

基于求解泊松方程和梯度的图像修复的研究

杨 勇,汪继文

(安徽大学 计算机学院,安徽 合肥 230039)

摘 要:提出了一种基于梯度的新的图像修复算法从图片或照片上去除有影响的物体。文中的方法是分两个阶段来重建移除的区域:移除区域的梯度通过填充算法来填充;通过解泊松方程在梯度映射下来重构图像。在填充梯度的方法中提出了一个新的补丁匹配标准。在这个标准中,同时用到梯度和颜色信息,所以,有一个好的图像修复结果。文中用一些修复例子和结果进行比较,来演示本方法的优越性。

关键词:图像修复;梯度;填充顺序;泊松方程;补丁传播

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2008)02-0098-03

Research on Image Completion by Solving Poisson Equation and Gradient

YANG Yong, WANG Ji-wen

(Department of Computer, Anhui University, Hefei 230039, China)

Abstract: Presents a novel gradient-based image completion algorithm for removing significant objects from natural images or photographs. The method reconstructs the region of removal in two phases. Firstly, the gradient maps in the removed area are completed through a patch based on filling algorithm. After that, the image is reconstructed from the gradient maps by solving a Poisson equation. A new patch-matching criterion is developed in approach to govern the completion of gradient maps. Both the gradient and the color information are incorporated in this new criterion, so a better image completion result is obtained. Several examples and comparisons are given at the end of the paper to demonstrate the performance of gradient-based image completion approach.

Key words: image completion; gradient; filling order; Poisson equation; patch propagating

0 引 言

在图像编辑或视频处理方面除去一个给定的图像上面的特定物体或者修复其上面的损坏部分,都是非常重要的一项工作。假如输入图像为 I , I 上的丢失区域或未知区域为 Ω , 现在图像修复的任务是通过从已知区域 $I \setminus \Omega$ 向未知区域 Ω 传播结构和纹理信息。移除区域可以由多种工具来填充,比如克隆刷和合成处理。但是,能由 I 的已知区域自动地并且光滑地填充 Ω 仍是研究中的一个问题。

许多和图像修复相关的方法在计算机图形和计算机视觉文献中提出了^[1-4]。Bertalmio 提出了基于 PDE 的方法来修复损坏图像。他的方法是在满足一些连续性的条件下沿着损坏区域的边界的向内部扩展

结构。修复的结果非常光滑。这种方法对于修复小的区域效果是好的,但是当重构区域较大的时候,将会出现一些缺乏纹理的模糊痕迹。因此这种方法在修复大的区域时是行不通的。

近来,一些研究者已经考虑基于范式的方法来修复一些带有大的待修复区域的图像了。第一个尝试使用基于范式合成的方法的是 Harrison^[5], 他根据邻域的像素的纹理水准来填充目标像素的纹理。虽然想法听起来是好的,但是强线性结构通常被它附近的噪声所影响。Jia J 和 Tang^[6]提出了一个方法来填充图像区域,他们通过使用张量的方法明确地分解未知区域为许多有相似纹理的不同区域。但是,他们的方法既要求花费分割的步骤又要求不同的选择怎么来平滑不同的纹理边界。

最近, Criminisi 提出了一种基于范式的填充区域的图像修复算法,填充的顺序是根据等照度线的方向和法线的方向之间的角度来决定的,所以有着较强结构的丢失区域有优先填充的优势。

收稿日期:2007-05-27

基金项目:安徽省自然科学研究项目(2006KJ028B)

作者简介:杨 勇(1980-),男,安徽涡阳人,硕士研究生,研究方向为计算机模拟与仿真;汪继文,教授,博士生导师,研究方向为智能计算。

所有这些图像修复的方法^[1-9]中都没有提出梯度映射。文中提出的修复未知区域 Ω 的方法分为两个阶段:第一阶段,通过根据最优填充算法来确定一个补丁在梯度映射下来填充未知区域;第二阶段,通过解泊松方程根据重构的梯度在 Ω 处重构图像。

基于梯度的图像处理和泊松方程解决方法已经在许多相关的地方强调过,比如高度范围压缩^[10],泊松图像编辑^[11]等。在这里提出了一个新的标准来选择相似的补丁在梯度映射下来填充损坏区域,所以可以通过解泊松方程在梯度映射下来重构图像。

文中提出的方法由下面两部分构成:

(1)通过下面三种方法的合成就形成了一个新的图像修复的框架:基于范式的图像修复;在梯度域内进行图像修复;解泊松方程。

(2)这里引用一种匹配标准,这种标准把梯度和颜色因素都考虑进去了。

1 基于梯度的图像修复

1.1 算法

输入图像为 I ,在 I 中有一块人为的遮掩区域,称为 Ω , Ω 就是待修复区域。输出图像为 I' , I' 中 Ω 区域已经被填充了。在这里定义一些像其他文献中定义的符号,定义未知区域为 Ω ,已知区域为 Φ , Ω 的等高线记为 $\partial\Omega$,源图像补丁块和目标补丁块分别为 Ψ_s, Ψ_t , $G(\dots)$ 代表在梯度区域的信息及操作。如上所述,整个算法就有下面两个阶段:

- 1) $G(\Omega)$ 的图像填充;
- 2) 从 $G(\Omega)$ 重构该图像。

第一阶段是通过从源补丁块向目标补丁块拷贝信息来完成的,这一过程中要选择具有最高适应度的目标补丁块,这个补丁块的中心位于 $\partial\Omega$ 上。决定填充顺序的方法将在1.2中介绍。 Ψ_s 是 Φ 中具有和 Ψ_t 最高相似度的源补丁块,这个相似度是根据一个标准来判断的(1.3中有详细的介绍)。当找到 Ψ_s 后,定义当像素 $p \in \Psi_t$ 时, $C(p) = 0$,用 Ψ_s 中的 P 来代替 Ψ_t 中对应的 p 。这里说的 p 的像素值是它们的梯度值 $G(p)$,包括 $G_x(p)$ 和 $G_y(p)$ 。填充后, Ω 和 $\partial\Omega$ 要相应地更新。

第二阶段的目的是在 G 的基础上计算一个新的 I' ,使得 $\|\nabla I' - G\|$ 最小(详见1.4节)。

综上,算法大致分为如下几个步骤:

- (1) 初始化;
- (2) 选择一个具有最高优先权 $P(p_c)$ 的目标补丁块 Ψ_t 使其中心 $p_c \in \partial\Omega$;
- (3) 在 Φ 中搜索源补丁块 Ψ_s ,使得 Ψ_s 和 Ψ_t 具有最高的相似度;

(4) $\forall p \in \Psi_t$,如果 $C(p) = 0$,使用梯度 $G(p')$ 填充它的梯度 $G(p)$,并使得 $C(p) = 1$,其中 $p' \in \Psi_s$;

(5) 更新 Ω 和 $\partial\Omega$;

(6) 如果 $\Omega \neq \emptyset$ 再回到(2);

(7) 计算 I' 使得 $\|\nabla I' - G\|$ 最小。

在初始化过程中,要搜索填充方向 $\partial\Omega$,要计算每个像素的信任度参数和梯度。

1.2 填充顺序

如果像素 $p \in \Omega$,则在 p 处的信任度参数 $C(p)$ 初始化为0;否则为1。

$$C(p) = \begin{cases} 0, & \forall p \in \Omega \\ 1, & \forall p \in I \setminus \Omega \end{cases} \quad (1)$$

第二个定义在 p 上的参数是 $G(p)$,它反映了局部的形状特征,其值是基于 p 上的梯度信息的数量级的, $G(p)$ 定义为:

$$G(p) = \frac{1}{|A|} \sum_{q \in A} \sqrt{G_x^2(q) + G_y^2(q)} \quad (2)$$

A 是像素 p 的邻域的面积, $G = [G_x, G_y]$ 是梯度区域的水平梯度和垂直梯度。在这里 A 和 Ψ_s, Ψ_t 是一样大的。

对于一个给定的 Ψ_t ,其中心 $p_c \in \partial\Omega$,定义填充优先权为如下公式:

$$P(p_c) = r(p_c) \cdot G(p_c) \quad (3)$$

$$r(p_c) = \frac{\sum_{q \in \Psi_t \cap (I \setminus \Omega)} C(q)}{|\Psi_t|} \quad (4)$$

$|\Psi_t|$ 代表 Ψ_t 的面积。 $G(p_c)$ 是像素 p_c 周围的边缘和结构的信息数量的测量。计算 $P(p_c)$ 的目的是使得具有较大 $P(p_c)$ 的区域优先填充。因此, $P(p_c)$ 越大,在 Ψ_t 上就有越高的优先权。

1.3 匹配标准

在 $\partial\Omega$ 上面计算了优先权后,具有最高优先权的 Ψ_t 被首先选中来填充梯度。目标区域填充源区域 Ψ_s 对应的梯度。因此,选择一个最好的源补丁的标准在基于范式的图像修复中就起到了非常重要的作用。

提出了一种指数相似度的测量方法在 Ω 中搜索补丁 Ψ_t ,这种方法包括了两个补丁间的颜色和梯度差别信息,相似度定义如下:

$$s(\Psi_s, \Psi_t) = e^{d_c(\Psi_s, \Psi_t) + d_g(\Psi_s, \Psi_t)} \quad (5)$$

其中

$$d_c(\Psi_s, \Psi_t) = \sum_{(x,y)} \|\Psi_s^c(x,y) - \Psi_t^c(x,y)\| \quad (6)$$

$$d_g(\Psi_s, \Psi_t) = \sum_{(x,y)} \|\Psi_s^g(x,y) - \Psi_t^g(x,y)\| \quad (7)$$

这里 Ψ_s^c, Ψ_t^c 分别代表源补丁和目标补丁在RGB方面的颜色信息,而 Ψ_s^g, Ψ_t^g 则分别代表相应的梯度向

量。对于那些未知的像素,把它们值赋为 0。基于这个新的标准,用于填充 Ψ_i 对应的梯度的源补丁 Ψ_s 就被如下公式定义:

$$\Psi_s = \operatorname{argmin}_{\Psi_s \in \Phi} \frac{s(\Psi_i, \Psi_s)}{|\Psi_i|} \quad (8)$$

通过以上算法的描述,在迭代地填充 Ω 处的梯度后,得到了最后更新的梯度映射 $G' = [G'_x, G'_y]$,通过解泊松方程用其来重构图像 I' 。

1.4 在梯度映射下进行图像重建

从梯度区域重建图像是非常热门的研究方向。在二维空间,修改后的梯度向量场 $G' = [G'_x, G'_y]$ 可能不是可积的。 I' 是指从 G' 重建的图像,直接使用一个最近在文献[10]中提出的方法来使 $\|\nabla I' - G'\|$ 最小,所以 $G \approx \nabla I'$ 。通过引用拉普拉斯和散度算子, I' 可以通过解下面泊松差分方程来获得。

$$\nabla^2 I' = \operatorname{div}([G'_x, G'_y]) \quad (9)$$

2 实验结果及讨论

这个算法可以用到有着复杂背景结构的彩色图片的修复中。下面的实验结果是用本方法修复的结果,所有的在这里的实验数据都是在如下的硬件环境下进行的:奔腾 IV 1.6GHz CPU, 512MB RAM。类似其他的图像修复方法(参考文献[3]),所有的补丁块都用的是 9×9 的像素块。

下面的实验一(见图 1)是在 <http://www.cis.rit.edu/fairchild> 网站下载的。实验显示即使有 39%(人所在的区域)的部分要移除,本方法也能很好地再修复背景。但是在文献[10]中修复的结果在填充区域有模糊的纹理。通过执行 Drori 的算法[4]用了 4 个小时,而文中方法只用了 4 分钟。

图中,(a)为初始图像;(b)为需要修复的图像(在黑白的交界处);(c),(d)分别是初始的水平和垂直梯度;(e),(f)为填充的水平和垂直梯度;(g)为文献[10]中的结果;(h)为本方法的修复结果。

参考文献:

- [1] Levin A, Zomet A, Weiss Y. Learning how to inpaint from global image statistics[C]//In: Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision'03. France: [s. n.], 2003:305 - 361.
- [2] Bertalmio M, Sapiro G, Ballester C, et al. Image inpainting[C]//In: Proceedings of SIGGRAPH'00. New Orleans: [s. n.], 2000:417 - 424.

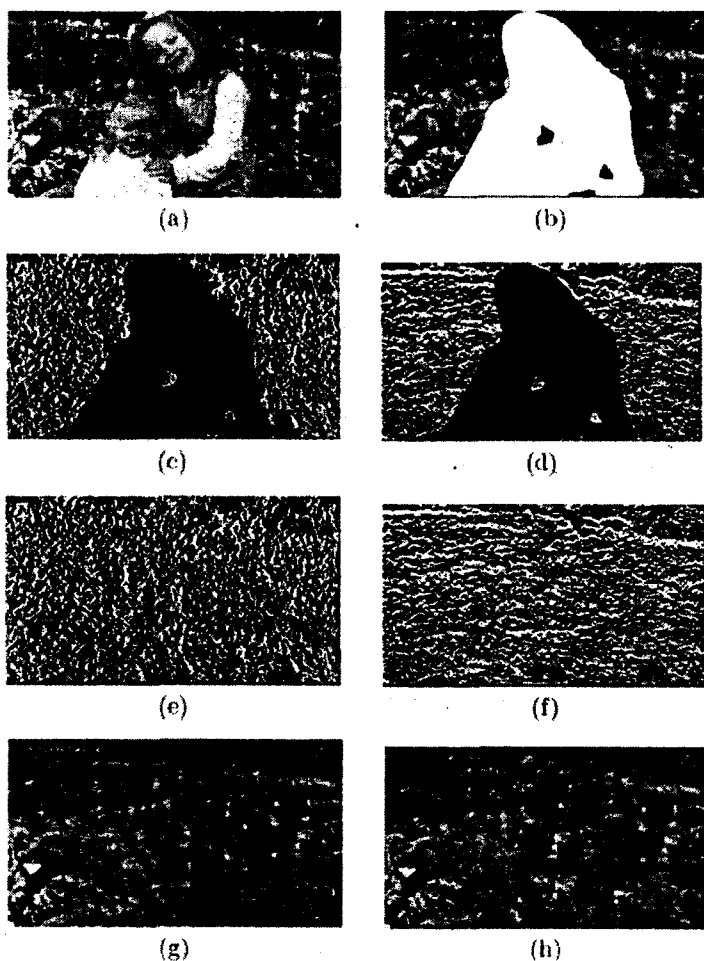


图 1 实验一

- [3] Criminisi A, P'erez P, Toyama K. Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(9):1200 - 1212.
- [4] Drori I, Cohen-Or D, Yeshurun H. Fragment-based image completion[J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 303 - 312.
- [5] Harrison P. A non-hierarchical procedure for re-synthesis of complex texture[C]//In: Proceedings of International Conference in Central Europe Computer Graphics and Visualization'01. Czech Republic: [s. n.], 2001:190 - 197.
- [6] Jia J, Tang C K. Image repairing: Robust image synthesis by adaptive tensor voting[C]//In: Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition'03. Madison, WI: [s. n.], 2003:643 - 650.
- [7] Bornard R, Lecan E, Laborelli L, et al. Missing data correction in still images and image sequences[C]//In: Proceedings of ACM Multimedia'02. France: [s. n.], 2002:355 - 361.
- [8] Zhang Y J, Xiao J J, Shah M. Region completion in a single image[C]//Euro Graphics. Grenoble, France: Short Presentations, 2004.
- [9] Sun J, Yuan L, Jia J, et al. Image completion with structure

(下转第 103 页)

模拟退火中的 Metropolis 接受准则引入到遗传算法的群体更新策略中,即在用新群体更新旧群体时,对新群体中每个个体施行退火操作,决定进入下一代的个体,实现新旧群体的替换。基于退火进化算法的机器人足球描述如下:

1)设置遗传算法以及退火过程中涉及到的各控制参数、包括群体规模、交叉概率、变异概率、初始温度和退火迭代次数等。

2)初始化程序中的各个变量。

3)生成初始群体。

4)选择被复制而直接进入下一代或参与交叉操作的个体。

5)对选择的个体按照交叉概率实施交叉操作,生成新群体,并采用择优原则,即如果生成的新个体目标函数值大于当前最优解,则新个体替换为当前最优解,否则最优解仍保持不变^[5]。

6)对新群体中的所有个体按照变异概率进行变异操作,同样采用择优原则:对变异操作生成的新群体中所有个体实施退火操作,实现新旧群体的更新。

判断是否满足程序终止条件。若不满足程序终止条件,则按照定义的降温方式更新温度参数 T 。如果满足程序终止条件,则终止进化,输出最优解。

4 适应度函数的设计

遗传算法^[6]在进化搜索中基本上不用外部信息,仅以适应度函数 fitness function 为依据,利用种群中每个个体的适应度值来进行搜索。因此 fitness function 选取直接影响到遗传算法的收敛速度以及能否找到最优解。通过适应度函数来决定个体的优劣程度,它体现了自然进化中的优胜劣汰原则。适应度函数设计直接影响到遗传算法的性能,适应度函数设计不当有可能造成遗传算法的欺骗性问题。

针对在机器人足球比赛中,目标是将球踢进对方的球门,也就是说球离对方球门的距离越近越好,所以将球离对方球门的距离的变化作为评价函数,定义如下:

$$R = \Delta d$$

其中, Δd 表示球离对方球门距离的变化,前进为正,后退为负。

5 仿真实验

在 FIRA 仿真的环境下,对该动作规则算法进行了实验。为了与参考文献[4]比较,进行了两个实验:截球实验和射门实验。各项实验进行 100 次,统计结果如表 1 所示,实际比赛成绩与实验结果表明,采用了退火进化算法后,策略子系统截球能力、射门能力都得到了提高。

表 1 实验成功率统计

实验类型	试验次数	球速 $\text{cm} \cdot \text{s}^{-1}$	成功次数	成功率
截球	100	0.4~1.48	91	0.91
射门	100	0.4~1.48	84	0.84

6 结论

多 Agent 协作从 20 世纪 80 年代就被提出,已经有一些探索性的研究,但总的来说,多智能体协作技术还不成熟,在协作时机、协作过程、协作机理、协作协议、协作稳定性等方面的研究还远远不够。应进一步深入研究多智能体的协作模型和协作方法,建立具有集体理性、能完成复杂任务的、稳定的协作智能体。如何训练 Agent 以及加强 Agent 相互之间的协作是 Multi-Agent 系统研究的一个重要课题,文中针对遗传算法的缺点和退火算法的优点,有效地将两者结合在一起,通过实验验证了该算法的可行性,提出的方法避免了传统遗传算法出现的早熟收敛,提高了搜索效率。

参考文献:

- [1] Zhang Bo, Cai Qingsheng, Chen Xiaoping, et al. An Agent Team for RoboCup Simulator League[C]//Proceedings of the 3rd World Congress on Intelligent Control and Automation. 合肥:中国科学技术大学出版社,2000.
- [2] 杨增光,李龙澍. 决策树学习在 RoboCup 仿真球队中的应用研究[J]. 系统仿真学报,2004,16(4):653-656.
- [3] 刘 钊,陈建勋. 基于自适应遗传算法的足球机器人策略设计[J]. 哈尔滨工业大学学报,2005,37(7):7-9.
- [4] 杨学星,丁海军. 基于模拟退火算法和遗传算法的图像降噪研究[J]. 计算机工程与应用,2006(4):79-80.
- [5] 毕惟红,任红民,吴庆标. 一种新的遗传算法最优保存策略[J]. 浙江大学学报:理学版,2006(1):32-35.
- [6] 金 玺,郭 巧,黄 鸿,等. 在机器人足球中利用遗传算法进行多智能体学习[J]. 机器人技术与应用,2003(5):45-47.

(上接第 100 页)

propagation[J]. ACM Transactions on Graphics,2005,24(3):861-868.

[10] Fattal R, Lischinski D, Werman M. Gradient domain high dynamic range compression[J]. ACM Transactions on Graphics,

2002,21(3):249-256.

[11] P'erez P, Gangnet M, Blake A. Poisson image editing[J]. ACM Transactions on Graphics,2003,22(3):313-318.