

学校编码: 10384

分类号 _____ 密级 _____

学号: 23020071151300

UDC _____

厦门大学

硕士学位论文

SFM 中的遮挡点恢复技术研究

A Study of the Missing Data Recovery in SFM

王甲卓

指导教师姓名: 李翠华 教授

专业名称: 计算机应用技术

论文提交日期: 2010年 5 月

论文答辩时间: 2010年 月

学位授予日期: 2010年 月

答辩委员会主席:  _____

评阅人: _____

2010年 5 月

厦门大学学位论文原创性声明

本人呈交的学位论文是本人在导师指导下，独立完成的研究成果。本人在论文写作中参考其他个人或集体已经发表的研究成果，均在文中以适当方式明确标明，并符合法律规范和《厦门大学研究生学术活动规范（试行）》。

另外，该学位论文为（ ）课题（组）的研究成果，获得（ ）课题（组）经费或实验室的资助，在（ ）实验室完成。（请在以上括号内填写课题或课题组负责人或实验室名称，未有此项声明内容的，可以不作特别声明。）

声明人（签名）：

王甲

2010年6月5日

厦门大学学位论文著作权使用声明

本人同意厦门大学根据《中华人民共和国学位条例暂行实施办法》等规定保留和使用此学位论文，并向主管部门或其指定机构送交学位论文（包括纸质版和电子版），允许学位论文进入厦门大学图书馆及其数据库被查阅、借阅。本人同意厦门大学将学位论文加入全国博士、硕士学位论文共建单位数据库进行检索，将学位论文的标题和摘要汇编出版，采用影印、缩印或者其它方式合理复制学位论文。

本学位论文属于：

1. 经厦门大学保密委员会审查核定的保密学位论文，
于 年 月 日解密，解密后适用上述授权。

2. 不保密，适用上述授权。

（请在以上相应括号内打“√”或填上相应内容。保密学位论文应是已经厦门大学保密委员会审定过的学位论文，未经厦门大学保密委员会审定的学位论文均为公开学位论文。此声明栏不填写的，默认为公开学位论文，均适用上述授权。）

声明人（签名）：

王甲午

2010年 6月 5日

摘要

在处理 structure from motion (SFM) 问题的时候，需要对某些特征点在图像集中的轨迹进行跟踪，这样就可以得到一个图像矩阵，该矩阵每两行代表一幅图像，每一列代表一个特征点在所有图像中的坐标即该特征点在所有图像中的轨迹。通过对图像矩阵进行分解，可以得到运动矩阵和结构矩阵，这两个矩阵分别包含摄像机的相对运动信息和所有特征点的在三维空间中的相对位置信息。然而，如果在某几幅图像中存在遮挡的情况，某些特征点可能在这些图像中变得不可见，即特征点的轨迹变得不完整了。这个时候，图像矩阵中的某些位置上的数据就会缺失，如何恢复这些缺失的数据就是本文要研究的问题。

本文首先对典型的几种遮挡点恢复方法进行了介绍与分析。这些方法是：“浸染法”(imputation)、“轮替法”(alternation)、“非线性最小化”方法以及“Jacobs 法”。对于“轮替法”(alternation)、“非线性最小化”方法这两种迭代的方法，给出了它们不同版本的具体算法，并且对这些不同的版本进行了一个简要地分析与比较。在此基础上，本文提出了一种新的用于恢复图像矩阵中的缺失数据的方法。该方法从整体的框架结构上来说，可以被归纳入“浸染法”的类别，然而它不同于已有的“浸染法”，其特点是，在恢复图像矩阵某个位置上的缺失数据的时候，都试图利用尽可能多的已知数据，从而在一定程度上可以平衡噪声的影响；在恢复单一的缺失数据的时候，采用的是一种仿生学的求解“非线性最小化”问题的方法：以粒子群为导向的菌群觅食算法，该方法结合了粒子群算法和菌群觅食算法这两种方法的优点。可以说，本文的遮挡点恢复方法是“浸染法”和“非线性最小化”方法的一种融合。

在提出本文的方法之前，首先对图像矩阵中的数据的分布模式进行了研究，我们发现，图像矩阵的“耦合性”从某个角度来说，比缺失数据在整个图像矩阵所占的比例更为重要，因为即使某两个图像矩阵含有相同比例的缺失数据，但是不具备“耦合性”的图像矩阵中的所有缺失数据都是无法被恢复出来的。然后，根据对图像矩阵的“耦合性”分析提出了两个重要的概念：“相关已知数据”和“相关度”，并且将这两个概念与“Young Diagram”这种特定的分布模式相结合，

确定了图像矩阵中各个缺失数据的恢复顺序问题的解决方法。为了使“Young Diagram”分布模式能够在图像矩阵中显而易见，还提出了一种对图像矩阵进行一系列转换的方法。

然后，本文对仿生学解决优化问题进行了一个简要地介绍，重点介绍了粒子群算法和菌群觅食算法，并利用以粒子群为导向的菌群觅食算法解决了如何恢复单一的一个缺失数据的问题。

最后，本文通过实验对图像矩阵的“耦合性”概念进行了一个直观的演示，并且通过两个实例分析了“Young Diagram”分布模式在实际问题中的常见性。通过实验验证了本文方法的有效性，结果表明，在缺失数据在整个图像矩阵的所占各个不同比例的情形下，本文方法所得的重投影误差都优于已有的遮挡点恢复算法。

关键词：遮挡点恢复 矩阵分解 缺失数据恢复 以粒子群为导向的菌群觅食算法

Abstract

When dealing with the problem structure from motion, known as SFM, trajectories of several feature points in a few frames should be collected. After this process, a measurement matrix is formed. By factorizing the measurement matrix, two matrices the motion matrix and the structure matrix are gained, respectively containing the motion information of all cameras and the 3D positions of all feature points. However, when there is occlusion in some frames, some features points may become invisible in these frames, thus the trajectories of these features are not complete and some elements in the measurement are missing. We focus on the problem of recovering these missing elements in the measurement matrix.

The existed methods trying to solve the problem of recovering missing elements in measurement matrix have been studied. These methods are imputation, alternation, non-linear optimization and Jacobs. Several different versions of alternation and non-linear optimization are given and analyzed. Our method is based on the analysis of the advantages and disadvantages of these methods.

From the general framework, our method is in the imputation class. It recovers all the missing elements in the measurement matrix one by one. The difference between our method and all the existed imputation methods is that our method manages to use as much known elements in the measurement matrix as possible in order to reduce the influence of the noise. In another perspective, when recovering a single missing element, our method uses a bio-mimic optimization method, the particle swarm oriented bacteria foraging optimization, which combines the advantages of both methods, the particle swarm optimization and the bacteria foraging optimization. So, based on the points above, our method could be regarded as a combination of the imputation method and the optimization method.

By analyzing the distribution pattern of elements in the measurement matrix and it is found that in a sense, the coupling of measurement matrix is sometimes more

important that the percentage of missing elements in the measurement matrix, because even if two measurement matrices are of the same percentage of missing elements, missing elements in the one that is completely decoupled could not be recovered at all. Then, based on the coupling of measurement matrix, two concepts are presented, the relevant known elements and the Relevance, and by combining the two concepts with the “Young Diagram” distribution pattern, the order of the recovery of all missing elements is given. In order to make the “Young Diagram” distribution pattern available in the measurement matrix, a method to transform the measurement matrix is presented.

In addition, the bio-mimic optimization method has been briefly introduced. And the particle swarm oriented bacteria foraging optimization is utilized to solve the problem of recovering one single missing element.

In the end, both the concept of coupling and the common appearance of the “Young Diagram” distribution pattern in real data sets are demonstrated by experiments. And our experiments showed that under different percentage of missing elements, our method is better than other existed methods in the sense of measuring by re-projection error.

Keywords: missing data recovery; matrix factorization; particle swarm oriented bacterial foraging optimization

目录

摘 要.....	I
Abstract.....	III
第一章 绪论	1
1.1 背景.....	1
1.2 研究现状.....	3
1.3 研究难点.....	5
1.3.1 平衡噪声的影响.....	5
1.3.2 缺失数据的比例及分布模式.....	5
1.3.3 误差曲面的复杂程度.....	5
1.4 本文结构.....	5
第二章 典型的几种遮挡点恢复方法介绍	7
2.1 “浸染法”.....	7
2.2 “轮替法”.....	8
2.3 “非线性最小化”方法.....	10
2.4 “Jacobs 法”.....	13
2.5 小结.....	14
第三章 遮挡点恢复	15
3.1 “耦合性”分析.....	15
3.1.1 “耦合性”.....	15
3.1.2 “相关已知数据”.....	16
3.1.3 “相关度”.....	18
3.2 逐个恢复图像矩阵中的缺失数据.....	20
3.2.1 “Young Diagram”.....	20
3.2.2 转换图像矩阵.....	22
3.2.3 相关度的应用.....	25
3.2.4 “Young Diagram” 分布模式的意义.....	26
3.2.4.1 谱范数意义下的全局最优解.....	26
3.2.4.2 尽可能多地利用冗余的已知数据.....	29
3.3 恢复单一的缺失数据.....	30
3.3.1 仿生学算法解决优化问题.....	30
3.3.2 粒子群算法.....	31
3.3.3 菌群觅食算法.....	32
3.3.4 以粒子群为导向的菌群觅食算法.....	35

3.4	遮挡点恢复方法的完整描述	38
3.5	小结	39
第四章	实验结果	41
4.1	“耦合性”的直观分析	41
4.2	“Young Diagram”分布模式的常见性	46
4.3	以粒子群为导向的菌群觅食算法的参数选择	55
4.4	方法比较	56
4.5	平衡噪声能力	60
4.6	小结	60
第五章	总结与研究展望	62
参 考 文 献		64
研究生阶段发表的论文		64
致 谢		68

Table of Contents

Abstract in Chinese	I
Abstract in English	III
Chapter 1 Introduction	1
1. 1 Research Background	1
1. 2 Reference Survey	3
1. 3 Research Difficulties	5
1. 3. 1 Reduce the Influence of Noise.....	5
1. 3. 2 The Percentage and Distribution Pattern of Missing Elements.....	5
1. 3. 3 The Complexity of the Error Surface.....	5
1. 4 Paper Structure	5
Chapter 2 Several Classic Missing Data Recovery Methods	7
2. 1 Imputation	7
2. 2 Alternation	8
2. 3 Non-linear Optimization	10
2. 4 Jacobs	13
2. 5 Conclusion	14
Chapter 3 Missing Data Recovery	15
3. 1 Coupling Analysis	15
3. 1. 1 Coupling.....	15
3. 1. 2 Relevant Known Elements.....	16
3. 1. 3 Relevance.....	18
3. 2 Recover Missing Elements One by One	20
3. 2. 1 “Young Diagram”.....	20
3. 2. 2 Transform the Measurement Matrix.....	22
3. 2. 3 Application of Relevance	25
3. 2. 4 Meaning of “Young Diagram”	26
3. 2. 4. 1 Global Optimal Solution under Spectral Norm.....	26
3. 2. 4. 2 The Redundancy of Known Elements	29
3. 3 Recover a Single Missing Element	30
3. 3. 1 Bio-mimic Optimization.....	30
3. 3. 2 Particle Swarm Optimization.....	31
3. 3. 3 Bacterial Foraging Optimization	32
3. 3. 4 Particle Swarm Oriented Bacterial Foraging Optimization	35

3. 4	The Whole Process of Missing Data Recovery	39
3. 5	Conclusion	39
Chapter 4 Experiments		41
4. 1	Demonstrate the Coupling	41
4. 2	“Young Diagram” are common to see.....	46
4. 3	Parameter Slection of PSOBFO Algorithm	55
4. 4	Methods comparison	60
4. 5	Influence of Noise.....	60
4. 6	Conclusion	60
Chapter 5 Conclusion and Prospect.....		62
Reference		64
Papers Presented During My Graduate Study.....		647
Acknowledgement		68

第一章 绪论

1.1 背景

Structure from Motion (SFM)^[1, 2, 3, 4]是一种利用二维的图像序列来恢复物体的三维结构信息以及摄像机的相对运动信息的技术。用于解决 SFM 问题的方法大都需要提取并跟踪一些点、线和面^[5, 6]。虽然提取和跟踪特征点这一问题现在还没有被完全解决,但是在本文中,根据要处理问题的重点,我们假定已经获取了一系列特征点在二维图像序列中的轨迹(即各个特征点在二维图像中的坐标以及特征点在不同二维图像中的对应关系是已知的)。

Tomasi 和 Kanade 在 1992 年提出了一种基于矩阵分解的方法来解决 SFM 问题。这是已知最早的可以求得 SFM 问题的解析解的方法。根据 Tomasi 和 Kanade 的论文^[7]所述,在正投影模型下, SFM 问题可以形式化表述如下:

由所有特征点在二维图像中的轨迹所构成的图像矩阵 M , 可以表述为由摄像机的相对运动信息所构成的运动矩阵 R , 和由物体在三维世界中的位置信息所构成的结构矩阵 S 的乘积(即图像矩阵可以看作是特征点经过一系列的仿射变换而形成的), 如式(1.1)所示:

$$M=RS \quad (1.1)$$

其中, q 幅图像中的 n 个特征点的轨迹可以用图像矩阵 M 表示, 如式(1.2)所示:

$$M = \begin{pmatrix} M_{11} & \dots & M_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ M_{q1} & \dots & M_{qn} \end{pmatrix}, \quad M_{ij} = \begin{pmatrix} x_{ij} \\ y_{ij} \end{pmatrix} \quad (1.2)$$

M_{ij} 是第 j 个特征点在第 i 幅图像中的坐标。

n 个特征点在三维世界中的位置信息(三维坐标)可以用结构矩阵 S 表示, 如式(1.3)所示:

$$S = \begin{pmatrix} x_1, \dots, x_n \\ y_1, \dots, y_n \\ z_1, \dots, z_n \end{pmatrix} \quad (1.3)$$

摄像机的相对运动信息可以由运动矩阵 R 表示, 如式 (1.4) 所示:

$$R = \begin{pmatrix} R_1 \\ \vdots \\ R_q \end{pmatrix}, \quad R_i = \begin{pmatrix} r_{i1} \\ r_{i2} \end{pmatrix} \quad (1.4)$$

R_i 是一个 2×3 大小的仿射变换矩阵, 取三维旋转矩阵 $(r_{i1}, r_{i2}, r_{i3})^T$ 的前两行。

在刚性和正投影的假设下, 图像矩阵 M 的秩是确定的。因为结构矩阵 S 只有三列, 并且运动矩阵 R 只有三行, 所以图像矩阵 M 的秩最多为 3。在刚性和投影变换的条件下, 图像矩阵 M 的秩最多为 4^[8]。现在 SFM 问题已经被归结为寻找图像矩阵 M 的最优低秩近似矩阵问题。

可以应用奇异值分解 (SVD) 的方法来求解图像矩阵 M 的秩 3 近似矩阵, 用这种方法求得的近似矩阵在最小平方的意义下是最优的^[9]。在无噪声和图像矩阵 M 无缺失数据的情形下, 结构矩阵 S 和运动矩阵 R 可以由图像矩阵 M 秩 3 的奇异值分解得到:

$$M = UDV^T \quad (1.5)$$

以上就是 Tomasi 和 Kanade 提出的用于解决 SFM 问题的矩阵分解方法。

但是, 该方法可以被应用的一个前提是, 所有 n 个特征点在 q 幅图像中都是可见的。如果存在某几个特征点在某些图像中被遮挡, 或者由于一些其它的原因, 这些特征点的位置无法获得 (即图像矩阵 M 在某些位置上缺失数据), 那么奇异值分解则是不适用于解决 SFM 问题的。

本文研究的重点便是如何恢复这些被遮挡的特征点, 也就是如何恢复图像矩阵 M 中的缺失数据。

1.2 研究现状

现有的用于恢复图像矩阵 M 中的缺失数据的方法大致可以分为以下四类：“浸染法” (imputation)、“轮替法” (alternation)、“非线性最小化”方法、以及“Jacobs 法”。其中的每一类方法都有一种或者几种不同的版本。在这一节中，我们主要介绍这些方法的大致思想，而对于一些技术细节问题，留待下一章讨论。

“浸染法”是最早被提出的用于恢复图像矩阵 M 中的缺失数据的方法。事实上，“浸染法”正是由 Tomasi 和 Kanade^[7]首次提出的。他们发现当图像矩阵 M 中缺失数据的时候，奇异值分解的方法并不能被直接应用于求解 SFM 问题，于是他们试图利用图像矩阵 M 中部分的已知数据来恢复出某些缺失数据，在这个过程中已知数据的比例逐步扩大，缺失数据逐步被恢复出来。Tomasi 和 Kanade 版本的“浸染法”的一个缺点是非常容易受到噪声(所谓的噪声是由得到的特征点在二维图像上的坐标不够精确所引起的)的影响。造成这个缺点的原因是 Tomasi 和 Kanade 在恢复某个缺失的数据时所采用的策略是利用尽可能少的已知数据。而事实上，冗余的已知数据能够在一定程度上平衡噪声的影响。

Pedro 和 Marko 在 2008 年提出了另外一个版本的“浸染法”^[10, 11]。这个版本的特点是，在限制所有缺失数据在图像矩阵中的位置为某一特定的模式的时候，可以求得在谱范数意义下的全局最优解。

“轮替法” (alternation)和“非线性最小化”方法都是试图通过最小化某个代价函数来恢复图像矩阵 M 中的缺失数据的。这个需要被最小化的代价函数可以表述如下：

$$E(R, S) = \|W \square (M - RS^T)\| \quad (1.6)$$

其中， $M \in \mathbb{R}^{m \times n}$, $R \in \mathbb{R}^{m \times r}$, $S \in \mathbb{R}^{n \times r}$, $(m, n, r) \in \mathbb{N}$ ； W 是与 M 大小相同的掩模矩阵，当图像矩阵 M 中某位置上为已知数据时， W 中相应位置上的元素值为 1，而当图像矩阵 M 中某位置上为未知数据时， W 中相应位置上的元素值为 0； \square 为内积运算； $\|\bullet\|$ 为某种类型的范数。

“轮替法”的应用是基于以下一个观察：如果 R 或者 S 中有一个为已知，那么便可以求得另外一个的最小化代价函数的解析解。所以在给定 R 或者 S 一个初值的条件下，应用“轮替法”可以迭代的求解出最终的 R 和 S 。“轮替法”有许

多不同的版本, 这些不同的版本具体的技术细节以及它们之间的联系将在下一章介绍。

代价函数实际上描述的是一个误差曲面, 从这个角度来说, “轮替法”可以看作是沿坐标轴下降求解误差曲面最低点的一种方法: 误差曲面分别在不同的参数维度中交替下降, 直到最低点。当然, 还可以使用许多其他的方式来沿着误差曲面下降以达到最低点。一些“非线性最小化”问题的典型解法已经被一些人应用于解决该问题。例如“最速下降法”^[12]、“牛顿法”^[12]、“Damped-Newton法”^[13]等。Pei Chen 还提出了一种“LM_S”方法^[14], 该方法相对于上面这几种经典的“非线性最小化”问题的解法有着更快的收敛率和每次迭代更小的计算代价。在实际应用的过程中, 可能由于缺失数据在图像矩阵 M 中所占的比例较大等因素的影响使得误差曲面的形状比较复杂, 从而可能使得算法陷入局部最小值, 而无法达到全局最小值; 也有可能使得算法的收敛速度过慢。

“轮替法”(alternation)和“非线性最小化”方法都属于迭代的方法, 它们共同的特点是容易受迭代初值的影响。一个好的(可能更接近全局最低点的)迭代初值对于这两种方法至关重要。事实上, 一种可行的方法是利用“浸染法”所求得的结果作为迭代方法的初值。还有一种方法便是利用“Jacobs 法”获得迭代初值。

“Jacobs 法”的工作原理是基于如下一个观察: 从矩阵分解 $M=RS$ 可以得出 M 的列向量生成的空间和 R 的列向量生成的空间应该是相同的。但是, 这个子空间约束只有当图像矩阵 M 中没有噪声的时候才显得有意义。于是, Jacobs 提出了一种方法以处理图像矩阵 M 中的噪声^[15, 16]。“Jacobs 法”利用图像矩阵 M 的几个子矩阵得出了子空间约束, 并且通过组合这些局部解来获得全局解。

“Jacobs 法”最终得出结果的好坏十分依赖于图像矩阵 M 的子矩阵的选择。当选择到的子矩阵中包含有比较高的比例的噪声的时候, 得出的结果的好坏很难保证。Hongjun Jia 扩展了“Jacobs 法”^[17, 18], 并提出了一个可以用于帮助选择那些受噪声和缺失数据影响更小的子矩阵的准则。

以上就是现有的用于恢复图像矩阵 M 中的缺失数据的所有基本方法。近年来, 人们针对当缺失数据的比例过大时所产生的无法准确恢复问题, 进一步提出了一些特别的体系。例如, Julia 等人提出了“迭代多分辨率”的方法, 该方法也可

以大致地归入“浸染法”的范畴^[19]。其主要思想是，当数据矩阵中的缺失元素比例过大时，可以首先在某些缺失元素比例比较小的子矩阵中恢复出一部分的缺失数据。子矩阵的粒度选择遵循由粗到细的多分辨率准则。这一由粗到细的恢复缺失数据的过程是迭代进行的，直到满足其定义的停止条件(如所有缺失数据都已经被恢复)。该方法相对于 Tomasi 和 Kanade 提出的“浸染法”的优点是可能利用到了更多的已知数据来恢复缺失数据，在一定程度上能够平衡噪声的影响。

在对遮挡点恢复技术的应用上，刘侍刚、彭亚丽^[20, 21, 22]等人将基于秩三或者秩四的遮挡点恢复方法应用于车辆遮挡点的恢复上面，取得了较好的效果。

1.3 研究难点

1.3.1 平衡噪声的影响

噪声主要是由特征点在二维图像中的坐标定位不精确所引起的。当得到的图像矩阵 M 中含有噪声的时候，会对缺失数据的恢复产生不利的影 响。如何平衡噪声带来的影响是本文所研究问题的难点之一。

1.3.2 缺失数据的比例及分布模式

图像矩阵 M 中的缺失数据的比例过高会对恢复的过程增加难度，甚至有时造成有些缺失数据无法被恢复的情况。事实上，本文认为在缺失数据的比例问题背后，实际上隐藏的是缺失数据的模式问题，即所有缺失数据在图像矩阵 M 中的分布问题(这实际上也是所有已知数据在图像矩阵 M 的分布问题)。一些特殊的分布才是真正造成缺失数据无法恢复的原因。本文将在第三章具体讨论这一问题。

1.3.3 误差曲面的复杂程度

当我们试图寻找误差曲面的最低点的时候，一个不得不考虑的问题就是误差曲面的复杂程度。复杂的误差曲面可能使得算法陷入局部最小值点，而无法达到全局最小值点。这也造成了迭代算法在不同迭代初值下的运行结果千差万别。那么如何才能降低误差曲面的复杂程度呢？一种很直接的想法就是设法降低未知向量的维数。本文也在这一方面做了一些尝试，具体的内容留待第三章讨论。

1.4 本文结构

Degree papers are in the "[Xiamen University Electronic Theses and Dissertations Database](#)". Full texts are available in the following ways:

1. If your library is a CALIS member libraries, please log on <http://etd.calis.edu.cn/> and submit requests online, or consult the interlibrary loan department in your library.
2. For users of non-CALIS member libraries, please mail to etd@xmu.edu.cn for delivery details.

厦门大学博硕士学位论文摘要库