

# 基于 TVGA 正则化的室内运动模糊图像恢复

胡春华 马旭东 戴先中

(东南大学自动化学院, 南京 210096)

**摘要** 针对室内环境下相机曝光时间长,被摄目标相对相机运动会产生图像模糊的问题,以室内服务移动机器人作为研究背景,提出了一种基于 Topkis-Veinott 梯度法(TVGA)正则化运动的模糊图像恢复方法。此算法首先采用方向导数法估计出运动模糊方向,同时将图像运动模糊方向旋转至水平轴;然后采用自相关函数平均法确定运动模糊长度,并算出运动模糊点扩展函数(PSF);最后采用改进的 TVGA 最优化正则参数,进而恢复原始图像。与经典的 Wiener 法和两种正则化恢复方法进行的比较结果表明,用 TVGA 法正则化恢复的图像效果较好,不仅较接近原始图像,且易于实现。

**关键词** 运动模糊 图像恢复 点扩展函数 正则化

**中图分类号**: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2007)09-1531-06

## Regularized Motion Blurred Image Restoration Based on Topkis-Veinott Gradient Approach in Indoors

HU Chun-hua, MA Xu-dong, DAI Xian-zhong

(School of Automation, Southeast University, Nanjing 210096)

**Abstract** The relative motion between the camera and object in indoor would lead to blur image of the object. In this paper, Topkis-Veinott gradient approach(TVGA) is introduced to restore the motion-blurred images. Firstly the direction derivation algorithm is proposed to identify the motion-blurred direction from blurred image and then the motion-blurred direction can be adjusted to horizontal axis by image rotation. Secondly the average of autocorrelation functions of the blurred image derivative lines in horizontal direction is calculated, and then the blurred length of point spread function (PSF) is obtained by calculating the horizontal distance from the center to the lowest point. And then the modified TVGA is employed to optimize the regularization parameter. The algorithm has been compared with traditional Wiener algorithm and other two image restoration methods based on regularization respectively. And the experimental results indicate that the TVGA has better restoration results and is easier to realize.

**Keywords** motion-blurred, image restoration, point spread function(PSF), regularization method

### 1 引言

利用视觉跟踪和导航的室内服务机器人,由于室内光线较暗、相机曝光时间较长,从而导致相机成像时被摄目标与相机之间的相对运动易于产生模糊,这类现象称为运动模糊。因此对于室内应用中的目标进行识别和跟踪时,首先需要消除图像模糊。

事实上,自从图像处理技术发展以来,人们一直在研究模糊图像恢复的问题,包括对由于运动而产生的模糊图像恢复的研究。如今研究出的去模糊处理方法很多,有硬件方法和软件方法,也有直接通过设置参数来去模糊的。常规的硬件方法,如 Nayar 等人提出的利用高低分辨率相机合成,在曝光时间内先通过自动测试运动速度来确定模糊参数,再利用逆滤波法恢复出原始图像的方法<sup>[1]</sup>,但是这种方法需

基金项目:国家高新技术研究发展“863”计划资助项目(2004AA420110)

收稿日期:2006-04-03;改回日期:2006-08-15

第一作者简介:胡春华(1977-),女,博士研究生。研究方向为机器人视觉。E-mail: chunhh@163.com

要高分辨率相机与低分辨率相机合成,才能估计出运动模糊参数,且成本要求高;又如优化棱镜法<sup>[2]</sup>,此方法是利用惯性传感器来补偿相机运动,其主要用于解决相机抖动时产生的模糊,这种方法在相机曝光时间较短时的处理效果较好;设计特殊的 CMOS 传感器法<sup>[3]</sup>,这种传感器用来判断是否有运动存在,当有运动存在时,就停止对图像的积分,以达到抑制运动模糊的目的,但此方法设计过程复杂,且不适用于被摄目标连续运动。因此使用软件去模糊方法最为广泛<sup>[4-15]</sup>。本研究主要是针对室内服务移动机器人实时跟踪运动目标时,由于目标与相机发生相对运动而产生的模糊开展的去模糊研究,并对各种去模糊方法进行比较,其中硬件法不仅成本较高,而且还存在以上的不足,而直接设定参数法对于自动跟踪系统也不实用,所以本文主要研究利用软件方法来恢复运动模糊图像。软件方法又有正则化方法、迭代方法、统计方法等<sup>[14]</sup>。由于移动机器人跟踪运动目标要求实时,因此太复杂的迭代算法<sup>[5]</sup>和经典的去模糊算法<sup>[7]</sup>不实用,而经典方法又均是基于卷积形式实现的,而且其在恢复图像过程中卷积运算是病态的。基于这些恢复方法的不足,本文提出一种基于改进的 TVGA (Topkis-Veinott gradient approach) 正则化的室内运动模糊恢复方法。

## 2 基本原理

在获取图像的过程中,主要是由跟踪目标与机器人之间的相对运动所造成的图像模糊,因此其匀速直线运动所造成的模糊图像的恢复问题更具有普遍性,因为变速、非线性在某些条件下可看成匀速的、直线的合成。假定成像系统是线性位移不变系统,则退化图像模型可表示为<sup>[7]</sup>

$$g = Hf + n \quad (1)$$

其中,  $g$  是退化图像,  $f$  是原始图像,  $n$  是加性噪声向量,  $H$  是一个方块循环矩阵,在物理上可表达为点扩展函数 (point spread function, PSF)。

图像恢复就是要尽可能恢复退化图像的本来面目,它是用图像退化的逆过程来进行恢复。典型的图像复原是先根据图像的先验知识导出退化模型,再以此模型为基础,采用各种逆退化方法进行恢复,如逆滤波法、维纳滤波法等<sup>[7]</sup>。但在实际图像恢复中,由于造成图像模糊的模型(即点扩展函数)不可

能完全知道,所以传统的逆退化方法在实际应用中是有限的。对于实际的运动模糊图像,由于 PSF 是未知的,所以要恢复原始图像,首先必须估计出 PSF。常见的运动模糊图像的 PSF 的估计方法有频域、空域法以及基于模型的约束最小二乘法<sup>[7]</sup>、EM 算法<sup>[4]</sup>、最大似然方法<sup>[5]</sup>、基于波方程的 PSF 估计法<sup>[6]</sup>,也有人用微分法对运动模糊方向进行分析<sup>[8]</sup>,以及估计运动模糊参数法等。通过分析图像模糊的原因,本文提出了一种基于方向导数法的求取点扩展函数的方法,但该方法首先需要估计出模糊方向。为降低处理难度,可根据模糊运动方向先将图像模糊方向旋转到与水平轴重合,然后在 1 维  $x$  方向(即水平方向)上分析模糊长度。由信号相关性原理可知,由于原始图像在空间上存在很大的相关性,因此可以用差分来抑制这种相关性对运动方向的影响,并且由于运动模糊是 1 维的,其在垂直方向进行差分不会影响水平方向的特征,所以对差分图像每一行取自相关函数平均<sup>[9]</sup>,就可以求出运动模糊长度。

当 PSF 已知时,由于经典的算法恢复图像的过程是基于卷积实现的,因此正则化技术被广泛采用<sup>[10-15]</sup>。正则化恢复图像法的关键是选取正则化参数,Zhu Da-an 等人在 PSF 已知时,利用牛顿阻力法和 TVGA 法来估计出正则化参数<sup>[11]</sup>,因为牛顿阻力法在迭代过程中,正则化参数对噪声非常敏感,而 TVGA 法又容易陷入局部极小值,所以本文在 Zhu Da-an 等人的研究基础上利用改进的 TVGA 法估计出正则化参数,并根据能量差越小,图像恢复越接近原始图像的条件<sup>[10,12,14,15]</sup>求出正则化解,进而最优地恢复出原始图像。本文算法的基本原理结构框图如图 1 示。

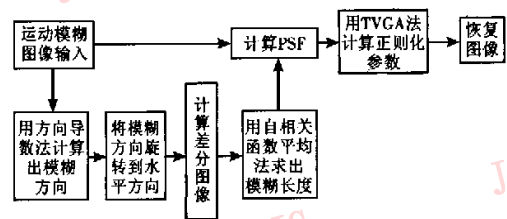


图 1 TVGA 法去运动模糊原理结构图

Fig. 1 Theory framework of image deblurring based on TVGA

## 3 基于方向导数的 PSF 计算

由于物体运动都有一定惯性,因此在摄取图像

的短暂曝光时间内,运动方向一般认为是近似不变的。在曝光时间内,图片运动可以近似为刚体运动,即整张图片一起运动。由于在图片运动方向上会有模糊,这相当于在运动方向上图像的高频成分被滤除,而其他方向的频率未变,所以在运动方向上的模糊图像变化较慢。图像的统计结果表明,通常可以将原图像看作是各向同性的一阶马尔可夫过程,即原图像的自相关(即功率谱)是各向同性的。由于运动模糊只降低了运动方向的高频成分,其不仅对其他方向图像的高频成分的影响较小,而且对于垂直运动方向图像的高频成分也没有影响,所以如果对模糊图像进行方向微分,则对于微分图像运动模糊方向的灰度值绝对值之和最小。为找出图像的运动方向,本文提出利用方向导数的方法来估计出运动方向。

如图 2 所示,设图片的大小为  $M \times N$ ,为减少计算量,可取图片的一半来进行分析,即以  $O(\frac{M}{2}, \frac{N}{2})$  为圆心,以  $r = \min(\frac{M}{2}, \frac{N}{2})$  为半径的半圆弧内对图像的各方向导数进行分析,那么由于图片的可扩展性,所以分析结果可以代表整幅图片。 $\beta$  为水平方向与方向直线  $l$  之间的夹角,  $\beta \in [-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}]$ , 方向直线方程为

$$y = x \tan(\beta) \tag{2}$$

所以模糊图像  $g(x, y)$  沿直线  $l$  的方向导数为

$$\frac{\partial g}{\partial l} = \frac{\partial g}{\partial x} \cos\beta + \frac{\partial g}{\partial y} \sin\beta \tag{3}$$

取步长  $\nabla\beta = 0.5^\circ$ , 首先沿逆时针方向对模糊图像进行方向导数计算,每一方向长度均为半径  $r$ , 然后采用三次 C 样条插值法<sup>[8]</sup>对方向进行详细计算,为便于比较,可对各方向导数进行取模值计算,即

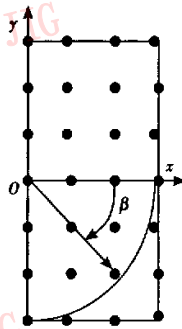


图 2 方向导数示意图  
Fig. 2 Direction derivation

$$g_{mod} = \sqrt{\left| \frac{\partial g}{\partial x} \right|^2 + \left| \frac{\partial g}{\partial y} \right|^2} \tag{4}$$

即等价于计算

$$\bar{g}_{mod} = \left| \frac{\partial g}{\partial x} \right| + \left| \frac{\partial g}{\partial y} \right| \tag{5}$$

计算每一方向的方向导数模值,使  $\bar{g}_{mod}$  值最小的角度  $\beta$  即为模糊图像运动方向与水平方向之间的夹角。

为便于运算,应将运动模糊图像沿逆时针旋转  $\beta$  角,即将运动方向变为水平方向,这样就将运动模糊点扩展函数的估计从 2 维变为 1 维。模糊图像  $g(x, y)$  旋转  $\beta$  角后变为  $\hat{g}(x, y)$ , 计算 PSF 时,先求取  $\hat{g}(x, y)$  的差分图像,再利用每行相关函数平均法<sup>[9]</sup>求出运动模糊长度  $L$ ,进而计算出 PSF。

### 4 改进的 Topkis-Veinott 梯度法

根据图像恢复模型(式(1)),正则化图像可以看作是约束最优化问题,其估计图像为

$$\hat{f} = \arg \min \{ \|g - Hf\|_2^2 + \mu \|Df\|_2^2 \} \tag{6}$$

其中,  $\hat{f}$  为估计原始图像,  $\mu$  为非负正则化参数,  $D$  为正则化算子。适当地选择  $\mu$  和  $D$ , 按照受约束的均方准则,式(6)正则解为

$$\hat{f} = \frac{H^T g}{H^T H + \mu D^T D} \tag{7}$$

选择正则化参数是一个比较困难的问题。人们现已通过以下各种各样的方法来选取正则化参数:①若已知原图像能量,则可通过约束正则解能量不超过原图像的能量来选取正则化参数;②若已知噪声能量,则可通过限制正则解的残差能量来确定正则化参数;③能量约束法;④采用广义交叉法等技术来选取正则化参数。由于一幅图像具有能量通常集中在低频段<sup>[14]</sup>,高频段能量很少,而且往往被噪声淹没,噪声的能量相对比较小,且功率密度函数分布近似常数等这些特点,所以正则化算子应具有低阻高通特性。通常常用的线性算子为高斯或拉普拉斯算子。为稳定地估计最优图像,拉普拉斯算子是最好的选择,因为一方面它具有保边缘的特性,另一方面它能在保证图像恢复质量的前提下,选择最优正则化参数时具有稳定性<sup>[15]</sup>。鉴于此,本文正则化算子  $D$  选择拉普拉斯算子。下面主要对正则参数进行最优化估计,如果能量差越小,则恢复的图像效果越好<sup>[14]</sup>。本文主要研究利用改进的 TVGA 来自适应地估计出正则化参数,以达到恢复图像的目的。

Birge 等人已经证明了此算法具有全局收敛性<sup>[16]</sup>, 且优于 TVGA 法。

要使式(7)的解达到最优, 即满足迭代过程中算法收敛, Zhu Da-an 等根据收敛条件求出的正则化参数的范围为  $0 \leq \mu < 1$ <sup>[11]</sup>。TVGA 法是一种新的解法不等式约束优化的方法。假设噪声的方差为  $\sigma^2$ , 则由图像恢复模型推导出的能量差公式为

$$E(\hat{f}) = [\|g - H\hat{f}\|_2^2 - \sigma^2]^2 \quad (8)$$

展开最小方差公式为

$$E(\hat{f}) = [\|H\hat{f}\|_2^2 - (H\hat{f})^T g - g^T H\hat{f} + \|g\|_2^2 - \sigma^2]^2 \quad (9)$$

令

$$\|H\hat{f}\|_2^2 - (H\hat{f})^T g - g^T H\hat{f} = -\mu \|D\hat{f}\|_2^2 \quad (10)$$

则由上面两式可以得到

$$E(\hat{f}, \mu) = [\|g\|_2^2 - \sigma^2 - \mu \|D\hat{f}\|_2^2]^2 \quad (11)$$

目标函数为

$$E(\mu) = [\|g\|_2^2 - \sigma^2 - \mu \|D\hat{f}\|_2^2]^2$$

$$\text{s. t.} \quad 0 \leq \mu < 1 \quad (12)$$

由于上式中的  $\sigma^2$  是假设已知的, 而且  $0 \leq \mu < 1$ , 所以只要求出最优的  $\mu$  值, 那么据  $\hat{f}$  的正则化解式(7)很快就可以求出估计图像  $\hat{f}$ 。通过各种图像恢复算法优缺点的比较, 本文采用 TVGA 方法来线性迭代搜索出最优  $\mu^{\text{best}}$  的梯度方向  $d$ 。Topkis 和 Veinott 通过下面的线性迭代方法搜索出最优值的方向<sup>[16]</sup>为

$$\min v$$

$$\text{s. t.} \quad (\nabla f_0(\mu))^T d \leq v$$

$$f_i(\mu) + (\nabla f_i(\mu))^T d \leq v \quad i \in Z \quad (13)$$

$$-1 \leq d_j \leq 1 \quad j = 1, \dots, n$$

$Z$  即为约束空间范围  $Z = [1, \dots, m]$ ,  $j$  为所求方向的个数。通过上述迭代公式就可以产生一个可行的下降方向。但是由于线性迭代产生极点法主要依赖于变量, 而很少依赖于函数本身, 所以这种收敛算法的运算速度一般会比较慢, 且容易产生不唯一的方向。为避免不唯一方向的产生, 在式(13)中引入了罚项, 并且在约束中引入权系数。式(13)变为<sup>[16]</sup>

$$\min v + \frac{1}{2} d^T G d$$

$$\text{s. t.} \quad (\nabla f_0(\mu))^T d \leq c_0 v$$

$$f_i(\mu) + (\nabla f_i(\mu))^T d \leq c_i v \quad i \in Z \quad (14)$$

其中,  $G$  为对称正定矩阵,  $c_i > 0$ 。对于  $E(\mu)$ , 关于  $\mu$  的一阶偏导数为

$$\nabla E(\mu) = 2(\mu \|D\hat{f}\|_2^2 - \|g\|_2^2 + \sigma^2) \|D\hat{f}\|_2^2 \quad (15)$$

$$\nabla^2 E(\mu) = 2 \|D\hat{f}\|_2^2 > 0$$

因为  $E(\mu)$  的二阶导数大于 0, 所以  $E(\mu)$  为凸函数, 存在最小值。由式(7)与式(12)可导出仅含  $\mu$  的目标函数, 由罚项式(式(14))和目标函数式(式(12))可导出

$$\min E(\mu) + \frac{1}{2} d^T G d$$

$$\text{s. t.} \quad (\nabla E(\mu))^T d \leq c_0 E(\mu)$$

$$\mu - 1 + d \leq c_1 E(\mu)$$

$$-\mu - d \leq c_2 E(\mu) \quad (16)$$

根据上述迭代公式, 取  $G^{(0)} = I, c_i^{(0)} = 0.01$ , 先使用 TVGA 迭代算法<sup>[16]</sup>求出最优解  $\mu^{\text{best}}$  的梯度方向  $d$ ; 然后经过简单线性迭代算法  $\mu_{i+1} = \mu_i + wd$  (其中  $w$  为权系数) 求出最优解  $\mu^{\text{best}}$  后, 再据式(7)即可求出正则化解。

## 5 实验结果及分析

本实验主要针对服务移动机器人在室内跟踪运动目标的过程中, 由于运动的目标人与移动机器人上的摄像机发生相对运动而造成的图像模糊的恢复方法研究。机器人为美国 ActivMedia 公司的 PeopleBot 型移动机器人, 其上配有可变焦的 Canon VC-C4 彩色摄像系统, 曝光时间为  $\frac{1}{50} \sim \frac{1}{10000}$  s, 它可以通过软件实现旋转、俯仰等操作, 机器人内部装有 PXC200 图像采集卡。在室内, 由于光线不足, 成像时间较长, 所以即使是 Canon VC-C4 能很好地跟踪动态目标, 可是如果曝光时间较长, 那么在成像时间内, 目标相对相机运动也会产生运动模糊。一般室内曝光时间为  $\frac{1}{60}$  s, 当人以正常的步行速度相对相机运动时, 如以 150mm/s 速度运动时, 成像比例系数为 50, 由于在曝光时间内所成的图像会以 10pixels 长度偏离原来的成像位置, 所以会使图像变模糊。如果速度更大, 那么这样的曝光时间会有更大的模糊长度, 从而使图像更模糊。

另外, 还分别对不同环境, 即下雨和天晴的白天和傍晚, 室内正常曝光时间内, 被摄目标(人)以正常的步行速度相对相机运动时产生的图像模糊, 采用不同恢复方法进行恢复比较。实验时, 分别用 Wiener 法、联合小波和频域法<sup>[15]</sup>、正则化贝叶斯网络<sup>[10]</sup>法和改进的 TVGA 法对运动模糊图像进行恢复。下面是某下雨天傍晚采集的图片, 图像分辨率

为  $320 \times 240$ , 曝光时间为  $\frac{1}{60}$  s, 图 3(a) 为人与相机发生相对运动而形成的模糊图像。由该图可见, 在相机曝光时间内, 人以正常的步行速度运动, 对成像结果会造成很大的影响, 即会使采集到的目标轮廓模糊, 以至于无法识别。对该图进行去模糊处理时, 首先采用第 3 节中的模糊参数估计方法估计出点扩散函数的参数, 由于图 3(a) 的模糊参数  $\beta$  约为  $30^\circ$ , 因此应将图 3(a) 沿顺时针旋转  $30^\circ$ , 使模糊方向与水平轴重合, 以便于估计模糊长度; 然后使用第 3 节的自相关函数平均法估计的模糊长度  $L$  约为 11。在短暂的曝光时间内, 人的运动速度可以看成匀速, 即像素长度为  $0.05\text{mm}/\text{pixel}$  时, 速度约为  $165\text{mm}/\text{s}$ ; 最后根据求出的模糊参数求出 PSF; 再用经典的 Wiener 法对模糊图像进行恢复, 结果如图 3(b) 所示, 恢复处理后的图像虽然清楚了, 但是在图像上却增加了一些条状纹理。图 3(c) 为用联合小波和频

域法去模糊处理的恢复结果, 图像还是较模糊。图 3(d) 为用正则化贝叶斯网络恢复法恢复的图像, 该图像视觉效果与联合小波和频域法恢复的图像没有什么区别。利用改进的 TVGA 法恢复模糊图像时, 先自动搜索出参数的梯度方向, 并计算出参数最优值  $\mu^{\text{best}}$  为 0.42, 再将该参数代入正则化解式 (7) 即可恢复出原始图像, 其结果如图 3(e) 所示。由图 3(e) 可见, 其恢复效果明显优于前几种恢复方法。另外, 还采用同样的方法, 分别对天晴白天、傍晚和下雨白天的模糊图像进行恢复实验比较, 结果表明, TVGA 正则化恢复图像法不仅比经典的 Wiener 算法的恢复效果要好, 而且比联合小波和频域正则化法和贝叶斯网络正则化法的恢复结果要好。为验证此算法的实用性, 本文还利用自动曝光数码相机, 分别在上述环境下和相对运动速度为正常步行速度时, 进行相同的实验, 也得到了相同的实验结果。



图 3 不同的去模糊方法结果比较  
Fig. 3 Results of restoration tests

为更好地比较模糊图像恢复结果, 可对人与机器人摄像头均静止时采集的图片进行运动模糊处理, 即先利用前面求出的 PSF, 对非运动图像进行运动模糊处理, 再分别利用上述 4 种方法恢复出原始图像。估计图像  $\hat{f}$  与真实图像  $f$  偏差  $\varepsilon = [\|\hat{f} - f\|_2^2]^{1/2}$  的计算结果如图 4 所示。由图 4 可见,

TVGA 法恢复的图像与原始图像的偏差最小; Wiener 法恢复出的图像虽然呈现条纹, 但是比其他正则化方法恢复的图像与原始图像的偏差小。这种实验结果只是针对室内一般曝光时间为  $\frac{1}{60}$  s, 目标的运动速度为正常步行速度的情况下得到的。经实验分析, 在同样的室内环境下, 如果相对运动速度较小 (小于  $100\text{mm}/\text{s}$ ) 时, 恢复图像与原始图像的偏差很小, 可以不用恢复算法进行恢复处理。如果运动目标相对运动速度较大, 采集到的图像很模糊, 那么就难恢复出原始图像。如图 5 所示, 当相对运动速度大于  $500\text{mm}/\text{s}$  时, 恢复图像与原始图像的方差大于 1000, 此时的图像恢复结果较模糊, 而且相对运动速度越大, 图像越模糊。在室内, 当相对运动速度达  $2\,500\text{mm}/\text{s}$  时, 图像很模糊, 此时图像无法恢复。此时只能通过其他外部条件来抑制运动模糊, 如增大

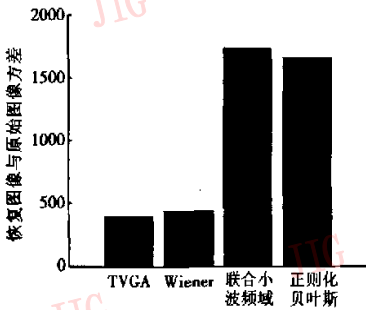


图 4 恢复结果与实际值的均方差图  
Fig. 4 Error between original image and restoration image

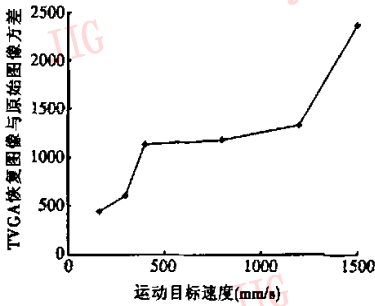


图 5 TVGA 速度变化恢复结果

Fig. 5 TVGA restoration results of different speeds

快门速度等来实现。因此,为实现实时跟踪,目标与相机的相对运动速度应限制在2 500mm/s以下。

## 6 结 论

本文以室内服务移动机器人作为研究背景,在机器人跟踪运动目标时,通过分析图像模糊的原因,提出了先用方向导数法求取图像运动模糊方向,再利用模糊方向上平均自相关函数法求取运动模糊长度;然后根据已求出的模糊参数计算 PSF。在不同气候环境和室内正常曝光时间的条件下,当机器人跟踪的人以一般步行速度相对相机运动时,分别采用 Wiener 法、联合小波和频域法、正则化贝叶斯法和改进的 TVGA 法估计出原始图像,对图像恢复的结果进行分析表明,用改进的 TVGA 法估计正则化参数,其恢复的图像较接近于原始图像。另外,还分析了在室内正常曝光时间内,应用此算法对不同运动速度产生的模糊图像进行的恢复,结果表明,目标与相机的相对运动速度越大,图像越模糊,恢复效果越差。对于室内实时跟踪的机器人视觉系统而言,当跟踪目标与相机的相对运动速度小于2 500mm/s 时,能较好地恢复出原始图像。

### 参考文献 (References)

- Nayar S K, Ben-Ezra M. Motion-based motion deblurring[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(6): 689-698.
- CanonInc [EB/OL]. www.canon.com/technology/optica/vap/content.html, 2003.
- Liu X, El Gamal A. Simultaneous image formation and motion blur restoration via multiple capture [A]. In: Proceedings of IEEE Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing [C], Salt Lake, UT, USA, 2001, 3: 1841-1844.
- Woods N A, Galatsanos N P, Katsaggelos A K. EM-based simultaneous registration, restoration, and interpolation of super-resolved images [A]. In: Proceedings of IEEE Image Processing Conference [C], Barcelona, Spain, 2003, 2: 303-306.
- Huang D, Fujiyama N, Sugimoto S. A DST-based maximum likelihood parameter identification and restoration method for noisy blurred image [A]. In: Proceedings of IEEE Signal Processing Conference [C], Beijing, China, 2002, 1: 869-872.
- Cai L D. Traveling wave equations and restoration of motion-blurred image [J]. Acta Automatica Sinica, 2003, 29(3): 466-471.
- Gonzalez R C, Woods R E. Digital Image Processing 2nd Edition [M]. Englewood Cliffs, New Jersey, USA: Prentice Hall, 2002.
- Chen Qian-rong, Lu Qi-sheng, Cheng Li-zhi. Identification of motion blur direction from motion blurred image by direction derivation method [J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(5): 591-595. [陈前荣, 陆启生, 成礼智. 基于方向微分的运动模糊方向鉴别 [J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(5): 591-595.]
- Yitzhaky Y, Kopeika N S. Evaluation of the blur parameters from motion blurred images [A]. In: Proceedings of IEEE Nineteenth Convention on Electrical and Electronics Engineers [C], Jerusalem, Israel, 1996: 216-219.
- Chen Yun-qiang, Wang Hong-cheng, Fang Tong, et al. Mutual information regularized bayesian framework for multiple image restoration [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision [C], Beijing, China, 2005: 190-197.
- Zhu Da-an, Razaf M, Lee R. A robust regularised restoration algorithm based on Topkia-Veinott optimisation method [A]. In: Proceedings of IEEE Conference on Pattern Recognition [C], Cambridge, UK, 2004, 4: 705-708.
- Yuan Xiao-hua, Xia De-shen. Adaptive regularized blind parametric super-resolution restoration and enhancement [J]. Journal of Image and Graphics, 2004, 9(10): 1197-1202. [袁小华, 夏德深. 自适应正则化超分辨率图像盲恢复 [J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(10): 1197-1202.]
- Hu He, Kondi L P. A regularization framework for joint blur estimation and super-resolution of video sequences [A]. In: Proceedings of IEEE Conference on Image Processing [C], Genova, Italy, 2005, 3: 329-332.
- Zeng San-you, Kang Li-shan, Ding Li-xin, et al. A closed-to-optimal image restoration technique based on regularization method [J]. Journal of Software, 2003, 14(3): 689-696. [曾三友, 康立山, 丁立新等. 一种基于正则化方法的准最佳图像复原技术 [J]. 软件学报, 2003, 14(3): 689-696.]
- Tan Yi-hua, Yu Qiu-ze, Tien Jin-wen, et al. Joint image deblurring in wavelet and frequency domain [J]. Journal of Signal Processing, 2004, 20(6): 594-599. [谭毅华, 于秋则, 田金文等. 联合小波域和频域的图像去模糊算法 [J]. 信号处理, 2004, 20(6): 594-599.]
- Birge J R, Qi L, Wei Z. A variant of the Topkia-Veinott method for solving inequality constrained optimization problems [J]. Applied Mathematics and Optimization, 2000, 41(3): 309-330.