

文章编号 2095-1531(2016)03-0312-08

结合 Levenberg-Marquardt 算法的垂直视差消减方法

李清玉, 赵岩*, 王世刚

(吉林大学通信工程学院, 吉林 长春 130012)

摘要:垂直视差的存在是影响立体视频观视舒适度的主要因素。为了在不影响水平视差的条件下实现对垂直视差的消减,本文引入 Levenberg-Marquardt(L-M)非线性算法实现变换矩阵的精确求解。首先用抗缩放、旋转及仿射变换的 SIFT (Scale-invariant feature transform)特征匹配算法检测出双目图像对的特征匹配点,然后根据匹配点的坐标位置运用 L-M 算法计算可消减垂直视差的变换矩阵,将变换矩阵作用于目标图像,计算出该视图每个像素点的新坐标位置。实验结果表明:与利用线性算法求解二维射影变换矩阵的垂直视差消减方法相比,本文提出的求解方法在垂直视差消减上比该算法提高了约 0.029 1~0.323 2 个像素,对水平视差的影响比该算法降低了约 0.118 7~1.139 1 个像素。因此本文提出的方法对垂直视差的消减起到了优化作用。

关键词:SIFT;射影变换;垂直视差消减;Levenberg-Marquardt 算法

中图分类号:TN919.8 文献标识码:A doi:10.3788/CO.20160903.0312

Method of vertical parallax reduction combined with Levenberg-Marquardt algorithm

LI Qing-yu, ZHAO Yan*, WANG Shi-gang

(College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130012, China)

* Corresponding author, E-mail:zhao_y@jlu.edu.cn

Abstract: The existence of vertical parallax is the main factor of affecting the viewing comfort of stereo video. In order to reduce the vertical parallax without affecting the horizontal parallax, Levenberg-Marquardt(L-M) algorithm which is the nonlinear algorithm, is introduced in this paper to achieve the accuracy of the transformation matrix. Firstly, the SIFT algorithm, which is invariant to scaling, rotation and affine transformation, is used to detect the feature matching points from the binocular images. Then according to the coordinate position of matching points, the transformation matrix, which can reduce the vertical parallax, is calculated using Levenberg-Marquardt algorithm. Finally, the transformation matrix is applied to target image to calculate the new coordinate position of each pixel from the view images. The experimental results show that compared with the method that can reduce the vertical parallax using linear algorithm to calculate two-dimensional projective transformation, the proposed method using nonlinear algorithm improves the vertical parallax reduction from about 0.029 1 to 0.323 2 pixel and the effect of horizontal parallax is reduced from about 0.118 7 to 1.139 1

收稿日期:2016-01-25;修订日期:2016-02-21

基金项目:国家自然科学基金项目(No. 61271315)

Supported by National Natural Science Foundation of China(No. 61271315)

pixel. Therefore, the proposed method can optimize the vertical parallax reduction.

Key words: SIFT; projective transformation; vertical parallax reduction; Levenberg-Marquardt algorithm

1 引言

近年来,随着 3D 技术的迅速发展,人们已经不满足于从二维图像中获得有限的信息,逐渐习惯于享受三维视觉带来的沉浸感^[1]。双眼视差是立体显示技术的理论基础,水平视差在三维重建的过程中起着关键的作用,水平视差的变化使得人们对于画面所呈现的事物有了立体的感知,然而垂直视差则会使人感觉疲劳^[2]。理想条件下,在拍摄过程中所有摄像机都应在同一条水平线上,同时要求所有摄像机的光轴平行,并且所拍摄出图像或视频的极线严格要求水平。但实际上,由于支架的形变及摄像机内部感光元件的不一致性等工艺问题往往会造成不同程度的垂直视差,这不仅影响了立体图像的合成质量,还会引起视觉疲劳。因此为了提高观视者的舒适度,垂直视差消减方法的研究成为了越来越多科研人员的研究重点^[3]。

国内外对垂直视差消减技术的研究较少,并且这些方法中很多都是在处理过程中需要较多的图像信息或者摄像机参数^[4]。韩国 Yun-Suk Kang 和 Cheon Lee 等人提出了针对平行相机阵列的拟合公共基线解决办法和针对弧形相机阵列的几何补偿校正算法。但是,这个方法需要多视点相机的标定参数,无法提供脱离相机参数的独立应用。在无摄像机标定情况下,Loop^[5]提出了基于基本矩阵的图像校正方法,将校正过程分解为射影变换和仿射变换。该方法依赖于基本矩阵的精确求解,而由对应点计算基本矩阵还没有较为稳定的算法。上海大学刘利亮和安平^[6]等人提出了一种基于公共点提取的多视图校正的方法,该方法有效降低了垂直视差,但是在校正垂直视差的过程中使得水平视差也发生了较大改变。

针对上述问题,本文提出了一种基于 Levenberg-Marquardt (L-M) 算法的垂直视差消减方法,该方法不需要摄像机的参数和过多的图像信息,将由 SIFT 算法获得的匹配点通过 L-M 算法计算

出较高精度的变换矩阵,在进一步消减垂直视差的同时降低了对水平视差的影响,从而减缓观看立体视频时产生的视觉疲劳。

2 算法实现

首先对双目图像对使用 SIFT 算法进行特征点匹配,然后根据匹配点坐标应用 L-M 算法进行校正变换矩阵的计算,并通过校正变换矩阵计算校正后像素的新坐标,生成校正后的视图。最后通过文献[7]的后处理方法去除部分图像中由校正变换引起的噪声。本文提出方法的流程图如图 1 所示。

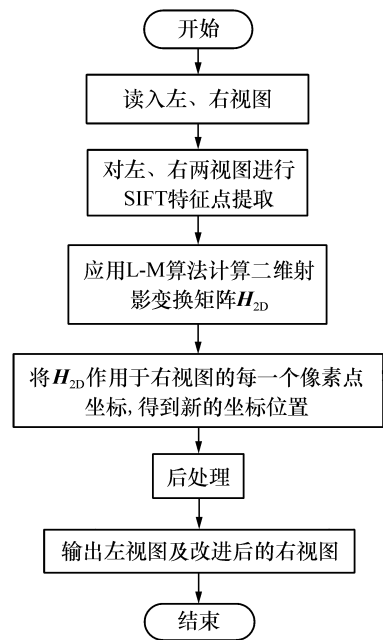


图 1 方法流程图

Fig. 1 Flowchart of the proposed method

2.1 图像的特征提取与匹配

本文采用 SIFT^[8] 算法进行图像的特征提取与匹配,该算法是一种局部描述算法,它可以在图像中检测出特征点。在尺度空间中,它通过极值检测来查找潜在的兴趣点,由于采用了高斯微分函数,它不会受诸如图像的缩放、旋转及仿射变换

的影响^[9]。SIFT 算法是目前图像特征匹配领域的研究重点,它的匹配结果十分准确,很少有偏差,而且效率很高。

2.2 二维射影变换矩阵

射影变换就是射影平面上的可逆齐次线性变换,可以用 3×3 的矩阵来描述这个变换:

$$\begin{pmatrix} x'_1 \\ x'_2 \\ x'_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix}, \quad (1)$$

可以更简略地记为 $x' = H \cdot x$ 。

本文在坐标点的表述上使用了齐次坐标,即变换是齐次的,因而同一个射影变换矩阵可以相差一个非零常数因子,所以射影变换矩阵的元素所构成的 8 个比值,就可以确定这个射影变换矩阵。

Richard Hartley^[10]对二维射影变换矩阵做了简要定义,如图 2 所示。一条射线由图像平面 C 上的一点 x 延伸,与世界平面 Π 相交于点 x_π ,这个点在图像平面 C' 上的投射点为 x' 。由平面 Π 引起的点 x 与 x' 之间的映射关系即射影变换。世界平面 Π 与两图像平面 C 和 C' 关系分别如下:

$$x = H_{1\pi} \cdot x_\pi, \quad (2)$$

$$x' = H_{2\pi} \cdot x_\pi. \quad (3)$$

由式(2)和式(3)可整理出两个图像平面的单应性关系:

$$x' = H_{2\pi} \cdot H_{1\pi}^{-1} \cdot x = H \cdot x. \quad (4)$$

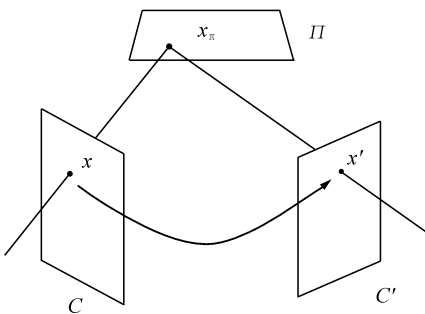


图2 射影变换定义

Fig. 2 Definition of projective transformation

2.3 垂直视差消减理论

假设左视图和右视图中的 $P(x, y)$ 和 $Q(x', y')$ 是一对特征匹配点,如果不存在垂直视差,那么 Q 的坐标值应为 (x', y) 。同理,假设两幅图像

使用 SIFT 算法检测出 n 对匹配点对,这些匹配点对的坐标形式整理为矩阵形式^[11]:

$$\begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \\ y_1 & y_2 & \cdots & y_n \end{bmatrix} \text{ 和 } \begin{bmatrix} x'_1 & x'_2 & \cdots & x'_n \\ y'_1 & y'_2 & \cdots & y'_n \end{bmatrix}$$

前者作为基准图(左视图)上匹配点的二维坐标矩阵形式,后者为待处理的右视图上匹配点的二维坐标矩阵形式,可以得到消减垂直视差前、后的坐标矩阵应该分别为:

$$\begin{bmatrix} x'_1 & x'_2 & \cdots & x'_n \\ y'_1 & y'_2 & \cdots & y'_n \end{bmatrix} \text{ 和 } \begin{bmatrix} x'_1 & x'_2 & \cdots & x'_n \\ y_1 & y_2 & \cdots & y_n \end{bmatrix}$$

根据式(4)可以得到一系列的二维射影关系:

$$\begin{pmatrix} x'_i \\ y_i \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x'_i \\ y'_i \\ 1 \end{pmatrix}, \quad (5)$$

其中,二维射影变换矩阵为

$$H_{2D} = \begin{pmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{pmatrix}, \quad (6)$$

式中,采用齐次坐标方式,由式(5)通过 L-M 算法即可计算出二维射影变换矩阵。

2.4 L-M 算法简介及在矩阵计算中的应用

L-M 算法又称为阻尼最小二乘法,是目前应用较为广泛的一种无条件约束优化方法,该方法具有高斯-牛顿法的局部快速收敛特性,并克服了牛顿法不能有效处理奇异矩阵和非正定矩阵及对初始点要求比较苛刻的缺点;同时继承了梯度下降法的全局搜索特性,精确度很高^[12]。

下面对 L-M 算法进行简要介绍:

设 $x(k)$ 表示第 k 次迭代的权值和阈值所组成的向量,新的权值和阈值组成的向量 $x(k+1)$ 可根据式(7)、(8)的规则求得:

$$x(k+1) = x(k) + \Delta x, \quad (7)$$

$$\Delta x = - [\nabla^2 E(x)]^{-1} \nabla E(x), \quad (8)$$

式中, $\nabla^2 E(x)$ 表示误差指标函数 $E(x)$ 的 Hessian 矩阵; $\nabla E(x)$ 表示梯度。设误差指标函数为:

$$E(x) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2(x), \quad (9)$$

式中, $e_i(x)$ 为误差。对于高斯-牛顿法的算法则有:

$$\Delta x = - [J^T(x)J(x)]^{-1}J^T(x)e(x) , \quad (10)$$

$J(x)$ 为 $E(x)$ 的 Jacobian 矩阵。L-M 算法是一种改进的高斯-牛顿法,它的形式为:

$$\Delta x = - [J^T(x)J(x) + \mu I]^{-1}J^T(x)e(x) , \quad (11)$$

式(11)中,比例系数 $\mu > 0$ 为常数, I 为单位矩阵^[13]。

当 μ 足够大时,总可以保证 $[J^T(x)J(x) + \mu I]^{-1}$ 是正定的,从而保证其可逆,算法的每次迭代都对 μ 进行自适应调整。当接近解时, μ 逐渐减小,权值调整类似于高斯-牛顿法,利用类似于二阶导数的信息,可以快速收敛到这个解;当远离解时, μ 逐渐增大,权重调整又类似于梯度下降法,可以进行全局搜索。所以 L-M 算法同时具备了牛顿法和梯度法的优点,但计算 $J(x)$ 要占用较多的内存^[14]。

本文给出了一种应用 L-M 算法来迭代优化二维变换矩阵参数的方法。首先使用 SIFT 算法检测出匹配特征点对,再由垂直视差消减原理求出经过矩阵变化后的新坐标值,使用文献[6]的线性算法计算出二维变换矩阵的初值,通过 L-M 算法的不断迭代得到最后优化的二维变换矩阵参数。根据二维射影变换原理,可以将变换后的坐标和原始坐标表示成式(12):

$$\begin{pmatrix} x'_i \\ y_i \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} m_0 & m_1 & m_2 \\ m_3 & m_4 & m_5 \\ m_6 & m_7 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_i \\ y'_i \\ 1 \end{pmatrix} , \quad (12)$$

式(12)中, m_2 表示水平方向位移量, m_5 表示垂直方向位移量, m_0, m_1, m_3, m_4 表示尺度和旋转量, m_6, m_7 表示水平和垂直方向的形变量。

由式(12)可得:

$$x'_i = \frac{m_0x'_i + m_1y'_i + m_2}{m_6x'_i + m_7y'_i + 1} , \quad (13)$$

$$y_i = \frac{m_3x'_i + m_4y'_i + m_5}{m_6x'_i + m_7y'_i + 1} . \quad (14)$$

对于 L-M 算法,一个很关键的步骤就是设定误差指标函数,本文的目标是求解变换矩阵的 8 个参数的最优解,使得所有特征点的像点与其匹配点之间的距离之和最小。因此本文定义误差指标函数为:

$$E(M) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \left[\left(\frac{m_0x'_i + m_1y'_i + m_2}{m_6x'_i + m_7y'_i + 1} - x'_i \right)^2 + \left(\frac{m_3x'_i + m_4y'_i + m_5}{m_6x'_i + m_7y'_i + 1} - y_i \right)^2 \right] . \quad (15)$$

则由式(9)可知:

$$e_i(M) = \left[\left(\frac{m_0x'_i + m_1y'_i + m_2}{m_6x'_i + m_7y'_i + 1} - x'_i \right)^2 + \left(\frac{m_3x'_i + m_4y'_i + m_5}{m_6x'_i + m_7y'_i + 1} - y_i \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} , \quad (16)$$

式中, $i = 1, \dots, N$, N 表示点的个数,显然 LM 优化的结果是 $E(M)$ 越小越好。

$J(M)$ 为 $e_i(M)$ 的 Jacobian 矩阵:

$$J(M) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1(M)}{\partial m_0} & \frac{\partial e_1(M)}{\partial m_1} & \dots & \frac{\partial e_1(M)}{\partial m_7} \\ \frac{\partial e_2(M)}{\partial m_0} & \frac{\partial e_2(M)}{\partial m_1} & \dots & \frac{\partial e_2(M)}{\partial m_7} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial e_N(M)}{\partial m_0} & \frac{\partial e_N(M)}{\partial m_1} & \dots & \frac{\partial e_N(M)}{\partial m_7} \end{bmatrix} , \quad (17)$$

对 $e_1(M), \dots, e_N(M)$ 分别求出 8 个偏导数:

对 m_0 求偏导:

$$\begin{aligned} \frac{\partial e_i(M)}{\partial m_0} &= \frac{1}{2} \left[\left(\frac{m_0x'_i + m_1y'_i + m_2}{m_6x'_i + m_7y'_i + 1} - x'_i \right)^2 + \left(\frac{m_3x'_i + m_4y'_i + m_5}{m_6x'_i + m_7y'_i + 1} - y_i \right)^2 \right]^{-\frac{1}{2}} \times \\ & 2 \left(\frac{m_0x'_i + m_1y'_i + m_2}{m_6x'_i + m_7y'_i + 1} - x'_i \right) \times \\ & \frac{x'_i}{m_6x'_i + m_7y'_i + 1} , \end{aligned} \quad (18)$$

为了简化下面公式的证明过程,将变量代换如下:

$$A = \left[\left(\frac{m_0x'_i + m_1y'_i + m_2}{m_6x'_i + m_7y'_i + 1} - x'_i \right)^2 + \left(\frac{m_3x'_i + m_4y'_i + m_5}{m_6x'_i + m_7y'_i + 1} - y_i \right)^2 \right]^{-\frac{1}{2}} , \quad (19)$$

$$B = \frac{m_0x'_i + m_1y'_i + m_2}{m_6x'_i + m_7y'_i + 1} - x'_i , \quad (20)$$

$$C = \frac{m_3x'_i + m_4y'_i + m_5}{m_6x'_i + m_7y'_i + 1} - y_i . \quad (21)$$

将式(19)、(20)、(21)定义的变量带入到求解 Jacobian 矩阵的过程中,则有:

$$\frac{\partial e_i(M)}{\partial m_1} = \frac{1}{2}A \times 2 \times B \times \frac{y'_i}{m_6x'_i + m_7y'_i + 1}, \quad (22)$$

$$\frac{\partial e_i(M)}{\partial m_2} = \frac{1}{2}A \times 2 \times B \times \frac{1}{m_6x'_i + m_7y'_i + 1}, \quad (23)$$

$$\frac{\partial e_i(M)}{\partial m_3} = \frac{1}{2}A \times 2 \times C \times \frac{x'_i}{m_6x'_i + m_7y'_i + 1}, \quad (24)$$

$$\frac{\partial e_i(M)}{\partial m_4} = \frac{1}{2}A \times 2 \times C \times \frac{y'_i}{m_6x'_i + m_7y'_i + 1}, \quad (25)$$

$$\frac{\partial e_i(M)}{\partial m_5} = \frac{1}{2}A \times 2 \times C \times \frac{1}{m_6x'_i + m_7y'_i + 1}, \quad (26)$$

$$\frac{\partial e_i(M)}{\partial m_6} = \frac{1}{2}A \times [2B \times \frac{-(m_0x'_i + m_1y'_i + m_2)x'_i}{(m_6x'_i + m_7y'_i + 1)^2} + 2C \times \frac{-(m_3x'_i + m_4y'_i + m_5)x'_i}{(m_6x'_i + m_7y'_i + 1)^2}], \quad (27)$$

$$\frac{\partial e_i(M)}{\partial m_7} = \frac{1}{2}A \times [2B \times \frac{-(m_0x'_i + m_1y'_i + m_2)y'_i}{(m_6x'_i + m_7y'_i + 1)^2} + 2C \times \frac{-(m_3x'_i + m_4y'_i + m_5)y'_i}{(m_6x'_i + m_7y'_i + 1)^2}]. \quad (28)$$

设 M 为列向量 $(m_0, m_1, \dots, m_7)^T$, 则:

$$M^{k+1} = M^k + \Delta M, \quad (29)$$

$$\Delta M = -[J^T(M)J(M) + \mu I]^{-1}J^T(M)e(M). \quad (30)$$

$J(M)$ 上面已经求得, 则 $J^T(M)$ 为 $J(M)$ 的转置也已知, 所以 ΔM 可以求出。其中 I 为单位矩阵, $\mu > 0$ 为常数, 是一个试探性参数, 对于给定的 μ , 如果能使误差指标函数 $E(M)$ 降低, 则 μ 降低, 反之, μ 增加。下面是具体的 L-M 优化算法的步骤:

① 给出误差的允许值 ε , 常数 β, μ 以及初始化向量 $M^k, k = 0$ 。 ε 为两个像素, $\beta = 10, \mu = 0.001$;

② 利用变换矩阵 M^k 计算目标图像的新坐标, 并计算误差指标函数 $E(M^k)$;

③ 计算误差指标函数的 Jacobian 矩阵 $J(M)$;

④ 计算 ΔM ;

⑤ 若 $E(M^k) < \varepsilon$, 转到⑦; 否则计算 M^{k+1} , 并计算误差指标函数 $E(M^{k+1})$;

⑥ 若 $E(M^{k+1}) < E(M^k)$, 则令 $k = k + 1, \mu = \mu/\beta$, 转至②; 否则不更新变换矩阵 $M, M^{k+1} = M^k, \mu = \mu\beta$, 转到④;

⑦ 停止。

3 实验结果与分析

本文使用 MatlabR2012b 进行方法的仿真实

现。实验采用的是分辨率均为 $1\ 024 \times 768$ 的立体视频测试序列“breakdancer”和“ballet”。

为了检验垂直视差消减的效果以及文献[6]和改进方法对水平视差的影响, 利用检测出匹配点对的垂直视差的平均值 eval 和水平视差的平均值 hori 作为校正前后的评价标准:

$$\text{eval} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - x'_i|, \quad (31)$$

$$\text{hori} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - y'_i|. \quad (32)$$

式(31)中, eval 值越小, 说明垂直视差平均值越小, 则观视者的立体观视感受越好^[15]; 式(32)中 hori 值与未处理过的原图像对的水平视差越接近^[16], 说明在消减垂直视差的同时对水平视差的影响越小, 则该垂直视差消减方法越好。

图3是对 breakdancer 立体视频序列第7帧的3,4视点进行垂直视差消减的实验效果图。其中(c)与(d)分别是利用文献[6]和本文提出的改进方法处理后的结果图。

表1是在不同参数设置情况下进行垂直视差消减前后的评价标准, eval 是检测出匹配点对的垂直视差的平均值, 单位为像素, 用它来评价垂直视差消减的效果; hori 表示检测出匹配点对的水平视差的平均值, 单位同样为像素。

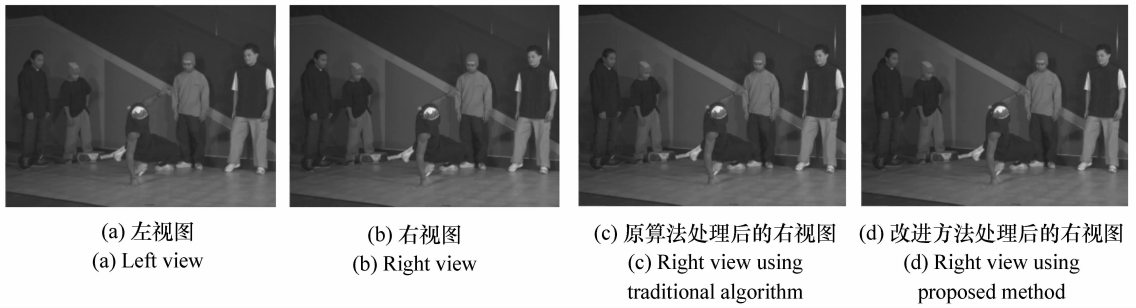


图3 breakdancer 第7帧的3、4视点实验效果图

Fig.3 Experimental results of the 3 and 4 view points of the 7th frame of breakdancer image

表1 不同参数下 breakdancer 垂直视差消减前后性能评价(单位:像素)

Tab.1 Experimental results of breakdancer image under different parameters(Unit:pixel)

参数	原图像对 eval 值	文献[6]方法 eval 值	本文方法改 进后 eval 值	原图像对 hori 值	文献[6]方法 hori 值	本文方法改 进后 hori 值
0.25	2.684 2	1.341 8	1.306 1	5.355 3	4.075 9	4.165 2
0.40	2.601 1	1.533 0	1.510 8	5.989 1	5.456 0	5.679 1
0.50	2.689 7	1.531 9	1.502 6	6.530 2	6.144 7	6.188 2

在表1中,没有进行垂直视差消减的原始图像对在不同参数下的 eval 平均值是 2.658 3 个像素, hori 平均值是 5.958 2 个像素。垂直视差消减后的 eval 平均值分别为 1.468 9 和 1.439 8,使用本文方法改进后的结果比文献[6]中使用二维单应性矩阵方法提高了 0.029 1 个像素,比原始图像对提高了 1.218 5 个像素;垂直视差消减后的 hori 平均值分别为 5.225 5 和 5.344 2,使用本文方法改进后的结果对水平视差的影响比文献[6]中降低了 0.118 7 个像素。

图4是对 ballet 立体视频序列的第1帧的1、2视点进行垂直视差消减的实验效果图。在表2中,没有进行垂直视差消减的原始图像对在不同参数下的 eval 平均值是 7.750 9 个像素, hori 平均值是 32.278 0 个像素。垂直视差消减后的 eval 平均值分别为 1.910 7 和 1.587 5,使用本文方法改进后的结果比文献[6]中使用二维单应性矩阵方法提高了 0.323 2 个像素,比原始图像对提高了 6.163 4 个像素;垂直视差消减后的 hori 平均值分别为 29.162 7 和 30.301 8,使用本文方法改进后的结果对水平视差的影响比文献[6]中降低了 1.139 1 个像素。

ballet 图像序列的旋转现象比较严重,使用本

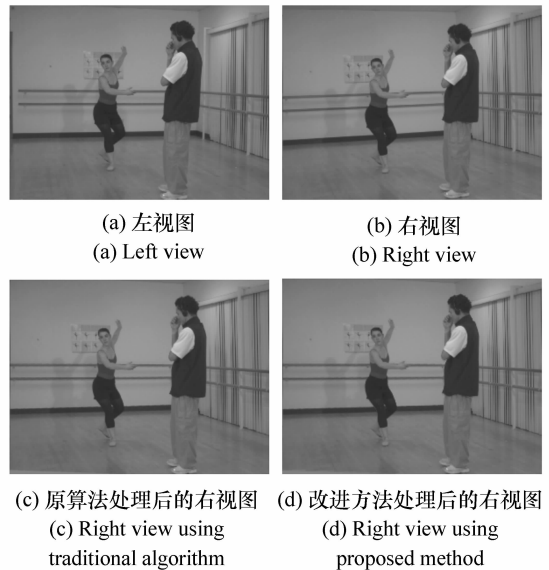


图4 ballet 第1帧的1、2视点实验效果图

Fig.4 Experimental results of the 1 and 2 view points of the 1th frame of ballet image

文方法改进后的结果比文献[6]使用二维单应性矩阵方法提高的效果优于对 breakdancer 这类旋转程度不大的图像序列。

虽然在图3和图4的(c)和(d)中看不出明显的差别,但是从表1和表2中可以清晰地看出:

通常情况下,选取不同参数时,在垂直视差消减方面,本文方法改进后的垂直视差比文献[6]使用二维单应性矩阵方法有所降低;在对水平视差的影响方面,本文方法改进后的立体图像对的水平视差相较于文献[6]的方法更接近于原立体图像

对的水平视差,实现了在消减垂直视差的同时降低了对水平视差的影响。因此,使用本文改进方法比文献[6]的方法在垂直视差消减和对水平视差的影响两个方面均有所改善。而且图像的旋转程度越大,本文使用的方法对视差的调节越明显。

表2 不同参数下 ballet 垂直视差消减前后性能评价(单位:像素)

Tab. 2 Experimental results of ballet image under different parameters(Unit: pixel)

参数	原图像对 eval 值	文献[6]方法 eval 值	本文方法改 进后 eval 值	原图像对 hori 值	文献[6]方法 hori 值	本文方法改 进后 hori 值
0.30	7.033 3	1.750 0	1.325 4	34.133 3	31.150 0	32.650 0
0.40	7.694 4	1.781 3	1.546 2	31.236 1	28.468 8	29.547 3
0.50	7.954 5	1.917 4	1.663 8	30.900 0	28.183 5	29.934 5
0.65	8.321 2	2.193 9	1.814 6	32.842 4	28.848 5	29.075 4

4 结 论

本文通过在二维变换矩阵的计算中引入 L-M 算法,从而实现了变换矩阵的精确求解。在垂直视差消减方面,本文提出的算法与文献[6]中使用二维射影变换的方法相比有了明显的提高。同时,在对水平视差影响方面,本文提出的方法与文

献[6]相比更接近于原始图像对的水平视差。改进后的方法在垂直视差消减上比该算法提高了 0.029 1 ~ 0.323 2 个像素,对水平视差的影响比该算法降低了 0.118 7 ~ 1.139 1 个像素。对于旋转变换较大的图像,本文提出的方法改进更为明显。因此改进后的方法有利于在不影响水平视差的情况下对垂直视差的消减。

参考文献:

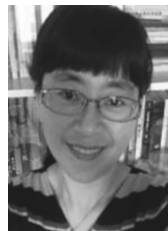
- [1] 杜歆,邹浣. 视点合成中基于深度的空洞修复[J]. 浙江大学学报:工学版,2015,49(9):1616-1624.
DU X,ZOU L. Depth-based hole filling in view synthesis[J]. *J. Zhejiang University(Engineering Science)*,2015,49(9):1616-1624. (in Chinese)
- [2] 王晓燕,王世刚,姜秀红,等. 亮度优化立体视频视觉舒适度评价[J]. 中国光学,2015,8(3):394-400.
WANG X Y,WANG SH G,JIANG X H,*et al.*. Evaluation of stereo video visual comfort based on luminance optimization [J]. *Chinese Optics*,2015,8(3):394-400. (in Chinese)
- [3] 李实秋,雷建军,周志远,等. 基于 SIFT 匹配的多视点立体图像零视差调整[J]. 红外与激光工程,2015(2):764-768.
LI SH Q,LEI J J,ZHOU ZH Y,*et al.*. Zero-disparity adjustment of multiview stereoscopic images based on SIFT matching [J]. *Infrared and Laser Engineering*,2015(2):764-768. (in Chinese)
- [4] 邵枫,姜求平,蒋刚毅,等. 基于显著性分析的立体图像视觉舒适度预测[J]. 光学精密工程,2014,22(6):1631-1638.
SHAO F,JIANG Q P,JIANG G Y,*et al.*. Prediction of visual discomfort of stereoscopic images based on saliency analysis [J]. *Opt. Precision Eng.*,2014,22(6):1631-1638. (in Chinese)
- [5] LOOP C,ZHANG Z. Computing rectifying homographies for stereo vision[C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,Fort Collins,Colorado,USA,1999:125-131.
- [6] 刘利亮,安平,王贺,等. 基于公共点提取的多视图图像校正[J]. 信号处理,2011,6(27):857-863.
LIU L L,AN P,WANG H,*et al.*. Multi-view images rectification based on common points extraction[J]. *Signal Processing*,2011,6(27):857-863. (in Chinese)

- [7] ZHOU B L,ZHAO Y,WANG J Y,*et al.*. Improvement of visual fatigue based on vertical parallax elimination[C]. 2013 9th International Conference on Natural Computation,Shengyang,China,2013:1350-1354.
- [8] DAVID G L. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International J. Computer Vision*,2004(60):91-110.
- [9] 王灿进,孙涛,陈娟.局部不变特征匹配的并行加速技术研究[J].*液晶与显示*,2014,29(2):266-274.
WANG C J,SUN T,CHEN J. Speeding up local invariant feature matching using parallel technology[J]. *Chinese J. Liquid Crystals and Displays*,2014,29(2):266-274. (in Chinese)
- [10] HARTLEY R. Theory and practice of projective rectification[J]. *International J. Computer Vision*,1999(35):115-127.
- [11] 程明明,王贺,安平,等.基于特征点匹配的多视图图像校正[J].*液晶与显示*,2010,8(24):593-597.
CHENG M M,WANG H,AN P,*et al.*. Multi-view images rectification based on feature points matching[J]. *Chinese J. Liquid Crystals and Displays*,2010.8(24):593-597. (in Chinese)
- [12] 姚佳宝,田秋红,陈本永.一种基于 L-M 算法的 RANSAC 图像拼接算法[J].*浙江理工大学学报:自然科学版*,2015,33(4):552-557.
YAO J B,TIAN Q H,CHEN B Y. RANSAC image stitching algorithm based on L-M algorithm[J]. *J. Zhejiang Sci-Tech University(Natural Sciences)*,2015,33(4):552-557. (in Chinese)
- [13] 项文强,张华,王焯,等.基于 L-M 算法的 BP 网络在变压器故障诊断中的应用[J].*电力系统保护与控制*,2011,39(8):100-103.
XIANG W Q,ZHANG H,WANG H,*et al.*. Application of BP neural network with L-M algorithm in power transformer fault diagnosis[J]. *Power System Protection and Control*,2011,39(8):100-103. (in Chinese)
- [14] SHAO X T,SHAN L,ZONG M L. Levenberg-Marquardt algorithm based nonlinear optimization of camera calibration for relative measurement[C]. 2015 34th Chinese Control Conference(CCC),IEEE,Hangzhou,China,2015:4868-4872.
- [15] 邹龙.3D 视频中的虚拟视点合成方法研究[D].浙江大学,2015.
ZOU L. Research on virtual view synthesis for 3D video[D]. Zhejiang University,2005. (in Chinese)
- [16] 高强,金杰,沈丽丽,等.使用 EEG 分析水平视差对 3D 图像舒适性的影响[J].*红外与激光工程*,2014(12):4140-4145.
GAO Q,JIN J,SHEN L L,*et al.*. Effect analysis of horizontal parallax on 3D images comfortableness using EEG[J]. *Infrared and Laser Engineering*,2014(12):4140-4145. (in Chinese)

作者简介:



李清玉(1989—),女,辽宁葫芦岛人,硕士研究生,2012年于吉林大学获得学士学位,主要从事图像视频方面的研究。
E-mail:597181451@qq.com



赵岩(1971—),女,吉林辽源人,教授,博士生导师,2003年于吉林大学获得博士学位,主要从事图像与视频编码和立体视频处理方面的研究。E-mail:zhao_y@jlu.edu.cn