对比可见, 在对嵌入文字

损坏图像重构时, 本文机制的重构质量较对照组重构质量最佳, 如图 2(g) 和图 2(h) 所示. 而对照组的两种图像重构算法对图 2(b) 的图像有较好的重构效果, 但是在对重构区域进一步放大时可见, 对照组算法重构的图像存在一定的纹理不连续效应及重构不完全, 而本文重构算法不仅能将嵌入文字的损坏区完全重构, 而且保证了重构图像的纹理连续性. 因为本文机制在建立最优表示系数向量和更新字典矩阵时都采用了相似度搜索, 优化了字典矩阵中的原子, 确保了重构时所用字典矩阵的完备及正确性. 同时在对目标块进行重构时, 采用了基于相似度搜索的稀疏表示, 使得重构目标块能保持纹理的连续性.

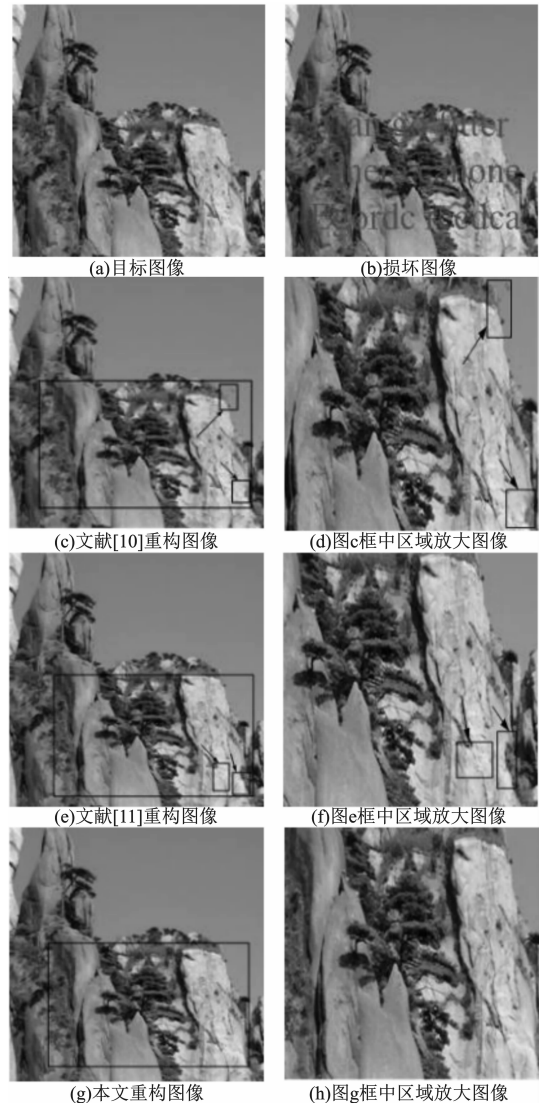


图 2 嵌入文字损坏图像重构的视觉

5.2 遮蔽物损坏图像重构质量对比分析

图 3 中, 图 3(c)~(e) 分别为对照组图像重构机制与本文图像重构机制对图 3(b) 重构后的效果图. 从图

3 的效果图可见,在对嵌入文本损坏图像重构时,本文机制的重构质量较对照组算法最佳,如图 3(e)所示,对照组的两种图像重构算法也能对图 3(b)图像有一定的重构效果,但是显然存在一定的模糊效应及残留效应,见图 3(c)和图 3(d).原因是本文重构机制采用相似度搜索作为优化指标,因此,该方法在对自然图像进行重构时不仅能很好地重构图像中的低频部分,而且能很好地重构高频部分,从而能抑制重构过程中产生的模糊效应,克服残留效应.

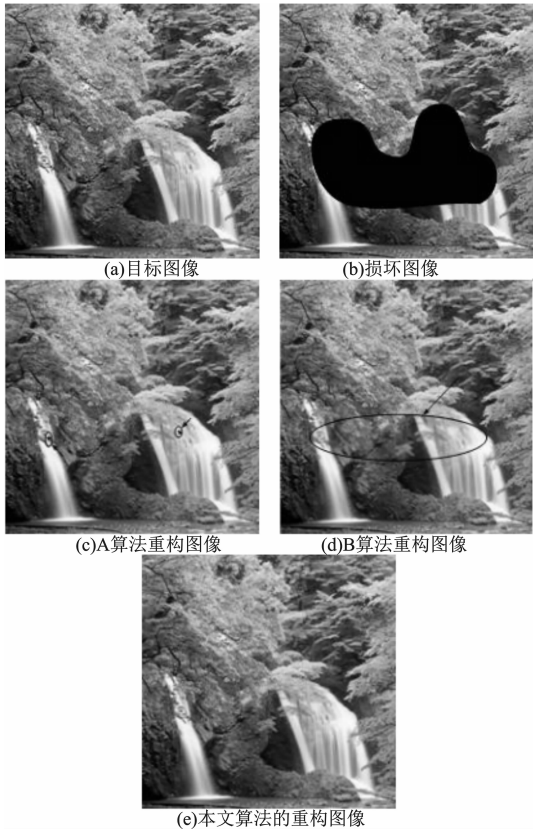


图 3 遮蔽物损坏图像重构的视觉对比图

5.3 结构相似性度量分析

在此将对本文重构机制与对照组重构机制的重构效果进行量化分析.采用相似度 SSIM 来对不同机制重构质量进行量化分析.将本文重构机制以及文献[10]和文献[11]的重构机制重构的图像与图 2 (a)和图 3(a)的目标图像进行相似度对比,得出了图 4 所示的结构相似度对比结果.从图 4 中可见,本文重构机制的复原图像,与图 2(a)和图 3(a)目标图像相似度最高,故本文重构机制复原图像的质量优于对照组算法,原因是本文采用相似度搜索索引作为计算最优向量及最优字典矩阵的标准,且在对含有损坏区域图像重构时的稀疏表示.

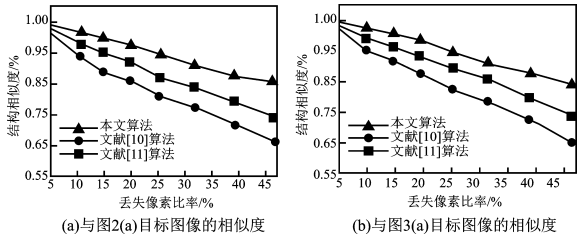


图 4 不同重构算法的相似度值

5.4 重构效率对比分析

算法的重构时耗是评估算法优异的重要指标^[10].利用本文算法与文献[10]、文献[11]对图 3 (b)完成复原,记录其重构时耗,数据见表 1.依表中数据可知,文献[10]的重构速度最快,其时耗最短,仅为 0.233 5 s;而文献[11]的重构时耗最高,为 0.441 6 s,本文算法的重构效率一般,约为 0.330 7 s.

综合实验数据可知,虽然本文算法的重构效率一般,但是算法的重构精度最佳.

表 1 不同重构算法的时耗测试结果

名称	本文算法	文献[10]	文献[11]
重构时间/s	0.330 7	0.233 5	0.441 6

6 结束语

为了克服在对遮蔽物大面积损坏的图像重构时,存在纹理不连续与模糊效应,本文提出了基于字典矩阵更新与最优相似度搜索的图像重构算法.首先找出目标信号与字典矩阵及系数向量的关系,定义相似度搜索;然后通过固定的字典矩阵选取最优原子,计算最优表示系数向量,通过固定的表示系数向量,更新固定字典矩阵中的每一个原子,生成新的字典矩阵;最后对目标块进行逼近,利用相似度值作为逼近性能指标,通过计算最大相似度值,获得最佳重构效果,完成图像重构.仿真结果表明:与当前图像重构算法相比,在对大面积损坏的图像复原时,本文算法的重构质量更好.

参考文献:

[1] 练秋生,陈书贞,孔令富.基于双密度圆对称轮廓波二元分布模型的压缩传感图像重构[J].计算机学报,2012,35(8):1774-1781.
[2] 王晓红,章婷.一种基于视觉感兴趣区域的彩色图像增强方法[J].包装工程,2014,35(3):84-88.

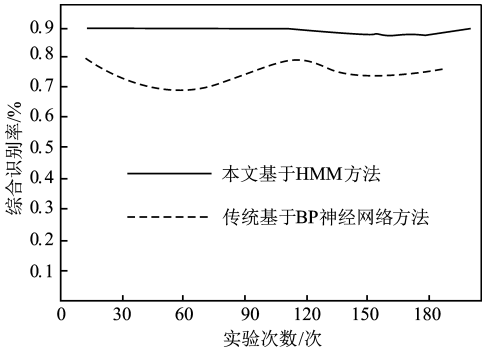


图 3 两种方法综合识别率曲线对比

进行有效地训练,最终实现动态孤立手势的精确识别,实验证明了本文方法的有效性.

参考文献:

[1] 温玉春. 计算机图像处理技术应用研究[J]. 现代商贸工业, 2011, 23(2): 230-231.

[2] 孙宗保, 蔡健荣, 姜松. 数学形态学在计算机图像处理技术检测粒度中的应用[J]. 计算机测量与控制, 2003, 11(9): 665-667.

[3] 孙正兴, 冯桂焕, 周若鸿. 基于草图的人机交互技术研究进展[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(9): 1889-1899.

[4] 陈一民, 张云华. 基于手势识别的机器人人机交互技术研究[J]. 机器人, 2009, 31(4): 351-356.

[5] 包加桐, 宋爱国, 郭晏, 等. 基于 SURF 特征跟踪的动态手势识别算法[J]. 机器人, 2011, 33(4): 482-489.

[6] 孔晓明, 陈一民, 陈养彬, 等. 基于视觉的动态手势识别[J]. 计算机工程与设计, 2005, 26(11): 2934-2936.

[7] 王兆丽, 王力. 一个简单高效的动态手势识别方法[J]. 计算机工程与应用, 2002, 38(19): 73-75.

[8] 刘江华, 程君实, 陈佳品. 基于光流的动态手势识别[J]. 计算机工程, 2002, 28(4): 104-105.

[9] 郑轶, 沈旭昆. 基于连续数据流的动态手势识别算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2012, 38(2): 273-279.

[10] 于美娟, 马希荣. 基于 HMM 方法的动态手势识别技术的改进[J]. 计算机科学, 2011, 38(1): 251-252.

[11] 刘江省, 姚英学, 李建广, 等. 虚拟装配中基于数据手套的虚拟操作研究[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(8): 1744-1747.

[12] 王家顺, 王田苗, 魏军, 等. 一种面向遥操作的新型数据手套研制[J]. 机器人, 2000, 22(3): 201-206.

[13] 江立, 阮秋琦. 基于神经网络的手势识别技术研究[J]. 北京交通大学学报, 2006, 30(5): 32-36.

[14] 曾芬芳, 王建华. 基于神经网络的手势识别[J]. 机器人, 1999, 20(1): 40-45.

[15] 淦创. 基于 3D 体感技术的动态手势识别[J]. 光电技术应用, 2012, 227(4): 55-58.

[16] 陈义, 马云林. 基于视觉的手势识别技术在车载主机上的应用[J]. 电子设计工程, 2016, 24(8): 141-144.

作者简介:

田喜平 女, (1980-), 硕士研究生, 讲师. 研究方向为智能信息处理、Agent 与电子商务.

赵红丹(通讯作者) 女, (1982-), 硕士研究生, 讲师. 研究方向为自然语言处理. E-mail: zhd. cn@126. com.

(上接第 114 页)

[3] Seyed Saeid Mirkamali, Nagabhushan P. Object removal by depth-wise image inpainting[J]. Signal, Image and Video Processing, 2015, 8(9): 1785-1794.

[4] 李俊柏, 黄文清, 黄牧. 改进的 Criminisi 图像修复算法[J]. 工业控制计算机, 2014, 7(27): 127-131.

[5] Anamandra Sai Harees. Exemplar-based color image inpainting: A fractional gradient function approach [J]. Pattern Analysis and Applications, 2014, 2(17): 389-399.

[6] Muhammad S, Irfan M, Baik Sung Wook. Sparse coded image super-resolution using K-SVD trained dictionary based on regularized orthogonal matching pursuit [J]. Bio-Medical Materials and Engineering, 2015, 1(26): 1399-1407.

[7] Kazi J N, Patil Y M. Comparative analysis of fragment based and exemplar based inpainting techniques [J]. International Journal of Advanced Research in E-

lectrical, 2013, 3(2): 1020-1026.

[8] 曾令军. 基于压缩感知的射电天文图像重构[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2014: 23-42.

[9] Many V Afonso, João M R Sanches. A total variation recursive space-variant filter for image denoising [J]. Elsevier Digital Signal Processing, 2015, 11(40): 101-116.

[10] Papafitsoros K, Schönlieb C B. A combined first and second order variational approach for image Reconstruction [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2014, 2(48): 308-338.

[11] Berntsson F, Baravdish G. Coefficient Identification in PDEs applied to image inpainting [J]. Applied Mathematics and Computation, 2014, 242(11): 227-235.

作者简介:

徐俊 男, (1981-), 硕士, 工程师. 研究方向为图像处理、计算机技术. E-mail: bjxujunx1981jd@sina. com.