

投影约束的 遮挡点恢复方法

刘侍刚^{1,2,3}, 彭亚丽^{1,2}

(1. 现代教学技术教育部重点实验室, 陕西西安 710062; 2. 陕西省教学信息技术工程实验室, 陕西西安 710119;
3. 陕西师范大学计算机科学学院, 陕西西安 710119)

摘 要: 为了恢复图像中的遮挡点, 本文在相机为正投影模型下, 提出了一种投影约束的遮挡点恢复方法. 该方法利用图像矩阵的行空间和列空间都是三维子空间的特性, 通过用矩阵奇异值分解分别得到图像矩阵行和列投影满足的约束条件, 将遮挡点的求解转化为迭代求解二次型的极值问题. 仿真实验和真实实验结果表明, 本文方法具有收敛速度快, 恢复精度高等优点.

关键词: 遮挡点; 三维子空间; 奇异值分解; 二次函数

中图分类号: TP391.41; P232

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2017)11-2611-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.11.006

Occlusion Recovery Method Based on Projective Constraints

LIU Shi-gang^{1,2,3}, PENG Ya-li^{1,2}

(1. Key Laboratory of Modern Teaching Technology, Ministry of Education, Xi'an, Shaanxi 710062;
2. Engineering Laboratory of Teaching Information Technology of Shaanxi Province, Xi'an, Shaanxi 710119;
3. School of Computer Science, Shaanxi Normal University, Xi'an, Shaanxi 710119)

Abstract: To recover the position of occlusion, an occlusion recovery method based on projective constraints under orthographic projection is presented. Utilizing the property that both the row and the column space of image matrix are projective subspaces, the method applies Singular Value Decomposition (SVD) to get the image matrix's row and column metric constraints, and replaces occlusion solution by iteratively solving the minimum of a quadratic function. The experiments with both simulated and real data show that the proposed method has the advantages of fast convergence speed and small error.

Key words: occlusion; projective; singular value decomposition; quadratic function

1 引言

计算机视觉研究领域的一个重要问题是运动恢复结构, 而特征点跟踪又是其中的一个重要环节^[1,2]. 在实际场景中, 遮挡现象经常出现, 这导致部分图像信息丢失. 如何利用图像矩阵的冗余信息恢复这些遮挡的特征点, 是计算机视觉的研究热点问题之一^[3,4].

为了恢复图像中的遮挡点, Tomasi 和 Kanade^[5] 于 1992 年证明了特征点对应的图像矩阵在没有任何误差

的情况下其秩最大为 3, 这意味着图像矩阵本身含有大量的冗余信息, 因此可以用于遮挡点的恢复. Jacobs 等^[6] 基于图像矩阵为一个低秩矩阵的特性, 利用子矩阵对遮挡点进行恢复, 但是该方法的结果依赖所选择的子矩阵. 为了克服该方法的缺点, 有些学者利用图像矩阵为投影矩阵和空间点矩阵相乘的特性, 进行循环迭代求解. 在该类方法中, 最具有代表性的是 Wiberg 方法^[7], 目前它已经成为遮挡点恢复的标准算法之一^[8-10]. 但是该类方法在遮挡率比较高时, 算法无法收

收稿日期: 2016-11-01; 修回日期: 2017-05-09; 责任编辑: 马兰英

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61672333, No. 61402274); 陕西省工业科技攻关项目 (No. 2016GY-081); 陕西省科学研究发展计划项目 (No. 2016NY-176); 陕西省重点科技创新团队 (No. 2014KTS-18); 现代教学技术教育部重点实验室学习科学交叉学科培育计划资助

敛. 同时, 部分学者利用重投影误差构造目标函数^[11,12], 采用非线性优化方法进行迭代求解, 但由于该目标函数是一个非凸函数.

为了解决这个问题, Martinec 等人利用三线性约束恢复遮挡点^[13], 但该方法的缺点是三线性约束关系中所有的图像并不是平等的, 因此必然导致误差较大. 刘等人将图像两两组合, 利用删除遮挡点后的图像矩阵的行空间等于原子空间的特性, 提出了一种线性求解遮挡点的方法^[14], 但该方法对噪声极其敏感. 同时, Noguier 等人利用图像矩阵的行向量生成的行空间和空间结构矩阵的行空间是同一三维子空间的特性^[15], 对遮挡点进行恢复, 但该方法仅考虑了图像矩阵在行上的约束, 同时该方法的目标函数也是个非凸函数.

近年来, 许多学者研究并提出了许多有效的低秩矩阵恢复方法^[16-18], 但大部分方法没有利用图像矩阵的行空间和列空间都是三维子空间的特性, 导致恢复精度较低. 且这些方法一般都需要事先设定一个权值, 以平衡误差和秩, 但该权值的设定, 目前还缺乏理论指导.

为了克服上述缺点, 本文提出了一种投影约束的遮挡点恢复方法, 该方法利用图像矩阵的行空间和列空间都是三维子空间的特性, 对图像矩阵进行奇异值分解, 得到两个投影矩阵, 分别推导出图像矩阵的行和列投影所满足的约束条件, 将遮挡点的求解转化为半正定二次型的迭代求解. 为了验证方法的有效性, 本文分别进行了仿真和真实图像实验, 并分别与 Wiberg 方法^[9]和 Noguier 方法^[15]进行了对比, 结果表明, 本文算法具有更高的收敛速度和恢复精度.

2 相机模型和图像矩阵

在正投影相机模型下, 设有 m 幅图像及 n 个三维空间特征点, 则有:

$$\mathbf{m}_{i,j} = \mathbf{P}_i \mathbf{x}_j \quad (1)$$

式中 $\mathbf{m}_{i,j}$ 表示第 i 幅图像中第 j 个特征点的图像二维坐标, \mathbf{x}_j 表示第 j 个特征点的三维坐标, \mathbf{P}_i 为第 i 幅图像的投影矩阵.

将所有图像及投影矩阵按如下的方式整合在一起, 则有:

$$\mathbf{M}_{2m \times n} = \mathbf{P}_{2m \times 3} \mathbf{X}_{3 \times n} \quad (2)$$

式中 $\mathbf{M}_{2m \times n}$ 由 $m \times n$ 个图像点 $\mathbf{m}_{i,j}$ 组成, $\mathbf{P}_{2m \times 3}$ 由所有投影矩阵 \mathbf{P}_i 组成, $\mathbf{X}_{3 \times n}$ 由 n 个三维空间点 \mathbf{x}_j 组成.

从式(2)可以看出, 矩阵 $\mathbf{M}_{2m \times n}$ 的秩为 3^[5]. 从而矩阵 $\mathbf{M}_{2m \times n}$ 的行空间和列空间分别是 \mathfrak{R}^n 和 \mathfrak{R}^{2m} 的三维子空间. 对 $\mathbf{M}_{2m \times n}$ 进行奇异值分解, 则有:

$$\mathbf{M}_{2m \times n} = \mathbf{S}_{2m \times 3} \mathbf{V}_{3 \times 3} \mathbf{D}_{3 \times n} \quad (3)$$

式中 $\mathbf{S}_{2m \times 3}$ 和 $\mathbf{D}_{3 \times n}$ 分别为图像矩阵 $\mathbf{M}_{2m \times n}$ 行空间和列空

间的标准正交基.

本文利用该特性, 实现遮挡点的恢复.

3 投影约束的遮挡点恢复方法

由于各种原因, 导致图像矩阵部分元素缺失, 因此本文首先假设所有的遮挡点都有一个初值, 分别利用图像矩阵的行和列约束, 恢复遮挡点的真实值.

3.1 行投影

由于将 $\mathbf{M}_{2m \times n}$ 的任一行向量 \mathbf{r}_j 投影到 $\mathbf{D}_{3 \times n}$ 行空间的正交补空间的投影矩阵为:

$$\mathbf{P}_{n \times n}^\perp = \mathbf{I}_{n \times n} - \mathbf{D}_{3 \times n} (\mathbf{D}_{3 \times n} \mathbf{D}_{3 \times n}^\top)^{-1} \mathbf{D}_{3 \times n} \quad (4)$$

\mathbf{r}_j 到 $\mathbf{D}_{3 \times n}$ 行空间的正交补子空间的投影为:

$$\mathbf{r}_j \mathbf{P}_{n \times n}^\perp = \mathbf{0}_{1 \times n} \quad (5)$$

由于图像点中含有噪声, 因此可以将式(5)转化为求下式的极值, 即:

$$\mathbf{e}_j^r = \mathbf{r}_j \mathbf{P}_{n \times n}^\perp (\mathbf{r}_j \mathbf{P}_{n \times n}^\perp)^\top = \mathbf{r}_j \mathbf{P}_{n \times n}^\perp \mathbf{r}_j^\top \quad (6)$$

假设 \mathbf{r}_j 仅含有两个未知分量, 即:

$$\mathbf{r}_j = (r_1 \quad r_2 \quad \cdots \quad \bar{r}_k \quad \cdots \quad \bar{r}_l \quad \cdots \quad r_n) \quad (7)$$

式中 \bar{r} 表示为遮挡点.

将式(7)代入式(6)中, 得到:

$$\mathbf{e}_j^r = \mathbf{x}_j^\top \mathbf{A}_j \mathbf{x}_j + 2\mathbf{a}_j^\top \mathbf{x}_j + \mathbf{e}_j \quad (8)$$

式中 $\mathbf{x}_j = (\bar{r}_k \quad \bar{r}_l)^\top$ 为未知向量, \mathbf{A}_j 为矩阵 $\mathbf{P}_{n \times n}^\perp$ 的子矩阵, \mathbf{a}_j 为由 $\mathbf{P}_{n \times n}^\perp$ 元素构成的向量, \mathbf{e}_j 为常数项.

式(8)的极值为:

$$\mathbf{x}_j = \mathbf{A}_j^{-1} \mathbf{a}_j \quad (9)$$

在上述推导过程中, 仅假设 \mathbf{r}_j 含有两个未知分量, 若含有 w 个未知分量, 则 \mathbf{A}_j 为一个 $\mathbf{P}_{n \times n}^\perp$ 的 $w \times w$ 子矩阵; \mathbf{a}_j 为一个 $w \times 1$ 的向量.

若 $w = n$, 即第 j 行所有的元素都未知, 则有 $\mathbf{a}_j = 0$, 由式(9)可得 $\mathbf{x}_j = 0$, 此时算法失效, 这和文献[19]一致.

3.2 列投影

类似 3.1 节, 可得 $\mathbf{M}_{2m \times n}$ 的任一列向量 \mathbf{c}_i 投影到 $\mathbf{S}_{2m \times 3}$ 列空间正交补空间上的投影为:

$$\mathbf{P}_{2m \times 2m}^\perp \mathbf{c}_i = (\mathbf{I}_{2m \times 2m} - \mathbf{S}_{2m \times 3} \mathbf{S}_{2m \times 3}^\top) \mathbf{c}_i = \mathbf{0}_{2m \times 1} \quad (10)$$

同样, 式(10)的求解可转化为求下式的极小值, 即:

$$\mathbf{e}_i^c = \mathbf{c}_i^\top \mathbf{P}_{2m \times 2m}^\perp \mathbf{c}_i \quad (11)$$

假设 \mathbf{c}_i 仅含有两个未知分量, 即:

$$\mathbf{c}_i = (c_1 \quad c_2 \quad \cdots \quad \bar{c}_k \quad \cdots \quad \bar{c}_l \quad \cdots \quad c_{2m})^\top \quad (12)$$

式中 \bar{c} 表示为遮挡点. 则有:

$$\mathbf{e}_i^c = \mathbf{y}_i^\top \mathbf{B}_i \mathbf{y}_i + 2\mathbf{b}_i^\top \mathbf{y}_i + \boldsymbol{\eta}_i \quad (13)$$

式中 $\mathbf{y}_i = (\bar{c}_k \quad \bar{c}_l)^\top$ 为未知向量, \mathbf{B}_i 为矩阵 $\mathbf{P}_{2m \times 2m}^\perp$ 的子矩阵, \mathbf{b}_i 和 $\boldsymbol{\eta}_i$ 的意义同行约束的情形.

式(13)的最优解为:

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{B}_i^{-1} \mathbf{b}_i \quad (14)$$

4 算法总结及分析

根据上面的推导分析过程,给出基于行列投影约束的遮挡点恢复方法.

遮挡点恢复方法

输入:有缺失元素的图像矩阵 $M_{2m \times n}$;

- Step 1** 初始化:所有的遮挡点的图像坐标取值 $\frac{1}{k} \sum_{j=1}^k m_{i,j}$, 迭代次数 $l=1, \varepsilon$ 为任意小的一个正数;
- Step 2** 利用式(3),对 $M_{2m \times n}$ 进行 SVD 分解;
- Step 3** 利用式(10)计算投影矩阵 $P_{2m \times 2m}^{\perp}$ 及 B_i 和 b_i ;
- Step 4** 对于图像矩阵的每一列,利用式(14)求出该列的缺失元素 $x_i^{(l)}$,并用 $x_i^{(l)}$ 代替 $M_{2m \times n}$ 中的缺失元素;
- Step 5** 利用式(3),对新的 $M_{2m \times n}$ 再进行一次 SVD 分解;
- Step 6** 利用式(4)计算投影矩阵 $P_{n \times n}^{\perp}$ 及 A_j 和 a_j ;
- Step 7** 对于图像矩阵的每一行,利用式(9)求出该行的缺失元素 $x_j^{(l)}$,并用 $x_j^{(l)}$ 代替 $M_{2m \times n}$ 中的缺失元素;
- Step 8** 若 $\| \text{新旧 } M_{2m \times n} \text{ 之差} \| \leq \varepsilon$, 则 STOP; 否则 $l=l+1$, 转 Step 2;
- 输出:恢复缺失元素的图像矩阵 $M_{2m \times n}$.

在本文算法中,每次迭代的运算量主要来自以下 2 部分:(1)步骤 4,其运算复杂度为 $O(w^3 n)$;(2)步骤 7,其计算复杂度不超过 $O(n^3 m)$. 因此,这 2 部分的复杂度最大为 $O(m^3 n) + O(n^3 m)$,也即本文算法的最大计算复杂度.

算法的伪代码

输入:图像矩阵 $M_{2m \times n}$, 图像数 m , 三维空间点数 n 及无穷小正数 ε ;
输出:完整的图像矩阵 $M_{2m \times n}$;

```

Begin
1  Ended = false;
2  For  $j \leftarrow 1 : n$  % 求取  $M_{2m \times n}^{(0)}$ 
3     $\bar{m}_{i,j} \leftarrow \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k m_{i,j}$ ; % 对遮挡点赋初值
4  End For
5  While(Ended = = false) do
6     $M_{2m \times n}^{(0)} \leftarrow M_{2m \times n}$ 
7     $(S_{2m \times 3} \ D_{3 \times n}) \leftarrow \text{SVD}(M_{2m \times n}^{(0)})$ ;
8     $P_{2m \times 2m}^{\perp} \leftarrow I_{2m \times 2m} - S_{2m \times 3} S_{2m \times 3}^T$ ; % 求投影矩阵  $P_{2m \times 2m}^{\perp}$ 
9    For  $i \leftarrow 1 : n$ 
10     构造  $B_i$  和  $b_i$ ;
11      $x_i \leftarrow B_i^{-1} b_i$ ;
12   End For
13    $(3S_{2m \times 3} \ D_{3 \times n}) \leftarrow \text{SVD}(M_{2m \times n}^{(0)})$ ;
14    $P_{n \times n}^{\perp} \leftarrow I_{n \times n} - D_{3 \times n}^T D_{3 \times n}$ ; % 求投影矩阵  $P_{n \times n}^{\perp}$ 
15   For  $i \leftarrow 1 : 2m$ 
16     构造  $A_i$  和  $b_i$ ;
17      $x_i \leftarrow A_i^{-1} b_i$ ;
18   End For

```

```

19  If  $\|M_{2m \times n}^{(0)} - M_{2m \times n}\|_F < \varepsilon$  then
20    Ended = true;
21  End If
22 End While
23 End

```

5 实验

5.1 仿真实验

现针对含有大量遮挡点的仿真和真实图像序列,检验本文算法.首先生成 100 个三维特征点,并模拟相机位置的变化,由此得到 50 幅的图像组成的仿真图像序列.随后固定遮挡率,检验本文算法在伴有不同高斯噪声的遮挡点恢复效率(随机遮挡其中 50% 的特征点,先后加入均值为 0,方差分别为 0.5、1.0、1.5、2.0、2.5 个像素的高斯噪声);接着固定噪声,检验本文算法在不同的遮挡率下的特征点恢复效率(图像噪声为均值为 0,方差为 1.5 个像素的高斯噪声,遮挡率分别为 20%、40%、60%、80%).算法的迭代收敛性如图 1 和图 2 所示.

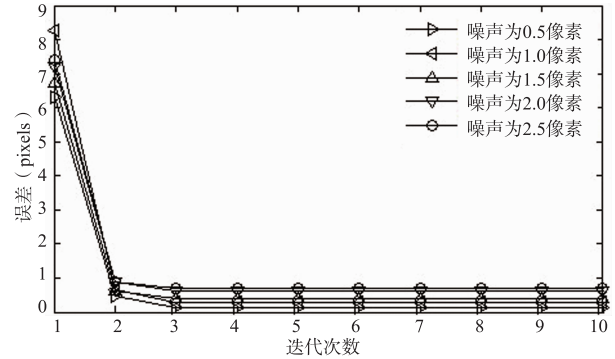


图1 在不同的噪声下,恢复误差随迭代次数变化图

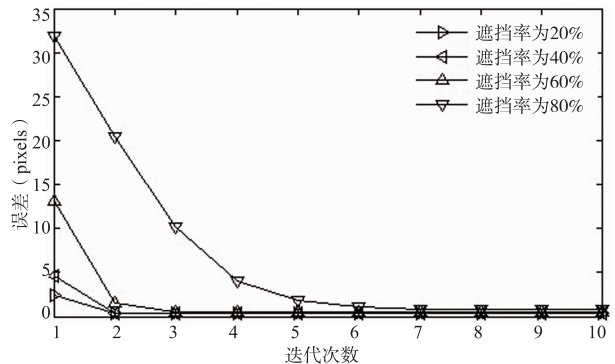


图2 在不同的遮挡率下,恢复误差随迭代次数变化图

从图 1 和 2 可看出,本文方法的收敛性能良好,只需少量的几次迭代就可达到收敛.同时,从图 2 还可以看出,遮挡率越高,算法收敛速度越慢,这也符合实际情况,原因是遮挡率越高,对图像矩阵中的缺失元素的约束就越少,且需要求解的未知数就越多,因此计算复杂

度就越高,算法的收敛就越慢.

为了比较研究图像噪声对本文方法、Wiberg 方法^[9]和 Noguier 方法^[15]收敛精度的影响,用上述方法产生 50 幅图像,并随机遮挡里面的 40% 和 60% 图像点,然后在图像中加入均值为 0,方差从 0 变化到 3 的高斯噪声,分别用本文方法、Wiberg 方法和 Noguier 方法进行遮挡点恢复.在每种噪声下各重复 100 次实验,然后求取平均误差,实验结果如图 3 所示.

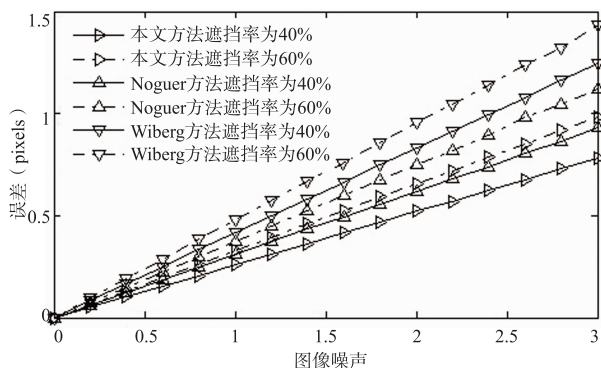


图3 恢复误差随图像噪声变化图

从图 3 可看出,本文方法比 Wiberg 方法和 Noguier 方法具有更高的恢复精度,原因有两方面:(1)由于本文方法采用图像矩阵行和列上的约束,而 Wiberg 方法和 Noguier 方法仅采用了行上的约束;(2)将遮挡点的求解转换为二次型的迭代求解,而 Wiberg 方法和 Noguier 方法是直接构造目标函数,该函数是非凸的,因此,若初始值远离真实解时,并不能保证收敛到全局最优解.

为了进一步比较图像遮挡率对本文方法、Wiberg 方法和 Noguier 方法收敛精度的影响,用上述方法产生 50 幅图像,并在图像中加入均值为 0,方差为 1.5、2.5 个像素的高斯噪声,同时遮挡率从 5% 变化至 85%,然后分别用本文方法、Wiberg 方法和 Noguier 方法进行恢复.在每种遮挡率下各重复 100 次实验,求出平均误差,实验结果如图 4 所示.

从图 4 可看出:(1)图像点的遮挡率越低,收敛精度越高,原因是遮挡率越低,可利用的点就越多,因此,

恢复精度就越高;(2)本文方法比 Wiberg 方法和 Noguier 方法具有更高的恢复精度,原因如上所述;(3)从图 4 还可看出,当遮挡率高于 55% 时,Wiberg 方法和 Noguier 方法恢复误差急剧增加,而本文方法却能够保持较低的恢复误差,说明具有较好的恢复效果.

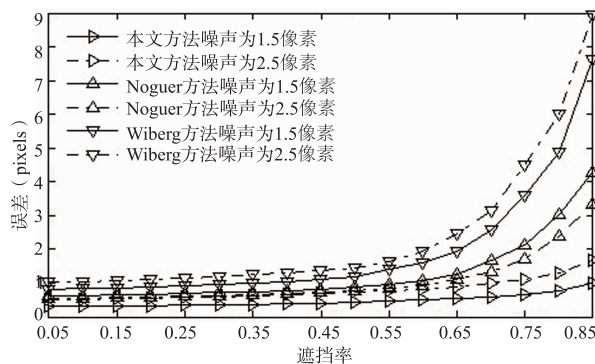


图4 在不同的噪声下,恢复误差随遮挡率变化图

5.2 真实实验

为了进一步验证本文方法的正确性,本文用手提相机获取了一个绕西安钟楼一圈的图像序列,包括 22 幅大小 640×480 的图像,其中的 2 幅图像如图 5 所示.本文利用 STFT 方法提取^[20]并跟踪了约 400 个特征点(如图 5 中 o 所示),由于自身遮挡,每个特征点至多出现在一半的图像中,因此遮挡率自然超过了 50%.用本文方法进行遮挡点恢复,恢复结果如图 5 中 $*$ 所示.从图 5 中所恢复的遮挡点可以看出,本文方法能够较好地恢复出遮挡点的真实位置.

同时,为了更进一步验证本文方法的正确性,本文获得一个旋转 360° 的由 36 幅图像组成的恐龙图像序列,相邻两幅图像之间相差 10° ,其中的第 10 幅和第 20 幅图像如图 6 所示.

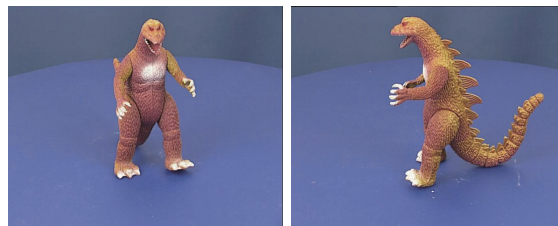
该图像序列包含了 319 个特征点,由于物体自身遮挡,遮挡率高达 76.92%.本文画出所有可见点的运动轨迹,结果如图 7(a)所示.从图 7(a)可以看出,没有一个特征点在所有图像中可见.用本文方法进行遮挡点恢复,恢复结果如图 7(b)所示.从图 7(b)中可以看出,本文方法能有效地恢复出遮挡点的位置.



(a) 第6幅图像

(b) 第19幅图像

图5 图像序列中提取的角点(o)和恢复的遮挡点($*$)



(a) 第10幅图像

(b) 第20幅图像

图6 恐龙图像序列

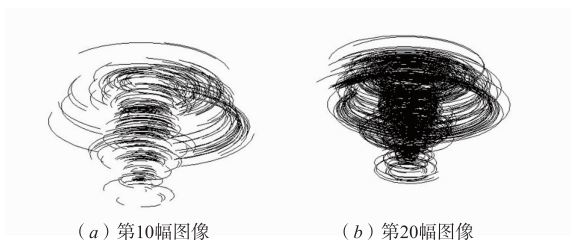


图7 恐龙图像序列

6 结论与展望

本文在相机为正投影模型下,提出了一种投影约束的遮挡点恢复方法.该方法很好地利用了图像矩阵的冗余性,即其行、列空间都是三维子空间的特性,对图像矩阵应用奇异值分解,构造投影矩阵,分别得到图像矩阵的行和列投影满足的约束条件,由此将遮挡点的求解转化为迭代求解两个半正定二次型的极小值问题.由于该方法利用了图像矩阵行和列投影上的约束,因此具有较高的恢复精度.实验结果表明,与 Winberg 方法和 Noguier 方法相比,本文方法具有更高的收敛速度,更高的恢复精度.

由于本文方法假设相机为正投影模型,正投影模型要求物体到相机的距离远大于物体景深时才成立,此时可以忽略物体的深度信息.但当物体的景深不能忽略时,本文方法恢复精度较差.

目前大部分遮挡点恢复方法都是基于物体做刚体运动,但在现实生活中,非刚体运动非常普遍.为此,下一步的研究工作是基于非刚体运动的图像矩阵恢复.

参考文献

- [1] R Kennedy, L Balzano, S Wright, C Taylor. Online algorithms for factorization-based structure from motion[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2016, 150: 139 – 152.
- [2] T Liu, D Tao, M Song, S Maybank. Algorithm-dependent generalization bounds for multi-task learning [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(2): 227 – 241.
- [3] C Gong, T Liu, D Tao, K Fu, E Tu, J Yang. Deformed graph Laplacian for semi-supervised learning [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 2015, 26(10): 2261 – 2274.
- [4] T Liu, D Tao. Classification with noisy labels by importance reweighting[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2016, 38(3): 447 – 461.
- [5] C Tomasi, T Kanade. Shape and motion from image streams under orthography: a factorization method[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1992, 9(2): 137 – 154.
- [6] D Jacobs. Linear fitting with missing data for structure-from-motion[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 82(1): 57 – 81.
- [7] D Strelow. General and nested Wiberg minimization[J]. *Computer Vision & Pattern Recognition*, 2012, 157(10): 1584 – 1591.
- [8] C Gong, D Tao, S Maybank, W Liu, G Kang, J Yang. Multi-modal curriculum learning for semi-supervised image classification[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2016, 25(7): 3249 – 3260.
- [9] T Okatani, K Deguchi. On the wiberg algorithm for matrix factorization in the presence of missing components[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2007, 72(3): 329 – 337.
- [10] C Gong, D Tao, K Fu, J Yang. Fick's law assisted propagation for semi-supervised learning[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2015, 26(9): 2148 – 2162.
- [11] C Xu, T Liu, D Tao, C Xu. Local rademacher complexity for multi-label learning[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(3): 1495 – 1507.
- [12] A Agudo, F Noguier, B Calvo, J Montiel. Sequential non-rigid structure from motion using physical priors [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2016, 38(5): 979 – 994.
- [13] D Martinec, T Pajdla. Outlier detection for factorization-based reconstruction from perspective images with occlusions[A]. In *Proceedings of the Photogrammetric Computer Vision 2002 (volume B)* [C]. Inffeldgasse 162. OG, A – 8010, 2002. 161 – 164.
- [14] 刘侍刚, 彭亚丽, 曾智勇, 裘国永. 基于正交补空间的遮挡点恢复方法[J]. *电子学报*, 2015, 43(5): 911 – 915. LIU Shi-gang, PENG Ya-li, ZENG Zhi-Yong, QIU Guo-yong. An occlusion recovery method based on orthogonal complement subspace[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2015, 43(5): 911 – 915. (in Chinese)
- [15] F Noguier, J Porta. A Bayesian approach to simultaneously recover camera pose and non-rigid shape from monocular images[J]. *Image and Vision Computing*, 2016, 52(C): 141 – 153.
- [16] E Candes, T Tao. The power of convex relaxation: Near-optimal matrix completion[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2010, 56(5): 2053 – 2080.
- [17] S Lin, J Lin, C Chuang. Particle filter with occlusion handling for visual tracking[J]. *IET Image Processing*, 2015, 9(11): 959 – 968.
- [18] C Gong, K Fu, A Loza, Q Wu, J Liu, J Yang. Pagerank

tracker: from ranking to tracking[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2014, 44(6): 882 - 93.

- [19] B Nasihatkon, R Hartley, J Trunpf. A generalized projective reconstruction theorem and depth constraints for projective factorization[J]. International Journal of Computer

Vision, 2015, 115(2): 87 - 114.

- [20] D Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91 - 110.

作者简介



刘侍刚 男, 1973 年 11 月出生于江西峡江, 2001 年在哈尔滨工程大学获得硕士学位, 2005 年在西安电子科技大学获得博士学位, 现为陕西师范大学教授. 从事计算机视觉、三维重建等方面的有关研究.

E-mail: shgliu@gmail.com



彭亚丽(通信作者) 女, 1979 年 3 月出生于陕西石泉, 2005 年在哈尔滨工程大学获得硕士学位, 2013 年在西安电子科技大学获得博士学位, 现为陕西师范大学副教授. 从事图像处理、智能计算等方面的有关研究.

E-mail: pengyl@snnu.edu.cn