

中图法分类号: TP301 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)02-0287-06

论文索引信息: 张鸿燕, 李托拓, 耿征. 彩色图像的单应矩阵估计算法 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(2): 287-292

彩色图像的单应矩阵估计算法

张鸿燕, 李托拓, 耿征

(中国科学院自动化研究所复杂系统与智能科学重点实验室, 北京 100190)

摘要: 图像间单应矩阵估计是图像配准与图像拼接中的核心问题, 传统的估计方法是针对灰度图像的算法。本文以分层运动估计为基础提出了彩色图像的平面单应矩阵的估计算法。此算法采用色度与饱和度不变为约束条件得到彩色图像的光流方程, 显著改善了亮度不变约束的不足之处; 采用最优导数计算滤波器计算图像导数, 提高了算法的精度与稳健性; 采用尺度总体最小二乘方法代替最小二乘或总体最小二乘方法来估计模型参数, 提高了算法对于图像噪声的适应性。实验结果表明, 该算法稳健性好、精度高, 而且可以得到稠密的匹配点。

关键词: 彩色图像; 单应矩阵; 光流; 尺度总体最小二乘

An algorithm for estimating the homography of color images

Zhang Hongyan, Li Tuotuo, Geng Zheng

(Key Laboratory of Complex Systems and Intelligence Science, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190 China)

Abstract: The estimation of intra-frames homography is a key issue to image registration and mosaicing, and the conventional estimation methods are only feasible for the gray images. In this paper, the homographic matrix of two colored consecutive frames is proposed based on a hierarchical motion estimation approach. In our algorithm, the new constraints, viz., the conservation of hue and saturation, are adopted to obtain optical flow equations and the defects of the lightness conservation are remarkably decreased. Meanwhile, the numerical derivatives of the images are obtained by using the optimal multi-dimensional derivative filters which enhance the robustness and accuracy of the algorithm. Furthermore, the scaled total least squares (STLS) approach instead of the least squares (LS) or total least squares (TLS) method is used to estimate the parameters of the homography and the adaptability for the image noise are enlarged greatly. The experiment results with synthetical and real images show that the algorithm is of high robustness and accuracy and the dense image corresponding points can be obtained as byproducts.

Keywords: color image; homography; optical flow; scaled total least squares

0 引言

在图像处理与计算机视觉领域, 两副图片间对应点运动的单应(homography)变换有着及其重要的作用, 可用于图像配准与图像拼接^[1-3], 也可以用于寻求图像间的稠密匹配点, 对于3维重建^[4]也很有价值。尤其对于视频图像序列, 由于帧率较高, 相继

的两帧图像拍摄的场景之间的重叠区域非常之大, 图像对应点可以用单应变换矩阵描述。从数学上来讲, 涉及图像点运动的单应矩阵一般来说是个2维射影变换, 但是实际问题中估计出的射影模型与仿射模型之间的差异很小。鉴于仿射模型的参数更少, 模型更简单, 因此经常采用的是仿射模型而非射影模型。对于一些特殊的问题, 仿射运动模型还可以进一步简化成用刚体运动模型或“尺度变换 + 平

收稿日期: 2009-09-23; 修回日期: 2009-11-23

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863)项目(2007AA01Z338)。

第一作者简介: 张鸿燕(1978—), 男, 中国科学院自动化研究所控制理论与控制工程专业博士研究生, 主要研究方向为计算机视觉与3维图像处理。E-mail: qubitzy@gmail.com。

移”的约束型仿射运动模型^[5]。

平面单应的估计方法可以分为两大类^[6]，一类是间接法，即先抽取图像特征，然后进行匹配，之后进行利用匹配点估计单应变换矩阵；另一类是直接法，这种方法采用所有图像像素进行计算，而且涉及光流计算。Bergen 等人^[7]提出的分层运动估计 (hierarchical motion estimation) 方法是一种典型的直接法，它是一种典型的由粗到细的迭代方法，对于图像点运动具有很好的适应性，能极好地处理图像特征的尺度、旋转以及平移变化。相比之下，当图像没有明显的纹理特征而且有很大的尺度、旋转以及平移变化时，以 SIFT 方法^[8]为代表的基于特征抽取与匹配的间接法会失效，但直接法却能工作得很好。

Bergen 的分层估计方法以光流计算为基础，其仿射运动模型是 6 参数模型。采用 Bergen 的分层估计方法估计 6 参数仿射单应变换矩阵估计的效果依赖于如下几个重要因素：光流^[9-10]计算的前提条件——图像对于点亮度不变假设是否合适；图像点空间导数与时间导数的计算精度；模型参数估计方法的优劣。我们将提出一种新的单应变换矩阵估计方法，此方法的 4 个要点是：1) 把灰度图像的光流方程推广到彩色图像并用 HSV 模型代替 RGB 模型；2) 采用 Simoncelli 的最优滤波器^[11-12]以获得高精度的图像导数计算结果；3) 采用尺度总体最小二乘 (STLS) 方法^[13-14]估计线性模型参数；4) 采用分层迭代，只计算模型参数而不直接计算光流。

1 光流方程

在计算机视觉中光流对于运动与跟踪问题是非常重要的概念，其出发点是亮度不变约束 (或叫亮度守恒)。假定 $I(x, y, t)$ 是图像上某个邻域内的中心像素 (x, y) 点在 t 时刻的亮度值，在 δt 时间内其坐标运动增量为 $(\delta x, \delta y)$ ，因此 $I(x, y, t)$ 与 $I(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t)$ 是同一个场景点对应的图像点。亮度不变约束要求

$$0 = I(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) - I(x, y, t) = \frac{\partial I}{\partial x} \cdot \delta x + \frac{\partial I}{\partial y} \cdot \delta y + \frac{\partial I}{\partial t} \cdot \delta t + o(\delta x, \delta y, \delta t) \quad (1)$$

两边同时除以 δt 并忽略高阶项，可得光流方程

$$\nabla I \cdot \mathbf{V} \equiv I_x u + I_y v = -I_t \quad (2)$$

式中 $I_x = \frac{\partial I}{\partial x}$, $I_y = \frac{\partial I}{\partial y}$, $I_t = \frac{\partial I}{\partial t}$, $u = \frac{\delta x}{\delta t}$, $v = \frac{\delta y}{\delta t}$ 。因此给

定一个像素点，在计算出 3 个偏导数之后就能给出一个关于光流矢量 (也叫速度矢量) $\mathbf{V} = [u, v]^T$ 的一个约束。由于有两个变量而只有一个约束方程，由单个像素处的导数信息只能获得光流的部分信息，这是所谓的孔径问题 (aperture problem)。利用光流方程求解光流已经有很多办法，最为典型是 Horn-Schunck 方法、Lukas-Kanada 方法等^[10]。然而所有这类方法的共性是只考虑灰度图像而且图像导数的计算精度不够高，对于富含丰富信息的彩色图像均没有涉及。Barron^[15] 与 Andrews 等人^[16] 考虑了彩色图像的光流计算，但只局限于 RGB 色彩模型，得到了如下的推广形式

$$\begin{bmatrix} I_x^R & I_y^R \\ I_x^G & I_y^G \\ I_x^B & I_y^B \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} I_t^R \\ I_t^G \\ I_t^B \end{bmatrix} \quad (3)$$

这样一来一个像素点处的导数信息能给出光流矢量的 3 个约束条件，得到的是超定线性方程，这使计算精度大大提高，孔径问题也大为改善。鉴于彩色图像的 3 个分量并不是独立的，对于方程式 (3) 而言只需要取其中两个即可。如果对图像亮度进行归一化变换，这对于方程式 (3) 而言只是在其两边同时乘上一个非零因子，这并不改变方程的解，因此无需考虑采用归一化这种预处理。然而无论是灰度图像还是 RGB 图像，亮度守恒假设在实际中并非很合理，我们需要考虑其他更加合理的假设条件。从计算机图形学可以知道，彩色图像所用的色彩空间模型远不止一个，除了 RGB 之外，还有 HSV, HSI, CMYK 等。既然亮度或强度通常并不满足守恒条件，可以转而考虑色度 H (hue) 与饱和度 S (saturation)，即假定图像对应点的色度与饱和度不变，对比实验表明，这对于实际问题更为适合，对于其他的色彩空间模型，也可以类似地处理。这样一来，在考虑到色彩分量的相关性之后，式 (1) 与式 (3) 可以改写为

$$\begin{bmatrix} I_x^{(1)} & I_y^{(1)} \\ I_x^{(2)} & I_y^{(2)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} I_t^{(1)} \\ I_t^{(2)} \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中 $I_x^{(k)}$, $I_y^{(k)}$ 与 $I_t^{(k)}$ 是第 k 个色彩分量的 3 个导数值，例如对于 HSV 模型， $k=1$ 对应于 H 分量， $k=2$ 对应于 S 分量。由式 (4) 可知此时一个彩色像素给出光流矢量的两个独立约束，这同样极好地抑制了孔径问题。

2 导数计算

由光流方程求解光流矢量的关键之处在于获得尽可能精确的空间与时间导数。对于实际的数字图像,由于噪声的影响以及离散数据采样精度的影响,简单的差分法难以满足精度要求, Horn-Schunck 最早提出的方法比简单的差分法有了很大改进。如果能用高精度的算法求图像导数,那么将极大的改善对光流的估计。在这方面, Simoncelli^[11-12]提出的计算高维导数的滤波器是个很好的选择,实验发现其效果远优于简单差分法与 Horn-Schunck 方法。我们采用 Simoncelli 的具有可分核的 5 点匹配/平衡滤波器计算 $I_x^{(k)}, I_y^{(k)}, I_t^{(k)}$ 。对时间导数,采用低通滤波器 p_5 ,进行一次卷积运算即可求出;对空间导数,采用高通滤波器 d_5 对 x 与 y 两个方向进行相继两次 1 维卷积运算即可求出。此处的两个滤波器为

$$\begin{aligned} \text{LPF } p_5 &= [0.036 \quad 0.249 \quad 0.431 \quad 0.249 \quad 0.036] \\ \text{HPF } d_5 &= [-0.108 \quad -0.283 \quad 0.0 \quad 0.283 \quad 0.108] \end{aligned} \quad (5)$$

式中 0.431 与 0.0 分别是具有偶对称性的数字低通滤波器 (LPF) 与具有奇对称性的高通滤波器 (HPF) 在时刻 0 时的取值。

3 单应模型估计

3.1 仿射单应

对于估计图像点运动的平面单应而言,无需直接计算出光流,将其作为中间结果已足够了。设相继的两幅图像中的对应点为 (x, y) 与 (x', y') , 图像点的仿射单应变换为

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x + u \\ y + v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 \\ a_4 & a_5 & a_6 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

将式(6)代入式(4),消去变量 u, v 可得

$$\mathbf{B}\mathbf{a} = \mathbf{g} \quad (7)$$

式中

$$\begin{aligned} \mathbf{B} &= \begin{bmatrix} xI_x^{(1)} & yI_x^{(1)} & I_x^{(1)} & xI_y^{(1)} & yI_y^{(1)} & I_y^{(1)} \\ xI_x^{(2)} & yI_x^{(2)} & I_x^{(2)} & xI_y^{(2)} & yI_y^{(2)} & I_y^{(2)} \end{bmatrix} \\ \mathbf{a} &= [a_1 \quad a_2 \quad \cdots \quad a_6]^T \\ \mathbf{g} &= \begin{bmatrix} xI_x^{(1)} + yI_y^{(1)} - I_t^{(1)} \\ xI_x^{(2)} + yI_y^{(2)} - I_t^{(2)} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (8)$$

对于每个彩色像素,其坐标 (x, y) 是给定的,而空间导数能用前面所述的 Simoncelli 方法求出。从而式(8)即是可以完全确定的。如果有 N 个像素参与计算,那么式(8)中的矩阵 \mathbf{B} 的尺寸将扩充为 $2N \times 6$, \mathbf{g} 的尺寸将扩充为 $2N \times 1$,余下的问题将是估计线性模型式(7)中的参数向量。

3.2 STLS 方法

求解最一般的线性模型

$$\mathbf{A}\mathbf{p} = \mathbf{b} \quad (9)$$

(其中 $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 称为设计矩阵, $\mathbf{b} \in \mathbf{R}^{m \times 1}$ 称为右端向量, $\mathbf{p} \in \mathbf{R}^{n \times 1}$) 的参数估计最常用的方法是最小二乘 (LS) 方法,数据最小二乘方法 (DLS), 总体最小二乘方法 (total least squares) 以及其他变种形式。Paige 提出了 STLS 方法^[13-14],该方法统一了 LS, DLS 以及 TLS,其关键之处是通过引进一个具有统计意义(噪声方差比)的同伦参数 γ 并求解如下最优化问题获得参数向量的最佳估计

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{e}, \mathbf{E}, \tilde{\mathbf{x}}} & \|\gamma \tilde{\mathbf{e}}, \mathbf{E}\|_F \\ \text{s. t.} & (\mathbf{A} + \tilde{\mathbf{E}})\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{b} - \tilde{\mathbf{e}} \end{aligned} \quad (10)$$

令 $\mathbf{e} \equiv \tilde{\mathbf{e}}\gamma, \mathbf{x} \equiv \tilde{\mathbf{x}}, \mathbf{E} \equiv \tilde{\mathbf{E}}$, 式(10)等价于

$$\begin{aligned} \mathbf{p}_{\text{opt}} &= \arg \min_{\mathbf{x}, \mathbf{e}, \mathbf{E}, \gamma} \|\mathbf{e}, \mathbf{E}\|_F \\ \text{s. t.} & (\mathbf{A} + \mathbf{E})\mathbf{x}\gamma = \mathbf{b}\gamma - \mathbf{e} \end{aligned} \quad (11)$$

Paige 指出,当 γ 分别取 0, 1 以及 ∞ 时, STLS 就分别变为 LS, TLS 以及 DLS。在一般情况下, STLS 方法估计的结果会优于 LS, DLS 以及 TLS。关于 STLS 的实现算法在文献[14]中有详细的描述。

3.3 分层运动估计

虽然线性模型式(7)中的参数向量的估计,但由于图像导数在许多实际问题中难以达到很高的精度; Simoncelli 导数算法虽有很大的改进,但可能依然满足不了要求,此时 Bergen 等人提出的由粗到细的分层运动估计方法给出了极好的选择^[7]。分层运动估计有如下 3 个要素:首先是按照图像尺度缩减因子 $s < 1$ 产生金字塔结构图像序列;其次是对每个尺度下的金字塔层次进行模型估计;最后是从粗到细分层迭代,每次迭代中用尺度因子 s^{-1} 放大估计出的参数值。

3.4 单应矩阵估计算法

彩色视频图像单应矩阵估计算法如下:

输入: 两帧尺寸为 $nrows \times ncols$ 的彩色视频图像 Img1 与 Img2 , 金字塔结构尺度因子 s 与层数 L , 层内迭代次数 $nIters$, STLS 参数 γ , 尺寸为 $nrows \times ncols$ 的图像区域模板 ROI (在感兴趣区域内取值为 1 其他为 0)

输出: 单应矩阵 \mathbf{H}

步骤:

- 1) 设置 $s, L, \gamma, nlters$ 与 ROI 的默认值。
- 2) 彩色转换(将 RGB 图像转换为 HSV 图像或其他色彩图像)。
- 3) 使用 ROI 模板取出感兴趣的图像区域。
- 4) 利用因子 $s < 1$ 产生 $Img1$ 与 $Img2$ 的金字塔结构 $\{F_1^{(k)}, F_2^{(k)}\}_{k=1}^L$ 。
- 5) 用单位矩阵初始化单应矩阵: $H \leftarrow I_{3 \times 3}$
- 6) 分层迭代
 - For $k = 1 : L$
- 7) 对参数作尺度逆变换
 - $h_{ij} \leftarrow s^{-1} \cdot h_{ij}, i = 1:2, j = 1:3$
- 8) 对图像对 $\langle F_1^{(L-k+1)}, F_2^{(L-k+1)} \rangle$ 作迭代法估计
 - For $iter = 1 : nlters$
 - (1) 利用 H 变换 $F_2^{(L-k+1)}$ 得图像 $f_1^{(L-k+1)}$ 。
 - (2) 对 $\langle f_1^{(L-k+1)}, F_2^{(L-k+1)} \rangle$ 用 Simoncelli 方法计算图像导数。
 - (3) 按式(8)利用行扩充构造线性模型式(9)。
 - (4) 利用 STLS 估计得到运动参数向量并按将其转换为单应矩阵 M
 - (5) 更新单应矩阵: $H \leftarrow M \cdot H$
 - End
- End
- 9) (可选) 利用 Levenberg-Marquardt 算法进行非线性优化

4 实验

采用人工合成的图片(图 1)及实际拍摄的图片(图 2)进行实验。

4.1 人工合成的图片实验

人工合成图片的优点是可以人为设定并控制单

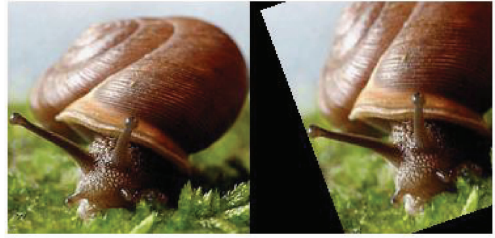


图 1 合成图片

Fig. 1 Synthetic images

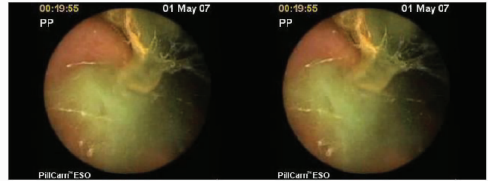


图 2 实际图片

Fig. 2 Real images

应矩阵,从而易于研究算法的正确性与性能。采用图 1 所示的图片,其中右边的图像是由左边的图像经仿射变换得到的结果。

图 3(a)是用 Horn-Schunck 求导数方法获得的结果,其中纵轴代表的是估计的单应矩阵 H 与真实的单应矩阵 H_0 之差的 Frobenius 范数,从图中可以看出用 Simoncelli 方法比用 Horn-Schunck 方法计算时收敛更快。然而用简单差分法计算时会失效,因为图像点运动过于剧烈,已经远不是视频图像高帧率的情形了。图 3(b)所示为采用不同的色彩空间模型时单应矩阵的估计效果,图像导数采用 Simoncelli 方法计算。从图中可以看出经过 8 次迭

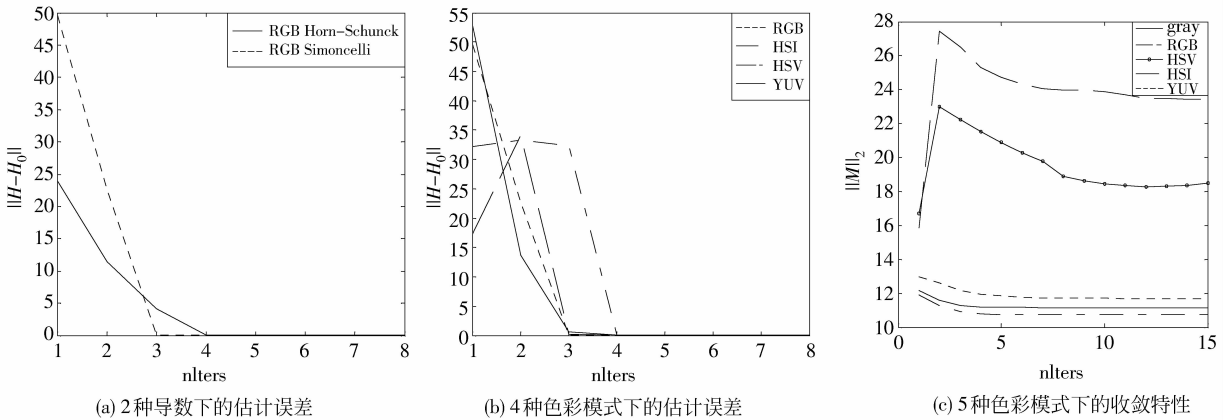


图 3 单应矩阵估计算法的收敛性

Fig. 3 Divergence properties of the homography matrix estimation algorithm

代以后得到相同的收敛结果,其原因是这种人工合成的图像没有噪声的影响。从表 1 可以看出经过 8 次迭代后估计出的结果与理论上的准确结果非常接近。

4.2 实际拍摄的图片实验

对于实际的图片,噪声的存在使得不同方法估计出的单应矩阵各不相同,但还是可以相互比较其收敛的效果的。图 2 是胶囊内镜在人体消化道内向前推进时相继拍摄的两幅图片。图 3(c) 是分别采用灰度图像,RGB,HSV,HIS 以及 YUV 图像得到的估计结果。图中纵轴表示的是估计出的单应矩阵的范数,横轴是迭代次数,图像导数采用 Simoncelli 方法计算。由于胶囊内镜的运动缓慢,其前端的镜头作微小角度旋转导致式(6)单应矩阵中元素 a_2 与 a_4 接近于 0,内镜向前推进时镜头向目标靠近,这导致尺度放大,从而 a_1 与 a_5 将略大于 1。图 3(c) 中 YUV 与 RGB 图像对应的曲线与灰度图像很接

近,估计出的精度差别不大。由表 2 可以看出用 RGB,YUV 以及灰度色彩空间这 3 种色彩模型估计出的参数 a_1 与 a_5 均小于 1,与实际的物理过程不符;从表 2 可以看出利用 HSV 与 HIS 色彩空间模型估计出的结果则与实际的物理过程一致。不过当用估计出的单应矩阵计算平均每个像素的适配误差时,HSV 模型对应的结果好于 HIS 模型对应的结果。

Aires 等人^[17]依据实验例子得出了采用 YUV 模型比 HSV 等其他模型更佳结论,然而这并不可靠,我们的实验表明,如果采用图 1 所示的图片用 YUV 模型的 UV 分量计算,其结果相当差;而如果采用 YU 分量计算,其效果则比 HSV 模型略好一些;而当采用图 2 所示的无线胶囊内镜(WCE)拍摄的图片时,Aires 等人的结论显然就不成立了。此外,Aires 等人所用的参数估计方法是 LS 方法,文中将其扩展成了更为一般的 STLS 方法。

表 1 8 次迭代后的单应矩阵参数(人工合成的图片)

Tab.1 Parameters of homography after 8 iterations (synthetic images)

色彩空间模型	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6	$\ H - H_0\ _F$
RGB	0.892 8	0.383 0	7.158 4	-0.324 9	1.052 5	7.156 5	0.011 5
HSI	0.892 9	0.382 9	7.179 4	-0.325 1	1.052 9	7.111 6	0.060 2
HSV	0.892 8	0.382 9	7.189 9	-0.325 3	1.052 9	7.128 0	0.050 9
YUV	0.892 8	0.383 1	7.155 9	-0.324 9	1.052 5	7.157 5	0.010 8
真实值	0.892 7	0.383 1	7.158 3	-0.324 9	1.052 5	7.168 0	0

表 2 单应矩阵参数(胶囊内镜图片)

Tab.2 Parameters of homography (WCE images)

迭代次数	色彩空间	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6	$\ H\ _F$
5	灰度	0.963 0	0.050 2	-7.254 8	-0.021 6	0.961 1	8.321 6	11.168 5
5	RGB	0.961 0	0.048 3	-6.751 8	-0.021 4	0.962 0	8.196 7	10.752 9
5	HSI	1.052 3	0.039 2	-24.206 9	-0.024 4	1.010 3	4.612 5	24.705 9
5	HSV	1.027 4	0.060 9	-20.837 2	-0.001 9	1.004 6	-0.416 9	20.914 8
5	YUV	0.978 9	0.051 9	-10.414 1	-0.010 5	0.969 1	5.368 2	11.839 4
10	灰度	0.962 5	0.050 3	-7.183 2	-0.021 8	0.961 2	8.343 4	11.138 4
10	RGB	0.960 4	0.048 4	-6.670 1	-0.021 7	0.962 2	8.232 9	10.729 5
10	HSI	1.046 9	0.039 2	-22.982 9	-0.030 1	1.007 2	6.283 2	23.891 5
10	HSV	1.014 1	0.070 0	-18.378 1	-0.003 4	1.003 2	0.083 4	18.460 8
10	YUV	0.977 0	0.052 7	-10.144 1	-0.011 7	0.969 3	5.561 7	11.693 2
15	灰度	0.962 5	0.050 3	-7.182 8	-0.021 8	0.961 2	8.344 9	11.139 3
15	RGB	0.960 4	0.048 4	-6.669 4	-0.021 7	0.962 2	8.233 0	10.729 1
15	HSI	1.044 3	0.039 1	-22.319 5	-0.032 1	1.006 0	6.898 0	23.427 5
15	HSV	1.014 4	0.070 6	-18.413 4	-0.003 1	1.003 6	-0.029 8	18.495 8
15	YUV	0.976 8	0.052 8	-10.128 1	-0.011 8	0.969 3	5.576 4	11.686 4

5 结 论

在 Bergen 的层次运动模型基础上提出了一种彩色图像的平面单应矩阵估计算法,此算法具有如下特点:采用基于光流计算的直接方法计算,能适用于一般的视频图像;引进了彩色图像的色彩空间转换过程,有效地改善了亮度不变约束带来的局限性,而且在多种可选的色彩模型中,HSV 模型得到的结果比其他色彩模型更优;采用了 Simoncelli 最优滤波器方法计算图像点的数值导数,显著提高了计算的精度与稳健性;采用了 STLS 参数估计方法,能更好地适应图像噪声的非高斯性以及方差不等特性并获得更加准确稳健的参数估计结果;就迭代次数而言,通常 5 次就基本能满足各种应用需求了。文中提出的色彩空间方法完全可以用于一般的彩色图像的光流估计;Simoncelli 数值导数计算也能用于其他领域;STLS 方法具有更加普遍的意义,可以用于任何线性模型参数估计问题。如果图像噪声方差过大,可以在 STLS 估计方法的基础利用 Levenberg-Marquardt 算法作非线性优化,这可以进一步提高模型参数估计的精度。

参考文献 (References)

- [1] Salvi J, Matabosch C, Fofi D, et al. A review of recent image registration methods with accuracy evaluation [J]. *Image and Vision Computing*, 2007, 25: 578-596.
- [2] Zitova B, Flusser J. Image registration methods: a survey [J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21: 977-1000.
- [3] Rav-Acha A, Pritch Y, Lischinski D, et al. Dynamosaicing: mosaicing of dynamic scenes [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(10): 1789-1801.
- [4] Hartley R, Zisserman A. *Multiple View Geometry in Computer Vision* [M]. 2nd ed., London: Cambridge Univ. Press, 2004.
- [5] Seibel E J, Carroll R E, Dominitz J A, et al. A low-cost and high-performance alternative technology for the screening of esophageal cancer and Barrett's esophagus [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2008, 55(3): 1032-1042.
- [6] Szeliski R. Image alignment and stitching: a tutorial [R/OL]. (2006-12-10) [2009-9-16]. <http://www.research.microsoft.com>.
- [7] Bergen J R, Anandan P, Hanna K J, et al. Hierarchical model-based motion estimation [C] // *Second European Conference on Computer Vision*. Santa Margherita Liguere, Italy: Springer-Verlag, 1992: 237-252.
- [8] Lowe D G. Distinctive image features from scale invariant key points [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [9] Barron J L, Fleet D J, Beauchemin S S. Performance of optical flow techniques [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1994, 12(1): 43-77.
- [10] Bradski G, Kaehler A. *Learning Open CV* [M]. Sebastopol, CA, USA: O'Reilly Press, 2008.
- [11] Simoncelli E P. Design of multidimensional derivative filters [EB/OL]. [2009-09-16]. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.8.947>.
- [12] Farid H, Simoncelli E P. Differentiation of discrete multidimensional signals [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 496-508.
- [13] Paige C C, Strakos Z. Unifying least squares, total least squares and data least squares [C] // van Huffel S., Lemmerling P, editors. *Total Least Squares and Errors-in-Variables Modeling*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2002, 25-34.
- [14] Zhang H Y, Geng Z. A novel interpretation for Levenberg-Marquardt algorithm [J]. *Computer Engineering and Application*, 2009, 45(19): 5-8. [张鸿燕, 耿征. Levenberg-Marquardt 算法的一种新解释 [J]. *计算机工程与应用*, 2009, 45(9): 5-8].
- [15] Barron J, Klette R. Quantitative color optical flow [C] // *Proceedings of the 16th international Conference on Pattern Recognition*. IEEE Computer Society, Washington, USA, Aug. 11-15 2002, 4, 251-255.
- [16] Andrews R J, Lovell B C. Color optical flow [C] // *Proceedings Workshop on Digital Image Computing*. Brisbane: Australian Pattern Recognition Society, 2003, 1: 135-139.
- [17] Kelson R T Aires, Andre M Santana, Adelardo A D. Medeiros: optical flow using color information: preliminary results [C] // *Proceedings of the 2008 ACM Symposium on Applied Computing*. Fortaleza, Ceara, Brazil, New York: ACM, 2008, 1607-1611.