

基于分类字典的多内容灰度图像彩色化算法

赵瑞珍^{1,2}, 梁海^{1,2}, 岑翼刚^{1,2}, 胡绍海^{1,2}

(1. 北京交通大学信息科学研究所, 北京 100044;
2. 北京交通大学现代信息科学与网络技术北京市重点实验室, 北京 100044)

摘要:为解决基于字典学习与稀疏表示的灰度图像彩色化算法只对单一内容图像有效这一问题,提出了一种新型的图像彩色化方法. 首先,根据目标灰度图像的子内容分别选取多组参考彩色图像,从各组参考彩色图像中选取对应子内容的样本图像块,然后,分别进行字典训练,得到基于内容的分类字典;最后,根据重建误差最小化原则,查找最佳匹配字典,进而实现灰度图像的彩色化. 该算法是一种自动算法,在保证图像彩色化过程自动化的前提下,提高了彩色化效果. 实验结果表明,该算法能够对目标灰度图像中的不同内容分别进行正确彩色化处理.

关键词: 图像处理; 图像彩色化; 字典训练; 分类字典; 重建误差最小化; 离线字典库

中图分类号: TN 911.7

文献标志码: A

文章编号: 0254-0037(2016)03-0369-08

doi: 10.11936/bjtxb2015090043

Multiple-content Image Colorization Algorithm Based on Classified Dictionary

ZHAO Ruizhen^{1,2}, LIANG Hai^{1,2}, CEN Yigang^{1,2}, HU Shaohai^{1,2}

(1. Institute of Information Science, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 2. Key Laboratory of Advanced Information Science and Network Technology of Beijing, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: A novel method of image colorization is proposed. It overcomes the problem existed in algorithm of image colorization based on dictionary learning and sparse representation. First, multiple blocks from reference color images was selected according to the sub-contents of target gray-scale image. Second, the multiple blocks are trained respectively to obtain classified dictionaries based on contents. Finally, the best matching sub-dictionary can be decided by minimizing the reconstruction error and the gray-scale image is colorized. This algorithm was automatic and the performance of colorization was improved on the premise of guaranteeing the automation of the image colorization process. Experimental results show that the algorithm is able to colorize the target gray-scale images of different contents automatically.

Key words: image processing; image colorization; dictionary training; classified dictionary; minimum reconstruction error; offline dictionary database

灰度图像的彩色化^[1]即图像着色,是指给灰度图像或黑白视频添加颜色的处理过程. 在娱乐影视

方面,图像彩色化技术能够为黑白照片、电影或电视加上彩色效果,以便还原历史场景;在医疗方面,为

收稿日期: 2015-09-16

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61572067); 教育部博士点基金资助项目(20120009110008)

作者简介: 赵瑞珍(1975—),男,教授,主要从事图像去噪、修复与重建算法、图像分类与识别、压缩感知与稀疏表示方面的研究, E-mail: rzhzhao@bjtu.edu.cn

了能够及时发现病症,需要给黑白 CT 图像、X 光片或核磁共振图像(magnetic resonance imaging, MRI)进行彩色化;在航天方面,对遥感图像进行彩色化能够增加图像的信息.

目前,利用计算机技术对图像进行彩色化主要有 2 类方法:基于手工笔触的颜色扩散方法和基于参考彩色图像的颜色传递方法. 对于第 1 种方法, Horiuchi^[2]提出了利用概率松弛方法对图像进行彩色化. 该方法的优点是不需要任何参考图像,只需给定一部分像素点颜色就可以得到其他像素点的颜色,缺点是计算时间长,实现难度大. Levin 等^[3]提出了一种利用最优化来解决彩色化问题的方法,该方法的使用前提是基于“空间中相邻的、具有相似亮度的像素,则其具有相似的颜色”. 对于第 2 种方法^[4],不再需要用户手工在灰度图像的各个区域进行着色,取而代之的是只需用户提供一幅彩色参考图像,计算机就可以自动对灰度图像进行着色. Vieira 在图像彩色化的过程中,提升了彩色化过程的自动化程度. 近年来,随着压缩感知^[5]的发展,稀疏表示理论^[6]再次引起相关研究人员的重视. 由于稀疏表示在图像表示方面的巨大优势,张勋等^[7]、郝凯等^[8]、Pang 等^[9]将稀疏表示理论应用于图像彩色化,此种算法虽然取得了一定的彩色化效果,但在参考彩色图像的选取方面,只选取了单幅与目标灰度图像内容相似的参考彩色图像. 在大数据时代的当下,从海量的图像数据库中选取单幅符合要求的参考彩色图像会非常耗时,加大了用户的负担,更重要的是,其主要局限性在于无法提供丰富充足的字典训练样本块,这导致了训练得到的单一字典无法包含复杂目标灰度图像的多种内容信息. 因此,该算法在对多内容灰度图像进行彩色化时,出现了大量的错误着色.

1 目前彩色化方法存在的问题

1.1 基于字典学习与稀疏表示的图像彩色化方法

彩色图像中的亮度、梯度、颜色 3 种特征信息是具有联系的,即具有一定的相关性. 在一般条件下,这 3 种特征信息是一一对应的关系. 然而,灰度图像缺失颜色特征信息,所以需要利用同类型的参考彩色图像找到对应关系,从而恢复出灰度图像的颜色特征信息. 其原理如图 1 所示.

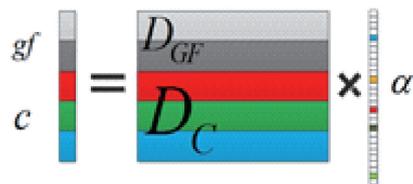
图 1(a)中 $[D_{GF}, D_C]^T$ 表示由参考彩色图像的 3 种特征信息训练得到的字典,其中, D_{GF} 表示由灰度字典 D_G 、梯度字典 D_F 构成的灰度-梯度联合字

典, D_C 表示颜色字典. 假设目标灰度图像 $[g, f, c]^T$ 本身存在原始彩色图像,则其可以在 $[D_{GF}, D_C]^T$ 下进行稀疏表示:

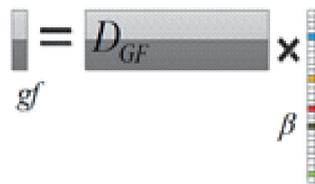
$$[g, f, c]^T = [D_{GF}, D_C]^T \times \alpha \quad (1)$$

α 中的彩色方格代表非零值. 由此可得,该原始彩色图像的 3 种特征信息在字典 $[D_{GF}, D_C]^T$ 下具有相同的稀疏系数 α . 现只已知灰度-梯度信息 $[g, f]$,颜色特征信息 c 未知,根据 3 种特征信息在字典下具有相同的稀疏表示的准则,可用图 1(b)中, $[g, f]$ 在字典 D_{GF} 下进行稀疏表示所得到的稀疏系数 β ,

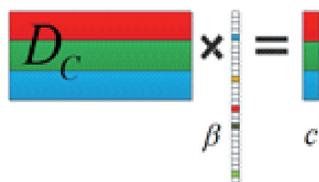
$$[g, f] = D_{GF}\beta \quad (2)$$



(a) 灰度-梯度-颜色信息在完整字典下进行稀疏表示



(b) 灰度-梯度在部分字典下进行稀疏表示



(c) 利用颜色部分字典与稀疏系数恢复颜色信息

图 1 基于字典学习与稀疏表示的图像彩色化原理

Fig. 1 Colorization algorithm for grayscale images based on dictionary learning and sparse representation

近似 α . 最终缺失的颜色特征信息 c 可由颜色字典 D_C 及稀疏系数 β 得到,即

$$c = D_C\beta \quad (3)$$

以上稀疏系数 α 及 β 的求解均采用经典的正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, OMP)算法^[10]求解.

1.2 存在的问题

对于一幅具体的图像,其内容是具体的,不具有普遍性或抽象性. 由于在传统基于字典学习与稀疏表示的图像彩色化算法中,算法关键是字典的学习及目标灰度图像在该字典下的稀疏表示,其中字典学习的过程就是对参考彩色图像中信息的高度提

炼、从具体到抽象的过程,训练后,会使参考彩色图像中的最大特征得到最大程度的显现,同时会忽略相对较小的特征信息.因此,在彩色化多内容的目标灰度图像过程中,出现了大量错误着色点.

如图2所示,图2(a)为色调及内容单一的自然风景灰度图像,其最大特征与图2(b)中的最大特征相符,彩色化结果良好.但图2(d)多内容目标灰度图像中白色的狗与图2(e)中的最大特征草地并不相符,所以在图2(f)的彩色化结果图像中,白色的狗被错误地上色为草地的绿色.因此,该算法仅对色调及内容均单一、光照均匀的自然风景图像适用性强.目前的基于字典学习与稀疏表示的图像彩色化算法仅对色调及内容单一的灰度图像比较有效.

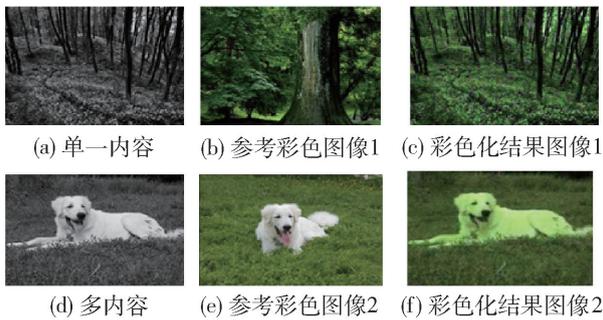


图2 利用单一字典彩色化

Fig. 2 Colorization using single dictionary

2 本文算法原理

针对上述图像彩色化方法存在的问题,本文提出了基于分类字典的多内容灰度图像彩色化算法.本文算法分为2个部分:1)训练分类字典;2)基于重建误差最小化的字典匹配及彩色化.

2.1 训练分类字典

对于分类字典中的每个子字典,通过适当的选择方法来构造它的训练样本集,使得训练后得到的子字典都能充分地表达各自类型的图像.由于每个子字典具有一类内容的属性,无需使用过完备字典也可以较好地表达图像,因此,本文所述的字典特指欠完备字典.如图4所示,首先,根据目标灰度图像中的每个子内容分别选取多幅包含此子内容的参考彩色图像,进而由多个子内容构成多组参考彩色图像.本文中的“子内容”指构成目标图像的每个主要内容,如图2(a)中草地子内容、树木子内容,图2(d)中白色狗子内容、草地子内容,由于目标图像颜色未知,因此这里仅以客观内容描述,不加颜色信息描述.然后,从各组参考彩色图像中只选取包含子

内容的图像块,从而构成了由多幅参考彩色图像组成的丰富训练样本集,选取多幅参考彩色图像的原因是,这样能够避免由于单幅图像本身的冗余性而造成样本信息单一的问题.最后,利用文献[8]的方法进行每个分类字典 $D_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 的构造,即需要提取出每类训练样本集中每一图像块的亮度、梯度、颜色这3种信息,按列初始化亮度-梯度-颜色字典,通过字典训练,可以得到每个原子都能充分且抽象地体现亮度、梯度、颜色信息对应关系的这样一个字典.图4中,子字典的5行条目从上至下分别代表灰度、梯度、红、绿、蓝信息.分别对各内容的样本集进行快速奇异值分解(K-singular value decomposition, KSVD)^[11]字典训练,可得到分类字典 $\{D_1, D_2, \dots, D_N\}$.本算法流程图如图3所示.

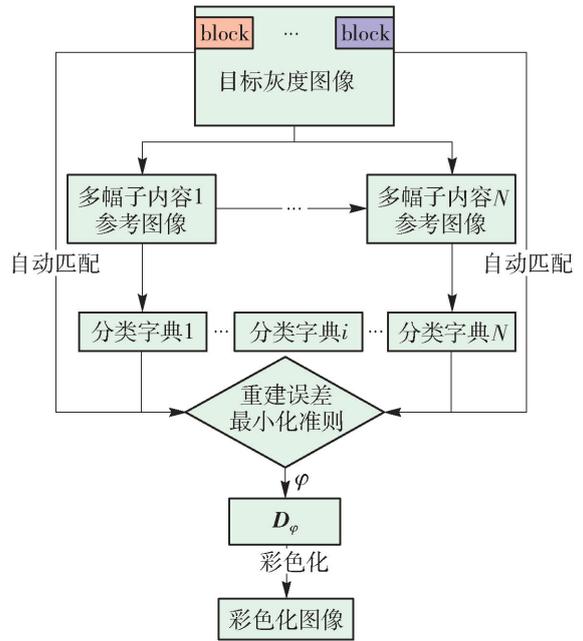


图3 基于分类字典的多内容灰度图像彩色化算法

Fig. 3 Multiple-content image colorization algorithm based on classified dictionary

该部分的创新之处在于提出了基于内容的分类字典.借鉴文献[12]中根据字典进行图像分类的思想,本文提出的训练分类字典的方法,能够将目标灰度图像中的不同内容用不同的字典进行彩色化处理,有效地克服了传统单一字典所产生的错误着色问题,即无法为多内容的目标灰度图像提供一个内容丰富、正确的字典.值得一提的是,在这里引入一个离线字典库的概念,即分类字典训练完毕后,可将其保存至离线字典库中,并给予文字标签,待遇到同类型其他灰度图像彩色化时,可以直接挑选使用,无需再重新训练.

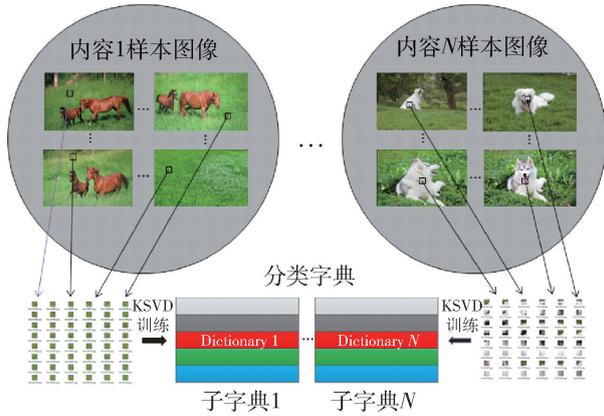


图4 分类字典的样本选取与训练方法

Fig. 4 Sample selection and training method of classified dictionary

2.2 基于重建误差最小化的字典匹配及彩色化

文中的重建误差最小化准则是指对于任意一个目标图像块, 可以将其在分类字典中与本身内容相符的子字典下进行稀疏表示, 利用此稀疏系数与对应的分类字典再重建出图像块, 由于该子字典与本身内容相符, 因此这种情况下重建出的图像块与原始图像块的误差定会小于利用其他子字典重建出的图像块与原始图像块的误差. 基于此重建误差最小化准则, 本文采用目标图像块灰度及梯度这2种特征信息在分类字典中每个子字典下的稀疏系数所重建出的信息与原始信息的误差进行子字典的最佳匹配. 具体算法原理如下:

为获得目标灰度图像的彩色化结果, 每个目标图像块都需要与分类字典 $\{D_1, D_2, \dots, D_N\}$ 中特定的子字典 D_i 进行正确匹配. 如图5中, D_{gray} 代表灰度信息部分字典, D_{grad} 代表梯度信息部分字典, D_{red} 、 D_{green} 、 D_{blue} 分别代表颜色信息部分字典的红色、绿色、蓝色部分字典. 目标灰度图像中有草地、白色的狗2个子内容, 设分类字典 $\{D_1, D_2, \dots, D_N\}$ 中包含 D_g 、 D_d 子字典, 为方便说明, 设定图5中的子字典为

$$D_i = D_g, D_j = D_d \quad (4)$$

对于子内容草地图像块1、2、3, 需自动匹配字典 D_g ; 对于子内容白色狗图像块4、5、6, 需自动匹配字典 D_d .

稀疏表示理论表明, 一个长度为 S 的一维离散信号 $x \in \mathbb{R}^S$, 可以由一个字典 $D \in \mathbb{R}^{S \times P}$ 中的若干个原子线性组合, 即

$$x = \sum_{i=1}^S \alpha_i d_i \text{ 或 } x = D\alpha \quad (5)$$

式中 $\alpha \in \mathbb{R}^P$ 为稀疏表示系数. 如果 α 只有 K 个非

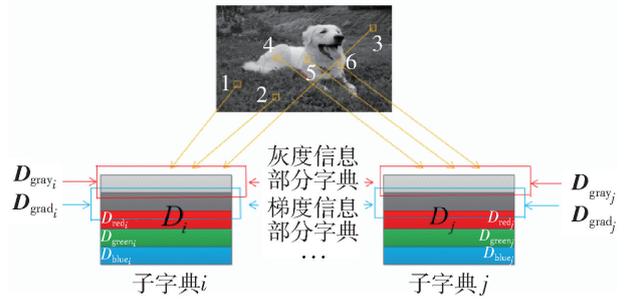


图5 灰度图像块与子字典的匹配

Fig. 5 Grayscale image block matching with sub-dictionary

零元素, 则称其为 K -稀疏的.

对信号进行稀疏表示后会丢失原始信号的一部分信息, 记为 x' , 则

$$x' = D\alpha \quad (6)$$

由式(5), 可以分别得到原始灰度信息 x_1 在灰度信息部分字典下的稀疏系数 α_1 及原始梯度信息 x_2 在梯度信息部分字典下的稀疏系数 α_2 . 然后由式(6), 可以得到重建的灰度信息 x'_1 、梯度信息 x'_2 , $e_1 = |x_1 - x'_1|$, $e_2 = |x_2 - x'_2|$, 用

$$e = \lambda e_1 + (1 - \lambda) e_2 \quad \lambda \in [0, 1] \quad (7)$$

得到灰度-梯度误差 e . 重建出的信息与原始信息误差最小时所对应的子字典即为最佳匹配子字典. 剩余目标图像块依次进行相同处理. 由于目标图像块在选定子字典后, 可以认为是单一字典的彩色化过程, 因此, 目标图像块的后续彩色化过程可以使用传统基于字典学习与稀疏表示的图像彩色化算法.

该部分的创新之处在于, 巧妙地利用了分类字典中子字典的灰度及梯度部分字典进行目标图像块与子字典之间的最佳匹配. 采用这样的方法, 在保证结果正确的前提下, 能够有效地降低算法的复杂度, 避免了传统方法, 如文献[13]中, 需要对目标图像进行分割处理来识别匹配这一问题.

3 本文算法实现

本文的算法主要包括2个部分: 训练样本集的构造方法及分类字典的训练; 基于重建误差最小化的字典匹配及彩色化. 首先, 介绍训练样本集构造方法及训练分类字典; 然后, 介绍利用重建误差最小化准则对目标图像块与分类字典中的子字典进行匹配来实现目标灰度图像的彩色化.

3.1 训练样本集的构造方法及分类字典的训练

将参考彩色图像分块, 每块大小为 $n \times n$, 块与块之间保持 $n/2$ 数目像素的重叠. 为了使分类字典中每个子字典能够充分地表示其对应的图像中某个

内容,则需要为每个子字典提供丰富且全面的训练样本集,所以可以根据目标灰度图像的子内容分别选取多幅参考彩色图像. 具体方法为:从各自目标子内容所属的多幅参考彩色图像中只选取包含目标子内容的样本图像块,目标子内容在样本图像块中所占的大小不小于样本图像块的 $1/2$,以此构造方法来组成多个训练样本集 $\{E_1, E_2, \dots, E_N\}$, $E_i = [G_i, F_i, C_i]^T$, N 为目标灰度图像的主要子内容总数目. 其中 $G_i = [g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{im}]^T$ 的 g_{ij} 表示样本的灰度信息, $F_i = [f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{im}]^T$ 的 f_{ij} 表示样本的梯度信息, $C_i = [c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{im}]^T$ 的 c_{ij} 表示样本的颜色信息, m 为训练每个子字典的样本数. 将训练样本集 $\{E_1, E_2, \dots, E_N\}$ 中的每个训练样本 E_i 进行 KSVD 字典训练,即

$$\{D_i, \alpha\} = \arg \min_{D_i, \alpha} \|E_i - D_i \alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_0 \quad (8)$$

得到分类字典 $\{D_1, D_2, \dots, D_N\}$.

3.2 基于重建误差最小化的字典匹配及彩色化实现

由于亮度特征及纹理特征是表达灰度图像内容的强有力特征,因此,令目标图像块在分类字典中每个子字典下进行稀疏表示,并计算此稀疏系数与子字典重建的图像块与原始目标图像块的误差来实现目标图像块与子字典的自动正确匹配. 具体方法如下:

提取任意一个目标图像块的灰度信息 g 及梯度信息 f . 将目标图像块的灰度信息 g 在灰度信息部分字典 $\{D_{G_1}, D_{G_2}, \dots, D_{G_N}\}$ 中的每个灰度信息部分字典下进行稀疏表示,有

$$g = \{D_{G_1}, D_{G_2}, \dots, D_{G_N}\} \times A \quad (9)$$

由式(9)可以得到灰度稀疏表示的系数矩阵 $A = [a_1, a_2, \dots, a_N]^T$. 同理,将目标图像块的梯度信息 f 在梯度信息部分字典 $\{D_{F_1}, D_{F_2}, \dots, D_{F_N}\}$ 中的每个梯度信息部分字典下进行稀疏表示,有

$$f = \{D_{F_1}, D_{F_2}, \dots, D_{F_N}\} \times B \quad (10)$$

由式(10)可以得到梯度稀疏表示系数矩阵 $B = [b_1, b_2, \dots, b_N]^T$. 利用灰度及梯度稀疏表示系数矩阵 A 和 B 及各自对应的灰度、梯度部分字典重建出原始目标图像块的灰度信息及梯度信息

$$g' = \{D_{G_1}, D_{G_2}, \dots, D_{G_N}\} \times A \quad (11)$$

$$f' = \{D_{F_1}, D_{F_2}, \dots, D_{F_N}\} \times B \quad (12)$$

由式(11)(12)可以得到重建灰度信息集合 $g' = [g_1, g_2, \dots, g_N]$ 及重建梯度信息集合 $f' = [f_1, f_2, \dots, f_N]$.

$$e(\delta) = \lambda \times \sum_{k=1}^{\text{size} \times \text{size}} |g'_\delta(k) - g(k)| + (1 - \lambda) \times \sum_{k=1}^{\text{size} \times \text{size}} |f'_\delta(k) - f(k)| \quad (13)$$

式中: size 为目标灰度图像块的实际大小; λ 为权重系数,取值范围为 $[0, 1]$. 计算重建出的灰度信息矩阵 g' 及梯度信息矩阵 f' 中的每个灰度信息 g_i 及梯度信息 f_i 与原始图像块中灰度信息 g 及梯度信息 f 的误差,可以得到

$$\text{err} = [e(1), e(2), \dots, e(\delta), \dots, e(N)] \quad (14)$$

找出 err 中的最小值,记其索引为 φ ,则此目标图像块的最佳匹配子字典为 D_φ . 在选定子字典后,对此目标图像块进行彩色化. 对目标灰度图像中的每一图像块重复式(9)~(14)步骤,可以得到目标灰度图像中每个目标图像块所对应的彩色化结果,将所有彩色化后图像块合并得到最终的彩色化结果图像.

综上所述,本文算法如下.

输入: 目标灰度图像、多幅参考彩色图像、 λ 、 size .

- 1) 参考彩色图像进行 $\text{size} \times \text{size}$ 分块,保持 $\text{size}/2$ 重叠.
- 2) 根据目标图像子内容分别选取各自的样本图像块,得到训练样本集 $\{E_1, E_2, \dots, E_N\}$.
- 3) 利用 KSVD 算法训练对 $\{E_1, E_2, \dots, E_N\}$ 进行优化训练,得到分类字典 $\{D_1, D_2, \dots, D_N\}$.
- 4) 提取任意一个目标图像块的 g, f ,在部分字典下进行稀疏表示,得到稀疏系数集合 A, B .
- 5) $A, B \rightarrow g', f' \rightarrow E$.
- 6) 根据重建误差最小化准则,得到分类字典索引 φ ,从而取得最佳匹配字典 D_φ .
- 7) $D_\varphi \rightarrow$ 彩色化后的目标图像块.
- 8) 对每个目标图像块重复 4)~7),得到完整的彩色化图像.

输出: 彩色化后的目标灰度图像.

在基于字典的彩色化算法过程中,分类字典已经训练完成. 因此,算法的时间主要消耗在字典匹配过程. 对于一幅 $M \times N$ 的目标图像,分块大小为 $n \times n$,块与块之间保持 $n/2$ 数目像素的重叠,该目标分块总数为

$$\left(\frac{M}{n - \frac{n}{2}} - 1 \right) \times \left(\frac{N}{n - \frac{n}{2}} - 1 \right) = \left(\frac{2M}{n} - 1 \right) \times \left(\frac{2N}{n} - 1 \right)$$

每一图像块计算重建误差的时间复杂度为 $O(n^2)$,

由以上分析可知,本文算法的时间复杂度为 $O(n^2 \times 4MN/n^2) = O(MN)$.

4 实验结果

本文实验采用的平台为 Intel Core i5, 2 GB 内存, 操作系统是 Windows 7. 仿真软件为 Matlab R2012b. 在分类字典的训练及图像彩色化过程中, 为了方便与基于字典学习与稀疏表示的单一字典图像彩色化算法结果进行比较, 本文同样使用经典的 KSVD 算法及 OMP 算法进行字典训练及稀疏矩阵的求解.

实验所选择的目标灰度图像中, 彩色化目标数为 2, 即分类字典中的子字典数目也为 2. 每种彩色化目标所需的参考彩色图像数目为 4. 每幅参考彩色图像所选取的块数为 125, 每个字典的总训练样本块数 $m = 125 \times 4 = 500$. 图像分块大小为 32×32 , 重叠分块的移动步长是 16. 每个分类字典 D_i 中有 256 个原子, KSVD 字典训练的迭代次数为 20. 灰度及梯度信息匹配权重系数 $\lambda = 0.5$.

实验 1 单一字典彩色化结果与本文分类字典彩色化结果的比较

本项实验选用了 2 组多内容的目标灰度图像来进行彩色化处理, 其目的是比较传统单一字典的彩色化结果与本文的分类字典的彩色化结果. 第 1 组的多内容灰度图像的内容为草地子内容 1 及动物狗子内容 2 (见图 6); 第 2 组的多内容灰度图像的内容为天空子内容 1 及老鹰子内容 2 (见图 7). 图 6(b) 是传统单一字典所选择的单幅参考彩色图像, 图 6(d) 与图 6(e) 分别为草地子内容 1 与动物子内容 2 对应的 4 幅参考彩色图像. 可以看出, 图 6(f) 中动物狗及图 7(f) 中老鹰的身体颜色彩色化效果明显好于图 6(c) 中动物狗及图 7(c) 中老鹰的彩色化效果, 图 6(c) 及图 7(c) 中的大量错误着色点在图 6(f) 及图 7(f) 中大幅度减少, 比如狗的舌头、眼睛、鼻子, 老鹰的头部、腿部、翅膀边缘等, 而且草地内容与动物狗内容、蓝天内容与老鹰内容的颜色分明, 视觉效果真实. 因此, 本文算法克服了传统单一字典方法只对色调及内容单一的自然风景灰度图像有效这一问题. 这里, 采用如下方法来分析字典匹配过程的匹配错误率:

$$\text{匹配错误率} = \frac{\text{彩色化错误块总数}}{\text{目标图像分块总数}} \times 100\% \quad (15)$$

通过观察统计可得, 图 6(f) 匹配错误率 = $51/589 = 8.66\%$, 图 7(f) 匹配错误率 = $26/589 = 4.41\%$.



图 6 第 1 组实验结果

Fig. 6 First group of experimental results



图 7 第 2 组实验结果

Fig. 7 Second group of experimental results

图 6(f)、图 7(f) 的匹配错误率在可接受范围内.

同时, 采用 MSE (均方误差) 及 CPSNR (彩色峰值信噪比) 来评价彩色化效果:

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{c \in \{r, g, b\}} \sum_{0 \leq i \leq M_0 \leq j \leq N} (c_{ij} - c'_{ij})^2}{3 \times M \times N} \quad (16)$$

$$\text{CPSNR} = 10 \times \lg \frac{255 \times 255}{\text{MSE}} \quad (17)$$

式中: M 、 N 为彩色图像的尺寸; c 为使用本文彩色化算法得到的彩色图像各个通道所对应的像素值; c' 为目标灰度图像的原始彩色图像各个通道所对应的像素值. 彩色化结果评价数据如表1所示.

表1 MSE与CPSNR结果评价

Table 1 Results evaluation of MSE and CPSNR

指标	第1组		第2组	
	单一字典	本文结果	单一字典	本文结果
MSE	583.924 1	299.163 6	1 030.200 0	876.023 2
CPSNR/dB	20.467 2	23.371 7	18.001 4	18.705 6

实验2 对同类灰度图像进行彩色化

本项实验目的是说明本文算法在克服了传统方法缺点的基础上,同时也实现了对同类目标灰度图像的彩色化. 这里的“同类”指目标灰度图像中主要内容相同,比如,图6(a)中的动物及图8(a)中的动物均为同类型的狗,但图7(a)中的动物与图8(a)中的动物为不同类型. 本项实验中,图8(a)目标灰度图像的选用的分类字典同样为图6(a)灰度图像选用的字典,即图6(d)及图6(e)所训练出2个分类字典,以此来证明分类字典能够实现同类灰度图像的彩色化. 可以看出,图8(c)中草地子内容1与动物狗子内容2分别得到了正确的彩色化处理. 因此,本文算法实现了对同类灰度图像的彩色化,图8(c)匹配错误率 = $41/589 = 6.96\%$.



图8 同类灰度图像彩色化结果

Fig. 8 Colorization result of same category of grayscale image

实验3 离线字典的重复使用性

本项实验的目的是验证对于已经训练完成的某个内容的子字典,能够对其他含有此内容的灰度图像进行彩色化处理,如图6(a)、图8(a)、图9(c)中草地内容相同,图9(c)中的动物与图6(a)及图8

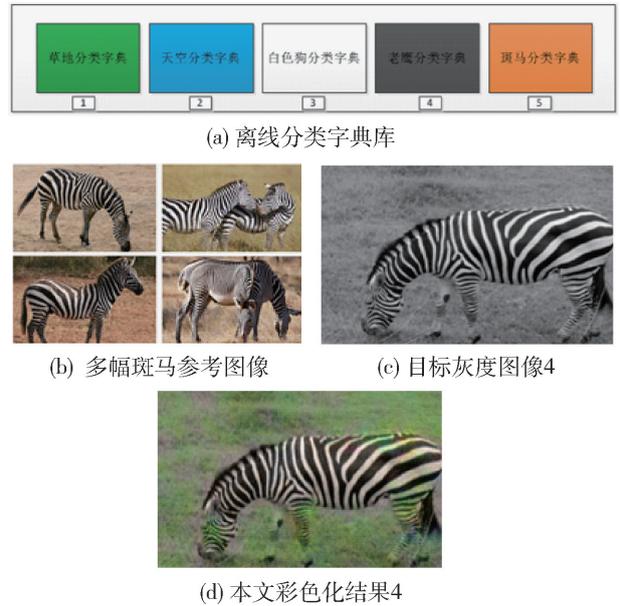


图9 使用离线字典库中的字典进行彩色化

Fig. 9 Colorization using offline dictionary database

(a)中的动物内容不同,但三者都可以利用草地子内容对应的子字典. 由于还没有斑马内容的子字典,因此,同样按本文第2部分提出的方法选取4幅参考彩色图像并进行字典训练,如图9(b)所示. 在对图9(c)进行彩色化处理时,选用离线字典库中的标号为1的草地子字典及标号为5的斑马子字典,可以看出:斑马身体颜色视觉效果良好,与草地背景内容有良好的视觉区分度. 因此,本文算法所训练出的离线字典库能够重复使用,图9(d)匹配错误率 = $67/589 = 11.38\%$.

5 结论

1) 本文的算法在保证目标灰度图像彩色化过程自动化的前提下,通过分类字典对多内容灰度图像进行彩色化,提高了彩色化效果.

2) 提出了离线字典库的思想. 同类字典无需重复训练,可直接从字典库中挑选使用,实现了同类同内容的灰度图像彩色化.

参考文献:

[1] LIRON Y, GUILLERMO S. Fast image and video colorization using chrominance blending [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15 (5): 1120-1129.
 [2] HORIUCHI T. Estimation of color for gray-levelImage by probabilistic relaxation [C] // ICPR 2002 Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition.

- Washington, DC: IEEE Computer Society, 2002: 867-870.
- [3] LEVIN A, LISCHINSKI D, WEISS Y. Colorization using optimization [C] // Computer Graphics Proceedings, Annual Conference Series, ACM SIGGRAPH. New York: ACM, 2004: 689-694.
- [4] WELSH T, ASHIKHMIN M, MUELLER K. Transferring color to greyscale images [C] // Computer Graphics Proceedings, Annual Conference Series, ACM SIGGRAPH. New York: ACM, 2002: 277-280.
- [5] MAIRAL J, ELAD M, SAPIRO G. Sparse representation for color image restoration [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(1): 53-69.
- [6] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [7] 张勋, 赵瑞珍, 岑翼刚, 等. 基于字典学习与稀疏表示的灰度图像颜色重建算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2014, 26(7): 1092-1098.
- ZHANG X, ZHAO R Z, CEN Y G, et al. Color reconstruction algorithm for grayscale images based on dictionary learning and sparse representation [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2014, 26(7): 1092-1098. (in Chinese)
- [8] 郝凯, 宋明黎, 卜佳俊, 等. 局部稀疏编码的自然灰度图像着色方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2011, 23(8): 1401-1408.
- HAO K, SONG M L, BU J J, et al. Natural grayscale image colorization via local sparse coding [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2011, 23(8): 1401-1408. (in Chinese)
- [9] PANG J H, AU O C, TANG K T, et al. Image colorization using sparse representation acoustics [C] // Speech and Signal Processing, IEEE International Conference on. Piscataway, NJ: IEEE, 2013: 1578-1582.
- [10] TROOP J A, GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [11] AHARON M, ELAD M, BRUCKSTEIN A. K-SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [12] GAO S, TSANG I, MA Y. Learning category-specific dictionary and shared dictionary for fine-grained image categorization [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(2): 623-634.
- [13] 吕东辉, 张闯, 汪世刚. 利用图像块数据库和纹理特征点的图像彩色化方法[J]. 上海大学学报, 2011, 17(1): 57-63.
- LÜ D H, ZHANG C, WANG S G. Image colorization with block image database and texture feature points [J]. Journal of Shanghai University, 2011, 17(1): 57-63. (in Chinese)

(责任编辑 吕小红)