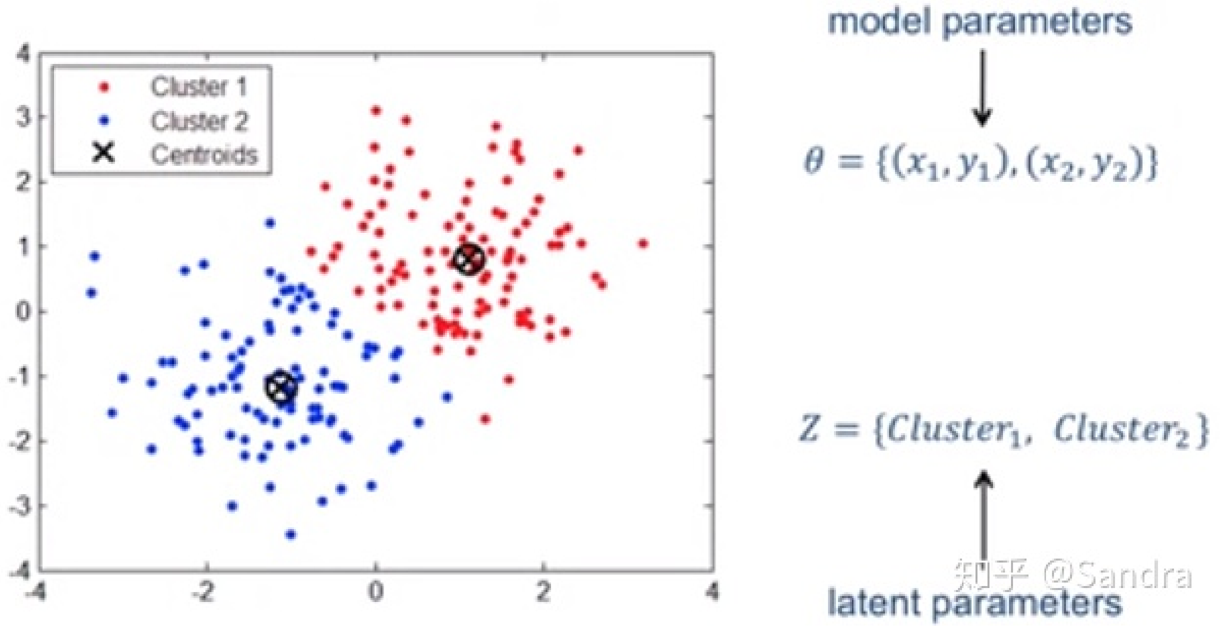
EM（期望最大化）算法：

引入：（K-means）

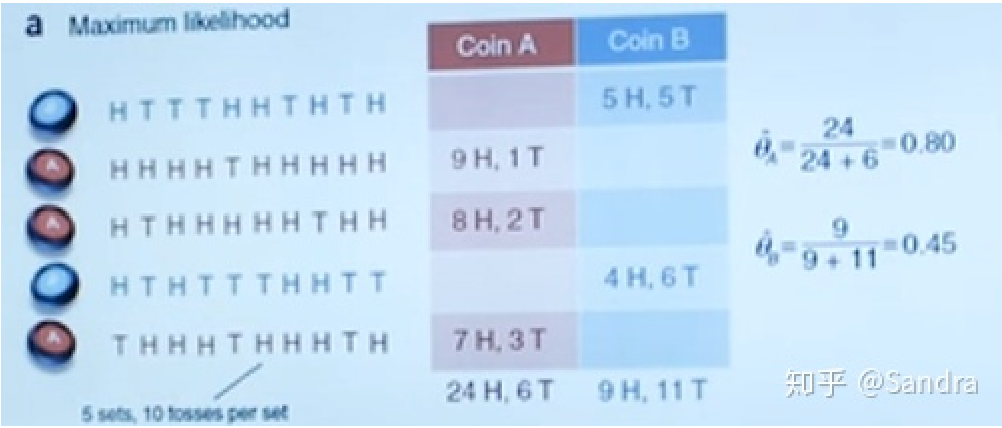


z描述的是每一个点到底属于哪一个簇（隐含参数，辅助解决问题），模型参数是要求的

Z是未知的，但是如果知道了模型参数）（中心点坐标）就知道了Z； 已知Z就可以求得中心点坐标--> 可以假设中心点坐标，就可以根据距离远近分类得到Z，再利用Z的分类反推中心点坐标。

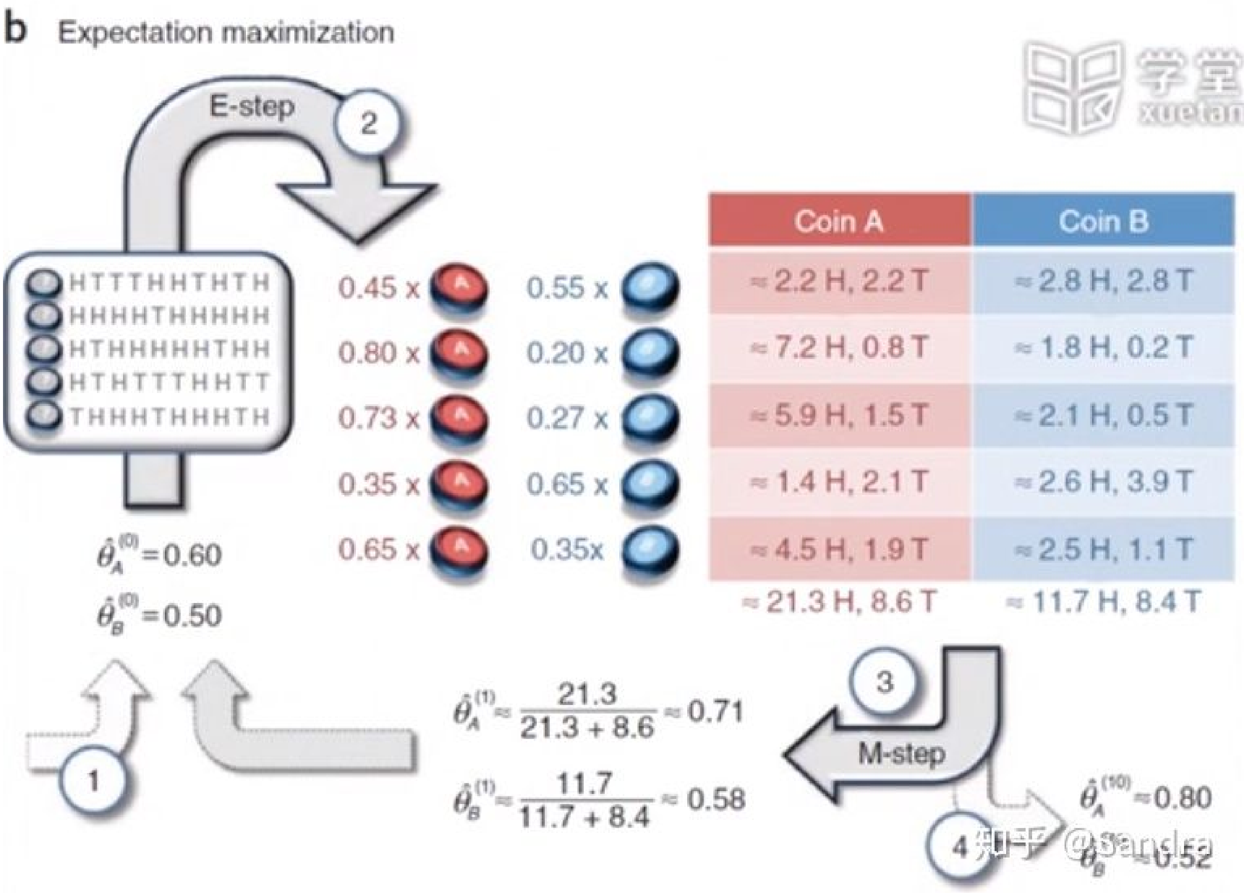
抛硬币（不均匀）--> EM的基本工作流程：

想知道不同硬币A，B头向上的概率，利用最大似然估计：



不断地抛硬币，记录

给两个硬币，继续抛硬币，但不知道哪个是A，B



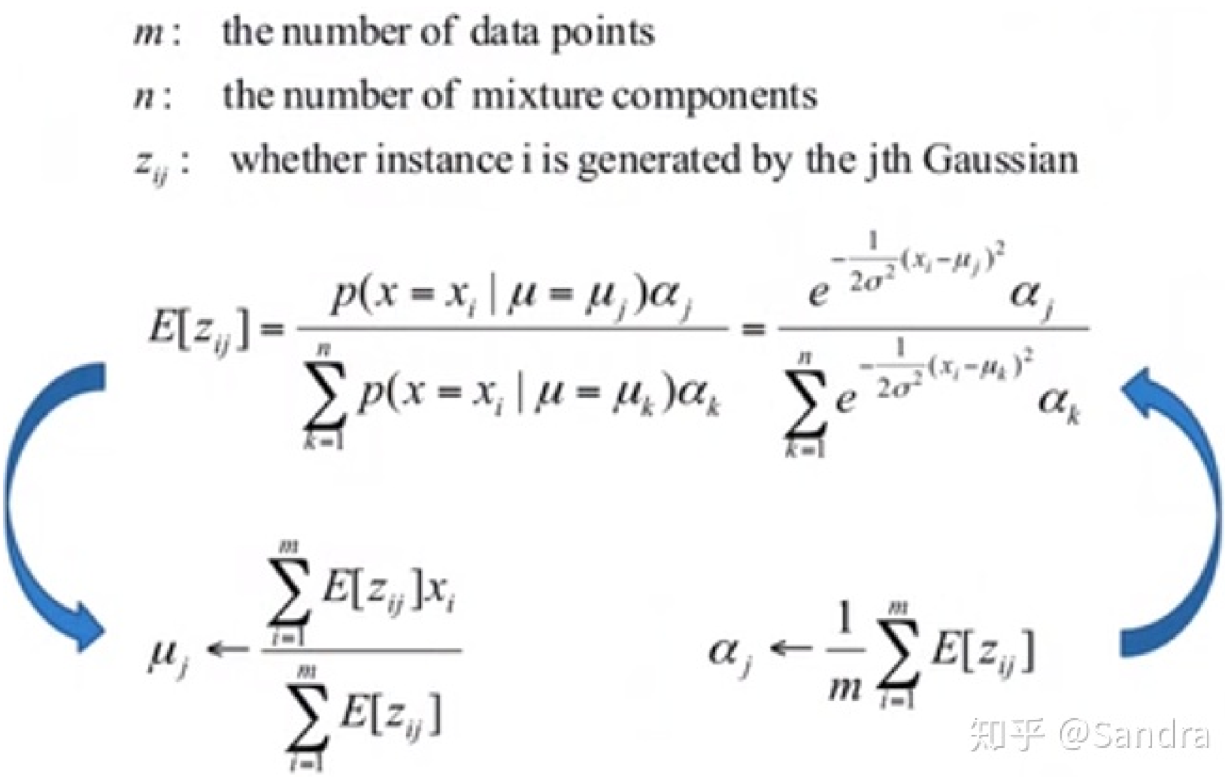
EM算法

首先猜测不同硬币头向上的概率，在猜测硬币是A还是B（贝叶斯），将参测结果拆分到A与B，求出不同硬币头向上的概率（不断的迭代，收敛）

$$\boxed{P(A|E) = \frac{P(E|A)P(A)}{P(E)}}$$

类似于梯度下降，可能会有局部最优（与初始值的选取有关）。

高斯混合模型中的EM算法：



未知参数，高斯的均值与权重；利用中间参数Z进行迭代收敛

先假设高斯的参数（μ, α）就是 θ，然后求Z。

但由于高斯的分布特点，两侧的尾巴可以无限的延长，所以理论上空间中所有的点都可以被任意高斯生成，所以设定 Z_{ij} ——第i个样本是有第j个高斯生成的，是一个连续值，概率问题，可能性大小是不同的（$E[Z_{ij}]$ 其实就是相当于权重）。

当已知每个高斯的函数情况，就可以知道每个点由特定高斯生成出来的概率是多少，返回来对每一个样本进行加权，计算出每一个高斯的均值（加权求均值）。

每一个高斯特有的一个α值，是由每一个点是特定高斯生成的概率加和平均。

知道了高斯参数，就可以去更新Z。