

深度生成模型下缺损图像修复方法仿真研究

代文征¹, 余建国², 唐建国³

(1. 黄河科技学院 工学部, 河南 郑州 450000;

2. 郑州航空航天大学 智能工程学院, 河南 郑州 450016;

3. 河南工业大学 信息科学与工程学院, 河南 郑州 450001)

摘要: 图像在存储或传输过程中容易产生缺损, 为获取全面的图像信息, 提出一种基于深度生成模型的缺损图像修复方法。利用小波线性变换特征, 在小波逆变换过程中选取合适的阈值去除图像噪声, 得到初始图像, 利用深度生成模型中的生成对抗网络增强图像质量, 通过对抗训练增强缺损图像质量, 将图像修复问题转换成像素填充问题, 缩短结构部分与破损区域的距离, 生成缺损图像预填充结果, 利用 PDE 有限差分修复缺损图像中心点信息, 利用人工复原法修改等照度线方向权重, 实现缺损图像修复。实验结果表明, 所提方法修复效果较好, 能最大程度保留原始图像信息。

关键词: 图像修复; 小波的线性变换; 生成对抗网络; 等照度线方向; 图像增强

中图分类号: TP393 **文献标识码:** B

Simulation Research on Defect Image Repair Method Based on Depth Generation Model

DAI Wen-zheng¹, YU Jian-guo², TANG Jian-guo³

(1. Faculty of Engineering, Huang He Science & Technology College, Zhengzhou Henan 450000, China;

2. College of Intelligent Engineering, Zhengzhou University of Aeronautics and Astronautics,
Zhengzhou Henan 450016, China;

3. College of Information Science and Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou Henan 450001, China)

ABSTRACT: At present, the image is prone to defects during storage or transmission. In order to obtain complete image information, this paper put forward a method of repairing defective images based on deep generative model. At first, wavelet linear transformation features were utilized to select an appropriate threshold during the wavelet inverse transformation and remove image noise thus obtaining the initial image. Then, a generative adversarial network in deep generative models was used to enhance the quality of the defective image. Meanwhile, the problem of image restoration was transformed into a pixel-filling problem, thus shortening the distance between the structural part and the damaged area. After that, a preliminary filled result for the defective image was generated. Finally, the PDE finite difference method was adopted to repair the central point of the defective image. At the same time, the artificial restoration method was used to modify the weight of the isophote direction, thus achieving the restoration of the defective image. Experimental results show that the proposed method has good restoration effect and can retain the original image information to the greatest extent.

KEYWORDS: Image restoration; Linear transformation of wavelet; Generative adversarial network GAN; Isophote direction; Image enhancement

基金项目: 河南省民办高等学校品牌专业建设-计算机科学与技术
(ZLG201903); 河南省高等学校重点科研项目-基于深度强化学习的
复杂情景智能决策方法及应用研究(22A520033)

收稿日期: 2023-03-06 修回日期: 2023-03-11

1 引言

随着计算机图像处理技术的快速发展,图像修复成为热门课题^[1]。所谓图像修复技术是根据原图像中未损坏信息的部分,对缺损部分进行填充以便修复图像,使修复后的图像与原图视觉效果基本一致。该技术被广泛应用在各行各业,主要包括文物修复、影视特效制作和图像编码等领域,图像修复技术满足了人们对信息完整度的追求^[2]。

针对一些因存放时间久、物理损坏等原因而出现部分信息缺失的图像,图像修复技术可以对这些丢失信息进行修复,以延长信息保存时间^[3],也可以将图像上某个多余区域剔除。但在实际情况中,图像丢失的表现形式复杂多样,包括全部信息和部分信息丢失、信息掺杂噪音等形式。为更好地解决这些复杂的图像丢失形式,对缺损图像修复方法展开研究。

苏东^[4]等人首先利用高斯函数求出图像中无效点邻域内的像素值和方差,其次计算出无效点邻域内有效点的数量,得到全部无效点的补充序列,最后将图像目标投射在深度图像中,对补充过程进行评估和修补,实现对缺损图像的修复。张豪远^[5]等人首先利用滤波平滑方法,将图像细节以及图像边缘进行保存,其次通过图像聚类算法计算需要被修复的数据,最后提取破损图像中的纹理特征,保存提取到的可用信息,随之填补图像内容,实现对缺损图像的修复。

但是以上两种方法没有对缺损图像进行去噪处理,在图像修复过程中存在图像去噪能力弱及修复效果差的问题,为了解决以上存在的问题,提出深度生成模型下缺损图像修复方法。

2 缺损图像预处理

含噪声图像经过分解后^[6],发现图像细节和噪声主要分布在高频系数中,为达到去噪目的需要对高频系数值进行消除运算,因此需要分解含噪声图像,并重新构建图像,在此基础上完成去噪处理。

2.1 图像去噪

预设含噪声图像为 $z(i, j)$:

$$z(i, j) = y(i, j) + n(i, j) \quad (1)$$

其中, i 和 j 分别表示图像 z 的横纵坐标点, $y(i, j)$ 表示无噪声图像, $n(i, j)$ 表示高斯白噪声。

根据离散小波变换方式,将图像 z 转换成无噪声图像,在式(1)的基础上生成小波系数 W_z ,其表达式为:

$$W_z = W_y + W_n \quad (2)$$

其中, W_y 表示无噪声图像小波系数, W_n 表示含高斯白噪声图像的小波系数。

基于小波的线性变换特征以及小波逆变换过程,可得到初始图像^[7],利用小波阈值达到去噪效果,固定阈值的选择是去噪关键,选取阈值 T 的表达式为:

$$T = \sigma \sqrt{2 \ln R} \quad (3)$$

式中, σ 表示含噪声图像的平均方差, R 表示小波数值长度。

2.2 深度生成模型下图像增强

生成对抗网络是深度生成模型的一种表现形式,在修复图像时,能排除众多外来因素对图像的干扰,在图像效果增强方面起到关键作用。

生成对抗网络由生成模型 G 和判别模型 D 构成^[8],生成模型 G 用于生成图像,判别模型 D 用于判断图像的缺陷,并将判断结果反馈给生成模型,循环往复提升图像质量, $V(D, G)$ 缺损图像的目标函数表达式为:

$$V(D, G) = \left\{ \begin{array}{l} E_{X \sim P_{data}(x)} [\ln D(x)] + \\ E_{S \sim P_{S(s)}} [\ln(1 - D(G(s)))] \end{array} \right\} \quad (4)$$

其中, E 表示样本图像, $X \sim P_{data}(x)$ 表示采集的随机数据, $S \sim P_{S(s)}$ 表示采集的真实图像, $D(x)$ 表示判断真实图像 x 真实性的概率, $D(G(s))$ 表示判断生成图像 $G(s)$ 真实性的概率。

对于判别模型 D 而言, $D(x)$ 尽量大, $D(G(s))$ 尽量小,有利于推导出 $V(D, G)$ 目标函数的最大值,对于生成模型 G 而言, $D(x)$ 不变, $D(G(s))$ 尽量大,有利于推导出 $V(D, G)$ 目标函数的最小值。

对判别模型 D 的 $V(D, G)$ 目标函数进行推导,其表达式为:

$$V(D, G) = \left\{ \begin{array}{l} \left\{ \begin{array}{l} E_{X \sim P_{data}(x)} [\ln D(x)] + \\ E_{S \sim P_{S(s)}} [\ln(1 - D(G(s)))] \end{array} \right\} \\ \left\{ \begin{array}{l} E_{X \sim P_{data}(x)} [\ln D(x)] + \\ E_{x \sim P_{G(x)}} [\ln(1 - D(x))] \end{array} \right\} \\ \left\{ \begin{array}{l} \int [P_{data}(x) \ln D(x) + \\ P_G(x) \ln(1 - D(x))] dx \end{array} \right\} \end{array} \right\} \quad (5)$$

式中, $E_{x \sim P_{G(x)}}$ 表示采集的生成图像数据集, $P_G(x)$ 表示生成真实图像 x 真实性的概率。

对式(5)进行求导,得到判别模型 D ,其表达式为:

$$D = \frac{P_{data}(x)}{P_{data}(x) + P_G(x)} \quad (6)$$

将式(5)代入目标函数 $V(D, G)$ 中进行求导,令 $V(D, G)$ 尽量小,得到生成模型 G ,其表达式为

$$V(D, G) = \left\{ \begin{array}{l} \int P_{data}(x) \ln \frac{P_{data}(x)}{P_{data}(x) + P_G(x)} dx \\ + \int P_G(x) \ln \frac{P_G(x)}{P_G(x) + P_{data}(x)} dx \end{array} \right\} \quad (7)$$

因为扩展生成图像的自由度,减少了图像噪声含量,所以使生成图像多重化。可以根据 JS 散度公式达到增强图像的效果,重新构造判别模型 $new \phi_D$ 和生成模型 $new \phi_G$,二者的表达式分别为:

$$\begin{cases} new\varphi_D = \left\{ \begin{aligned} &old\varphi_D + \nabla \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N [\ln D(x^m) + \\ &\ln(1 - D(G(s^m)))] \end{aligned} \right\} \\ new\varphi_C = \left\{ \begin{aligned} &old\varphi_C - \nabla \frac{1}{N} \\ &\sum_{m=1}^N [\ln(1 - D(G(s^m)))] \end{aligned} \right\} \end{cases} \quad (8)$$

其中, N 表示随机样本数据, x^m 表示真实图像数据, s^m 表示虚假图像数据, $old\varphi_D$ 和 $old\varphi_C$ 均表示原始模型。

3 缺损图像修复

图像修复主要是对经过处理后图像的结构进行修复^[9], 图像结构部分可分为光滑区和边缘区, 根据 Taylor 公式对结构部分展开处理, 得到图像初始部分 $I(y)$ 的表达式为:

$$I(y) = I(x) + \nabla I(x) * (y - x) + o(|y - x|^2) \quad (9)$$

其中, $I(x)$ 表示破损区域, $o(|y - x|^2)$ 表示高阶项。

为了方便运算, 将图像结构部分复原问题转换成填充问题。充分考虑图像的填充问题, 根据 Taylor 算法定义 $I(p)$ 缺损图像初始值, 其表达式为:

$$I(p) = \frac{\sum_{q \in B_p^p \cap \{x | x \text{ known}\}} W(p, q) (I(q) + \nabla I(q) (p - q))}{\sum_{q \in B_p^p \cap \{x | x \text{ known}\}} W(p, q)} \quad (10)$$

其中, W 表示缺损点权重, p 和 q 均表示图像的缺损点, B_p^p 表示图像初始值的邻域, ∇I 表示图像缺损点的方向向量。

为了缩短结构部分 T 与破损区域的距离, 利用水平集函数, 使破损区域点的初始值逐渐向内部延伸^[10], 可以保证结构部分的权重更大, 则缺损点权重 $W(p, q)$ 的表达式为

$$W(p, q) = \frac{T(q)}{\sum_{q \in B_p^p \cap \{x | x \text{ known}\}} T(q)} \quad (11)$$

进一步对结构部分 T 进行修正, 生成对缺损图像的预填充结果。由于预填充结果中只利用了邻域四个点对中心信息点进行更新, 为了容纳更多的信息点, 利用 PDE 数值差分形式进行填充改进, 找到与结构部分 T 相对应的破损区域, 在破损区域内重新确认一点 (i, j) , 该点的更新值是缺损点 p 值的邻域十二个点加权重组合, 改进后的修复结果能够与破损区域的边界更好地连接^[11]。

图像的已知区域应尽量保持原状, 但是由于每个破损区域点的值都需要与周围的邻域点相互连接, 进行加权更新, 导致部分图像呈现模糊状态, 为此进行改进, 改进后的表达式为:

$$\begin{cases} \frac{\partial u(x, y)}{\partial t} = \Delta \text{div} \left(\frac{\nabla u(x, y)}{|\nabla u(x, y)|} \right), \\ u(x, y) = u^0(x, y), \end{cases} \quad (12)$$

式中, $\Delta \text{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right)$ 表示图像邻域点的信息变化曲率, ∂ 表示缺

损图像变化参数, u 表示修复图像的连接点。

根据式 (12) 得知, 缺损图像信息传递过程具有优先级, 由缺损外部向内部传递, 并且缺损图像信息的传送速度与信息曲率最大区域呈正相关, 可知更新幅度与曲率的 Laplace 运算值相关。根据该运算的性质, 在图像角点的位置, 曲率变化明显增大, 并且信息在此区域范围内传播的速度有所提升, 所以应从边角处展开修复, 修复后的图像也更加贴合人眼视觉准则^[12]。

基于式 (12) 得到关于静止点 $u_{i,j}$ 的迭代离散差分形式, 其表达式为:

$$u_{i,j} = \sum_{p \in A} w_p u_p + \lambda u_{i,j}^0 \quad (13)$$

其中, λ 表示不变量参数。

根据 Gauss-Jacobi 迭代公式将式 (13) 改写成:

$$u_{i,j}^{n+1} = \sum_{p \in A} w_p u_p + \lambda u_{i,j}^n \quad (14)$$

虽然方法改进后解决了灰度跳转问题, 并且在修复时能够确保缺损图像信息与原始图像信息保持一致, 但是因缺损点之间的加权重只与梯度信息产生关联, 忽略了等照度线这一重要的方向信息, 所以继续采用模拟人工复原图像的工作原理传递信息^[13], 使得修复信息效率更高。

在结构修复过程中, 向量 ∇I_p 和等照度线方向 \vec{N} 的夹角在传播信息方面起到至关重要的作用, 基于此, 进行权重修改, 修改后的权重 \tilde{w}_p 表达式为:

$$\tilde{w}_p = (\nabla I_p * \vec{N}) w_p = \cos \theta * w_p \quad (15)$$

其中, $(\nabla I_p * \vec{N})$ 表示向量和等照度线方向两个单位的内积。

在连接向量和等照度线方向过程中, 二者之间产生较小的夹角时, 表明图像中的灰度信息需要延着缺损点 p 的位置进行分散^[14], 缺损点的权重也会随之增大, 反之, 权重会随之变小。

将式 (15) Gauss-Jacobi 改进后的迭代公式表达为:

$$u_{i,j}^{n+1} = \sum_{p \in A} \tilde{w}_p u_p^n + \lambda u_{i,j}^n, (\lambda = 0) \quad (16)$$

这样不仅解决了图像修复过程中存在的灰度跳转问题, 还能够保持已知区域的信息^[15], 基于引进的等照度线方向信息有效提高了信息传播效率, 且在对结构部分修复时估计破损区域阈值, 进一步减少迭代次数和计算量, 由此有效的完成对破损图像的修复。

则修正后的结构部分 T 的表达式为:

$$T(q) = \begin{cases} \min \{ T(q), \min \{ solve(q_w, q_s) \}, \\ solve(q_e, q_s), solve(q_e, q_n), \\ solve(q_w, q_n) \} \} \end{cases} \quad (17)$$

式中, q_w, q_s, q_e, q_n 均表示缺损点的邻域点, $solve$ 表示确定缺损点处更新值的可能性。

4 仿真结果与分析

为了验证深度生成模型下缺损图像修复方法的整体有

效性,现针对所提方法进行一系列相关测试,并与彩色图像轮廓的深度图像修复方法和基于边缘重建的多尺度壁画修复方法进行比较。采用 MATLAB 软件处理实验中涉及的图像,以提升实验结果的准确性。实验主要从两个方面入手,分别是图像去噪效果以及修复效果,在两种指标下对比三种方法的最终实验结果,根据实验结果详细证明所提方法对缺损图像修复能力。

4.1 图像去噪能力检测

对图像去噪可以更好地修复图像细节,信噪比、峰值信噪比以及结构相似性是评估图像去噪效果的三个有效指标,其中,信噪比和峰值信噪比越高,表示图像质量越好,结构相似性指数是衡量去噪图像与原始图像的相似度,其指数越高去噪能力越好。

从 ImageNet 数据集中随机选取 10 组图像作为实验样本,利用三种方法对实验样本进行去噪,将其结果与实际结果进行比对,在三种指标下检测三种方法的去噪效果,实验结果如表 1 所示。

表 1 三种方法的图像去噪能力检测

检测方法	样本编号	信噪比	峰值 信噪比	结构相似 性指数
没有缺失的图像	1	4.1864	17.5446	0.2104
	2	5.0623	18.8254	0.2309
	3	5.4356	18.7677	0.2352
	4	5.2467	18.7876	0.2425
	5	4.8776	19.6709	0.5632
	6	4.7578	19.4356	0.6745
	7	4.6756	17.4973	0.4791
	8	6.4564	17.0934	0.4243
	9	5.1566	19.5426	0.4211
	10	4.1675	17.2257	0.3013
所提方法	1	4.1854	17.5416	0.2004
	2	5.0523	18.8154	0.2209
	3	5.4156	18.7377	0.2252
	4	5.2167	18.7376	0.2125
	5	4.8376	19.6209	0.5132
	6	4.7178	19.4326	0.6545
	7	4.6356	17.4473	0.4591
	8	6.4524	17.0434	0.4143
	9	5.1266	19.5126	0.4011
	10	4.1275	17.2057	0.3012
彩色图像轮廓的	1	4.1804	17.5016	0.1908
深度图像修复方法	2	5.0423	18.7154	0.2109
	3	5.3156	18.7177	0.2152

检测方法	样本编号	信噪比	峰值 信噪比	结构相似 性指数
基于边缘重建的多 尺度壁画修复方法	4	5.2067	18.7176	0.2025
	5	4.7376	19.6109	0.5032
	6	4.7128	19.4126	0.6045
	7	4.6256	17.4173	0.4291
	8	6.4324	17.0234	0.3143
	9	5.1226	19.5116	0.3011
	10	4.1255	17.2037	0.2012
	1	4.1604	17.2016	0.1508
	2	4.0423	17.3154	0.1105
	3	4.3156	18.7147	0.2122
	4	4.2067	18.7146	0.2015
	5	4.6376	18.6109	0.4032
	6	4.6128	18.4126	0.5045
	7	4.3256	14.4173	0.3291
	8	6.1324	16.0234	0.2143
	9	4.1226	15.5116	0.2001
	10	4.1055	17.1037	0.2011

实验选取了信噪比、峰值信噪比和结构相似性三个指标,以便更好的验证三种方法的图像去噪效果,由表 1 中的数据可知,所提方法的去噪效果较好,其指标测试结果与没有缺失图像之间的差距较小,其余两种方法则有一定差别,与所提方法相比,文献方法的去噪效果和图像质量较差,由此验证所提方法的去噪能力强于其余两种方法,去噪后图像完整保留了原始图像结构。

4.2 图像修复效果

由于人像图像细节多且修复难度大,尤其对眼角和鼻子等其它细节修复的要求标准更高,所以选取三种年龄阶段的人像图像作为实验样本,能更加突出对比三种方法的图像修复效果。第一行是原始图像、第二行是缺损图像、第三行是利用彩色图像轮廓的深度图像修复方法得到的修复结果、第四行是利用基于边缘重建的多尺度壁画修复方法得到的修复结果,第五行是利用所提方法得到的修复结果,实验结果如图 1 所示。

将三种方法的图像修复结果与原始图像对比后发现,所提方法的图像修复结果与原始图像对比没有明显差别,其它两种方法与原始图像差异大,由此证明所提方法的修复效果好。

5 结束语

图像是重要的信息记录载体,但在图像存储过程中容易受到破坏产生画面缺损,不仅会影响图像质量,而且还会干扰图像内容的信息传递,为此提出深度生成模型下缺损图像

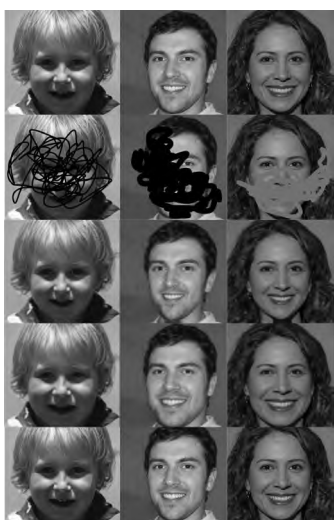


图1 三种方法的图像修复效果

修复方法,该方法首先对图像进行预处理,通过消除图像噪声以及生成对抗网络增强图像质量,对破损图像展开修复,解决了图像修复过程中存在图像去噪效果差以及修复后信息熵减少问题。虽然所提方法在细节修复方面的效果显著提升,但是视觉效果还需要进一步加强,对于图像破损区域边界的修复还有待提升。

参考文献:

- [1] 刘微容,米彦春,杨帆,等. 基于多级解码网络的图像修复[J]. 电子学报,2022,50(3):625-636.
- [2] 覃子宇,郑东生,周宇晨,等. 基于深度学习的PIV流场图像修复技术[J]. 推进技术,2022,43(9):335-342.
- [3] 李志丹,陈娇,苟慧玲,等. 基于球形收敛和结构一致性的图像修复算法[J]. 铁道学报,2021,43(9):80-85.
- [4] 苏东,张艳,曲承志,等. 基于彩色图像轮廓的深度图像修复方法[J]. 液晶与显示,2021,36(3):456-464.

(上接第169页)

- [44] RUSSAKOVSKY O, DENG J, SU H, et al. Imagenet large scale visual recognition challenge[J]. International journal of computer vision, 2015, 115(3):211-252.
- [45] NAZERI K, NG E, JOSEPH T, et al. Edgeconnect: Generative image inpainting with adversarial edge learning[J]. arXiv e-prints, 2019.

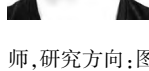
- [5] 张豪远,徐丹,罗海妮,等. 于边缘重建的多尺度壁画修复方法[J]. 图学学报,2021,42(4):590-598.
- [6] 李健,张显斗,李楠飞,等. 采用双尺度图像分解的水下彩色图像增强[J]. 中国图象图形学报,2021,26(4):787-795.
- [7] 何立风,袁朴,周广彬,等. 基于图像特征量和小波变换的去雾算法[J]. 激光与光电子学进展,2022,59(2):271-280.
- [8] 景海钊,史江林,邱梦哲,等. 基于密集残差块生成对抗网络的空间目标图像超分辨率重建[J]. 光学精密工程,2022,30(17):2155-2165.
- [9] 李海燕,黄和富,郭磊,等. 基于残缺图像样本的生成对抗网络图像修复方法[J]. 北京航空航天大学学报,2021,47(10):1949-1958.
- [10] 石浩德,陈明举,侯劲,等. 基于人脸结构信息引导的人脸图像修复网络[J]. 液晶与显示,2023,38(2):245-255.
- [11] 杨昊,余映. 利用通道注意力与分层残差网络的图像修复[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2021,33(5):671-681.
- [12] 杨元英,王安志,何淋艳,等. 基于生成式对抗网络的图像修复研究进展[J]. 计算机技术与发展,2022,32(2):75-81,87.
- [13] 谭骏珊,李雅芳,秦姣华. 基于推理注意力机制的二阶段网络图像修复[J]. 电讯技术,2022,62(11):1545-1553.
- [14] 孙琪,翟锐,左方,等. 基于部分卷积和多尺度特征融合的人脸图像修复模型[J]. 计算机工程与科学,2023,45(2):304-312.
- [15] 刘强,张道畅. 结合SENet的密集卷积生成对抗网络图像修复方法[J]. 小型微型计算机系统,2022,43(5):1056-1060.

[作者简介]



代文征(1980-),男(汉族),河南永城人,硕士,副教授,研究方向:智能图像处理、智能数据处理。

余建国(1975-),男(汉族),河南林州人,硕士,副教授,研究方向:深度学习、软件开发技术。



唐建国(1977-),男(汉族),四川金堂人,博士,讲师,研究方向:图像处理、神经网络。

[作者简介]



柏劲成(1999-),男(汉族),江苏省盐城市人,硕士研究生,主要研究领域为计算机视觉、图像修复。

樊瑶(1983-),女(汉族),陕西省西安市人,副教授,硕士研究生导师,主要研究领域为图像处理、人工智能、模式识别(通讯作者)。

王帅帅(1995-),男(汉族),河南省周口市人,硕士研究生,主要研究领域为边缘检测。

李育博(1997-),男(汉族),陕西省渭南市人,硕士研究生,主要研究领域为缺损检测。