(19)中华人民共和国国家知识产权局

(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 102800053 B
(45)授权公告日 2014.11.26

(21)申请号 201210201033.3

(22)申请日 2012.06.18

(73)专利权人 西北工业大学
地址 710072 陕西省西安市友谊西路 127 号

(72)发明人 张艳宁 李海森 张海超 朱宇

(74)专利代理机构 西北工业大学专利中心 61204
代理人 王鲜凯

(51)Int.Cl.
G06T 5/00(2006.01)

(56)对比文件
CN 102142137 A,2011.08.03, 全文 .

审查员 苏菲

权利要求书2页 说明书4页

(54)发明名称

基于冗余字典对联合优化的图像去模糊方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于冗余字典对联合优化的图像去模糊方法，用于解决现有稀疏理论框架下的双字典稀疏图像去模糊方法复原图像在强边缘振铃效应强的技术问题。技术方案是利用模糊图像在模糊冗余字典下的稀疏系数与清晰图像在清晰冗余字典下的稀疏系数一致的特性，建立联合优化函数，迭代求解点扩散函数与清晰图像。增加了对噪声的鲁棒性，避免了反卷积过程中的病态性，减少了复原图像在强边缘的振铃效应，获得了更加清晰更具细节的图像。

CN 102800053 B

1. 一种基于冗余字典对联合优化的图像去模糊方法，其特征在于包括以下步骤：

(A) 从与待复原图像内容相似的清晰图像中，随机采样，选择出大量的图像块，从图像块中通过公式

$$\min_{D,\alpha} \| X - D*\alpha \|_2^2 \ s.t. \| \alpha_i \|_0 \le T \qquad (1)$$

训练出清晰冗余字典 D′；不断更新字典，使得采样的所有图像块在冗余字典下的表示满足稀疏度的约束；式中，X 是随机选择出的图像块，D 是待训练的字典，α 是图像块的稀疏系数向量，α_i 是第 i 个图像块对应的稀疏系数，其中，$\|\alpha\|_2 = \sqrt{\sum_i (\alpha_i)^2}$，$\|\alpha\|_0 = \sum_i \alpha_i^0$，T 是图像块在训练出字典下稀疏系数的约束；

(B) 联合优化的目标能量函数如下式：

$$\{\hat{\alpha}_i, \hat{X}, \hat{K}\} = \arg\min_{\alpha_i, X, K} \sum_i \left[\| Y_i - D_b \alpha_i \|_2^2 + \lambda \| \alpha_i \|_1 \right] + \tau \| G \otimes X \|^{\omega} + \beta \| K \|_2^2 \qquad (2)$$

式中，Y_i 是模糊图像 Y 中相互层叠图像块中的第 i 个图像块，$D_b = K \otimes D'$ 是模糊字典，⊗是二维卷积操作，α_i 是第 i 个模糊图像块 Y_i 的稀疏系数，G 是梯度提取滤波器组，X 是要得到的去模糊图像，K 是点扩散函数，λ、τ、β 和 ω 均是正则化系数；$\hat{X}$ 是求解得到的去模糊图像，$\hat{K}$ 是求解得到的点扩散函数；

对点扩散函数进行初始化，循环执行以下步骤直到迭代到设定的迭代数 L；

固定 $\hat{X}$，$\hat{K}$，求解稀疏系数 $\hat{\alpha}_i$；

此时的优化函数简化为下式：

$$\{\hat{\alpha}_i\} = \arg\min_{\alpha_i} \sum_i \left[\| Y_i - D_b \alpha_i \|_2^2 + \lambda \| \alpha_i \|_1 \right] \qquad (3)$$

(a) 对于清晰字典里的每一个图像块，通过对称扩展的方式首先将图像块扩展成三倍大小的图像块，然后卷积估计求解得到点扩散函数 $\hat{K}$，最后，取出与清晰字典中图像块对应的模糊图像块，由所有的模糊图像块组成模糊字典；

(b) 公式 (3) 分解到模糊图像的每一个图像块 Y_i 中单独进行优化求解，

$$\hat{\alpha}_i = \arg\min_{\hat{\alpha}_i} \{ \| Y_i - D_b \alpha_i \|_2^2 + \lambda \| \alpha_i \|_1 \} \qquad (4)$$

①固定 $\hat{\alpha}_i$，$\hat{K}$，求解得到去模糊图像 $\hat{X}$；

此时的优化函数简化为：

$$\hat{X} = \arg\min_{X} \{ \sum_i | X_i - D' \hat{\alpha}_i \|_2^2 + \tau \| G \otimes X \|^{\omega} \} \qquad (5)$$

式中，X_i 是模糊图像块 Y_i 对应的清晰块；

②固定 $\hat{\alpha}_i$，$\hat{X}$，求解得到点扩散函数 $\hat{K}$；

此时的优化函数简化为下式：

$$\hat{K} = \arg\min_{K} \| K \otimes \hat{X} - Y \|_2^2 + \beta \| K \|_2^2 \qquad (6)$$

通过以下共轭梯度求解，

$$\hat{K} = F^{-1}\left(\frac{\overline{F(\hat{X})} * F(Y)}{\overline{F(\hat{X})} * F(\hat{X}) + \beta I}\right) \quad (7)$$

式中，F(•) 和 F^{-1}(•) 分别是二维快速傅丽叶变换的正变换和逆变换，$\overline{F(\cdot)}$ 是 F(•) 的共轭，* 是点乘操作，I 是单位矩阵。

基于冗余字典对联合优化的图像去模糊方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种图像去模糊方法，特别涉及一种基于冗余字典对联合优化的图像去模糊方法。

背景技术

[0002] 文献“运动模糊退化图像的双字典稀疏复原，光学精密工程，2011，Vol19(8)，p1982-1989”公开了一种稀疏理论框架下的双字典稀疏图像去模糊方法，该方法首先建立了稀疏变换下的退化和复原模型，然后用 Haar 小波系数冗余字典将图像稀疏化，最后，并用稀疏阈值迭代算法对模糊图像进行收敛，得到复原图像。此方法对模糊退化图像有很好的复原效果，不仅有效地去除了运动模糊和噪声，并能在一定程度上保留边缘细节。文献所述方法是基于反卷积原理去进行图像复原，由于反卷积问题的病态性，容易造成最终结果在强边缘产生振铃效应，严重影响最终复原结果。

发明内容

[0003] 为了克服现有稀疏理论框架下的双字典稀疏图像去模糊方法复原图像在强边缘振铃效应强的不足，本发明提供一种基于冗余字典对联合优化的图像去模糊方法，该方法利用模糊图像在模糊冗余字典下的稀疏系数与清晰图像在清晰冗余字典下的稀疏系数一致的特性，建立联合优化函数，迭代求解点扩散函数与清晰图像，可以增加方法对噪声的鲁棒性，避免反卷积过程中的病态性，减少复原图像在强边缘的振铃效应，能够获得更加清晰更具细节的图像。

[0004] 本发明解决其技术问题所采用的技术方案：一种基于冗余字典对联合优化的图像去模糊方法，其特点是包括以下步骤：

[0005] (A)从与待复原图像内容相似的清晰图像中，随机采样，选择出大量的图像块，从图像块中通过公式

[0006] $$\min_{D,\alpha} \| X - D*\alpha \|_2^2 \ s.t. \| \alpha_i \|_0 \le T \qquad (1)$$

[0007] 训练出清晰冗余字典；不断更新字典，使得采样的所有图像块在冗余字典下的表示满足稀疏度的约束；式中，X 是随机选择出的图像块，D 是待训练的字典，α 是图像块的稀疏系数向量，α_i 是第 i 个图像块对应的稀疏系数，其中，$\|\alpha\|_2 = \sqrt{\sum_i (\alpha_i)^2}$，$\|\alpha\|_0 = \sum_i \alpha_i^0$，T 是图像块在训练出字典下稀疏系数的约束；

[0008] (B)联合优化的目标能量函数如下式：

[0009] $$\{\hat{\alpha}_i, \hat{X}, \hat{K}\} = \arg\min_{\alpha_i, X, K} \sum_i \left[\| Y_i - D_b \alpha_i \|_2^2 + \lambda \| \alpha_i \|_1 \right] + \tau \| G \otimes X \|^{\omega} + \beta \| K \|_2^2 \qquad (2)$$

[0010] 式中，Y_i 是 Y 中相互层叠图像块中的第 i 个图像块，$D_b = K \otimes D$ 是模糊字典，⊗是二维卷积操作，α_i 是第 i 个模糊图像块 Y_i 的稀疏系数，G 是梯度提取滤波器组，X 是要得到的去模糊图像，K 是点扩散函数，λ，τ，β，ω 均是正则化系数；

[0011] 对点扩散函数进行初始化，循环执行以下步骤直到迭代到设定的迭代数 L；固定 $\hat{X}$，$\hat{K}$，求解稀疏系数 $\hat{\alpha}_i$；

[0012] 此时的优化函数简化为下式：

[0013] $$\{\hat{\alpha}_i\} = \arg\min_{\alpha_i} \sum_i \left[\| Y_i - D_b \alpha_i \|_2^2 + \lambda \| \alpha_i \|_1 \right] \quad (3)$$

[0014] (a)对于清晰字典里的每一个图像块，通过对称扩展的方式首先将图像块扩展成三倍大小的图像块，然后卷积估计的点扩散函数 $\hat{K}$，最后，取出与清晰字典中图像块对应的模糊图像块，由所有的模糊图像块组成模糊字典。

[0015] (b)公式(3)分解到模糊图像的每一个图像块 Yi 中单独进行优化求解，

[0016] $$\hat{\alpha}_i = \arg\min_{\hat{\alpha}_i} \{ \| Y_i - D_b \alpha_i \|_2^2 + \lambda \| \alpha_i \|_1 \} \quad (4)$$

[0017] ①固定 $\hat{\alpha}_i$， $\hat{K}$，求解去模糊图像 $\hat{X}$；

[0018] 此时的优化函数简化为：

[0019] $$\hat{X} = \arg\min_X \{ | \sum_i | X_i - D\hat{\alpha}_i \|_2^2 + \tau \| G \otimes X \|^{\omega} \} \quad (5)$$

[0020] 式中，X_i 是模糊图像块 Y_i 对应的清晰块，D 是清晰字典；求解公式(5)，得到当前的去模糊图像 $\hat{X}$；

[0021] ②固定 $\hat{\alpha}_i$， $\hat{X}$，求解点扩散函数 $\hat{K}$；

[0022] 此时的优化函数简化为下式：

[0023] $$\hat{K} = \arg\min_K \| K \otimes \hat{X} - Y \|_2^2 + \beta \| K \|_2^2 \quad (6)$$

[0024] 通过以下共轭梯度求解，

[0025] $$\hat{K} = F^{-1}\left(\frac{\overline{F(\hat{X})} * F(Y)}{\overline{F(\hat{X})} * F(\hat{X}) + \beta I}\right) \quad (7)$$

[0026] 得到当前的点扩散函数 $\hat{K}$；式中，F(•) 和 F^{-1}(•) 分别是二维快速傅丽叶变换的正变换和逆变换，$\overline{F(\cdot)}$ 是 F(•) 的共轭，* 是点乘操作，I 是单位矩阵。

[0027] 本发明的有益效果是：由于利用模糊图像在模糊冗余字典下的稀疏系数与清晰图像在清晰冗余字典下的稀疏系数一致的特性，建立联合优化函数，迭代求解点扩散函数与清晰图像，增加了对噪声的鲁棒性，避免了反卷积过程中的病态性，减少了复原图像在强边缘的振铃效应，获得了更加清晰更具细节的图像。

[0028] 下面结合实施例对本发明作详细说明。

具体实施方式

[0029] 1、清晰冗余字典训练。

[0030] 从与待复原图像内容类似的 100 幅清晰图像中随机采样出 50000 个 9×9 的图像块，从采样的图像块中训练出清晰冗余字典。通过不断更新字典，使得采样的所有图像块在冗余字典下的表示满足一定的稀疏度的要求，主要通过优化下面的公式来训练：

[0031] $$\min_{D,\alpha} \| X - D * \alpha \|_2^2 \ s.t. \| \alpha_i \|_0 \le T \quad (1)$$

[0032] 上式中，X 为随机选择出的 50000 个图像块，D 为待训练的字典，本发明中 D 包含

1024 个 9×9 的图像块，α 为图像块的稀疏系数向量组成的矩阵，α_i 为第 i 个图像块对应的稀疏系数，其中，$\|\alpha\|_2=\sqrt{\sum_i(\alpha_i)^2}$，$\|\alpha\|_0=\sum_i\alpha_i^0$，T 为图像块在训练出字典下的稀疏系数的约束，本发明中取值为 20。

[0033] 2、迭代估计点扩散函数和清晰图像。

[0034] 联合优化的目标能量函数如下式所示：

[0035] $$\{\hat{\alpha}_i,\hat{X},\hat{K}\}=\arg\min_{\alpha_i,X,K}\sum_i\left[\|Y_i-D_b\alpha_i\|_2^2+\lambda\|\alpha_i\|_1\right]+\tau\|G\otimes X\|^{\omega}+\beta\|K\|_2^2 \quad (2)$$

[0036] 式中，Y_i 为 Y 中相互层叠图像块中的第 i 个图像块，$D_b=K\otimes D$ 为模糊字典，⊗为二维卷积操作，α_i 为第 i 个模糊图像块 Y_i 的稀疏系数，G 为梯度提取滤波器组，X 为要得到的去模糊图像，K 为点扩散函数，λ，τ，β 均为正则化系数。本实施例中，$G=[G_1\ G_2]^T$（$G_1=[1,-1]$，$G_2=[1,-1]^T$），λ=0.01，τ=2000，β=0.01，ω=0.5。

[0037] 通过根据采用交替迭代的方法进行求解对（2）式进行求解。首先，对点扩散函数进行初始化，然后，循环执行以下步骤直到迭代到设定的迭代数数。本实施例中用均值模板初始化点扩散函数，且迭代次数 L=10。

[0038] 固定 $\hat{X}$，$\hat{K}$，求解稀疏系数 $\hat{\alpha}_i$。

[0039] 此时的优化函数可简化为下式：

[0040] $$\{\hat{\alpha}_i\}=\arg\min_{\alpha_i}\sum_i\left[\|Y_i-D_b\alpha_i\|_2^2+\lambda\|\alpha_i\|_1\right] \quad (3)$$

[0041] （a）根据当前的点扩散函数生成模糊字典 D_b。

[0042] 对于清晰字典里的每一个图像块，通过对称扩展的方式首先将图像块扩展成三倍大小的图像块，然后卷积估计的点扩散函数 $\hat{K}$，最后，取出与清晰字典中图像块对应的模糊图像块。由所有的模糊图像块组成模糊字典。

[0043] （b）进行优化求解。

[0044] 公式（3）分解到模糊图像的每一个图像块 Y_i 中单独进行优化求解，如下式所示：

[0045] $$\hat{\alpha}_i=\arg\min_{\hat{\alpha}_i}\{\|Y_i-D_b\alpha_i\|_2^2+\lambda\|\alpha_i\|_1\} \quad (4)$$

[0046] ①固定 $\hat{\alpha}_i$，$\hat{K}$，求解去模糊图像 $\hat{X}$。

[0047] 此时的优化函数可简化为下式：

[0048] $$\hat{X}=\arg\min_X\{|\sum_i|X_i-D\hat{\alpha}_i\|_2^2+\tau\|G\otimes X\|^{\omega}\} \quad (5)$$

[0049] 求解公式（5），就可得到当前的去模糊图像 $\hat{X}$。

[0050] ②固定 $\hat{\alpha}_i$，$\hat{X}$，求解点扩散函数 $\hat{K}$。

[0051] 此时的优化函数可简化为下式：

[0052] $$\hat{K}=\arg\min_K\|K\otimes\hat{X}-Y\|_2^2+\beta\|K\|_2^2 \quad (6)$$

[0053] 公式可以通过共轭梯度求解以加快求解速度，求解公式为：

[0054] $$\hat{K}=F^{-1}\left(\frac{\overline{F(\hat{X})}*F(Y)}{\overline{F(\hat{X})}*F(\hat{X})+\beta I}\right) \quad (7)$$

[0055] 上式中，F（·）和 F^{-1}（·）分别为二维快速傅丽叶变换的正变换和逆变换，$\overline{F(\cdot)}$ 为

$F(\cdot)$ 的共轭，$*$ 为点乘操作，I 为单位矩阵。求解公式(7)，就可得到当前的点扩散函数 $\hat{K}$。