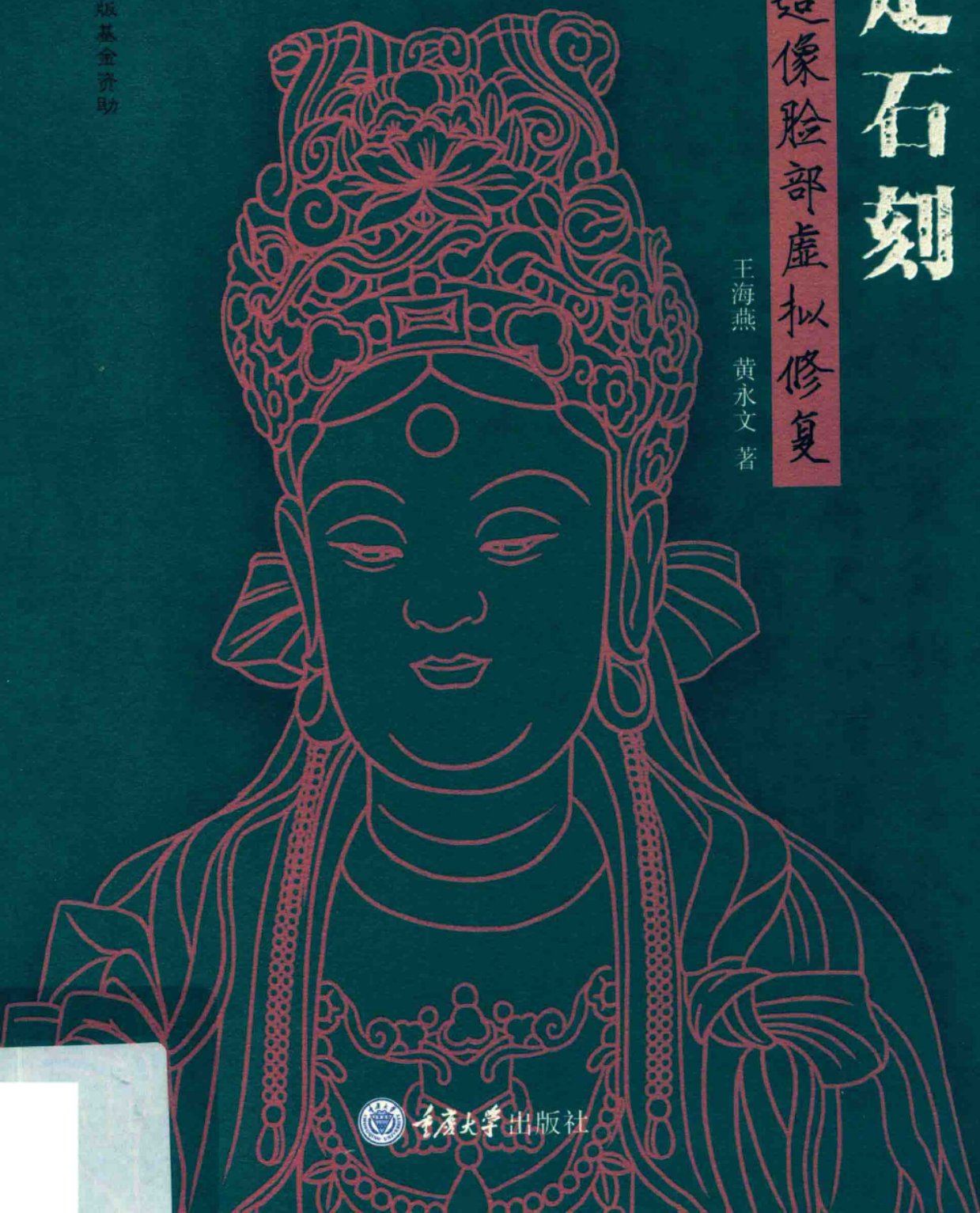


大足石刻

佛教造像脸部虚拟修复

王海燕 黄永文 著

四川美术学院学术出版基金资助



重庆大学出版社

大足石刻

佛教造像脸部虚拟修复

王海燕 黄永文 著

四川美术学院学术出版基金资助



重庆大学出版社

图书在版编目(CIP)数据

大足石刻佛教造像脸部虚拟修复 / 王海燕, 黄永文

著. -- 重庆: 重庆大学出版社, 2019.4

ISBN 978-7-5689-1449-9

I. ①大… II. ①王… ②黄… III. ①大足石窟—石刻—佛像—造像—图象处理 IV. ①K879.274

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2018)第 301132 号

大足石刻佛教造像脸部虚拟修复

DAZU SHIKE FOJIAO ZAOXIANG LIANBU XUNI XIUFU

王海燕 黄永文 著

责任编辑: 邬小梅 刘 刚 版式设计: 林 玲

责任校对: 刘志刚 责任印制: 邱 瑶

*

重庆大学出版社出版发行

出版人: 易树平

社址: 重庆市沙坪坝区大学城西路 21 号

邮编: 401331

电话: (023) 88617190 88617185(中小学)

传真: (023) 88617186 88617166

网址: <http://www.cqup.com.cn>

邮箱: fxk@cqup.com.cn (营销中心)

全国新华书店经销

重庆市国丰印务有限责任公司印刷

*

开本: 787mm×1092mm 1/16 印张: 8.75 字数: 185 千

2019 年 4 月第 1 版 2019 年 4 月第 1 次印刷

ISBN 978-7-5689-1449-9 定价: 59.80 元

本书如有印刷、装订等质量问题, 本社负责调换

版权所有, 请勿擅自翻印和用本书

制作各类出版物及配套用书, 违者必究

虚拟修复是文化遗产数字化保护的重要内容之一,它不仅能够避免直接修复可能导致的“二次损毁”风险,而且能够为其数字化展示与传播提供必要的资源。本书针对大足石刻佛教造像脸部图像,首先利用深度卷积神经网络识别技术,对其造型风格进行识别,并建立一个能有效识别的样本库;然后利用基于样本的图像修复算法,针对待修复图像破损严重而无法提供充足先验信息的修复案例,分别进行基于图像融合与基于平均脸的图像修复实验,形成一个基于样本库的图像修复方案:从样本库中搜索与待修复图像相似的图像,再将这些相似图像融合生成一张样本图;最后将样本图作为候选样本块的搜索域,实现基于样本的图像修复。

19 世纪的法国文学家福楼拜曾断言：“艺术越来越科学化，科学越来越艺术化，两者在山麓分手，有朝一日，将在山顶重逢。”重庆大学的机器学习研究团队最有特色的研究方向便在于将计算机科学与技术应用于人文社会科学的研究。从国家自然科学基金项目“计算机辅助文学艺术研究创作——诗词曲联”对文学语言的研究，到自然语言处理技术及其应用研究，我们致力于语言艺术与科技的“重逢”。如今，团队成员王海燕博士的“大足石刻数字图像虚拟修复研究”，则将这种“重逢”扩展至图像艺术与科技的“重逢”。

数字化技术、计算机图形图像处理技术的长足发展，为人类文化遗产的保护提供了全新的手段与方法。对巴蜀石刻的代表——大足石刻进行数字图像识别与虚拟修复研究，正是对这一世界文化遗产进行数字化保护的重要内容之一。

王海燕的研究立足于大足石刻的数字化保护，研究适合艺术图像修复的基于样本的图像修复(exemplar-based inpainting)算法，提出基于样本库生成样本图以完成基于样本的图像修复方案，并将之应用于大足石刻佛教造像脸部图像的虚拟修复研究，以求解决当原图像因破损区域太复杂或过大而无法提供充足先验信息的修复问题，推动了基于样本的图像修复技术的研究。

其研究工作将计算机领域深度卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)的人脸识别技术、数字图像修复算法、图像融合技术、发展心理学领域的平均脸概念、美术史学研究中的图像学与考古学方法，融合应用于大足石刻的图像识别与修复研究。此项研究工作具有一定的学术与应用价值，并取得了重要的

阶段性成果：提出的基于 VGGNet 的大足石刻佛教头像的造型风格识别方法，对北山第 180 号“十三观音变相窟”中主像后的两尊观音立像与窟内其他观音立像进行了相似度比较，结合图像学辨析方法，得出这两尊观音立像可能是在该窟左右侧壁最外面两尊观音立像损毁后，为了保持原窟的完整性而补造的结论。这一研究成果已经发表在 A&HCI、SCI 双检索的国际学术期刊法国《文化遗产》杂志上，并受到广泛关注。提出的基于平均脸生成样本图，并将之作为基于样本的图像修复算法的匹配样本的搜索域的修复方案，对于那些具有挑战性的、待修复图像中残存的相关先验信息严重不足的修复任务来说，非常有效。这一方法已成功应用于虚拟复原大足石刻石门山第 6 号“十圣观音”窟中被盗杨柳观音的头像，与原杨柳观音头像照片的相似度达到 0.858。这为那些因找不到任何相关材料的艺术修复问题，提供了可接受的解决方案，这一研究成果再度被法国《文化遗产》杂志认可，已于 2018 年 8 月在线上发表。

当然，这些研究能够真正应用于大足石刻的修复实践，并得到学界的广泛认同，还有一段充满艰难险阻的远征之路。但知难而进、不畏艰辛才是所有研究工作者的优秀品格，也是推动一切科学发展的原动力。希望王海燕等该领域的研究者能够坚持下去，并走得更远，也祝愿重庆大学、四川美术学院、大足研究院等高校与研究机构在将来能有更深入的合作机会，共同推动多学科交叉研究，为大足石刻的数字化保护做出更多的贡献。

何中市

2018 年 8 月

1 绪 论	1
1.1 研究背景和意义	1
1.2 数字图像修复在国内外的研究现状	4
1.2.1 侧重恢复图像几何结构的修复方法	5
1.2.2 侧重恢复图像纹理的修复方法	7
1.2.3 混合方法	9
1.2.4 数字图像修复主要研究方向	11
1.3 数字图像修复技术在艺术图像领域的研究现状	12
1.4 现有数字图像修复技术的局限与不足	15
1.5 本书主要研究内容及创新点	16
1.5.1 主要研究内容	17
1.5.2 创新点	19
1.6 本书的框架结构	20
2 基于样本库的图像修复相关技术	23
2.1 基于样本的数字图像修复算法	23
2.1.1 Criminisi 算法的基本原理及流程	23
2.1.2 优先权计算改进	26
2.1.3 相似性度量改进	27
2.1.4 样本块搜索策略改进	28
2.2 深度卷积神经网络	29
2.2.1 深度卷积神经网络的基本思想	29
2.2.2 VGGNet 的网络结构	32

2.3	图像融合技术	34
2.3.1	图像融合的基本步骤	34
2.3.2	泊松融合	34
2.4	修复图像质量评价标准	35
2.4.1	修复质量客观评价	35
2.4.2	修复质量主观视觉评价	36
2.4.3	主观视觉评价的心理基础——格式塔视觉心理学	36
2.5	本章小结	38
3	基于深度卷积神经网络的大足石刻佛教头像造型风格识别	39
3.1	MSRoVGG 方法	40
3.1.1	基于 VGGNet-16 的佛教头像特征提取	40
3.1.2	基于 K-means 算法的佛教头像聚类	41
3.2	大足佛教头像造型风格识别实验结果与分析	43
3.2.1	实验数据、实验环境及实验方案	43
3.2.2	聚类及相似性度量结果及分析	45
3.2.3	北山第 180 号窟重命名	53
3.3	本章小结	61
4	基于图像融合的大足石刻佛教造像脸部图像修复	63
4.1	FilIoH 方法	66
4.1.1	基于深度卷积神经网络的相似图像挑选	69
4.1.2	基于图像融合的样本图像生成	72
4.1.3	基于样本图及 Criminisi 算法的图像修复	75
4.2	基于图像融合的大足佛教造像脸部图像修复实验结果与分析	76
4.2.1	实验数据与环境、对比方法与评价标准、实验方案	76
4.2.2	比较实验结果及分析	77
4.2.3	北山第 180 号窟第 5、第 6 尊造像修复实验	81
4.3	本章小结	83
5	基于平均脸的大足石刻佛教造像脸部图像修复	85
5.1	相关工作	86
5.1.1	平均脸	86
5.1.2	图像去模糊	88



5.2	FIIoAF 方法	88
5.2.1	对称性考量	89
5.2.2	平均脸生成	91
5.2.3	平均脸去模糊	92
5.3	基于平均脸的大足佛教造像脸部图像修复实验结果与分析	94
5.3.1	实验数据与环境、对比方法与评价标准、实验方案	94
5.3.2	石门山第 6 号窟杨柳观音头像的重建	95
5.3.3	北山第 180 号窟破损观音头像的重建及第 5、第 6 尊观音像的修复	100
5.3.4	比较实验结果及分析	104
5.4	本章小结	106
6	总结与展望	107
6.1	主要结论	107
6.2	后续工作展望	109
附 录		113
	主要符号列表	113
参考文献		115
后 记		129

1.1 研究背景和意义

数字图像修复 (inpainting) 是根据一幅输入图像已知区域中的先验信息 (priors), 推测性修复重建图像缺损区域的过程。其目的在于使修复重建区域看起来自然可信, 让那些对原图像 (original image) 不熟悉的人难以觉察这一修改。其本质是通过不完全信息重构完全信息, 由于没有定义明确的唯一解, 因此属于典型的非适定性逆问题。虽然 Masnou 及 Morel 早在 1998 年就涉猎去遮挡研究^[1], 但直到 2000 年, Bertalmio 和 Shapiro 等人^[2]才受到艺术修复的启发, 并借用“inpainting”这一术语, 在由美国计算机协会计算机图像专业组 (ACM SIGGRAPH) 组织的计算机图形学顶级年度会议上发表论文“Image inpainting”, 从而首次在计算机图形图像领域提出“图像修复”这一概念。自此, 数字图像修复技术得到了广泛的研究, 并成为当前图像处理与计算机视觉领域中的一个研究热点, 在文物保护、影视特效制作、多余目标物体剔除 (如视频图像中删除部分人物、文字、小标题等)、图像缩放、图像的有损压缩、视频通信的错误隐匿等方面有着重大的应用价值。

位于重庆市大足区的大足石刻是公元 9 世纪至 13 世纪中国石窟寺艺术的巅峰之作, 是我国“唐宋石刻艺术的文化宝库”, 也是源自古印度的石窟寺艺术在中国由北至南空间传播过程中所形成的最后一座丰碑。因其突出的普适价值, 于 1999 年被联合国教科文组织 (UNESCO) 认定为世界文化遗产。大足石刻主要由北山摩崖石刻、宝顶山摩崖石刻、南山摩崖石刻、石篆山摩崖石刻、石门山摩崖石刻共五个区域的石刻造像组成, 包含佛教、道教、儒家教义等三大造像主题。UNESCO 称赞大足石刻通过其高超的艺术品质、多变的题材主题, 展现了中国这一时期从世俗到宗教的日常社会生活而卓越非凡, 并充分

证明了这一时期儒、释、道思想在中国和谐共存的局面^①。遗憾的是,大足石刻因属砂岩材质,地处多雨潮湿的西南户外,且形制多为浅龕,千百年来,历经岁月沧桑、寒暑交替,不可避免地遭受渗水、表层风化、岩体不稳、生物侵蚀等损毁威胁,如图 1.1 所示。因此,对其进行抢救性修复与保护,便显得迫在眉睫。



图 1.1 大足石刻部分病害种类

艺术修复由来已久,西方源起于欧洲中世纪,中国则在“宋时已露头角,而清乾隆发扬光大至前无古人之境地”^[3]。艺术修复的目的在于通过修补一些因年代久远或保管不周而受损的艺术作品,使其恢复原貌,因此亦称为复原 (restoring) 或润饰 (retouching)。艺术修复历来依靠纯手工作业,修复质量受修复师本人艺术修养与修复经验的限制,不仅费时费力,而且因直接在艺术原作上进行修复,往往易将其置于“二次损毁”的风险之中。因此,文物工作者对修复持非常谨慎的态度。但正如切萨莱·布兰迪 (Cesarel Banid) 所

① 参见 UNESCO World Heritage Centre. Dazu Rock Carvings [EB/OL]. <http://whc.unesco.org/en/list/912>.

提出的,修复是根据历史学、自然科学、美学、材料学的特征来认识艺术品、修复艺术品的方法论。文物修复领域因此达成共识:在修复实践过程中,不可能绝对消除修复师对文物主体的干涉,但在修复材料的使用上必须具有可逆性、兼容性和可辨识性。与此同时,有效的文物修复不能仅凭对文物的艺术和历史研究而获得足够的支持,还需要一系列的技术分析和研究,现代科学便可提供极其重要的手段^[4]。因此,在对大足石刻进行修复与保护的过程中,寻求一种更为有效的融传统手工修复与现代科学技术于一体的修复手段便显得尤为重要。

与此同时,我国“十三五”规划中提出“推进文化业态创新,大力发展创意文化产业,促进文化与科技、信息、旅游、体育、金融等产业融合发展”的要求。将数字信息技术、计算机图形图像处理技术与人工智能技术应用于文化遗产的抢救、保护与传播,不仅能够推动文化与科技、信息、旅游的融合发展,而且更是推动对外文化交流、提升国家文化软实力的一个有力手段。大足石刻目前还没能如国内外其他世界文化遗产一样充分利用计算机图形图像处理、移动终端等现代科技手段进行文物的数字化展示与传播,还是以景区参观、博物馆展呈、电视广播报刊报道及高校和科研机构的学术研讨等形式为主体。传统的景区参观、博物馆展呈属实地传播方式,受空间容纳量及开放时间的限制,影响范围有限;通过电视、广播、报刊等传统媒介的传播方式则受版面、播放时段等限制,传播影响的时效性有限;而通过大足石刻研究院举办的历届研讨会及高校与研究院合作的学术活动所进行的传播渠道则仅仅属于专业人士之间的学术交流与传播,传播人群及范围受到限制;同时,大足石刻目前所采用的常规网站传播方式在内容上也略显单薄。这些传播方式既无法契合“互联网+”时代艺术传播接受者的视觉经验与心理期待,又在传播范围与传播影响力上受到制约。国内外数字化、虚拟化文物保护工程的典型案例表明,数字图像修复技术对文物的数字化保护、展示与传播具有奠基性支撑意义^[5]。

因此,本书立足于大足石刻的数字化修复与保护研究,改进适合艺术图像修复的基于样本的图像修复(exemplar-based inpainting)算法,提出基于样本库生成样本图以完成基于样本的图像修复的方案,并将之应用于大足石刻佛教造像脸部图像的虚拟修复实践,具有重要的社会效益与学术意义。

首先,为大足石刻的保护与研究提供新的手段与方法。将基于深度卷积神经网络的人脸识别技术、数字图像修复算法、图像融合技术等应用于大足石刻的图像识别与修复研究,是石刻艺术数字化修复的有益尝试。“修复效果图”一方面可为实际修复方案的评审、认证、完善提供依据,指导和辅助实际修复过程、降低修复风险,提高文物修复水平;另一方面能够推进大足石刻数字图像信息库、数字博物馆及虚拟漫游等工程,为实现大足石刻在传播内容与传播方式的多维化与传播影响力在时间与空间上的双重延伸奠定坚实的基础,并为石窟寺美术史研究提供科学的识别标准与新颖的研究方法。

其次,解决了当原图像因破损区域太复杂或过大而无法提供充足的先验信息的修复问题,推动了基于样本的图像修复技术的研究。本书针对基于样本的图像修复技术在匹配样本块搜索范围拘泥于单幅原图像的局限,提出了一种基于样本库生成样本图以作匹配样本块的搜索域的修复方案。与此同时,将人脸识别技术、平均脸概念应用于对大足石刻佛教造像面孔的识别与修复中,在扩大这类机器学习方法及认知与发展心理学概念的交叉应用范围的同时,也向人脸识别技术本身提出了挑战。

1.2 数字图像修复在国内外的研究现状

图像修复问题能够通过计算机机器学习得以解决,源于两个基本假设:

- 一幅待修复图像可以通过一个数学表达式来定义;
- 图像的已知区域与未知区域分享同样的统计特征或几何结构特征。

Bertalmio 等人首先把一幅输入的待修复图像 I 简化为一个数学表达式: $I = S \cup U$ 。由此,原图像便可看作由 S 与 U 两部分组成。其中, S 为图像 I 的已知部分 (known region), 即能够为图像修复提供先验信息的源区域 (source region); U 为图像 I 的未知部分 (unknown region), 即图像信息缺失的破损区域 (damage region), 也是数字图像修复技术致力于去估算并填充的目标区域 (target region)。值得一提的是, 待修复图像 I 的这一数学表达式在 Criminisi 等人那里相应地被置换成: $I = \Phi \cup \Omega$, 其中, Φ 与 Ω 分别指代已知区域 S 与未知区域 U 。 Φ 为匹配样本块的搜索域 (search region), Ω 则为待修复的目标区域。在本书的后续内容中, 一律采用后一种符号表达。

其次,所有的图像修复方法均基于一个假设,即图像 I 的已知部分 Φ 与未知部分 Ω 分享同样的统计特征或几何结构特征,这一假设转化为不同的局部或全局先验^[6]。于是,图像修复便成为一个根据破损区域周边信息“推测”相关数据并填充入其空洞区域 (hole region) 或遮挡区域 (mask region) 的过程,而“推测”的主要依据为原图像中已知的先验信息。图像的先验信息可分为三种类型: 平滑先验 (smoothness priors)、自相似先验 (self-similarity priors) 和稀疏先验 (sparse priors)。利用不同的先验信息进行图像修复,便相应地产生了三类不同的图像修复算法:

(1) 基于扩散的修复算法 (diffusion-based inpainting)

通过建立参数模型或偏微分方程 (Partial Differential Equation, PDE), 引入平滑先验, 将图像的局部结构特征由外至内向缺损部分逐渐传播或扩散, 属于基于像素的图像修复方法。

(2) 基于样本的修复算法 (exemplar-based inpainting)

源于对非参数取样的纹理合成 (texture synthesis) 技术^[7] 以及对图像统计信息与自相似性先验的利用。此算法是从图像已知部分取样、复制并填充到未知区域的过程, 属于基于图像块的图像修复方法。

(3) 基于稀疏的修复算法 (sparsity-based inpainting)

图像或图像块被假定在一个给定基 (basis) [如离散余弦变换 (Discrete Cosine Transform, DCT) 或小波变换 (wavelet transform) 上] 是稀疏的, 同时图像的已知区域与未知区域分享同样的稀疏表示, 并依据这一稀疏分布合成图像缺失部分, 属于基于图像块的图像修复方法。

自 2000 年以来, 图像修复算法层出不穷, 但根据 Guillemot^[6]、Buysens^[8]、张晴^[9] 等人对图像修复技术全面而翔实的梳理, 本书将现有的数字图像修复算法从研究方法论的角度大致分为如图 1.2 所示的三大类。

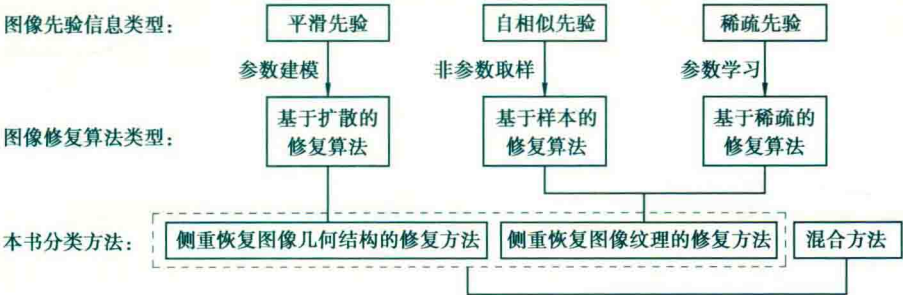


图 1.2 数字图像修复算法分类示意图

第一类是侧重恢复图像几何结构的修复方法 (geometry-aware technology), 即基于扩散的修复算法。这类方法在结构线的连通性上表现极佳, 主要适用于图像结构信息的复原, 但不适合大面积的纹理修复。第二类是侧重恢复图像纹理 (texture-aware technology) 的修复方法, 包含基于样本的修复算法与基于稀疏的修复算法。这类方法在大面积的纹理修复问题上表现良好, 主要适用于图像纹理信息的复原, 但在全局结构的重建上则表现欠佳。第三类则为结合第一类与第二类算法的混合方法 (hybrid method)。

1.2.1 侧重恢复图像几何结构的修复方法

基于扩散的修复算法 (diffusion-based inpainting) 聚焦于图像几何结构的连通性, 通过建立偏微方程 PDE 或其他参数模型, 利用图像的平滑先验信息, 将局部结构信息由外至内扩散传播至缺损区域, 属于侧重几何结构的图像修复算法。

扩散 (diffusion) 这一术语源于用平滑约束传播局部信息的思想, 类似于物理学中的热量传播现象。Bertalmio 等人^[2] 率先提出基于扩散的图像修复算法。该算法首先将图像修复问题转化为图像正则化问题, 并进一步将其定义为局部地使用 PDE 扩散传播像素值的问题, 或者表述为一个全局泛函求极值的变分 (variation) 问题, 再利用平滑约束将周边信息由外至内平滑地扩散传播进待修补区域中。如图 1.3 所示, Ω 指代破损区域, 即待修补的目标区域; $\delta\Omega$ 为 Ω 的边缘线 (frontline), 即目标区域与源区域的边界; $\vec{N}$ 为

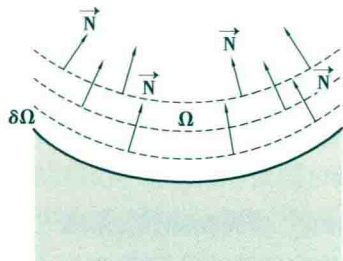


图 1.3 基于扩散的图像修复原理

扩散方向。

此类算法用于图像修复,有两个关键步骤:一是观察学习原图像中的已知区域,并用数学语言来加以描述,然后建立图像的数据模型;二是确定原图像中未知区域属于哪类图像,即图像的先验模型。具体可分以下两步完成修复任务。

①检索图像几何结构

通过计算灰度水平线(gray level lines)或者结构张量(structure tensors)来检索图像局部几何结构。其中,灰度水平线也称等照度线(isophotes)。

②基于扩散的图像修复

利用 PDE 模型或全变分(Total Variation, TV)模型,将 Ω 周边邻域里残存的有用信息沿着估算出来的等照度方向由外至内各向异性(anisotropic),即非均质地扩散传播到 Ω 中去,由粗到精迭代完成图像修复。

在对图像局部几何结构的搜索过程中,涉及两个基本概念:一个是等照度线,另一个是结构张量。等照度线指图像内的等强度线,垂直于每一像素的图像梯度向量。位于破损区域边缘线 $\delta\Omega$ 上的像素点 p 的等照度方向通过正则化这一点的离散梯度向量可得,用数学表达式定义为 $\nabla I^\perp$ ($\nabla I_p^\perp$ 的简化符号)。对彩色图像而言,则首先分别计算每个颜色通道的相应值,然后叠加产生最终的颜色梯度。结构张量,也称 Di Zenzo 矩阵^[10]。

一幅彩色图像中每一像素点 p 的结构张量 G 可以表达为 $G = \sum_{c=1}^3 \nabla I^c \nabla I^{cT}$, 其中, ∇I 表示图像的空间梯度, ∇I^T 表示图像梯度的转置, c 为颜色通道。

参数建模对基于扩散的修复技术而言是一个至关重要的问题,因此这类算法往往会针对特定的传播方向或局部邻域结构的曲率而使用不同的模型,常见的有 PDE 模型和 TV 模型两大类型。

①PDE 扩散模型

Bertalmio、Sapiro、Caselles 及 Ballester^[2] 在 2000 年率先利用 PDE 扩散模型进行图像修复,并因几人姓氏的首字母而得名 BSCB 模型。他们后来将这种图像强度沿着光滑水平曲线传播的方式类比为流体动力学中漩涡的传输,并设计了 Navier-Stokes 方程^[11] 将其正则化。基于 PDE 模型的方法需要执行迭代数值运算,通常相当慢,因此 Telea^[12] 便提出了一种快速行进算法(Fast Marching Method, FMM),计算所得像素的加权平均值,一步到位地估计未知像素。Tschumperlé^[13] 则提出一种基于跟踪的 PDE 模型(trace-based PDE)来正则化有多种色彩通道的多值图像,并针对用张量定义扩散方向和强度的方法所出现的对弯曲结构重建效果差的缺陷,提出利用热流约束积分曲线(integral curves)的方法,从而更好地保留了图像结构的曲率。

②TV 模型

把图像看成一个有界变分函数(Bounded Variation, BV),引入用于图像去噪与去模糊的TV图像模型^[14],Chan及Shen于2001年率先提出基于TV扩散模型的修复算法^[15]。采用欧拉-拉格朗日方程(Euler-Lagrange equation)和各向异性的扩散,建立待修复区域 Ω 的TV能量泛函模型,并将其最小化,达到图像修复的目的。他们随后在此基础上作了一系列探索与扩展,比如考虑了轮廓曲线信息的基于曲率的扩散模型(Curvature-Driven Diffusion, CDD)^[16]或欧拉弹力函数(Euler elastica functional)^[17],进一步提高了边缘的连通性(consistency)。其他一些研究^[18-19]也进一步推动了基于扩散的图像修复研究。

除了上述两大类模型之外,还有诸如水平线修复(level lines completion)^[20]、一致性传输(coherence transport)^[21]及最小化图像统计泛函(statistic functional)^[19,22-23]等模型。当然,也有将不同模型结合使用的情况,如Xu等人结合TV模型与核函数两种不同类型的先验信息来完成修复^[24]。

总体来说,基于扩散的图像修复方法往往假设图像是分段光滑的,通过将待修复区域 Ω 周围的有效信息扩散传播进 Ω 中来实现图像的修复,属于基于像素的修复算法。其优势在于能保持图像边缘及结构线的连通性,对 Ω 的拓扑结构没有限制,非常适合几何结构如直线、曲线以及狭长、小面积纹理区域的修复,在对裂缝、污点、划痕、文字覆盖等小尺度破损区域的修复任务中能够取得良好的实验效果,但不适合包含复杂纹理或大尺度破损区域的图像修复,因为容易产生不必要的块效应(artefacts)或模糊(blurs)现象。

1.2.2 侧重恢复图像纹理的修复方法

基于样本的修复算法与基于稀疏的修复算法都属于侧重纹理的数字图像修复算法。

(1) 基于样本的图像修复算法

在纹理合成^[7]及纹理块合成技术^[25-27]的研究基础上,Drori等人在2003年提出了基于碎片(fragment-based)的图像修复算法^[28],将图像中的有效信息区域作为一个训练集用以推断未知区域的信息,迭代地从图像中选择最近似和最频繁出现的样本块来填充图像中的未知区域。同年,Criminisi等人结合纹理合成方法与结构扩散方法,提出了一种基于样本的修复算法(exemplar-based inpainting)^[29],并于2004年^[30]将其进一步完善。

在数字图像修复技术出现的早期,主要以基于扩散的修复算法为研究热点。而自Criminisi等人提出基于样本的修复算法之后,因其实际应用的潜力巨大而备受关注,研究者们把目光更多地投射到对这类算法的改进与拓展上。

基于样本的修复算法继承纹理合成技术,根据图像的自相似先验,从原图像已知区域中搜索相似样本块来合成重建未知区域。其主要思想是假定图像的纹理统计特征在随机纹理情况下固定不变或在规律纹理情况下均匀同质,即假定图像已知区域与未知区域分享相同的统计分布。因此,便可通过机器学习的方法从原图像中的有效信息区域选取与破损区域边界上的块最匹配的样本块,对破损区域由外向内进行填充,直至整个破损区域被全部填充。其具体的修复过程如图 1.4 所示。其中,图(a)为原图像,由源区域 Φ 、目标区域 Ω 及其边缘线 $\delta\Omega$ 组成;图(b)中, Ψ_p 为以像素点 $p(p \in \delta\Omega)$ 为中心的待修复图像块(既包含部分已知信息,又包含部分未知信息);图(c)中, $\Psi_{q'}$ 、 $\Psi_{q''}$ 分别为以 q' 、 q'' 为中心的候选图像块;图(d)为 Ψ_p 被修复后的图像。

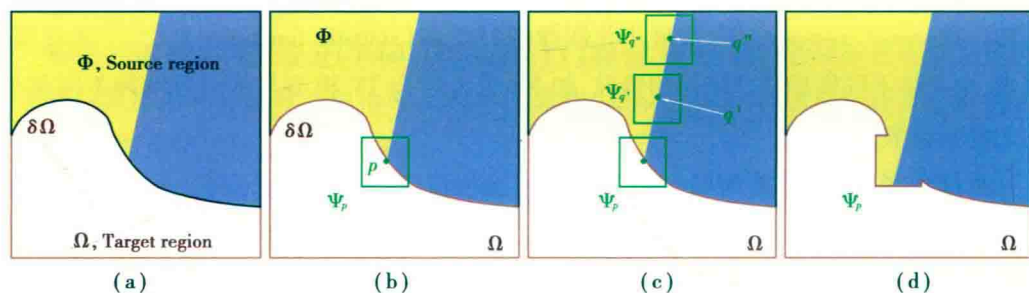


图 1.4 基于样本的图像修复流程

显然,亦如基于扩散的修复算法一样,基于样本的修复算法也是从 Ω 的边缘由外至内迭代进行修复的。首先确定位于 $\delta\Omega$ 上所有目标块的优先填充顺序,然后严格按照从高到低的顺序从 Φ 中搜索各目标块的最佳匹配样本块,最后将其有用信息填充进 Ω 中。其基本步骤可描述如下(细节参见本书第 2 章第 2.1.1 节)。

①优先权计算,决定填充顺序: 首先计算以任意点 $p \in \delta\Omega$ 为中心的待修复图像块 Ψ_p 的优先填充权值 P_p , 权值越高,越先被修复。这一关键步骤能够保障那些具有较强连续边缘结构或者包含有更多已知信息的纹理块优先被修复。

②距离度量,寻找最佳匹配块: 计算偏差平方和(Sum of Squared Differences, SSD)距离,从候选图像块中搜寻得到与 Ψ_p 最相似,即最近邻(K-Nearest Neighbors, KNN)的图像块 Ψ_q 作为匹配样本块。

③基于样本的图像修复: 将搜寻得到的最佳匹配样本块 Ψ_q 中对应的图像信息复制填充到图像块 Ψ_p 中的未知区域,完成对目标图像块 Ψ_p 的修复。

④更新边缘线 $\delta\Omega$, 回到第①步。

以上步骤迭代循环执行至待修复区域全部被填充完毕,即 $|\Omega| = 0$ 。其中,优先权的计算最为关键,距离度量也尤其重要。因此,其后的研究者便主要从这两方面着手此类算法的改进。比如 Xu^[31]、Meur^[32] 与 Liu^[33] 等人对优先权值计算的改进; Bugeau^[34] 与