

基于特征部位圆形域的人脸图像修复方法

王肖^{1*}, 魏嘉旺¹, 袁玉波^{1,2}

(1. 华东理工大学 信息科学与工程学院, 上海 200237; 2. 上海大数据与互联网受众工程技术中心, 上海 200072)

(* 通信作者电子邮箱 1450061144@qq.com)

摘要:针对基于样本块的纹理合成方法存在的修复结构不合理和效率较低的问题,提出基于特征部位圆形域的人脸图像修复方法。首先进行人脸特征点定位,依据特征点分布将人脸图像分割出4个特征部位圆形域,明确特征搜索域范围。然后在优先级模型中以指数函数的形式改变置信度项的衰减趋势,并结合结构梯度项使用局部梯度信息约束优先级,提高修复结果的结构连通性。在匹配块搜索阶段,根据目标块与各个特征部位圆形域的相对位置,确定匹配块的搜索域,提升搜索效率。最终在结构相似性的标准下选择结构最佳匹配块,完成结构连通的人脸图像修复。与4个先进的方法相比较,所提方法修复图像的峰值信噪比(PSNR)平均提升了1.219~2.663 dB,时间消耗平均减小了34.7%~69.6%。实验结果表明,该方法对保持人脸图像的结构连通性和视觉合理性有显著效果,在修复的精度和时间上都表现优异。

关键词:人脸图像;图像修复;特征部位;结构梯度项;结构相似性

中图分类号:TP391.413 **文献标志码:**A

Face image inpainting method based on circular fields of feature parts

WANG Xiao^{1*}, WEI Jiawang¹, YUAN Yubo^{1,2}

(1. School of Information Science and Engineering, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China;

2. Shanghai Engineering Research Center of Big Data and Internet Audience, Shanghai 200072, China)

Abstract: To solve the problem of unreasonable structure and low efficiency of the example block-based image inpainting method, a method for face image inpainting based on circular fields of feature parts was proposed. Firstly, according to the distribution of feature points obtained by feature points localization, the face image was segmented into four circular fields to determine feature search domains. Then, in priority model, the attenuation trend of confidence term was changed in form of exponential function, and with the combination of structural gradient term, the priority was constrained by using local gradient information to improve structural connectivity of inpainting result. In the stage of matching patch search, according to relative position between target patch and each circular domain of feature part, the search domain of matching patch was determined to improve search efficiency. Finally, under the standard of structural similarity, face image inpainting with structural connectivity was completed by choosing the best matching patch. Compared with four state-of-the-art inpainting methods, the proposed method has the Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) of inpainted image increased by 1.219 to 2.663 dB on average, and the time consumption reduced by 34.7% to 69.6% on average. The experimental results show that the proposed method is effective in maintaining structural connectivity and visual rationality of face image, and has excellent performance in accuracy and time consumption of inpainting.

Key words: face image; image inpainting; feature parts; structural gradient term; structural similarity

0 引言

数字人脸图像识别是目前学术界研究的焦点,具有广阔的应用前景。然而,由于人为因素干扰、拍摄设备故障,在传输的过程中的编码、解码等因素,致使原始数字图像有明显缺损^[1],带来人脸图像特征信息损失问题,严重影响人脸识别的精确性。数字图像修复技术针对图像中缺损区域,从目标区域边缘开始,利用非目标区域的结构和纹理信息,按照匹配准则预测并修补未知区域,使得填充后图像视觉上合理真实^[2]。

根据修复原理的不同,数字图像修复算法可以分为两类:

基于偏微分方程(Partial Differential Equation, PDE)的结构传播方法^[3]和基于样本块的纹理合成方法^[4]。基于PDE的结构传播方法结合平滑先验知识,从目标区域的外部向内部传递结构信息完成图像修复^[5]。该类有两种经典方法:基于总体变分(Total Variation, TV)^[6]的方法和基于曲率驱动扩散(Curvature Driven Diffusion, CDD)^[7]的方法。基于PDE的方法针对小面积非结构的缺损区域(如划痕),修复效果良好,但并不适用于大块缺失且包含复杂结构信息的图像^[8]。

基于样本块的纹理合成图像修复方法的原理由非目标区域的信息构造修复优先权,对最高优先权块搜寻最佳匹配块

收稿日期:2019-07-11;修回日期:2019-08-21;录用日期:2019-08-30。 基金项目:上海市工程技术中心项目(18DZ2252300)

作者简介:王肖(1995—),女,甘肃天水人,硕士研究生,主要研究方向:数据挖掘、机器学习; 魏嘉旺(1995—),男,辽宁锦州人,硕士研究生,主要研究方向:数据挖掘、计算机视觉; 袁玉波(1976—),男,云南宣威人,副教授,博士,主要研究方向:机器学习、数据科学、数据质量评估、数据挖掘。

填充目标区域完成图像修复^[9]。该类方法最初由 Criminisi 等^[10]于2003年提出,以去除图像中的大物体为目标,采用非目标区域的纹理信息合成图像中未被遮挡的原始背景。文献[11]在基于样本块的修复基础之上,提出样本块结构稀疏性概念,通过块与相邻块的稀疏性的相似性来度量图像结构块的置信度构造优先级,结果显示该方法使修复区域纹理清晰且与周围结构保持一致。文献[12]在修改 Criminisi 算法基础上,将图像梯度卷积后的散度作为数据项构造结构张量,进一步提高了修复图像的质量。针对以上方法存在的填充块选择不恰当的问题,2015年文献[13]提出了一种分离优先级的图像修复方法,根据图像中纹理信息与非纹理信息的比例设计分离优先级定义的算法,实验结果显示该方法可以较好地恢复图像的纹理结构信息。文献[14]针对修复结果存在锯齿效应问题,在优先级修复模型中加入局部特征信息,约束目标块的修复顺序;通过加入梯度信息减小搜索域,提高修复的时间效率。

对于人脸数字图像,文献[15]通过引入人脸先验知识,在人脸数据库中选择同一人脸图像做源区域搜寻匹配块填充目标区域完成图像修复。文献[16]针对人脸图像大块缺失问题,利用在线稀疏字典学习算法,从人脸图像的各种数据集的语料库中设计大量的适应性原子来完成图像修复,该方法在全局模型上,将修复任务表示为一个具有稀疏推广先验的逆问题。但文献[15]和文献[16]的方法均需要人脸数据库的支持,对单一人脸图像并不适用。文献[17]提出了一种新的动态阈值策略,使用快速迭代收缩阈值算法来实现了人脸图像修复。文献[18]针对经典图像修复方法对强纹理结构图像修复效果好,而对于弱纹理的人脸图像修复存在分解精度低,修复结果差的问题,提出分解人脸图像为骨架部分与纹理部分获取稀疏系数修复人脸图像,结果表明该方法可以有效提高图像分解精度恢复人脸图像。

本文方法将人脸特征点定位思想应用于基于样本块的人脸图像修复框架中,提出了基于特征部位圆形域的人脸图像修复方法。通过引入结构梯度项,改善了原始优先级修复模型中未能保持良好的结构连通性的问题,精确计算优先级,使修复效果更接近真实人脸图像;通过人脸特征点定位的自适应窗回归模型^[19]对人脸特征部位圆形域分割,提高匹配块搜寻效率,有效减少算法的时间消耗。

1 基于样本块的纹理合成算法原理

基于样本块的纹理合成方法的过程是按照一定顺序搜寻目标块的匹配块修复图像,用优先级函数确定修复顺序,用相似匹配规则确定匹配块的选择。对于输入图像 I ,图像中的待修复的目标区域为 Ω ,搜索匹配块的源区域为 $\bar{\Omega} = I - \Omega$,即已知区域,目标区域的边界表示为 $\partial\Omega$,如图1所示。其中 ψ_p 是边界线 $\partial\Omega$ 中以点 p 为中心的像素块。

基于样本块的纹理合成算法的基本步骤如下:

1) 计算目标区域 Ω 中所有像素点的初始优先级:

$$P(p) = D(p) * C(p) \quad (1)$$

$C(p)$ 为置信度项,计算如式(2)所示:

$$C(p) = \left(\sum_{q \in (\psi_p \cap \bar{\Omega})} C(q) \right) / |\psi_p| \quad (2)$$

其中 $|\psi_p|$ 是像素块 ψ_p 的面积,即像素点数目。初始化时,置信度 $C(p)$ 在目标区域 Ω 均为0,在源区域 $\bar{\Omega}$ 均为1。 $D(p)$ 为数据项,计算如式(3)所示:

$$D(p) = |\nabla I_p^\perp \cdot \mathbf{n}_p| / \alpha \quad (3)$$

其中: $\perp$ 是正交算子, $\nabla I_p^\perp$ 是点 p 的梯度方向的垂直方向,即等照度线方向; $\mathbf{n}_p$ 是点 p 垂直边界的单位法向量, α 是归一化因子,通常取 $\alpha = 255$ 。

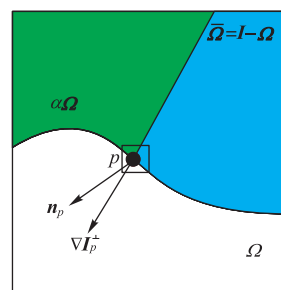


图1 算法原理示意图

Fig. 1 Schematic diagram of algorithm

2) 选取最高优先级待填充块 ψ_p 。以最大优先级像素点 p 为中心,选取一定大小的像素块作为待填充的目标块。

3) 搜寻最佳匹配块。对目标块 ψ_p ,在源区域 $\bar{\Omega}$ 搜索匹配块,相似性度量规则是:

$$\psi_{\hat{q}} = \arg \min_{\psi_{\hat{q}} \in \bar{\Omega}} d(\psi_{\hat{q}}, \psi_p) \quad (4)$$

$$d(\psi_{\hat{q}}, \psi_p) = \sum_{i=0}^n ((r_{pi} - r_{qi})^2 + (g_{pi} - g_{qi})^2 + (b_{pi} - b_{qi})^2) \quad (5)$$

其中: $d(\psi_{\hat{q}}, \psi_p)$ 表示目标块与搜索块像素之间的差异平方和, n 是 ψ_p 中像素点的数目。

将匹配块 $\psi_{\hat{q}}$ 的像素值填充到目标块 ψ_p ,目标区域 Ω 发生变化,置信度项与数据项也随之变化,需对其进行更新。重新计算优先级 $P(p)$ 并重复上述三个步骤直至目标区域 Ω 为空,完成图像修复。

2 基于特征部位圆形域的人脸图像修复方法

对人脸图像,本文方法在基于人脸特征点定位的自适应窗回归技术^[19]上,改进基于样本块的纹理合成方法,提出基于特征部位圆形域的人脸图像修复方法。本文方法的流程如图2所示。

算法的关键内容包括:

1) 人脸特征点定位。通过引入人脸特征点定位技术,定位待修复人脸图像的特征点,明确待修复区域在人脸的位置。

2) 特征部位圆形域确定。具体实现是根据特征点定位结果,对不同特征部位的特征点分类,计算出特征部位极大半径以及圆形域,更精确地定位待修复区域所处的特征部位。

3) 重新定义优先级。通过加入结构梯度项,使用梯度信息约束目标区域优先级,优先修复结构区域,提高修复结果的结构连通性。

4) 特征部位圆形域搜寻匹配块。对待修复块,判断其所处的特征部位,在其所处的特征部位中搜寻匹配块。对符合结构相似性准则的搜寻结果,直接复制匹配块到目标块完成修复;否则在图像全局搜索匹配块,取结构相似性大的块填充

目标区域。

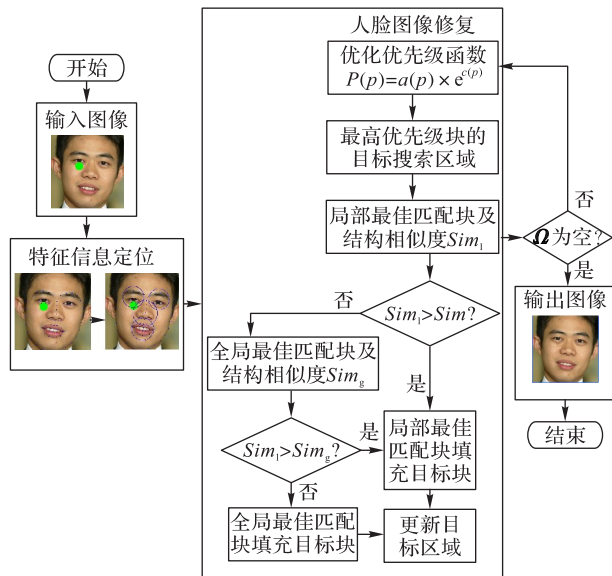


图2 基于特征部位圆形域的人脸图像修复方法流程

Fig. 2 Flow chart of face image inpainting based on circular field of feature parts

2.1 人脸特征点定位

对待修复的人脸图像,在基于显式形状回归(Explicit Shape Regression, ESR)^[20]的人脸特征点定位的基础上,使用自适应窗回归方法模型^[19],初步定位人脸特征点。该模型核心包括:人脸形状初始化,自适应调整窗口稳定预测结果和基于互信息相关计算的特征选择,该模型的流程如图3所示。

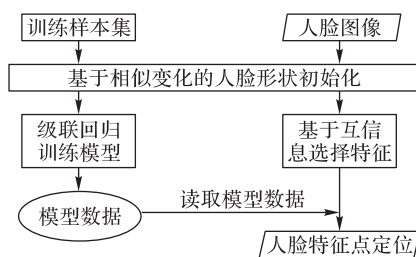


图3 人脸特征点定位模型流程

Fig. 3 Flow chart of face feature point location model

针对ESR算法的多级级联回归中预测形状与真实形状偏差较大的问题,自适应窗回归模型使用由粗到细的自适应特征选择方法。该模型在基于先前回归的均方误差上,以 $\alpha^k = \alpha^{k-1} - \lambda\mu$ 的方式调整特征窗口长度。具体方式是通过级联回归误差,调整缩减参数 λ 进而约束特征窗口长度 α 。基于特征窗口更新方式,对于大误差结果采用大窗口,小误差使用小窗口的方式动态调整搜索窗口,使预测结果不断向真实值逼近。

在特征选择迭代 N 次后得到 N 个候选特征点,将特征点成对做差得 $N*N$ 个像素差。为了规避ESR算法通过线性相关系数选择特征点的弊端,自适应窗回归方法模型使用基于互信息的特征选择策略。首先计算像素差 μ 的信息熵 $H(\mu)$,以及特征点的定位残差值 Y 的条件信息熵 $H(Y|\mu)$,然后根据定位残差与像素差之间的互信息 $I(Y|\mu)$,最后使用熵相关系数 $ECC(Y|\mu)$ 选择出 R 个最具代表性的像素差。根据 R 各像素

差构造叶节点数为 2^R 的随机森林构造回归模型。

2.2 特征部位极大半径圆形域

基于人脸特征点定位的自适应窗回归模型,得到初步定位的人脸特征点。人脸特征点集合记为:

$$S = [P_1, P_2, \dots, P_{N_0}]^T; P_j = (x_j, y_j), N_0 = 68 \quad (6)$$

分类为特征点集合 S_1, S_2, S_3, S_4, S_5 。 S_1 是左眉眼特征点1~11的集合; S_2 是右眉眼特征点12~22的集合; S_3 是鼻子特征点23~31的集合; S_4 是嘴巴特征点32~51的集合; S_5 是脸部轮廓特征点52~68的集合。

特征点集合 S_1, S_2, S_3, S_4 中的特征点分布在特征部位周围,根据特征点的位置信息确定特征部位的范围。对集合 S_i 分别计算其中心点 $R_i(X_i, Y_i)$, X_i, Y_i 可以通过(7)得到:

$$\begin{cases} X_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=0}^{N_i} x_{ij} \\ Y_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=0}^{N_i} y_{ij} \end{cases} \quad (7)$$

其中 $(x_{ij}, y_{ij}) \in S_i$, N_i 表示集合 S_i 中特征点的个数。以中心点 $R_i(X_i, Y_i)$ 为圆心,计算特征集合 S_i 中特征点到圆心的欧氏距离,选择最远距离为极大半径 r_i ,即:

$$r_i = \max_{(x_{ij}, y_{ij}) \in S_i} \sqrt{(x_{ij} - X_i)^2 + (y_{ij} - Y_i)^2} \quad (8)$$

其中 $i = 1, 2, 3, 4$ 。特征部位极大半径圆形域的就是以 R_i 为圆心、 r_i 为极大半径得到人脸图像的特征部位区域 E_i 。实验结果如图4所示。

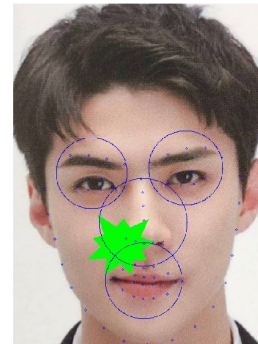


图4 人脸特征部位圆形域

Fig. 4 Circular fields of facial feature parts

2.3 优先级的计算

基于样本块的纹理合成图像修复方法中,优先级由置信度项和数据项计算得到。置信度是目标块周围像素信息可靠程度的度量,如图5(a)所示的圆圈部分会有更高优先级,会随着图像修复进程逐渐减小。数据项使得修复过程优先沿着线性结构的方向进行,如图5(b)所示的圆圈部分为结构方向,传播过程进行到目标区域内部,使修复后的图像视觉上有很好的连通性。

置信度项 $C(p)$ 表示待修复块中已知像素信息的可靠程度,在图像修复过程中会迅速衰减为0而失去约束效力。对 $C(p)$ 做指数 e^x 变换,改变衰减趋势使其在修复过程中有效约束优先级。人脸图像作为弱纹理图像,数据项 $D(p)$ 在图像修复结果的结构连通性上表现并不突出,为了使图像结构信息得到更高的关注,本文引入结构梯度项 $\alpha(p)$ 。重新定义修复

过程中的优先级函数如下:

$$P(p) = \alpha(p) \times e^{C(p)} \quad (9)$$

其中 $C(p)$ 为置信度项, $\alpha(p)$ 为结构梯度项, 定义为:

$$\alpha(p) = \frac{1}{|\psi_p \cap \bar{\Omega}|} \sum_{q_j \in (\psi_p \cap \bar{\Omega})} \sqrt{g_{xx}g_x + 2g_{xy}g_xg_y + g_{yy}g_y} \quad (10)$$

其中: $\bar{\Omega}$ 为源区域, 即搜索域, ψ_p 为目标块。 $\psi_p \cap \bar{\Omega}$ 表示在目标块中未被遮挡的部分。 g_x, g_y 表示像素点 q_j 在 x, y 方向的梯度, g_{xx}, g_{xy}, g_{yy} 表示 x, y 方向的二阶偏导数。图像的梯度信息可以直接反映图像的结构变化, 二阶导数间接反映其结构的变化趋势。综合二者的结构梯度项 $\alpha(p)$ 反映在目标块中未被遮挡的部分在结构特征层面上的复杂程度。

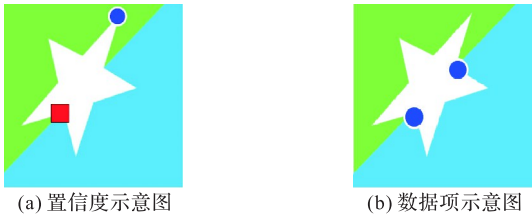


图5 置信度和数据项的倾向性示意图

Fig. 5 Orientation schematic diagram of confidence and data items

2.4 搜寻最佳匹配块

对最高优先级像素点 p , 选取以点 p 为中心, 以 n 为大小的目标块 ψ_p , 判断点 p 与特征部位圆心 $R_i(X_i, Y_i)$ 的距离是否超过该特征部位的极大半径 r_i 。对同时存在于多个特征部位圆形域的点, 选择点 p 到圆心 $R_i(X_i, Y_i)$ 距离相对近的点为目标搜索域 $\bar{\Omega}_s$, 即:

$$Dis(p) = \sqrt{(x_p - X_i)^2 + (y_p - Y_i)^2} \quad (11)$$

$$\bar{\Omega}_s = \begin{cases} \left\{ E_i \mid \arg \min_{(X_i, Y_i) \in E_i} \frac{Dis(p)}{r_i} \right\}, & Dis(p) \leq r_i \\ \left\{ \bar{\Omega} / \sum_{i=1}^4 E_i \right\}, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

其中: E_i 表示特征部位极大半径圆形域, r_i 为圆形域半径 ($i = 1, 2, 3, 4$)。对于不在特征部位圆形域的待修复块, 则将非特征部位作为其目标搜索域。

搜寻匹配块时, 按照最小均方误差 (Minimum Mean Squared Error, MMSE) 的规则, 搜寻 $MMSE(\psi_p, \psi_q)$, 即目标块 ψ_p 的匹配块为 ψ_q 。同时计算局部匹配块对 (ψ_p, ψ_q) 的相似度 Sim_l, Sim 的计算如式 (13) 所示:

$$Sim = \frac{\delta_{pq} + c}{\delta_p \delta_q + c} \quad (13)$$

其中: δ_p, δ_q 分别为目标块和匹配块像素的标准差, δ_{pq} 为 ψ_p 与 ψ_q 之间的协方差, c 为结构系数。 Sim 抵消 MMSE 无法衡量图像结构相似性的缺陷, 若相似度小于阈值 Sim , 则在人脸图像全局范围搜寻匹配块及其相似度 Sim_g , 选择相似度大的匹配块为最佳匹配块, 复制到目标块, 完成人脸图像修复。

基于特征部位圆形域的人脸图像修复算法主要步骤可以分为: 特征部位圆形域确定, 最高优先级块计算和搜索域搜索匹配块 3 个部分, 具体步骤如算法 1 所示。

算法 1 基于特征部位圆形域的人脸图像修复方法。

输入: 待修复人脸图像 I , 目标区域 Ω ;

输出: 修复人脸图像 F 。

1) 人脸特征点定位的自适应窗回归模型确定特征点集合 S , 将特征点集合分类, 其中 S_1 为左眼特征点, S_2 为右眼特征点, S_3 为鼻子, S_4 为嘴巴, S_5 为脸部轮廓;

2) 对集合 S_1, S_2, S_3, S_4 , 分别计算圆心 $R_i(X_i, Y_i)$ 。对 S_i 中的点计算与 R_i 的欧氏距离, 由式 (8) 确定圆形域的极大半径 r_i , N_i 表示 S_i 中特征点的数目。以 R_i 为圆心、 r_i 为极大半径得到特征部位极大半径圆形域 E_i ;

3) while $\Omega \neq \emptyset$

4) 对 Ω 中的点, 由式 (9) 计算优先级;

5) 根据 $\hat{p} = \arg \max_{p \in \delta\Omega} P(p)$, 计算最高优先级点 $\hat{p}$ 及待修

复块 $\psi_{\hat{p}}$;

6) 由式 (12) 判断 $\hat{p}$ 所处特征部位, 确定搜索域 $\bar{\Omega}_s$;

7) 在 $\bar{\Omega}_s$ 按 $MMSE(\psi_{\hat{p}}, \psi_{\hat{q}})$ 寻找最佳匹配块及相似度 Sim_l 。若 $Sim_l < Sim$, 则至 8), 否则至 9);

8) 搜索域 $\bar{\Omega}_s = I / \Omega$, 搜寻全局匹配块 $\psi_{\hat{q}_g}$ 及相似度 Sim_g 。

若 $Sim_g > Sim_l$, 则 $\psi_{\hat{q}} = \psi_{\hat{q}_g}$, 否则 $\psi_{\hat{q}}$ 不变;

9) 将 $\psi_{\hat{q}}$ 复制到 $\psi_{\hat{p}}$, 更新 Ω 得人脸图像 F ; 更新置信度 $C(p)$, 结构梯度乘项 $\alpha(p)$, 返回 3);

10) end while

3 实验结果与分析

本文方法以及对比实验方法均在基于 Matlab R2016b 的环境中编程实现, 硬件配置是 Intel Core i7-8550U 的 CPU, 1.80 GHz 的主频和 8 GB 的 RAM, 配置有独立显存。实验的样本块大小设置从分别 5×5 到 11×11 , 观察实验结果, 当样本块太小时, 由于已知结构信息的不足, 修复结果出现结构不合理现象; 当样本块太大时, 过大的匹配块使填充结果出现明显的块状特征。因此最终设置 9×9 为实验样本块大小, 各对比实验保持一致。为验证实验结果的科学性和视觉连通性, 分别从定量和定性的角度对实验结果进行分析。

3.1 定性分析

将本文方法与文献 [10, 12-14] 的方法进行比较。实验结果的部分展示如图 6 所示。从视觉效果来看, 本文算法在还原人脸特征部位结构连通性和全局一致性的效果均强于文献 [10, 12-14] 的方法。其中文献 [13-14] 考虑图像结构分布特性, 修复结果较优于文献 [10, 12]。图 6 人脸 1、2 修复特征部位的实验结果显示, 文献 [10, 12] 均未能成功修复结构特征, 甚至出现将其他特征部位复制到目标块的情况, 修复结果有明显的结构不一致性。

图 6 人脸 3、4 发现, 对比实验的结果未能很好地修复眼部结构, 文献 [10] 的结果出现将眼角补突出的情况; 文献 [12-13] 的实验结果均出现将脸部皮肤、瞳孔填充到眼白的情况; 文献 [14] 实验结果修复了大部分眼部信息, 但是对边缘的修复效果不佳; 本文算法修复了眼部结构信息, 保持视觉连通性, 真实还原人脸图像。图 6 人脸 5 的局部放大图如图 7 所示, 在修复眉毛的过程中: 文献 [10, 12] 方法会将头发部分作

为匹配块来填充目标区域;文献[13-14]未能完整修复特征部位形状;而本文方法提出的优先级模型考虑图像梯度信息,很

好地修复眉毛形状,同时对搜索匹配块的搜索域做了限制,搜索到的匹配块为眉毛部分,修复效果优于对比实验。

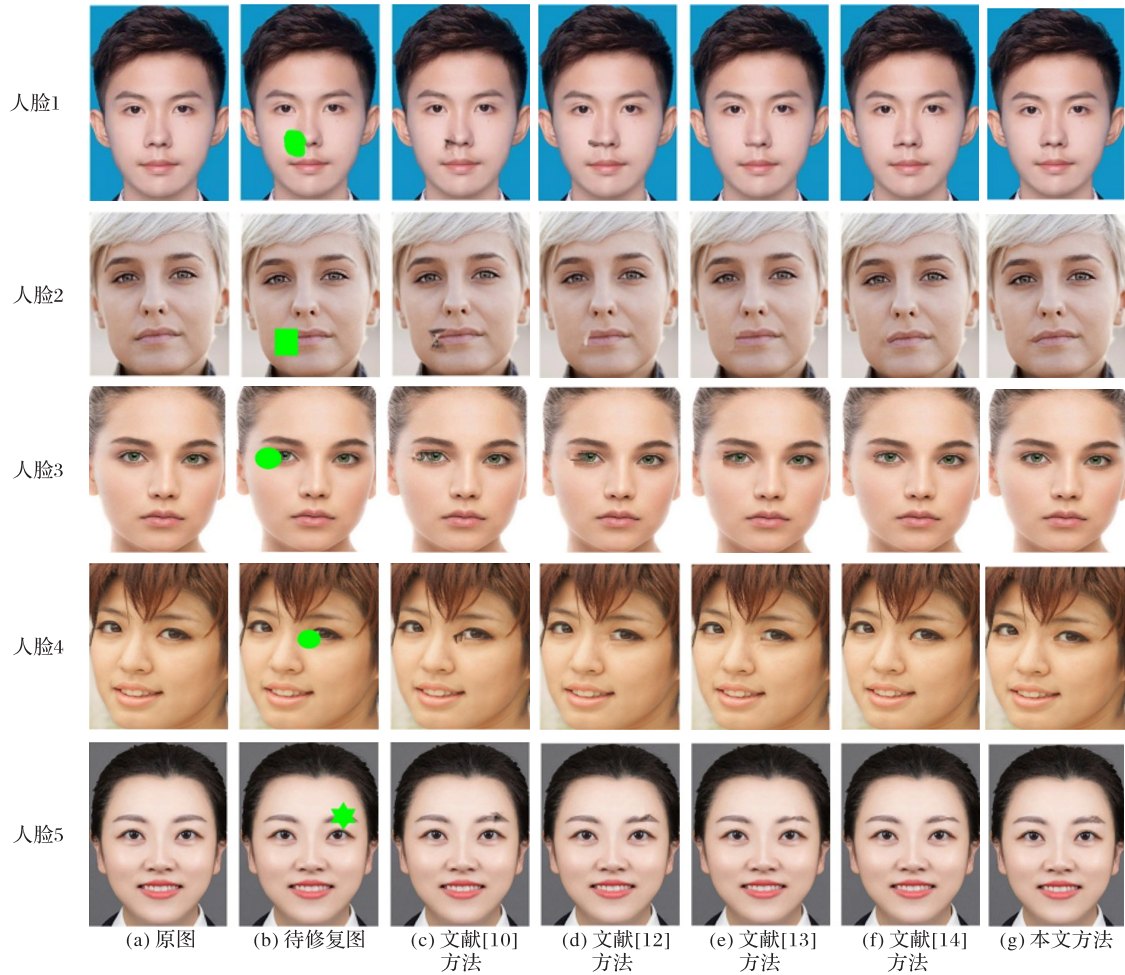


图6 不同算法的人脸修复结果对比

Figure 6 Inpainting results comparison of face images by different algorithms

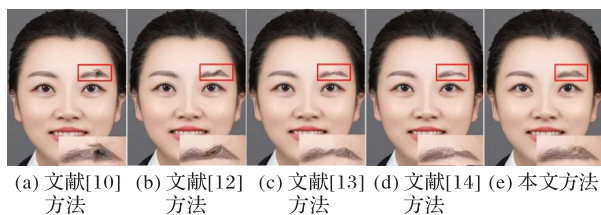


图7 不同算法修复结果的局部放大对比

Figure 7 Local magnification comparison of inpainting results by different methods

3.2 定量分析

实验的定量分析借助峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)与结构相似性(Structural Similarity Index, SSIM)作为评估指标。PSNR的计算方式如下:

$$PSNR = 10 \times \lg \left(\frac{(2^n - 1)}{MSE} \right) \quad (14)$$

其中均方误差(Mean Square Error, MSE)是对比图像的均方误差, $2^n - 1 = 255$ 。PSNR值越大证明两张图像越相似。SSIM的计算如式(15):

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (15)$$

其中: μ 是均值, σ 是方差, σ_{xy} 是 x 和 y 的协方差。 c_1, c_2 是用来维持稳定的常数。SSIM的取值范围是0~1, 越接近1表示两张图像的结构越相似。

采用PSNR和SSIM对图6中的5张人脸图像修复效果进行对比,如表1所示。

表1 不同算法修复结果的PSNR对比 单位: dB
Tab. 1 Comparison of PSNR of inpainting results of different methods unit: dB

人脸图像	人脸 1	人脸 2	人脸 3	人脸 4	人脸 5
文献[10]	36.043	33.035	35.313	35.582	35.313
文献[12]	37.191	36.585	35.587	38.871	36.627
文献[13]	39.217	38.991	36.642	38.332	37.496
文献[14]	39.941	39.824	38.692	39.065	37.326
本文算法	40.432	40.871	39.125	40.622	37.628

相比对比实验,本文方法修复结果的PSNR值均有最优结果,提高了0.13~4.39 dB。SSIM值结果如图8所示,本文算法对结构相似性也有提高,最高值达到0.977。在科学角度论证了上本文方法相较对比方法有更好的修复效果。即使是修复效果不好的实验结果(图6人脸1),本文方法在PSNR、SSIM以及视觉效果上均比对比表现优异。

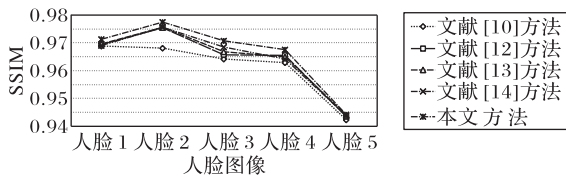


图8 不同算法结果的SSIM对比

Fig. 8 Comparison of SSIM of inpainting results of different methods

为了验证本文算法的有效性,对 100 张人脸图像进行修

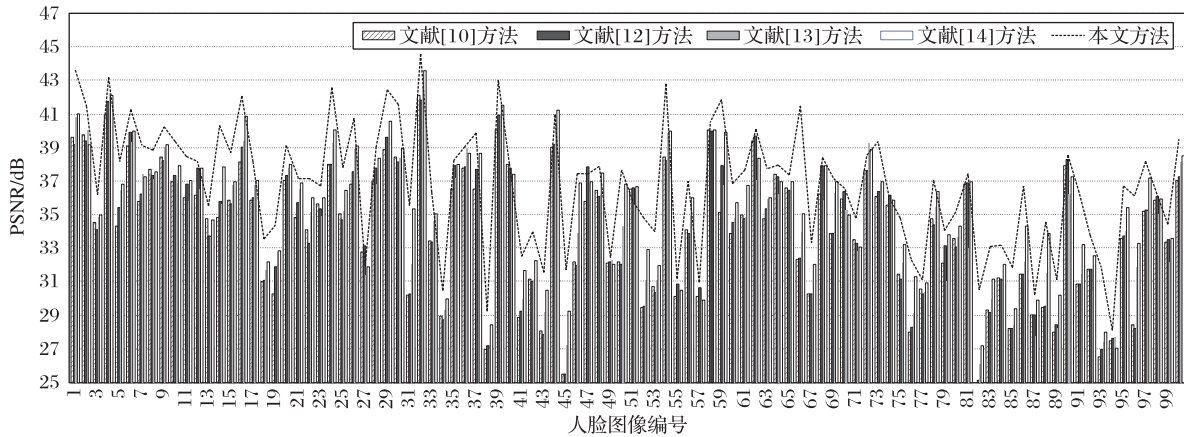


图9 不同算法修复人脸图像的PSNR对比

Figure 9 PSNR comparison of different algorithms for inpainting face images

3.3 时间评估

相对于对比实验采用全局搜索的方案,本文方法在搜索匹配块时是在特征部位极大圆形域内搜索,所以在时间效率上有绝对的优势。为了验证本文方法的时间效率优越性,对图5的各个实验的耗时记录如表2所示。由表可知,修复方法的时间消耗与图像大小以及破损像素数紧密相关。文献[12]的时间消耗最多,这是由于该方法将图像梯度卷积后的散度作为数据项构造结构张量,在每次更新目标域后的数据项计算极度消耗时间。文献[14]的方法由于加入梯度信息减小搜索域,实验耗时会比文献[10,12-13]的方法少。本文方法采用局部搜索匹配块的方式不仅可以准确修复目标域,且速度更快。

表2 不同方法消耗时间对比

Tab. 2 Comparison of time consumption of different methods

人脸图像	图像大小/dpi	破损像素/dpi	耗时/s				本文方法
			文献[10]方法	文献[12]方法	文献[13]方法	文献[14]方法	
人脸1	650×912	10388	86.95	135.71	118.71	60.59	34.27
人脸2	522×605	8236	35.99	62.79	52.24	32.64	24.02
人脸3	491×623	5786	22.12	36.03	31.33	24.28	14.86
人脸4	443×619	3982	13.82	23.27	19.08	13.26	11.69
人脸5	466×614	3868	16.04	25.09	21.96	19.83	15.05

对 100 张人脸图像的修复耗时箱型图如图 10 所示。本文算法在修复耗时上的优越性非常明显。对于所有人脸图像的实验耗时,文献[10]的平均结果为 36.918 s,文献[12]为 59.308 s,文献[13]为 52.688 s,文献[14]为 27.568 s;本文方法为 18.003 s,时间消耗减少了 34.7%~69.6%。以文献[10]方法时间消耗作为基准,可以看出文献[12-13]方法均是

复实验及对比实验。实验结果的 PSNR 对比如图 9 所示。其中柱状图是文献[10,12-14]的方法的结果,折线图是本文算法的结果。对 100 张人脸图像,本文算法修复效果只有 3% 的情况下略逊于对比实验。对于所有人脸图像的修复结果,文献[10,12-13]方法的 PSNR 均值差异不大,分别为 34.132 dB、34.354 dB、34.576 dB;文献[14]相对有较好的修复效果,PSNR 均值为 35.576 dB;而本文算法的 PSNR 均值为 36.795 dB,比对比方法高出 1.219~2.663 dB,再一次论证本文算法在修复人脸图像上的优越性。

间消耗作为代价提高图像修复精度的;文献[14]方法在时间消耗上有所减少,但对于人脸图像的修复效果并没有非常突出;而本文算法在提升精度的同时有效减少时间消耗,具有最佳性能。

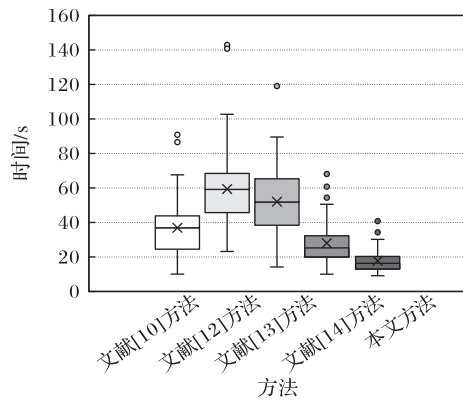


图10 不同方法的耗时箱型图对比

Fig. 10 Box diagram of time consumption of different methods

4 结语

由于优先级计算的不精确性,对弱结构特征的人脸图像,基于样本块的纹理合成方法在修复时通常会出现结构不连通和填充不合理的情况。鉴于此,本文在文献[10]方法的基础上,提出了一种基于特征部位圆形域的人脸图像修复方法,通过引入人脸特征点定位的自适应窗回归模型定位特征点,确定人脸特征部位极大半径圆形域,精确分割人脸图像。对优先级函数进行改进,引入结构梯度项,使修复顺序更为合理。此外,在搜索匹配块的过程中,根据目标块与各特征部位圆形

域的相对位置,选择更为精准的搜索域完成匹配块搜索,减少时间消耗。实验结果表明,本文方法在修复人脸图像上,不仅可以保持结构连通性,相比文献[10,12-14]方法,视觉上更加合理,更接近真实人脸特征,且限定搜索域有效地缩短修复时间。

参考文献 (References)

- [1] 张东,唐向宏,张少鹏,等. 小波变换与纹理合成相结合的图像修复[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(7): 882-894. (ZHANG D, TANG X H, ZHANG S P, et al. Image inpainting based on combination of wavelet transform and texture synthesis [J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(7): 882-894.)
- [2] GUO Q, GAO S, ZHANG X, et al. Patch-based image inpainting via two-stage low rank approximation[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2018, 24(6): 2023-2036.
- [3] HOELTGEN L, MAINBERGER M, HOFFMANN S, et al. Optimising spatial and tonal data for PDE-based inpainting[J]. Mathematics, 2017 (18): 35-83.
- [4] KUMAR V, MUKHERJEE J, MANDAL S K D. Image inpainting through metric labeling via guided patch mixing[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(11):5212-5226.
- [5] HASEGAWA M, KAKO T, HIROBAYASHI S, et al. Image inpainting on the basis of spectral structure from 2-D nonharmonic analysis [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(8):3008-3017.
- [6] ZHANG L, WU X, BUADES A, et al. Color demosaicking by local directional interpolation and nonlocal adaptive thresholding [J]. Journal of Electronic Imaging, 2011, 20(2): No. 023016.
- [7] CHAN T F, SHEN J. Variational image inpainting[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 2005, 58(5):579-619.
- [8] 孟红月,翟东海,李梦雪,等. 参照四邻域裁剪样本的图像修复算法[J]. 计算机应用, 2018, 38(4): 1111-1116. (MENG H Y, ZHAI D H, LI M X, et al. Image inpainting algorithm based on pruning samples referring to four-neighborhood [J]. Journal of Computer Applications, 2018, 38(4): 1111-1116.)
- [9] WANG J, LU K, PAN D, et al. Robust object removal with an exemplar-based image inpainting approach [J]. Neurocomputing, 2014, 123:150-155.
- [10] CRIMINISI A, PATRICK P, TOYANMA K. Object removal by exemplar-based inpainting [C]// Proceedings of the 2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2003: 721-728.
- [11] XU Z, SUN J. Image inpainting by patch propagation using patch sparsity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(5): 1153-1165.
- [12] KUI L, TAN J, SU B. Exemplar-based image inpainting using structure tensor[C]// Proceedings of the 2013 International Conference on Advanced Computer Science and Electronics Information. Paris: Atlantis Press, 2013: 18-24.
- [13] DENG L, HUANG T, ZHAO X, et al. Exemplar-based image inpainting using a modified priority definition[J]. PLoS One, 2015, 10(10):No. e0141199.
- [14] 刘华明,毕学慧,叶中付,等. 样本块搜索和优先权填充的弧形推进图像修复[J]. 中国图象图形学报, 2018, 21(8): 993-1003. (LIU H M, BI X H, YE Z F, et al. Arc promoting image inpainting using exemplar searching and priority filling [J]. Journal of Image and Graphics, 2018, 21(8):993-1003.)
- [15] ZHUANG Y, WANG Y, SHIH T K, et al. Patch-guided facial image inpainting by shape propagation[J]. Journal of Zhejiang University-SCIENCE A, 2009, 10(2): 232-238.
- [16] SULAM J, ELAD M. Large inpainting of face images with Trainlets [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(12): 1839-1843.
- [17] YU Y, CAO J, TANG Y, et al. Fast wavelet thresholding algorithms for face image inpainting[C]// Proceedings of the 2013 International Conference on Green Computing and Communications and IEEE Internet of Things and IEEE Cyber, Physical and Social Computing. Piscataway: IEEE, 2013:1445-1449.
- [18] 王立,张勇. 弱纹理人脸图像局部破损点修复方法[J]. 计算机仿真, 2018, 35(11): 417-420. (WANG L, ZHANG Y. Weak texture face image local damage point repair method [J]. Computer Simulation, 2018, 35(11):417-420.)
- [19] 魏嘉旺,王肖,袁玉波. 人脸特征点定位的自适应窗回归方法[J]. 计算机应用, 2019, 39(5):1459-1465. (WEI J W, WANG X, YUAN Y B. Adaptive window regression method for face feature point positioning [J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39(5):1459-1465.)
- [20] CAO X, WEI Y, WEN F, et al. Face alignment by explicit shape regression [J]. International Journal of Computer Vision, 2014, 107(2): 177-190.

This work is partially supported by the Shanghai Engineering Technology Center Project (18DZ2252300).

WANG Xiao, born in 1995, M. S. candidate. Her research interests include data mining, machine learning.

WEI Jiawang, born in 1995, M. S. candidate. His research interests include data mining, computer vision.

YUAN Yubo, born in 1976, Ph. D., associate professor. His research interests include machine learning, data science, data quality assessment, data mining.