

# 利用邻域相似度的图像修复

林胜华,汪继文,沈玉峰,黄 炜

LIN Sheng-hua, WANG Ji-wen, SHEN Yu-feng, HUANG Wei

安徽大学 计算智能与信号处理教育部重点实验室,合肥 230039

Key Laboratory of Intelligent Computing & Signal Processing, Anhui University, Hefei 230039, China

E-mail: readerlin@163.com

LIN Sheng-hua, WANG Ji-wen, SHEN Yu-feng, et al. Image inpainting by neighborhood similarity. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(7): 190-191.

**Abstract:** There are many approaches for image restoration, the most commonly used are based on partial differential equations or texture synthesis method. These algorithms are complicated and time-consuming. This paper presents a new method of quick and efficient. A point is chosen whose priority is highest on the border of damaged region. According to neighborhood information of this point, the pixel's value is calculated to use all the neighborhood similarity. Using this algorithms, estimate all the points in the damaged region. Experiments show that this method is quick and effective.

**Key words:** image processing; image inpainting; neighborhood information; priority; similarity

**摘 要:** 图像修复的方法有很多种,目前最常用的有基于偏微分方程的方法和基于纹理合成的方法。这些修复方法运算复杂,运行速度慢。提出了一种快速有效的新方法,从修复区域的边界上选取一个优先级高的点,计算该点与该点邻域信息之间的相似度,利用邻域各点的相似度来估算待修复点的像素值。最后通过实验对结果加以分析,证明了算法是快速有效的。

**关键词:** 图像处理; 图像修复; 邻域信息; 优先级; 相似度

**DOI:** 10.3778/j.issn.1002-8331.2010.07.058 **文章编号:** 1002-8331(2010)07-0190-02 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391

## 1 引言

图像修复技术是指对图像的缺损部分利用周围的已知信息,按照一定的规则进行填补,使得修复后的图像尽量接近原图像的视觉效果。该技术被广泛地应用于多个领域,引起国内外专业人员的高度重视。

Bertalmio 等人<sup>[1]</sup>首先引入了基于偏微分方程的修复方法(BSCB 模型),该方法沿等照度线的方向将待修补区域周围的信息迭代到修补区域内,产生修补信息,具有较好的修复效果。T.F.Chan、J.Shen<sup>[2]</sup>借鉴了著名的 Rudin-Osher-Fatemi<sup>[3]</sup>方法,提出了 TV(Total Variation)图像修复模型。TV 模型只能去除图像中的较小遮蔽物,但不能修补图像中较大的遮蔽物。因此 Chan 和 Shen 根据连通性原理对 TV 模型进行改进,提出新的扩散模型——曲率驱动扩散模型(CDD 模型)<sup>[4]</sup>。随后,由于 TV 模型的启发,产生了基于 Euler 弹性方程的修复方法<sup>[5]</sup>和 Mumford-Shah-Euler 分割模型<sup>[6]</sup>等。这些方法对非纹理图像有较好的修补效果,但在修复纹理图像时,往往会造成纹理信息的丢失。对纹理区域的修补,通常使用纹理合成的方法<sup>[7]</sup>,但是该方

法在边界等区域的修复效果不好。

无论是基于偏微分方程的方法还是基于纹理合成的方法,都需要复杂的迭代或匹配运算,需要耗费大量的运算时间,而且对于参数的调整比较敏感,让人难以控制和理解。

提出了一种快速有效的新方法,对于给定的一幅破损图像,按一定的顺序对待修复点依次填充;填充待修复点时,仅利用该点的邻域信息加权求和来估算。大量实验表明该算法可以有效地节省修复的时间,而且能达到很好的视觉效果。

## 2 修复方法

设  $I$  为一幅破损图像,破损区域为  $\Omega$ ,破损区域边界  $\partial\Omega$ (如图 1 所示),对边界上的每一点计算填充优先级,按优先级的从大到小的顺序依次填充边界各点,待填充完一条边界后,再重新计算新的边界,按同样的方法根据优先级顺序填充,直到将整个破损区域修复完毕。在填充待修复点时,要求充分利用待修复点周围的已知信息。将待修复点的像素值用邻域各点像素值加权求和进行估算,邻域中各点的权值由它们与待修复点之间的相似程度来确定。

**基金项目:** 安徽省高校自然科学研究计划项目(the Natural Science Research Project of Higher Education of Anhui Province, China under Grant No.2006KJ028B)。

**作者简介:** 林胜华(1981-),男,硕士研究生,研究方向:图像处理;汪继文(1958-),男,教授,博士生导师,研究方向:数值模拟方法,偏微分方程数值方法及其应用;沈玉峰(1978-),女,硕士研究生,研究方向:图像处理;黄炜(1983-),男,硕士研究生,研究方向:智能计算。

**收稿日期:** 2008-09-08 **修回日期:** 2008-11-24

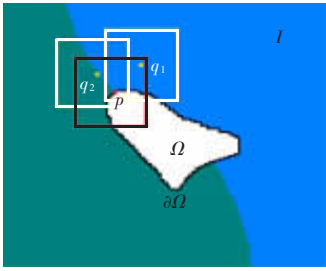


图1 修复原理示意图

## 2.1 填充优先级

考虑到一个像素值的误差可以传播到其他像素,所以填充的顺序很重要。在此使用文献[7]的方法,先对破损区域的边界点进行优先级计算。给定边界上的一点 $p(p \in \partial\Omega)$ ,以 $p$ 为中心 $\varepsilon$ 为半径可以确定一个方片 $\psi_p$ , $p$ 点的优先级 $P(p)$ 由下式给出:

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

其中 $C(p)$ 为置信因子, $D(p)$ 为数据因子,分别定义如下:

$$C(p) = \frac{\sum_{q \in \psi_p \cap (I - \Omega)} C(q)}{|\Psi_p|}, D(p) = \frac{|\nabla I_p^\perp \cdot \mathbf{n}_p|}{\alpha}$$

其中, $|\Psi_p|$ 是 $\Psi_p$ 的面积; $\alpha$ 为归一化因子(对于典型的灰度图像 $\alpha=255$ ); $\mathbf{n}_p$ 是边界 $\partial\Omega$ 在 $p$ 点的单位法向量; $\nabla I_p^\perp$ 是图像等值线的方向。初始时 $\forall p \in \Omega, C(p)=0; \forall p \in \Phi, C(p)=1$ 。

置信因子 $C(p)$ 是对 $p$ 点周围已知信息的一种估计, $p$ 点周围的已知信息越多,其优先权越大;数据因子 $D(p)$ 用 $p$ 点等照度线方向与边界法线方向的内积来衡量,两者夹角越小,优先权越大。

为避免误差的逐级加大,采用从外层向内层逐步推进的填充方法。在计算边界上所有点的 $P(p)$ 之后,按 $P(p)$ 值由大到小的顺序填充各点。将一条边界填充完毕后,再计算新的边界,直到将整个破损区域填充完毕。

## 2.2 填充方法

对破损区域的填充,利用破损点的周围已知信息。设 $p \in \partial\Omega$ 为待修复点, $p$ 点的估算值是它周围已知信息的线性加权组合,即如下式所示:

$$I(p) = \sum_{q \in N_p} \omega(p, q) I(q) \quad (2)$$

其中 $I(p)$ 是 $p$ 点的估算值, $N_p = \psi_p \cap (I - \Omega)$ 表示 $p$ 点邻域中的已知信息(邻域 $\psi_p$ 定义为以 $p$ 为中心 $\varepsilon$ 为半径的方片), $\omega(p, q)$ 为权函数。

权函数的计算是算法的关键,它依赖于 $p, q$ 两点的相似度,并满足条件 $0 \leq \omega(p, q) \leq 1$ 和 $\sum_q \omega(p, q) = 1$ 。计算 $p, q$ 两点的相似度,要利用两点的邻域信息。 $p$ 点的邻域信息与 $q$ 点的邻域信息的平均偏差越小, $p, q$ 两点的相似度就越大,反之,相似度就越小(如图1, $q_1, q_2$ 两点中, $p$ 点与 $q_2$ 的相似度更大)。 $p$ 与 $q$ 的相似度越高, $q$ 点的权值也就越大。可以用欧氏距离来衡量两点的偏差。

因此,定义 $\omega(p, q)$ 如下:

$$\omega(p, q) = \frac{1}{Z(p)} e^{-\frac{\|I(N_p) - I(N_q)\|^2 / n^2}{h^2}} \quad (3)$$

其中, $Z(p)$ 是归一化因子, $Z(p) = \sum_q e^{-\frac{\|I(N_p) - I(N_q)\|^2 / n^2}{h^2}}$ ;  $I(N_p)$ 为 $p$

点邻域中已知信息 $N_p$ 的像素值矩阵, $I(N_p) = (I(p), q \in N_p)$ ;

$|N_p|$ 为 $p$ 邻域中已知信息的数量; $\frac{\|I(N_p) - I(N_q)\|^2}{|N_p|}$ 用来

衡量 $p, q$ 的均偏差; $h$ 为指数函数的衰减参数,它控制着

$\frac{\|I(N_p) - I(N_q)\|^2}{|N_p|}$ 对权函数的影响力。

## 2.3 算法描述

通过以上分析,算法描述如下:

- (1) 输入一个标记破损区域的图像;
- (2) 计算破损区域的单像素边界 $\partial\Omega$ ;
- (3) 利用式(1)计算 $\partial\Omega$ 上各点的填充优先级 $P(p)$ ;
- (4) 根据 $P(p)$ 由大到小的顺序,利用式(2)、(3)填充 $\partial\Omega$ 上各点;
- (5) 更新边界 $\partial\Omega$ 。若 $\partial\Omega$ 为空,修复完毕;否则,转入(3)。

## 3 实验结果分析

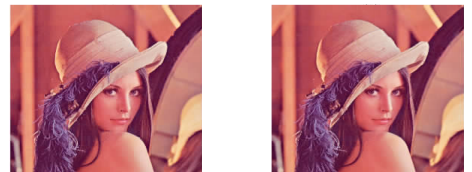
该文实验均在CPU: Athlon 1.8 GHz, 内存: Kingston 1 GB的PC机上用Matlab 7.0实现。实验中使用 $5 \times 5$ 的方片作为中心点的邻域,取 $h=0.5$ (大量实验表明 $0.1 \leq h \leq 2$ 较理想)。

图2(a)是一幅带有划痕的图像;图2(b)是BSCB方法<sup>[1]</sup>的修复结果,BSCB方法在处理人物帽子上划痕时,因划痕较宽,需要的迭代次数太多,因此产生了较大的误差;图2(c)为基于样本的方法<sup>[7]</sup>处理的结果,图中镜子的弧形边框有些缺陷,这是由纹理匹配过程中产生的连锁现象造成的;图2(d)为该文方法的修复结果,图中每一处划痕处理的效果都很好,边缘保持良好。图3、图4分别是去除文字和障碍物的效果图。



(a) 破损图

(b) BSCB方法修复结果



(c) 基于样本方法处理的结果 (d) 该文方法修复结果

图2 去除划痕效果

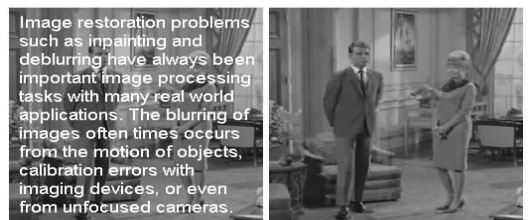


图3 文字去除效果

从运算时间对几种方法作比较,见表1。基于PDE的方法(如BSCB方法)需要反复迭代,每次迭代从周围传播一个微量信息给修复区域,迭代次数繁多;基于样本的方法每次填充都