参考书籍：[1]《线性系统理论数学基础》、[2]《最优估计理论》

待手写推理公式，将结果记录在专用的笔记本上，先用再推

* KF、EKF
* 粒子滤波
* 时域和频域之间的联系
* 姿态表示方法转换
* 熵的底数为什么是2

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. 符号

D（X）、-随机变量X的方差。

-标准差或均方差，方差开根号

cov（X，Y）-X、Y随机变量的协方差

-相关系数，cov（X，Y）/，其绝对值<=1，为0表示不相关，及相互独立，绝对值越大关系越大。不相关可展开为X-E（X）每一项成E（Y）-E（Y）。不相关时，X发生了，Y发生的概率会更大或更小，这就打破了平衡。

-求期望，看见E就要想到把概率省略了，用积分展开乘概率即可

-；表示把前后两个符号隔开，如N（x；），x为随机变量，后面为均值和方差

inf是函数取下限，argmin是变量取下限

1. 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. 常见坐标表示都表示c坐标系到w坐标系的变换，即c原点在w坐标系下的方向和位置，如：
3. 数学技巧及基本概念

* 测量总是存在噪声引起的方差（covariance），还有本身结构引起的偏差（bias），如imu的偏置。
* 注意参数估计和状态估计的区别，参数估计是已知状态和输出，估计参数，如高斯的均值和方差。状态估计是已知参数估计状态x。
* 卷积公式：。《概率机器人》P347有高斯分布的卷积形式
* 后验：在给定条件下想知道的结果的概率，如P（x|z），x为待估计的状态变量，z为观测值。贝叶斯分母与后验结果无关，故可以用归一化常数表示，即各分子项除以分子项之和。见《概率机器人》P340注释。贝叶斯公式能够将条件与结果位置互换。只改变其中两个元素就好
* 多维用2维写出来看看，一些公式写出具体式子展开计算，如向量和矩阵展开后比较好看出来
* [2]76页最下方有自己的理解，可以把下次观测看成多次观测相乘的形式（类似极大似然），z为观测值，x为待估计参数，使下式最大即对数次数最小，可用梯度下降来求，也可以使关于x的导数为0。对于高维高斯分布，如,其中Qt为正定对称矩阵，当噪声为0时，即Qt对角为0，估计值zt’等于zt，在相互独立的假设下，求最大似然，即使所有和最小。Qt为对角阵时，二维沿xy轴的截面都是高斯分布，可以用二维将对数指数项展开看看。确定一维后，非对角的另一维概率还和第一维有关
* 设协方差为Qt=E（ztztT），非对角表示不同维度相互影响
* xTAx为一个数，可像类似于求偏导。矩阵和向量求导公式《线性系统理论数学基础》P44
* 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)
* qtRq’=trace(Rqq’t)
* trace(BAAt)=trace(AtBA)，xtx=trace（xxt）。x一般指列向量
* 协方差是衡量偏离均值的二次期望值，注意与方差的区别
* 高斯随机变量的任何线性变换都将导致另一个高斯随机变量
* 求逆复杂度O()，2叉树结构计算复杂度O（logN）
* Ef[g(x)]=,其中f（x）为概率密度函数
* 指示函数I，条件为真时为1，条件为假时为0
* 《最优估计理论》P17：k阶原点（可认为是减0）矩：。k阶中心点（减期望，期望可以认为是中心，矩认为是与中心的距离）矩：。k+l阶混合（原点）矩：。k+l阶混合中心矩：。数学期望是一阶原点矩，方差是二阶中心矩。协方差P16是二阶（1+1）混合中心矩。
* 注意区分变量和常量，如《概率机器人》P349
* 一个概率分布p的熵，《概率机器人》P14，Hp（x）=E[-log2p(x)]。若p为均匀分布，熵取得最大值。熵用在机器人的信息收集时，用以表达机器人在执行具体行动时可能接收到的信息。P447可以更好理解，其为二值的。不确定性越大（均匀分布不确定性大），熵越大。探索和移动的目标是使不确定性变小。
* 偏导是必要条件，还需验证一下

1. 迭代方法总结
2. 姿态表示方法转换1
3. 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
4. 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。
5. 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）
6. 链式求导：
7. 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. 向量矩阵导数公式
4. a 是向量 θ 的标量函数，则定义
5. β、 θ 分别是 m ×1和 n ×1向量，则定义
6. a 是标量函数， M 是 m n × 矩阵，则定义
7. M 是 m n × 矩阵， a 是标量函数，则定义
8. 常见xTRx对x求导的导数为R，KF中求导如下：



1. 爬山算法（从临近空间找最优解，像爬山一样）和模拟退火（如梯度下降时接受更差的结果，防止进入局部最优）

<https://blog.csdn.net/zhouzi2018/article/details/82118673>

1. 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