待解决问题：

1. n阶距
2. 为什么H正定，这个点是极小值点
3. 多项式模型也称为线性回归？因为系数是一次？
4. SVD应用总结
5. 向量表示：（0,0,0）指向（a,b,c）或ai+bj+ck，后者可用向量加法得出

某点在坐标系的位置表示为（a，b，c）

1. 刚体运动：如小车一样的硬物体的运动。运动过程中车体大小、形状不变，即假设用笔车体上画出的向量的大小和相对夹角永远不变
2. 数学技巧

* 可相似对角化矩阵p-1Ap=特征值对角阵，p为特征向量，可以通过微调特征值，改变A，特征值越小的对A影响越小
* 末尾加1，由三维变四维
* 旋转轴上向量在旋转后不发生改变
* 中t较小时,可通过泰勒公式近似为I+At
* 在离散域累加时，先考虑连续域求积分
* 两边大于0可以两边同时取对数指数等单调函数
* 凸优化在全局二阶导不变号的时候才能找到全局最优解，否则可能到局部最优
* 对于有n个自由解的线性齐次方程，可以先令其中n个解为常熟，一般取1
* 优化技巧，优化什么参数就对什么求导，偏导为0，表示无关
* 两事件相关矩阵不是对角矩阵，无关则为对角矩阵
* 对方差的理解，数据间的差异，将数据等比例放大，会使方差变大
* 线性方程的方差为凸优化问题，一般为一元二次函数，可举例子看一下
* 二次范数是平方不受正负影响，但简单差值受正负影响
* 归一化，
* 离散傅里叶对偶数尺寸的阵列执行较快
* 最大化0-1的数，可转化为最小化-log
* 期望通常和概率有关，如数学期望，方差等
* 点积可以反应两个向量的相似度
* CNN中卷积的意义：大于t之后权重值为，小于0时，x值为0。
* 链式求导、概率模型和除数为0都会引发不好得后果，经常需要平滑
* 可以叉乘某个向量，使某一边为0
* Ap=lamdap，那么特征值接近0的将其改为0对结果影响也不大，说明特征值大的比较重要，可以借助PCA来理解
* 高斯牛顿法是二次收敛，在接近最小值时比较好，一阶梯度下降是最速下降，在离最小值较远时比较好
* 坐标转换齐次矩阵T的逆矩阵为RT –RTt
* 若x=m1/n1=m2/n2=m3/n3,则x=（m1+m2+m3）/(n1+n2+n3)

1. 注意区连续情况下概率和概率密度：概率是某范围对应概率密度函数的面积，总面积为1
2. 在矩阵中，若数值为0的元素数目远远多于非0元素的数目，并且非0元素分布没有规律时，则称该矩阵为**稀疏矩阵**；与之相反，若非0元素数目占大多数时，则称该矩阵为**稠密矩阵**。定义非零元素的总数比上矩阵所有元素的总数为矩阵的稠密度。
3. 联系线性方程组，齐次坐标其对应线性方程右边为0，在位姿变换中表示为（x,y,z,1），非齐次坐标其对应线性方程右边不为0，在位姿变换中表示为（x,y,z）
4. 链式求导：
5. SVD:<https://www.cnblogs.com/pinard/p/6251584.html>

*A*=*U*Σ*VT*

　　其中U是一个m×m的矩阵，Σ是一个m×n的矩阵，除了主对角线上的元素以外全为0，主对角线上的每个元素都称为奇异值，V是一个n×n的矩阵。U（ATA分解得）和V(AAT分解得)都是酉矩阵，即满足*UTU*=*I*,*VTV*=*I*UTU=I,VTV=I。

1. 求解线性方程方法

* 可以想办法使它成为超定方程，使用SVD解超定方程，m>n，取奇异值最小特征值对应的特征向量作为解，利用U、V都是正交矩阵
* 可以使用矩阵三角化来求解满秩线性方程的解
* QR分解，一般用于解满秩的情况。将系数矩阵A分解为Q单位正交阵和R上三角矩阵，方便求齐次或非齐次方程的解

1. 零空间：零空间也称为核，A的零空间为使Ax=0的x向量

https://baike.baidu.com/item/零空间/9249832?fr=aladdin

1. 一阶和二阶梯度法、高斯-牛顿、列文伯格-马夸尔特方法求x的增量，视觉slam十四讲P110
2. ransac方法求解带有噪声的数据
3. 小车通过传感器可以知道自己的姿态、位移（自己在世界坐标系的坐标）、物体（外部环境）相对自己的坐标系的坐标，那么就能求出物体在世界坐标系的坐标

方案：

1. 通过姿态传感器求得小车的姿态
2. 通过另外方案求得位移
3. 由摄像头求得物体相对自己的位置
4. 获得上面三个参数就可以让小车乱跑进行三维构图