

# 汉代建筑画像石的频率域自适应分解数字修复技术

吴 萌<sup>1</sup>, 王慧琴<sup>1</sup>, 景亚鹂<sup>2</sup>

(1. 西安建筑科技大学信控学院, 陕西 西安 710055; 2. 西安碑林博物馆, 陕西 西安 710001)

**摘要:** 画像石作为汉代石质建筑构件, 其刻画的内容包含丰富的建筑题材, 是古建研究的重要参考资料。画像石经历两千多年各种病害侵蚀, 导致其画面信息残缺不全, 继续恶化将会使画像石所传承的历史信息消失殆尽。因此急需利用现有残存信息进行画面内容复原, 重建完整的汉代画像石图像。数字修复是种非接触无损信息补全技术, 可从能量泛函与纹理合成两个角度对缺失信息进行数字填充。但是任意单一方案均难以满足汉代画像石修复既要结构信息过渡自然又要保证纹理细节的质感的需求。频率域自适应分解数字修复技术, 将汉代画像石图像在频率域 DCT 分解为纯结构与纯纹理两部分, 分别用 CDD 曲率扩散技术重建结构信息; 用 Criminis 样本块合成技术重建纹理信息; 并将二者 IDCT 重构以获得最终修复效果。数字修复过程中, 用 Contourlet 轮廓波系数计算前景、背景、雕刻和病害四种不同对象的纹理能量参数  $\bar{E}$ 。针对不同  $\bar{E}$  值范围, 对 DCT 分解位置、CDD 曲率点扩散方向以及 Criminis 合成样本大小等技术指标进行自适应动态调整。该技术充分考虑了汉代画像石复杂的缺损机制, 相比固定分解位置和单一的扩散方向及不变的样本尺寸, 其修复过程更加灵活, 仿真实验结果更加符合格式塔视觉心理学原则。其数字修复结果作为实体修复的效果图, 可避免直接修复对汉代画像石造成的二次损害。

**关键词:** 画像石; 数字修复; 离散余弦变换; 轮廓波变换;

中图分类号: TU85

文献标志码: A

文章编号: 1006-7930(2017)03-0456-07

## Adaptive decomposed inpainting on the Han dynasty stone relief in frequency domain

WU Meng<sup>1</sup>, WANG Huiqin<sup>1</sup>, JING Yali<sup>2</sup>

(1. School of Information and Control Engineering, Xi'an Univ. of Arch. & Tech., Xi'an 710055, China;

2. Xi'an Beilin Museum, Xi'an 710001, China)

**Abstract:** As the Han Dynasty building components, the stone relief expresses the traditional architecture figures which have important information for the architects to research. More than two thousand years past, the information has been missing on and on. It is accurately needed to reconstruct the missing information. The left info includes lots of texture info and structure info. Digital image inpainting is a new technology that can restore the missing information without touching the real stone relief. But it is difficult to repair both structure info and texture info in the same time neither using neither PDE nor exemplar synthesis. DCT is used in adaptive frequency decomposed inpainting to decompose the stone relief image into pure structure part and pure texture part, then inpaint the structure info using CDD and inpaint the texture info using Criminis's exemplar synthesis. Finally IDCT the two parts together to get the total result. When the Han dynasty relief is inpainted, Contourlet coefficient is used to design an energy parameter to calculate the texture complexity value of foreground, background, embossed and crack blocks. And then is  $\bar{E}$  used  $\bar{E}$  to choose a perfect decompose position adaptively. The energy parameter  $\bar{E}$  also helps to choose the order of CDD diffusing and the size of exemplar patches adaptively. The result of digital inpainting is more active than the methods which have invariant decompose position, diffusing order and exemplar size. It obeys the principle of Gestalt and can be used as an effect picture to repair the real Han dynasty stone relief. this can protect the relief from second time damage when it is repaired directly.

**Key words:** stone relief; digital inpainting; DCT; contourlet.

## 1 汉代画像石现状与数字修复技术

汉代画像石作为建筑构件,构造出了汉代的石质建筑,其以雕刻的手法描绘了大量建筑物形象,因此被称作汉代建筑画像石<sup>[1]</sup>.我国汉代画像石主要出土于陕北地区<sup>[2]</sup>,以绥德最多,米脂、榆林、神木、子洲、清涧等地也有发现.研究汉代画像石所刻画的建筑物图像,有助于建筑设计师对汉代建筑的形式类别、结构形态、规划格局进行理解<sup>[3]</sup>.从整个中国建筑史的发展进程来看,汉代画像石是汉代主要的、独特的艺术成就.作为汉代的直接遗物,汉代画像石的刻画内容是今人研究汉代建筑样式最直接、最有利、最全面的依据.

现保存在西安碑林博物馆的汉代画像石,国宝一级品有33件(组).其中,以陕北出土的东汉画像石最具代表性.目前,汉代画像石由于受到外力作用如撞击、倾倒、跌落、地震及地基沉降、受力不均等因素的影响,断裂与残损现象严重,画面信息完整性受到破坏.1971年米脂出土的东汉画像“东王公 西王母”(公元25~220年)是典型的门楣画像石,其保存现状如图1所示.

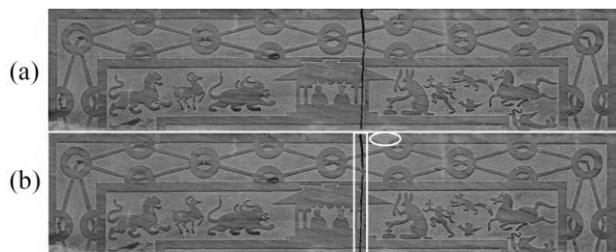


图1 东汉画像石“东王公 西王母”现状图

Fig.1 The current situation of East Duke and West Queen

图1(a)为画像石原图,图1(b)为依据石质文物病害分类与图示<sup>[4]</sup>标准人工标注的病害标记图.其中,方形圈定区域为断裂,圆形圈定区域为残缺.

这些病害造成的画面信息缺失,特别是方形圈定区域贯穿宫阙图样的断裂病害,导致人眼在观察宫阙立柱数量与对称性时产生错误判断,其结果影响古建筑研究人员对汉代画像石所表达历史信息理解.为了尽可能的复原汉代画像石本来的样子,本文研究汉代画像石的数字修复(Inpainting)技术,该技术通过对现存信息的分析与统计,设计符合缺损区域周边结构联通与纹理一致标准的自动信息重建方案,其过程通过严格的数学推

导,比人眼的判断结果更加客观.目前,该技术实现方案主要分两大类型:

(1) PDE(Partial Differential Equation)点扩散技术.通过求解缺损区域信息局部最小能量泛函<sup>[5]</sup>,建立物理扩散方程获取信息缺损区域的像素数值.其迭代模型可以表示如下:

$$I^{n+1}(i, j) = h \cdot I_i^n(i, j), \forall (i, j) \in D \quad (1)$$

其中:  $I^0(i, j) = [0, M] \times [0, N] \subset R^2$  为待修复图像,  $(i, j)$  表示像素坐标,  $n$  表示迭代的次数,  $h$  表示迭代步长.当  $I_i^n(i, j) = 0$ , 表示迭代稳定.点扩散技术将现存信息沿着光能量等照度线方向扩散,可较好地延续几何结构信息,保证图像亮度变化自然、连续、合理,但其采用的高阶偏微分方程求解过程,会使新生成的信息逐渐平滑,使修复结果产生模糊丧失部分纹理细节.

(2) 样本块合成(Exemplar synthesis)技术.从待修复图像全局出发,以 Criminisi<sup>[6]</sup> 样本填充算法为代表,通过纹理采集、样本匹配、约束合成等一系列过程完成图像中缺失信息的填充.其样本填充模型可以表示如下:

$$p(p) = C(p) \cdot D(p) \quad (2)$$

$$C(p) = \frac{\sum_{q \in \Psi_p \cap (L-Q)} C(q)}{|\Psi_p|}, D(p) = \frac{|\Delta I_p^\perp \cdot n_p|}{\alpha} \quad (3)$$

其中:  $\Psi_p$  表示待修复样本,  $C(p)$  表示  $p$  点置信度值,样本  $\Psi_p$  中已知信息越多  $C(p)$  越大.  $D(p)$  为  $p$  点数据项,通过计算灰阶等着度的法线方向来确定样本填充的方向.

通过全局遍历搜索与  $\Psi_p$  最匹配的样本块  $\Psi_q$ :

$$\Psi_q = \arg \min_{\Psi_q \in \Psi} (\Psi_p, \Psi_q) \quad (4)$$

取匹配度最大的  $\Psi_q$  对  $\Psi_p$  进行置换,并更新置信度,反复迭代.直到为1完成修复,该技术较适合修复纹理信息,但是合成相邻样本间会有块效应现象,引起图像结构信息中断.

这两大类的修复技术各有侧重点,一个侧重底层亮度信息,一个侧重上层特征信息.但是,画像石图像作为雕刻艺术品,既包含丰富的明暗过渡的结构信息又包含石凿斧刻的纹理信息,单一的数字修复方法很难做到两者兼顾.

为满足汉代画像石数字修复的需求,本文采用以下技术方案:(1)对信息缺损画像石图像采取DCT(Discrete Cosine Transform)频率域分解,低频分量表达底层结构信息;高频分量表达上层纹理信息;(2)用Contourlet轮廓波系数值对汉代画像石样本群的纹理能量值进行计算和统计,不同的纹理复杂度的对象自适应地选取不同分解位置;

(3)对两种修复方案进行优化改进,将CDD(Curvature Driven Diffusions)曲率扩散方向与纹理能量参数值关联,自适应地选择正交或交叉取点,避免扩散过程与缺损同方向引起结构中断产生模糊;将Criminisi填充样本的大小与纹理能量参数值关联,自适应地选取样本尺度大小,可使纹理复杂度高的区域获得更为精细的样本填充,降低块效应现象.最终通过IDCT反变换重构获得整体修复结果.该方案综合利用了两大数字修复技术的优势,可兼顾修复汉代画像石的阴刻背景和浅浮雕刻线细节,避免PDE类的纹理模糊和Criminisi样本合成造成的结构错位.

## 2 图像分解的数字修复技术

### 2.1 结构信息与纹理信息

图像分解的数字修复思路由Bertalmio<sup>[7]</sup>等人提出,设 $I: IR^2 \rightarrow IR$ 为待修复图像, $I \in L^2(IR^2)$ ,它是原始图像信息 $u$ 受损后的结果.则 $I$ 对在有界变分空间(BV)的分解过程可表达为

$$\inf_{u \in BV} \left\{ F(u) = \int |\nabla u| + \alpha \|v\|_{L^2}^2, I = u + v \right\} \quad (5)$$

其中: $u$ 表示图像灰度主能量变化量是结构信息; $v$ 表示能量细节是纹理信息; $\alpha$ 是分解成分调节参数.最初的分解过程是在空域中操作,通过求解变分方程,将平滑后的待修复图 $I$ 作为结构信息

$u$ ,再利用待修复图像与结构图像做差 $v = I - u$ 作为纹理信息.

目前,类似空域分解算法如Dizdaroglu<sup>[8]</sup>、Hesabi<sup>[9]</sup>的修复模型,均采用改进的整体变分方程,对原始图像平滑震荡处理去掉纹理细节获取结构信息,再与原始图像做差,获取纹理信息.汉代画像石作为重要的汉代建筑文史资料,不允许在空域对原始信息进行任何操作.因此,本文将分解过程从空域转换到频率域,采用完全正交的频域分解技术则可满足汉代画像石图像空域保真的需求.

### 2.2 频率域分解技术

将汉画像石图像转换到频率域进行分解后产生的低频信号对应结构信息,高频信号对应纹理信息.分解过程中对原始像素的空间位置、亮度大小没有任何改变.主分量变换K-L(Karhunen-Loeve Transform)<sup>[10]</sup>是均方误差意义上正交性能最好的频率分解技术,但该算法因其统计特征运算过于复杂,不适合修复过程中全局遍历寻优的要求.因为,数字修复过程具有马尔可夫过程(Markov processes)的统计特性<sup>[11]</sup>,DCT变换的正交性最接近K-L变换.因此,采用DCT进行汉代画像石频率域正交分解.

定义 $F(u, v)$ 为大小为 $N \times N$ 的待修复图像,对其进行二维DCT变换:

$$F(u, v) = \frac{2}{N} C(u) C(v) \left[ \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \cos \frac{(2x+1)u\pi}{2N} \cos \frac{(2y+1)v\pi}{2N} \right] \quad (6)$$

逆变换IDCT为

$$f(x, y) = \frac{2}{N} \left[ \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} C(u) C(v) F(u, v) \cos \frac{(2x+1)u\pi}{2N} \cos \frac{(2y+1)v\pi}{2N} \right] \quad (7)$$

$$C(u), C(v) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} u, & v=0 \\ 1 & \text{其它} \end{cases} \quad (u, v, x, y = 0, 1, 2, \dots, N-1) \quad (8)$$

其中: $x, y$ 是空域坐标; $u, v$ 是频域坐标.

### 2.3 DCT频率分解位置影响因素分析

对汉代画像石经离散分块,DCT分解后的64个系数经ZigZag扫描,系数越大表示对应的分量的频率越高.则图像分解的表达式可由式(5)的形式改写为频率域形式:

$$I_{DCT} = \alpha I_{DCT} + (1 - \alpha) I_{DCT} = I_{DCTH}, \alpha = C_{DCTL} / C_{DCT} \quad (9)$$

其中: $I_{DCTL}$ 为低频分量, $I_{DCTH}$ 为高频分量; $\alpha$ 是分解调节参数,为 $C_{DCTL}$ 低频分量占总分解系数 $C_{DCT}$ 的比例.

选择不同分解位置进行分解实验:



图2 宫阙图

Fig. 2 The palatial architecture

如图3所示, $\alpha$ 值为分解成分调节参数,随着 $\alpha$ 取值从1%~n%逐渐增大,DCT分解所得到的

结构信息与纹理信息的组成结果不同. 因此, 选择合理  $\alpha$  值助于凸显画面中的病害区域, 以便设计有效的修复方案. 需要通过对汉代画像石进行特征分析来确定合理  $\alpha$  值. 汉代画像石图像中含有画面、背景、刻线与病害等不同纹理复杂程度的区域, 不同纹理复杂度的对象应选择不同的分解调节参数  $\alpha$  进行分解, 才能获取最佳的结构信息与纹理信息的组成效果.

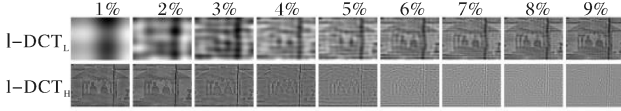


图3 不同分解位置得到实验结果

Fig. 3 The different decomposed position result

### 3 基于轮廓波系数的汉代画像石纹理能量特征分析

#### 3.1 轮廓波系数设计纹理能量参数

轮廓波因其“各向异性”<sup>[12]</sup>特点对轮廓线条非常敏感, 较适合计算汉代画像石图像中的平面浅地阴线<sup>[13]</sup>的纹理能量值. 通过对汉代画像石进行  $8 \times 8$  的离散化, 构建汉代画像石样本库, 离散样本如下图.

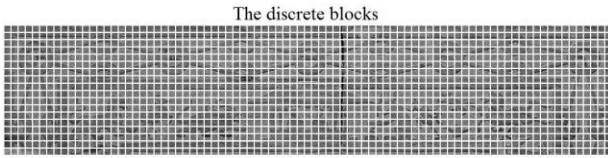


图4 汉代画像石离散分块

Fig. 4 The discrete blocks of stone relief of the Han yasty

利用 Contourlet 轮廓波多层分解的系数值, 设计纹理能量参数, 定义: 对于大小为  $m \times n$  图像块, 其轮廓波  $K$  层分解第  $L$  个子代系数为  $X_{i,j}$ . 令  $k \in (1, 2, 3, \dots, K)$ ,  $l \in (1, 2, 3, \dots, L)$ , 第  $K$  层分解第  $L$  个子代均值的计算公式表达为

$$\mu_{kl} = \frac{1}{m \times n} \sum_i^m = l \sum_j^n = l |x_{ij}| \quad (10)$$

方差为

$$\sigma_{kl} = \sqrt{\frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (x_{ij} - \mu_{kl})^2} \quad (11)$$

其中:  $\mu_{kl}$  表示  $K$  层第  $L$  个子带的均值,  $\sigma_{kl}$  表示  $K$  层第  $L$  个子带的方差, 由于图像纹理越丰富, 轮廓波系数的子带方差值就越大. 定义轮廓波分解系数能量公式为

$$e_{kl} = \sigma_{kl}^2 \quad (12)$$

选择 4 层轮廓波 16 个方向的多尺度分解, 层

层逼近画像石的主轮廓结构. 多角度描述图块在每个方向上的纹理能量, 并将所有分层图像纹理块的能量系数进行累加. 设每个图像分块归一化后的平均纹理能量为

$$\bar{E} = \frac{\sum_{k=1}^1 \sum_{l=1}^{16} e_{kl}}{\Omega} = \frac{\sum_{k=1}^4 \sum_{l=1}^{16} \sigma_{kl}^2}{\Omega} \quad (13)$$

其中:  $\Omega$  为汉代画像石图像离散样本块中的总像素量. 文章采用的是当  $K$  取 4 层,  $L$  取 4 层所有的 16 个子带分量.  $\bar{E}$  表示该图像块的平均纹理能量, 其值大小可描述图像分块中多方向纹理的复杂程度.

#### 3.2 汉代画像石图像纹理能量分布

汉代画像石为阴刻浅浮雕, 共包含四种对象: 前景分块、背景分块、病害分块、雕刻分块. 通过式(13)计算待修复汉代画像石  $8 \times 8$  分块图像的值, 并对图 4 中的 1 512 个样本纹理进行值统计, 统计结果如图 5 所示.

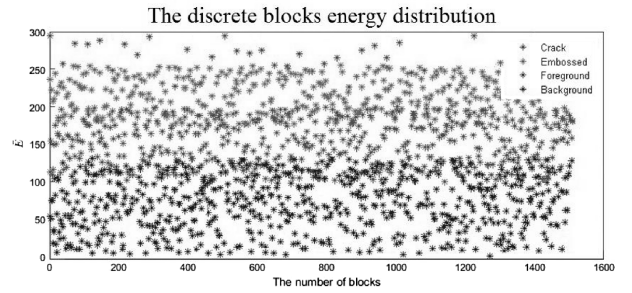


图5 汉代画像石纹理能量分布

Fig. 5 The texture energy distribution of stone relief of the Han Dynasty

统计结果说明: 前景、背景等相对平滑的图块, 纹理能量较小; 而雕刻、断裂的病害区域的图块, 其纹理能量系数值偏大. 针对不同纹理能量  $\bar{E}$  的图块应选取不同分解位置,  $\bar{E}$  值越高说明图块中纹理细节多, 分解调节参数  $\alpha$  值应取值越大, 低频结构分量比重越多, 高频纹理分量比重越少, 自适应选择最佳分解位置.

### 4 汉代画像石自适应分解及数字修复

#### 4.1 汉代画像石自适应分解修复流程

为了充分考虑汉代画像石不同区域的纹理复杂度差别, 对其频率自适应分解为结构部分和纹理部分, 并分别进行修复, 流程如图 6 所示.

汉代画像石图像自适应 DCT 频率域分解前, 增加计算汉代画像石纹理能量参数的环节, 并将其用到自适应选择分解位置和引导后期修复过程上. 在大量的实验过程中, 汉代画像石的纹理能

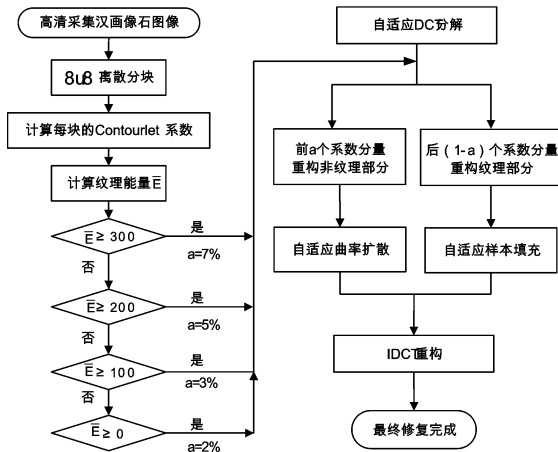


图6 自适应分解修复流程图

Fig. 6 Adaptive decomposed inpainting flow diagram

量范围与 DCT 分解位置、PDE 扩散方向以及样本填充尺寸大小间对应关系如下表 1 所示。

表 1 纹理能量与分解和修复的对应关系

Tab. 1 Decomposing and inpainting corresponding to the texture energy

Blocks	Back-ground	Fore-ground	Em-bossed	Crack
$\bar{E}$	0~100	100~200	200~300	300~
$\alpha\%$	2	3	5	7
Patches size	9×9	7×7	5×5	3×3
Diffusion direction	Crossing	Crossing	Crossing	Skewing

其中： $\bar{E}$  表示纹理块的能量值， $\alpha\%$  表示分解位置，前  $\alpha\%$  个分量组成低频结构信息，后  $\alpha\%$  个分量组成高频纹理信息。不同的纹理能量值对应修复过程中的样本块尺寸和扩散方向相应自适应变化。通过上表对应的关系，数字修复过程可不断调整技术方案，优化修复模型，达到比固定单一策略更加良好的修复效果。本文对分解后的结构信息与纹理信息分别用自适应 CDD 曲率扩散技术与自适应 Criminisi 样本填充技术进行修复。

#### 4.2 自适应曲率扩散算法修复结构信息

汉代画像石中的结构信息采用 Chan T. F. 提出的 CDD<sup>[14]</sup> 模型进行修复，迭代方程为

$$u^{(n+1)} = u^{(n)} - h \nabla \cdot j^{(n)} \quad (14)$$

其中： $h$  为迭代的时间步长， $n$  表示迭代的次数。原始 CDD 算法中扩散方程为

$$\nabla \cdot j = \frac{j_{(i+\frac{1}{2},j)}^{-1} - j_{(i-\frac{1}{2},j)}^{-1}}{h} + \frac{j_{(i+\frac{1}{2},j)}^{-1} - j_{(i-j-\frac{1}{2})}^{-1}}{h} \quad (15)$$

采用的是四邻域正交采样扩散，本文作者在文献[15]已验证正交扩散过程并不适合文物图像

中常见的纵横交错的断裂类病害区域的信息修复。为了兼顾图 1 中断裂和残缺两种病害，本文改进 CDD 曲率迭代过程，采取正交扩散与交叉扩散相结合的方式，依据纹理能量参数  $\bar{E}$  值，对  $\bar{E} < 300$  的刻线和缺损区域采用原始正交扩散，而对于  $\bar{E} \geq 300$  的断裂区域采用交叉扩散，扩散方程为：

$$\nabla \cdot j = \frac{j_{(i-\frac{1}{2},j)}^1 - j_{(i,j+\frac{1}{2})}^2}{h} + \frac{j_{(i+\frac{1}{2},j)}^1 - j_{(i-j+\frac{1}{2})}^2}{h} \quad (16)$$

依据纹理能量  $\bar{E}$  自适应调整后的曲率扩散过程，充分考虑到裂缝类病害方向，各向异性扩散可避免沿着与病害同方向扩散信息时导致的画面逐渐模糊的现象。

#### 4.3 自适应样本填充算法修复纹理信息

汉代画像石中的纹理信息采用 Criminisi A<sup>[6]</sup> 提出的样本填充模型进行修复，原始算法采用固定 9×9 模板进行遍历采样寻优，而样本大小的选择经常陷入小样本耗时长和大样本有块效应的矛盾中<sup>[16]</sup>。本文通过能量函数  $\bar{E}$  自适应调整填充样本的大小，在保证修复效率的同时降低块效应现象。公式(4)样本  $\Psi_q$  与样本  $\Psi_p$  的相似度计算过程采用的是 SSD(the sum of squared differences)：

$$D(p, q) = \frac{(p - q)^2}{9^2} \quad (17)$$

本文中将相似度聚类公式改为

$$D_\omega(p, q) = \frac{\sum_{k=1}^{\omega^2} (p_k - q_k)^2}{\omega^2} \quad (18)$$

待修复样本  $\Psi_p$  尺寸取  $\omega = 3, 5, 7, 9$  四种模板，以 3×3 为基本模板，通过判断  $\bar{E}$  的取值大小进行模板扩充，纹理能量越小选取的模板越大。模板大小与  $\bar{E}$  相关性如表 1 所示，自适应模板可降低样本填充后的块效应现象。

### 5 仿真实验结果

实验是基于 64 位 Windows 7 平台，英特尔 E5 2650 V2 处理器，NVIDIA Quadro K5000 显卡，利用开源计算机视觉库 Open-CV 与 MATLAB 混合编程进行的仿真实验。

本文实验对比选择文献[17]中没有进行轮廓波引导的 DCT 域分解技术进行自适应分解效果对比；选择原始 CDD<sup>[14]</sup> 与 Criminisi<sup>[6]</sup> 技术分别对画像石结构部分与纹理部分实验并重构的结果，与本文中自适应分解后，改进过的 CDD 模型和样本模型修复并重构的结果进行对比实验。实验对比效果如图 7 所示。

图(a)是待修复汉代画像石病害区域掩码标记

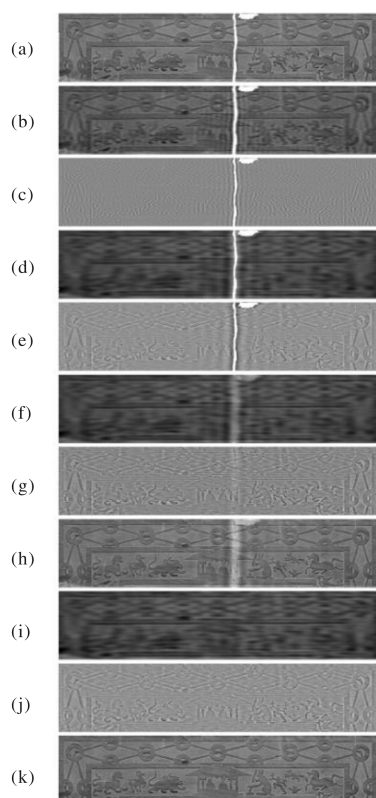


图7 汉代画像石裂缝与缺损修复实验效果对比图

Fig. 7 Han ynnasty stone relief inpainted contrast results

图;图(b)是文献[17]DCT 分解低频重构图;图(c)是文献[17]DCT 分解高频重构图;图(d)是本文自适应 DCT 分解低频重构图;图(e)是本文自适应 DCT 分解高频重构图;图(f)是文献[14]CDD 曲率扩散修复效果;图(g)是文献[6] Criminis 样本填充修复效果;图(h)是图(f)和图(g)重构结果;图(i)是本文自适应各向异性扩散修复效果;图(j)是本文自适应样本多尺度填充修复效果;图(k)是图(i)和图(j)重构结果。通过实验结果对比,Contourlet 能量参数 引导的自适应分解,得到的汉代画像石结构图像过渡更自然,纹理图像表现的刻线细节更明显。对每一个 分块本采用不同的分解位置,细化分解过程,突显了雕刻线。本文自适应数字修复避免了文献[14]的扩散模糊如图(d)、文献[6]的块效应现象如图(e)以及 DCT 分解重构的振铃效应如图(f)。本文结果满足人类 Gestalt 视觉心理学中的完整性与连续性原则<sup>[18]</sup>。通过不断调整扩散方向和填充样本的尺寸,使得修复过程更加灵活,重构后的修复结果明显优于单一修复方法得到的结果。

## 6 结语

研究发现,汉代画像石图像虽是二维信号,

但是其画面信息表达的浅浮雕前景突起区域,背景阴刻区域,雕刻线轮廓区域以及断裂病害区域均有层次区别,分层分解方案可更有针对性的重建各部分的信息。采用频率域的正交分解技术可避免现有空域分解技术因震荡导致汉代画像石原始信息产生的改变。通过对汉代画像石离散分块并建立样本库,对前景、背景、雕刻和病害等不同对象,选用对线条型结构最为敏感的 Contourlet 系数计算并统计纹理能量复杂程度。将各个像块的能量参数 和分解位置 以及样本模板 的大小和 CDD 的扩散方向均进行了关联,优化组合后自适应调整修复过程,结果明显提升。

本研究较适合汉代画像石等文史信息的重建与修复,其对修复时间要求不苛刻,更注重修复效果的客观性。频率域自适应分解的汉代建筑画像石数字修复技术通过虚拟修复的预演,避免了直接修复导致的二次伤害,可从另一角度起到古建保护的作用。该数字修复过程完全由计算机自适应自动完成,信息重建结果较人为判断更加客观。古建研究人员可以通过重建的画面内容,研究其中描绘的汉代建筑,并可作为修复汉代陵寝与相关建筑石质构件的方案图。

## 参考文献 References

- [1] 周学鹰. 对一幅“汉代建筑画像石”的重新释读[J]. 华中建筑, 2007, 21(6): 82-83.  
ZHOU Xueying. Research again for a piece of stone-pictures of architecture in China Han Dynasty[J]. Architectural History. 2007, 21(6): 82-83.
- [2] 侯锐. 汉代画像石建筑题材研究[D]. 江西: 江西师范大学, 2013.  
HOU Rui. The study on the Architectural subject matter of the Han Stone [D]. Jiangxi: Jiangxi Normal University. 2013.
- [3] 于福艳. 从画像石中的汉阙艺术看汉代建筑形式[J]. 山西建筑, 2010, 36 (16) : 30-31.  
YU Fuyan. Look on Han architectural forms from Han palaces arts in stone portraits[J]. Shanxi Architecture, 2010, 36 (16) : 30-31.
- [4] 国家文物局. 石质文物病害分类与图示: WW/T0002-2007[S]. 北京: 文物出版社, 2008.  
Sdate Administration of Cultural Heritage. Classification and graphics on the deterioration of ancient stone objects: WW/T 0002-2007[S]. Beijing: Cultural Relics Publishing House, 2008.
- [5] BERTALMIÓ M, CASELLES V, HARO G, et al. Pde-based image and surface inpainting [M]. New York: Springer US, 2006: 33-61.
- [6] CRIMINISI A, PÉREZ P, TOYAMA K. Region fill-

- ing and object removal by exemplar-based image inpainting [J]. IEEE Transactions on image processing, 2004, 13(9): 1200-1212.
- [7] BERTALMIO M, VESE L, SAPIRO G, et al. Simultaneous structure and texture image inpainting [J]. IEEE transactions on image processing, 2003, 12(8): 882-889.
- [8] HESABI S, JAMZAD M, MAHDAVI-AMIRI N. Structure and texture image inpainting [C]//Signal and Image Processing, 2010 International Conference on. IEEE. Chennai, India: ICSIP, 2010: 119-124.
- [9] DIZDAROGLU B. An image completion method using decomposition [J]. Eurasip Journal on Advances in Signal Processing, 2011, 17(1): 125-128.
- [10] PALLE E, JORGENSEN T, SONG M. Analysis of Fractals, Image Compression, Entropy Encoding, Karhunen-Loève Transforms [J]. Acta Applicandae Mathematicae, 2009, 108(3): 489-496.
- [11] MASTRIANI M, GAMBINI J. Fast cosine transform to increase speed-up and efficiency of karhunen-loeve transform for lossing image compression [J]. International Journal of Information and Mathematical Sciences, 2016, 13(7): 1607-1614.
- [12] RAJSHREE A, VENKATAPRASAD D, JOEL T, et al. Comparative Performance Analysis of Speckle Reduction Using Curvelet and Contourlet Transform for Medical Images[J]. Middle-East Journal of Scientific Research, 2016, 24(S1): 88-95.
- [13] 于悦. 陕北画像石的地域特色和来源研究[D]. 长春: 吉林大学, 2009.  
YU Yue. The study of regional characteristics and sources of Shanbei engraved stones [D]. Chang Chun: Jilin University. 2009.
- [14] CHAN T F, SHEN J. Nontexture inpainting by curvature-driven diffusions [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2001, 12(4): 436-449.
- [15] 吴萌, 王慧琴, 李文怡. 多尺度唐墓室壁画病害标记及修复技术研究[J], 计算机工程与应用, 2016, 52(11): 169-174.  
WU Meng, WANG Huiqin, LI Wenyi. Research on multi-scale detection and image inpainting of Tang dynasty tomb murals [J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(11): 169-174.
- [16] SUBBAN R, MUTHUKUMAR S, PASUPATHI P. Image restoration based on scene adaptive patch Inpainting for tampered natural scenes [C]//Recent Advances in Intelligent Informatics. New York: Springer International Publishing, 2014: 65-72.
- [17] NISHIHARA A. DCT inpainting with patch shifting scheme[C]//Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference. Xi'an: APSIPAASC, 2011: 38-47
- [18] KOFFKA K. Principles of Gestalt psychology [M]. Abingdon: Routledge, 2013: 27-32.

(编辑 沈波)

(上接第 436 页)

- [14] XIE W M, NI B J, SEVIOUR T, et al. Characterization of autotrophic and heterotrophic soluble microbial product (SMP) fractions from activated sludge [J]. Water Research, 2012, 46(19): 6210-621.
- [15] NI B J, ZENG R J, FANG F, et al. Fractionating soluble microbial products in the activated sludge process [J]. Water Research, 2010, 44(7): 2292-2302.
- [16] BAKER A, CURRY M. Fluorescence of leachates from three contrasting landfills [J]. Water Research, 2004, 38(10): 2605-2613.
- [17] HUO S L, XI B D, YU H C, et al. Characteristics of dissolved organic matter (DOM) in leachate with different landfill ages [J]. Journal of Environmental Sciences, 2008, 20(4): 492-498.
- [18] PATEL-SORRENTINO N, MOUNIER S, BENAÏM J Y. Excitation-emission fluorescence matrix to study pH influence on organic matter fluorescence in the Amazon basin rivers [J]. Water Research, 2002, 36(10): 2571-2581.
- [19] MCKNIGHT D M, BOYER E W, WESTERHOFF P K, et al. Spectrofluorometric characterization of dissolved organic matter for indication of precursor organic material and aromaticity [J]. Limnol. Oceanogr., 2001, 46(1): 38-48.
- [20] HAMILTON-TAYLOR J, POSTILL A S, TIPPING E, et al. Laboratory measurements and modeling of metal humic interactions under estuarine conditions [J]. Geochimica et Cosmochimica Acta, 2002, 66(3): 403-415.
- [21] XU Jinling, TAN Wenfeng, XIONG Juan, et al. Copper binding to soil fulvic and humic acids: NICA-Donnan modeling and conditional affinity spectra [J]. Journal of Colloid and Interface Science, 2016, 473: 141-151.
- [22] LEHER S S. Solute perturbation of protein fluorescence quenching of the tryptophyl fluorescence of model compounds and of lysozyme by iodide ion [J]. Biochemistry, 1971, 10(17): 3254-3263.

(编辑 吴海西)