# 关于写论文相关

## 开题和书写基本逻辑

|  |
| --- |
| 1. 看论文，最起码要了解的多一些，最终呈现出来的要覆盖广！   其次，还有论文分布在哪些期刊，哪些时间点，这些可以去支撑可行性分析，同时可以窥见当前的研究现状、近几年来的研究进展和未来几年大概的发展方向和趋势。权威性！！   1. 论文肯定是解决问题的，从现实的小问题开始，解决之后解决大问题，问题越来越复杂，内容越来越丰富。 |

# 博客\_网络资源

## 手眼标定

### 相机标定

|  |
| --- |
| [相机标定目的及原理\_相机标定的目的-CSDN博客](https://blog.csdn.net/weixin_51557361/article/details/122121505)  像素坐标系->物理坐标系->相机坐标系->世界坐标系  前两步的矩阵相乘的结果合称为相机内参  最后一步成为相加外参，也就是我们需要的标定物相对于相机的位姿。  这个所谓的标定物相对于相机的位姿不是必要条件，因为我们有标定物在相机坐标系中的坐标，以眼在手外为例，完全可以使用  E OP=E BT·B CT·C OP |

## 点云处理

|  |
| --- |
| [【3D点云】分割算法总结（一）\_3d点云分割-CSDN博客](https://blog.csdn.net/qq_45752541/article/details/126330335?spm=1001.2101.3001.6650.4&utm_medium=distribute.pc_relevant.none-task-blog-2%7Edefault%7ECTRLIST%7ERate-4-126330335-blog-113572662.235%5Ev38%5Epc_relevant_anti_vip&depth_1-utm_source=distribute.pc_relevant.none-task-blog-2%7Edefault%7ECTRLIST%7ERate-4-126330335-blog-113572662.235%5Ev38%5Epc_relevant_anti_vip&utm_relevant_index=9) |

## 深度学习\_论文

### Pointnet & Pointnet++

|  |
| --- |
| [3D分类与分割之PointNet 论文笔记 - 知乎 (zhihu.com)](https://zhuanlan.zhihu.com/p/73086704) |

## 深度学习\_技术\_概念

### maxPooling

|  |
| --- |
| [对Max Pooling的理解\_maxpooling-CSDN博客](https://blog.csdn.net/weixin_41513917/article/details/102514739) |

# 通用问题

## 坐标系转换计算

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| [（一）关于手眼标定理论相关的笔记\_boss-dog的博客-CSDN博客](https://blog.csdn.net/qq_45445740/article/details/122170029)  结论：   |  |  | | --- | --- | |  |  | |

## 齐次矩阵-位姿

|  |
| --- |
| C OT是标定物坐标系到相机坐标系的齐次转换矩阵，实际含义是标定物在相机座标下的位姿，即以相机坐标系为基坐标系，标定物的位姿（标定物的坐标系）  B OT = B ET×E CT×C OT |

## 手眼标定矩阵等式求解

|  |
| --- |
| 求解手眼标定矩阵等式本质上就是最优化问题，因为列出等式的因式全部都是测量值，其在理论上是相等的，但是实际中是不可能完全相等的，所以涉及到了最优化问题，选择最优解。目前论文普遍使用最小二乘法进行简单筛选，目前无法确定使用最优化算法进行求解是否会带来精度的提升。 |

## 手眼标定矩阵等式

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| * 最常见的莫过于AX=XB，就是把 (E BT×B C T×C OT)i = (E OT)i = (E OT)i+1 = (E BT×B CT×C OT)i+1中的手眼矩阵设为X，等式两边同右乘C OT-1，同左乘E BT-1即可。 * 使用空间顶点方法（标准球）的论文中更多使用   PB = B ET × E CT × PC 然后在不同位姿下测量PBi 例：   |  | | --- | |  | |  |   然后使用四元数表示X(手眼矩阵)联立方程直接求解。   * 也可以将PB = B ET × E CT × PC转换为Ax=b的问题使用非线性的方法进行求解。（最优化问题）  |  | | --- | |  | |  |   旋转矩阵为正交矩阵，以其向量为单位向量为约束条件。   * 除这些常规方法以外，还可以视情况而定去表示手眼关系等式。  |  | | --- | |  |   此例为手在眼外，且文中称可以根据标定物测量得出E OX。 |

## 手眼标定中的思想-坐标系转换关系中的思想

|  |
| --- |
| * 首先是坐标系转换关系中的思想，为什么我们要做手眼标定，因为我们的手和眼不在一个维度（确切的说是不在同一个坐标系），那么我们就没有办法去让手干眼所看到的事情。所以我们要做手眼标定，即坐标系转换，而这个系统内部组成并不是静止不动的，也就是说针对每一个内部组成，其自身的坐标系原点有可能是在变化的，我们无法对其进行坐标变换。所以在进行坐标变换时，我们要找到两个系统内部相对静止的坐标系，一个是我们的目标坐标系转换矩阵即手眼矩阵，一个是用于罗列坐标转换矩阵等式用于求解。**【将变量化解，使用定值求解】** * Eye-to-hand:以眼在手外为例，相机和机器人基底的坐标系以及标定物和法兰盘坐标系明显相对静止，针对不同位姿有以下方程式：(E BT×B C T×C OT)i = (E OT)i = (E OT)i+1 = (E BT×B CT×C OT)i+1。   B->E可有机器人示教器读取，O->C可由相机读取，由此可求手眼矩阵即C->B的坐标系转换矩阵。   * Eye-in-hand:以眼在手上为例，相机和法兰盘的坐标系以及标定物和机器人基底坐标系明显相对静止，针对不同位姿有以下方程式：(B ET×E C T×C OT)i = (B OT)i = (B OT)i+1 = (B ET×E CT×C OT)i+1。   B->E可有机器人示教器读取，O->C可由相机读取，由此可求手眼矩阵即C->E的坐标系转换矩阵。 |

## 齐次变换矩阵及其使用（原理不太懂，）

|  |
| --- |
| B ET表示{E}坐标系到{B}坐标系的齐次变换矩阵。及E在基坐标系B下的位姿[23-10-31]。  相机坐标中的一个点转换至基坐标系则有：  PB = B ET × E CT × PC (左乘才表示从下到上，从旧到新，从L->E)  **首先要明确的是齐次变换矩阵是干嘛的，他是将空间中某一坐标系中的向量经过平移旋转至另一坐标系，那么在此基础上就不可能出现P(4\*1) × T(4\*4)的情况。**  ~~那么就有~~  ~~P~~~~L~~ ~~= P~~~~B~~ ~~× B ET × E LT~~~~(右乘表示从上到下，从新到旧，从E->L)~~  ~~即~~  ~~P~~~~E~~ ~~= B ET × P~~~~E~~ ~~× B ET~~  **~~不存在一个点右乘齐次变换矩阵，4x1去哪乘4x4去~~** |

## 三维空间中的向量 – 旋转矩阵

|  |  |
| --- | --- |
| 首先，旋转矩阵是正交矩阵。其次旋转矩阵是坐标系转换中新坐标系的基向量。  在三维空间中，两个向量的叉乘(外积)是一个垂直于这两个向量组成平面的向量，向量大小为两个向量围城平行四边形的面积。  那么在旋转矩阵中，任意两个向量的叉乘等于另一向量。  向量点乘a·b的几何意义是a在b上的投影acosθ，数值意义表示a和b的相似度(方向方面，数值越大方向越相似。)  [奇技淫巧系列：向量叉乘 - 知乎 (zhihu.com)](https://zhuanlan.zhihu.com/p/148780358) 叉乘计算：   |  | | --- | | [tempDocuments\向量叉乘.txt](tempDocuments/向量叉乘.txt) | |

# 1.⭐误差分析(巧妙思想)-机器人激光检测手眼标定误差分析及优化

#### 收获小结：eye-to-hand（平均精度0.1495）||首先提出手眼标定三大误差来源，针对其中两种主要来源进行分析并优化。

#### 求解手眼矩阵方法：加权最小二乘法（此外文中还提到了SVD）

## 1.1 硬件设备信息

|  |
| --- |
| **IRB ABB 6700工业机器人**  机器人重复定位精度为0.05mm，线性度为0.096mm。机器人重复定位精度为0.05mm表示，当机器人在同一位置执行多次任务时，它们所到达的位置的最大偏差不超过0.05mm。线性度为0.096mm表示，机器人在执行线性运动时，它们所到达的目标点与理论目标点之间的最大偏差不超过0.096mm。  **LJ-G5001 激光轮廓扫描仪（官网没有这个型号）**  **两个标准球**分别为半径15mm，圆度0.0015mm和半径19.05mm，圆度0.002mm。 |

## 1.2 误差来源分析

|  |
| --- |
| 论文将手眼标定误差总结为三个方面，第一是设备带来的误差（相机、机械臂、标定物等），这个误差是固定的客观存在的，不做考虑；第二是在使用标准圆作为标定物时，对于球心拟合的误差；第三是利用手眼关系对式子进行求解时的误差。  **本文在对误差作分析时，使用实现数据并画出图标作为分析依据。** |

## 1.3 手眼关系及误差表达式

|  |
| --- |
| 大部分论文都会把手眼标定关系转换为AX=XB问题，从而去求解手眼矩阵X，但是本文使用的是B CTC OT=B ETE OT，其中B CT表示相机到基底的转换矩阵（即最终的手眼矩阵）记为A，C OT表示通过拟合圆进而求出的球心坐标记为b，B ETE OT前者表示法兰盘到基底的坐标变换，后者表示标定物及球心坐标到法兰盘的坐标转换（**文中提到此项可以根据硬件设备信息求得，也就是说对于眼在手外，标定物的坐标可以作为已知条件**），两项乘积记为c，则有Abi=ci，那么误差Δ=Abi-ci。补充[23-10-26]：本文中的原意应为B CTC OP=B ETE OP，P是坐标，T是转换矩阵，两者差异巨大。C OP很好理解，就是拟合球心在相机坐标系下的坐标；E OP则是根据标定物的硬件尺寸推算出物理球心在法兰盘坐标系下的坐标。然后利用最优化求解误差方程，得出手眼矩阵A=B CT。 |

## 1.4 \*球心拟合误差（需要看一下论文3中线激光结构光相机的成像原理）

|  |
| --- |
| 根据线激光结构光原理，其成像误差受到入射角的影响，文中提到拟合圆半径越小，则激光光斑区域高度差越大，误差越大（此处应该也与入射角有部分关系）。同时，拟合圆所用到圆弧部分，两端和中间点的误差也很大（使用下面将要说到的优化算法来减小误差）。  在这一部分，文中的逻辑是：首先使用最小二乘法对球心坐标进行拟合，然后利用Ab-c求出误差，分析出拟合半径越大，误差越小；然后，对拟合曲线上的点到拟合圆心的距离进行误差分析，得出曲线两端和中间段的误差较大，进而使用改进最小二乘法进行切面圆的拟合。**而在实际操作中，选择RANSAC可能效果就和改进的最小二乘法相似。但是这一部分的思想很有意思。** |

## 1.5 \*手眼矩阵计算误差及改进

|  |
| --- |
|  |

## 1.6 其他

|  |
| --- |
| 文中最后还是用不同的标准球进行验证。 |

# 2.⭐0.0815(高精度)-基于标准球的机器人手眼标定方法改进研究

#### 收获小结：终于了解了误差分析来源，验证了论文1中的优化方案，精度提高了一个数量级，最大误差仅为0.0815mm

#### 求解手眼矩阵方法：四元数

## 2.1 设备信息

|  |
| --- |
| FANUC 机器人公司的Robot LRMate 200iD 型机器人  机器人重复定位精度为0.02mm，线性度 无。  基恩士轮廓测量仪LJ-V7060 |

## 2.2 手眼关系及标定流程

|  |
| --- |
| 此论文中将第一次测量计算得到的球心作为标准去计算后续球心与其的误差。    **始终的ni·d表述不太正确，应该是（-a+b）·d，负方向移动a次，正方向移动b次。补充[23-10-26]：此处误差会很大{x1, n1d, z1}处的位姿和{x1, 0, z1}处的位姿不同，所以应该直接读取半径最大处的球心坐标和机器人位姿。** |
| 此论文中直接表示对最大半径处进行扫描拟合圆可以更大程度上的减小误差。**初次投射就应该将激光线基本对准最大半径处。** |

## 2.3 其他

|  |
| --- |
| 这篇论文最亮眼的地方是最后的精度，同时基本继承了论文1中提到的误差改进方法。 |

# 3.学位论文-基于3D机器视觉的工业机器人跟踪涂胶系统\_陈琳

#### 收获小结：论文整体架构全面，项目所含技术全面。包含机器人运动学、相机成像原理等

# 4. 线激光器的手眼标定方法

#### 收获小结：简单易操作，误差精度在0.01~0.17mm(标准球)，0.5~5mm(空间定点)。使用几何法求解标准球切面拟合圆(圆上任意四点连线的垂直平分线的交点)。

## 4.1 设备信息

|  |
| --- |
| LMI Gocator2340    ABB IRB120  重复精度0.01mm |

## 4.2 其他

|  |
| --- |
| 方法简单，精度还可以，手眼标定入门文章。  介绍了空间顶点和标准圆（球心作为空间定点）的标定方法。 |

# 5. Pointnet

## 5.1 解决的问题

|  |
| --- |
| 可以对点云进行直接处理 – 网络结构简单 – 鲁棒性强 – 可完成多任务 – 复杂度低 |
|  |