

基于边缘信息和马尔可夫随机场的图像去模糊

周 岩, 周 苑, 王旭辉

(河南工程学院 计算机学院, 河南 郑州 451191)

摘 要: 提出了一种结合图像的边缘信息和改进先验知识的图像去模糊模型, 采用边缘信息和马尔可夫随机场建立了适用于所有类型图片先验知识, 根据提出的新模型能更好地估计模糊图像的模糊核, 达到了更好的去模糊效果. 对三幅不同类型的模糊图片进行实验, 三种算法的对比结果表明: 提出的去模糊方法具有较强的通用性, 得到更清晰的去模糊视觉效果, 峰值信噪比分别达到了 26.79 dB、26.33 dB 和 29.81 dB, 平均结构相似度分别为 0.86、0.88 和 0.90, 且相对于现有的算法均有了明显的提高.

关键词: 图像去模糊; 边缘信息; 马尔可夫随机场; 先验知识

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2015)12-0021-05

Image Deblurring Based on Edges Information and Markov Random Field

ZHOU Yan, ZHOU Yuan, WANG Xu-hui

(College of Computer, Henan Institute of Engineering, Zhengzhou 451191, China)

Abstract: An image deblurring model based on edges information and improved image prior knowledge is proposed, and the edges information and Markov Random Field is used to establish a priori knowledge which is suitable for all types of picture. The fuzzy kernel of fuzzy image can be estimated according to the proposed new model, which gets a better blurring effect. Through the comparison experiment results for three images of different types of fuzzy picture show that the proposed deblurring method has a stronger universality, and obtains more clear visual effect, the Peak Signal to Noise Ratio is respectively up to 26.79 dB, 26.33 dB and 29.81 dB, and the Mean Structure Similarity Index is respectively up to 0.86, 0.88 and 0.90, comparing with the existing algorithms, the proposed algorithm is improved obviously.

Key words: image deblurring; edge information; markov random field; prior knowledge

1 引言

在获取图像的过程中, 相机的抖动或者被拍摄物体的移动都会使最终的图像变得模糊, 这一问题在计算机视觉和图像处理等领域中受到广泛的关注^[1]. 目前大部分的研究集中利用图像的边缘, 或者利用特定的清晰图像先验知识来达到去模糊的效果. Cho 等人^[2]提出的快速图像去模糊算法, Fergus 等人^[3]提出的基于图像梯度先验知识的图像去模糊方法, 通过混合高斯模型来拟合清晰图像的梯度分

布, 建立了基于梯度分布的先验知识. Krishnan 等人^[4]也通过对大量图像的统计, 发现利用图像的 L_1 范数和 L_2 范数的比值最小化, 可以更好地逼近清晰图像, 因此提出了一种基于归一化图像的去模糊方法.

基于图像边缘的图像去模糊不需要针对某类图片, 适用范围比较广. 但是由于没有利用清晰图像的先验, 因此不能达到很好的效果. 而基于图像先验的去模糊方法中大部分的先验只适用于某些特定的条件, 所以只局限在特定的图片中. 比如混合高斯先验

收稿日期: 2015-01-27; 修回日期: 2015-03-18

基金项目: 国家自然科学基金项目(61301232)

和超拉普拉斯先验并不能适用于所有的图片,只是某些自然场景比较合适,而对于人脸图像、文字图像则达不到去模糊的效用。借鉴这两种方法的优点,将图像边缘和图像先验知识结合在一起,通过提取图像的边缘信息,对图片的边缘区域和平滑区域进行建模,同时,采用了二阶马尔可夫随机场更好地结合了边缘信息,提出了一种基于图像边缘信息和马尔可夫随机场的图像去模糊的新方法。

2 去模糊模型与清晰图像先验

图像边缘的去模糊方法的原理是在估计模糊核的过程中,对边缘部分进行提取或者加强,再利用处理过的边缘估计图像的模糊核。图像先验知识的去模糊方法则是通过设计各种不同的清晰图像先验知识,使得图像逼近没有模糊的情况。

2.1 去模糊模型

图像的模糊可以描述为以下过程:

$$y = x \otimes k + n \quad (1)$$

式中, y 代表模糊图像, x 代表清晰图像, n 代表图片中的噪声,一般用高斯噪声来近似。 $\otimes$ 代表卷积算子。利用贝叶斯理论可以得到如下推断清晰图片 x 的方法:

$$p(x, k | y) = p(y | x, k) + p(k) + p(x) \quad (2)$$

式中, $p(y | x, k)$ 为保真项,用来保证处理后的图片和处理之前的图片保持相似; $p(k)$ 是模糊核的先验; $p(x)$ 是清晰图像的先验。

2.2 清晰图像先验

由于在实际的情况下只有观测图像 y ,通过单一的观测图像 y 求解模糊核 k 和清晰图像 x ,方程(2)属于欠定方程。为了求解方程(2),需要对图像的先验 $p(x)$ 建模,来解决欠定的问题,从而得到模糊核与清晰图像。

基于图像梯度分布的先验知识被广泛应用于图像去模糊,分别有基于混合高斯的先验、基于超拉普拉斯先验以及基于颜色信息的先验,由于这些先验都只能在特定的条件和特定的图片中发挥作用,并不能广泛应用于各类图片。因此,对清晰图像建立一种新的先验,并在此基础上结合图像的边缘信息,以此达到更好的图像去模糊效果。

3 图像去模糊建模

在图像去模糊中,需要通过模糊图像 y 求解模糊核和清晰图像 x ,为了利用图像的边缘信息构造新的先验知识,把方程(2)扩展为

$$p(x, k, e | y) = p(y | x, k) + p(k) + p(x | e) + p(e | x) \quad (3)$$

方程中, e 代表从图像中提取到的边缘信息; $p(y | x, k)$ 为保真项; $p(k)$ 为模糊核 k 的先验; $p(x | e)$ 为本文引入的将图像信息和清晰图像先验相结合的先验知识; $p(e | x)$ 为基于图像 x 提取边缘 e 的过程。

在该模型中,每一项都可以约束最终解的空间,用来得到更真实的模糊核 k 和清晰图像 x 。而 $p(x | e)$ 和 $p(e | x)$ 则为本文的重点,它们互相制约,互相帮助。其中 $p(x | e)$ 可以利用边缘建立更可靠的图像先验知识, $p(e | x)$ 则可以利用更清晰的图像 x 得到更好的边缘信息,从而建立了更准确的先验。

3.1 保真项 $p(y | x, k)$

在保真项 $p(y | x, k)$ 中,利用图像去模糊中广泛使用的标准形式,当方程(1)中的噪声 n 满足高斯白噪声时,可以得到式(4)的形式。

$$p(y | x, k) = || x \otimes k - y ||^2 \quad (4)$$

该项的作用就是保证恢复图像 x 在求解的模糊核 k 的作用下,与观测图像 y 尽量保持一致。

3.2 模糊核的先验 $p(k)$

由于模糊核的实质是相机在运动空间中的一条路径,该路径在相机运动空间是稀疏的,也就是在模糊核中只有很少数的位置为非零值。因此利用拉普拉斯来对模糊核的先验进行建模,可以得到:

$$p(k) = || k ||_2 \quad (5)$$

3.3 图像先验 $p(x | e)$

由于目前大部分已有的图像先验都只适合于部分的图像,因此本文拟利用一种普遍的清晰图像先验,它可以应用于各种图像中。基于马尔可夫的模型已经被证明可以应用于各种图像处理中,比如图像去噪和图像修补等。因此,利用马尔可夫场来对图像建立先验知识^[6]。假设已经提取边缘信息 e ,提出的清晰图像先验为

$$p(x | e) = \sum_{(i,j) \in \epsilon} w_{ij}(e) [x_i \neq x_j] + \alpha \sum_{(i,j) \in \epsilon} (x_i - x_j)^2 \quad (6)$$

式中, ϵ 代表马尔可夫场中所有相邻的像素的集合,本文中采用四邻域的方法。 e 代表图像的边缘,假设已经知道边缘 e 的结果。运算符 $[x_i \neq x_j]$ 表示:

$$[x_i \neq x_j] = \begin{cases} 0, & \text{if } x_i = x_j \\ 1, & \text{if } x_i \neq x_j \end{cases} \quad (7)$$

方程(6)中的第一项是一个加权离散 Potts 模型^[6],用来惩罚相邻像素具有不同强度的情况。该模型可以尽量使图像达到分段光滑的状态。从而避免

产生一些微小的错误边缘而导致求解的模糊核中包含一些错误的抖动路径. 其中权重 $w_{ij}(e)$ 的选取具有重要的意义,因为它用来决定在图像的哪些相邻像素进行惩罚以及惩罚的程度,哪些区域不进行惩罚. 本文中,利用边缘信息 e 来构造权重 $w_{ij}(e)$:

$$w_{ij}(e) = \begin{cases} w_{\text{edge}}, & \text{if } i \in e \text{ or } j \in e \\ w_{\text{non-edge}}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

式中, w_{edge} 和 $w_{\text{non-edge}}$ 是两个权重参数,并满足如下关系:

$$w_{\text{edge}} \ll w_{\text{non-edge}} \quad (9)$$

方程(9)的作用是在强度值不同的相邻像素中,如果有一个像素属于边缘,则对这种像素尽量不惩罚;如果强度不同的相邻像素都不属于边缘,而是在同一个区域内,则会对这种强度不同的像素给予较大的惩罚,从而使得同一区域内的像素尽可能地保持一致. 这样可以使得图像的边缘更加清晰,得到更准确的模糊核估计值.

方程(6)中的第二项是对第一项的一个补充,主要的惩罚判断标准仍然为第一项的 Potts 模型,也算是一个额外的惩罚项,用来惩罚相邻像素间具有跳跃式的突变情况. α 为正则化参数,要使 α 的取值尽量小,从而达到对突变巨大的像素更好的惩罚. 因为本文提出的先验知识是利用边缘信息建立得到的,并不针对某一特定类的图像,可以适用于任何的图像,具有更广泛的应用范围.

3.4 边缘信息 $p(e|x)$

由于先验知识需要建立在边缘信息上,需要首先根据模糊图像推断图像的边缘位置信息,从而根据边缘建立先验知识. 在估计模糊核的过程中,图像中都存在着大量的边缘信息和纹理信息,但是这些纹理信息的精细程度以及密集程度,不可能完全把纹理信息提取出来. 因此,在提取边缘信息 e 之前,需要先把图像中不重要的纹理信息尽量删除掉. 本文采用 L_0 平滑^[7]的方法,来达到去除图像纹理信息的目的.

L_0 平滑本质上是将总变差模型(TV)中的 L_1 范数改为 L_0 范数,从而得到输入图片 x 的分片光滑图像 x_s, x_s 可以通过求解如下的能量方程得到:

$$x_s = \min \left\{ \sum_i (x_{s_i} - y_i)^2 + \beta N(x_s) \right\} \quad (10)$$

式中, i 表示像素的索引; $N(x_s)$ 用来计数得到的分片光滑图像中梯度值不为 0 的像素点的个数,表达形式为

$$N(x_s) = \# \{i, |\nabla_x x_{s_i}| + |\nabla_y x_{s_i}| \neq 0\} \quad (11)$$

式中, $\# \{\cdot\}$ 是统计 $|\nabla_x x_{s_i}| + |\nabla_y x_{s_i}|$ 不等于 0 的像素点 i 的个数. L_0 平滑方法的一个显著特点就是不依赖于图像的局部特征,而是全局寻找物体的重要边缘信息,从而可以有效地删除细节纹理引起的边缘,同时一定程度上,还能保持和增强图像的主要边缘信息.

根据 L_0 平滑得到的分片光滑图像 x_s 中保留了图像的主要边缘信息,为了得到更有效的边缘信息 e ,利用振荡滤波器^[8]对图像 x_s 进行滤波,因此最终的边缘信息计算方法为

$$p(e|x) = \delta F \{x_s\} \quad (12)$$

式中, δF 表示振荡滤波器操作算子; x_s 表示由 L_0 平滑对 x 处理后得到的分片光滑图像.

4 图像和模糊核 k 的优化

采取对多个变量交替优化的方法来得到最终的结果,可以有效地得到能量方程的最优解. 由于对于每个变量的优化过程中都可以得到一个解析解,因此该优化方法可以很快地达到收敛状态.

4.1 图像 x 的优化

在该优化过程中,固定边缘 e 和模糊核 k 求解清晰图像 x ,方程(3)可以简化为

$$p(x, k, e|y) = p(y|x, k) + p(x|e) + p(e|x) \quad (13)$$

其对应的能量函数为

$$\min_x \|x \otimes k - y\|^2 + \sum_{(i,j) \in \epsilon} w_{ij}(e) [x_i \neq x_j] + \alpha \sum_{(i,j) \in \epsilon} (x_i - x_j)^2 + \delta F \{x_s\} \quad (14)$$

由于方程(14)中 $\delta F \{x_s\}$ 的计算是直接通过 L_0 平滑和振荡滤波器得到的,因此求解最终的 x 可以利用文献[7]中的方法有效得到最优解.

4.2 模糊核 k 的优化

在该问题中,方程(3)可以简化为

$$p(x, k, e|y) = p(y|x, k) + p(k) \quad (15)$$

其对应的能量方程为

$$\min_k \|x \otimes k - y\|^2 + \lambda \|k\|_2 \quad (16)$$

该最优化是一个提克洛夫正则化的最小二乘能量函数,因此可以得到一个解析解:

$$k = F^{-1} \left(\frac{\overline{F(x)} \circ F(y)}{\overline{F(x)} \circ F(y) + \lambda} \right) \quad (17)$$

式中, F 和 F^{-1} 分别代表快速傅里叶变换和逆快速傅立叶变换, $\overline{F(\cdot)}$ 代表 $F(\cdot)$ 的共轭形式; $\circ$ 代表元素对应相乘.

5 实验结果与分析

实验选取 Levin 等人建立的模糊数据库进行实验,该数据库用三张清晰图片,分别为人物、景色和人脸三种图片,用真实的模糊核合成模糊图片如图 1 所示。



图 1 模糊的三张原始图像

采用文献[2]和文献[9]提出的去模糊算法与本文提出的模型,对图 1 中的三幅图进行去模糊处理,得到的效果如图 2 ~ 图 4 所示。



图 2 使用文献[2]中的方法得到的结果



图 3 使用文献[9]中的方法得到的结果



图 4 使用本文方法得到的结果

从图 2 可以看出,文献[2]估计的模糊核中存在比较明显的杂乱相机抖动路径,而且去模糊效果也不理想,在去模糊结果中的边缘区域仍然比较模糊。从图 3 看出,模型[9]估计的模糊核比较接近真实的模糊核,同时去模糊的图片也较为清晰,但是依然不够理想。从图 4 可以看出,本文提出的方法较前两种方法有了较大的改善,去模糊效果已经非常理想,边缘区域模糊区域基本消失。

为了对实验效果进行客观的评价,采用峰值信

噪比 PSNR 和平均结构相似度 MSSIM 评价标准对去模糊的实验结果进行比较。其中 PSNR 的计算公式为

$$\text{PSNR} = 10 \lg \frac{\max_{x \in \Omega} (u(x))^2}{\frac{1}{\text{size}(\Omega)} \iint_{i,j \in \Omega} (u(i,j) - u_0(i,j))^2 di dj} \quad (18)$$

MSSIM 的计算公式为

$$\text{MSSIM}(u, u_d) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \text{SSIM}(u_j, u_{dj}) \quad (19)$$

式中,SSIM 是用来比较两幅图像的亮度、对比度和结构的相似度,表达式为

$$\text{SSIM}(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (20)$$

式中, σ_x 和 σ_y 代表图像 x 和 y 的方差。 σ_{xy} 是 x 和 y 的协方差。 $C_1 = (K_1 I)^2$, $C_2 = (K_2 I)^2$, 其中 $K_1 = 0.01$, $K_2 = 0.03$, I 代表图像灰度值的动态范围。计算结果的 MSSIM 值越大,越接近 1,代表去模糊后的图像与原始无噪声图像的相似度越高,去模糊效果越好;而 MSSIM 值越小,则代表去模糊效果较差。图 2 ~ 图 4 所示的实验结果对应的数值比较见表 1。

表 1 图 1 的 PSNR 与 MSSIM 的比较

图片类型	方法	SNR/dB	MSSIM
人物	文献[2]	24.67	0.79
	文献[9]	26.34	0.84
	本文模型	26.79	0.86
景色	文献[2]	23.36	0.75
	文献[9]	25.97	0.82
	本文模型	26.33	0.88
人脸	文献[2]	27.64	0.83
	文献[9]	29.35	0.86
	本文模型	29.81	0.90

从表 1 可以看出:在这三种图片类型处理中本文方法可以得到更高的峰值信噪比和平均结构相似度。因此,视觉效果和数值比较都表明了本文模型比文献[2,9]中模型具有更好的去模糊效果。

6 结束语

提出了一种基于边缘信息和马尔可夫随机场的图像去模糊模型,采用边缘的去模糊方法可以预测较为准确的边缘信息用于估计模糊核,再通过边缘信息和马尔可夫随机场建立了适用于所有类型图片

先验知识,从而达到更好的去模糊效果.对比实验结果表明:提出的方法可以对各种类型的图片进行去模糊处理,并得到了更清晰的视觉效果,人物、景色和人脸的峰值信噪比分别达到了 26.79 dB、26.33 dB 和 29.81 dB,平均结构相似度分别为 0.86、0.88 和 0.90,相对于现有的算法均有了明显的提高.

参考文献:

- [1] 仇建斌,李士进,王玮.角点与边缘信息相结合的遥感图像飞机检测新方法[J].微电子学与计算机,2011,28(9):214-216.
- [2] Cho S, Lee S. Fast motion deblurring[J]. ACM Transactions on Graphics, 2009, 28(5): 145:1-8.
- [3] Fergus R, Singh B, Hertzmann A, et al. Removing camera shake from a single photograph[J]. ACM Trans. Graph., 2006, 25(3): 787-794.
- [4] Krishnan D, Tay T, Fergus R. Blind deconvolution using a normalized sparsity measure[C]// IEEE Conference on CVPR, Colorado, Springs, 2011: 2657-2664.
- [5] 王爽,陈广秋,宋亚姬,等.基于双树复小波域的马尔可夫随机场样本修补算法[J].计算机应用,2012,

32(2):493-495.

- [6] 王靖,潘振宽,郑永果,等.基于 Potts 模型的隐式曲面上的图像分割方法[J].计算机应用研究,2014,31(9):2873-2877.
- [7] Xu L, Lu C, Xu Y, et al. Image smoothing via L0 gradient minimization[J]. ACM Trans. Graphics, 2011, 30(6): 174-186.
- [8] Osher S, Rudin L I. Feature-oriented image enhancement using shock filters[J]. SIAM Journal on Numerical Analysis, 1990, 27(4): 919-940.
- [9] Xu L, Zheng S, Jia J. Unnatural 10 sparse representation for natural image deblurring[C]// IEEE Conference on CVPR, USA, Portland, 2013: 1107-1114.

作者简介:

周岩女,(1981-),硕士,讲师.研究方向为计算机应用与数据库技术. E-mail:zhouyok@126.com.

周苑女,(1978-),硕士,讲师.研究方向为多媒体技术与信息处理.

王旭辉男,(1982-),讲师.研究方向为计算机应用与人工智能.

(上接第 20 页)

- [2] 凌利军.高性能低功耗嵌入式 SRAM 的设计与实现[D].长沙:国防科学技术大学,2008.
- [3] Matthew Morrison. Design of static and dynamic RAM arrays using a novel reversible logic gate and decoder [C]// 2011 11th IEEE International Conference on Nanotechnology, Portland, USA, 2011, 31-35.
- [4] 姬忠宁.密码协处理器低功耗设计技术研究[D].郑州:信息工程大学,2013.
- [5] ChristianPiguet.低功耗处理器及片上系统设计[M].北京:科学出版社,2012:44-57.

- [6] 杨亚兰.静态随机存取存储器设计与实现关键技术研究[D].成都:电子科技大学,2011.

作者简介:

郑诚玮男,(1990-),硕士研究生.研究方向为专用集成电路设计. E-mail: cwzheng660@163.com.

戴紫彬男,(1966-),教授,博士生导师.研究方向为专用集成电路设计、芯片可重构设计.

李伟男,(1983-),博士,讲师.研究方向为专用集成电路设计.