Hmm

hmm三个问题

1. 给定参数A B Pi，求一个观察到显状态序列的概率
2. 解码，给定参数A B Pi，求观察序列背后的隐状态序列
3. 求参数A B Pi 其中A是隐状态之间转移概率，B是发射概率，隐状态发射到显状态到概率，Pi是初始隐状态概率

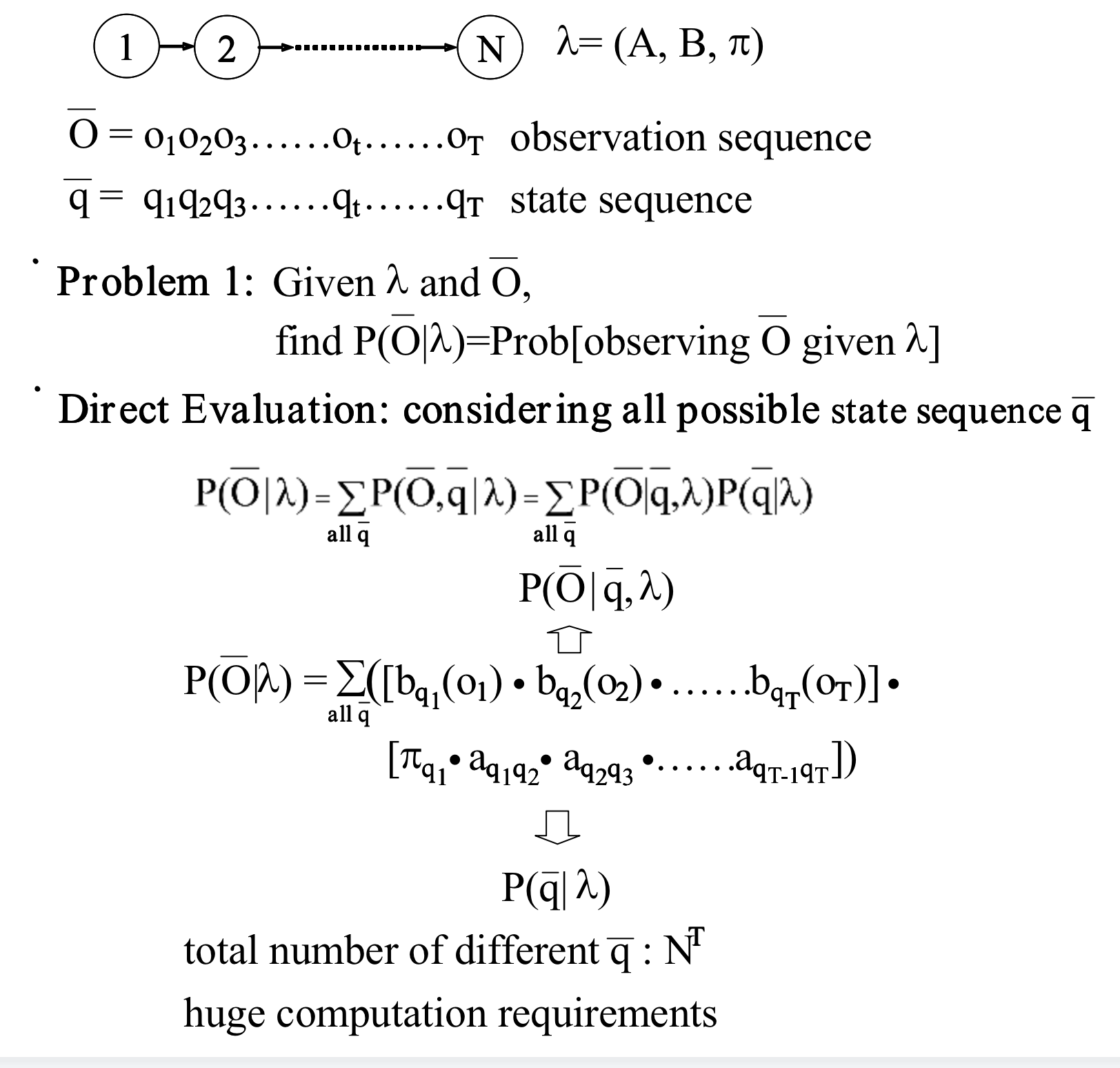
hmm的假设：

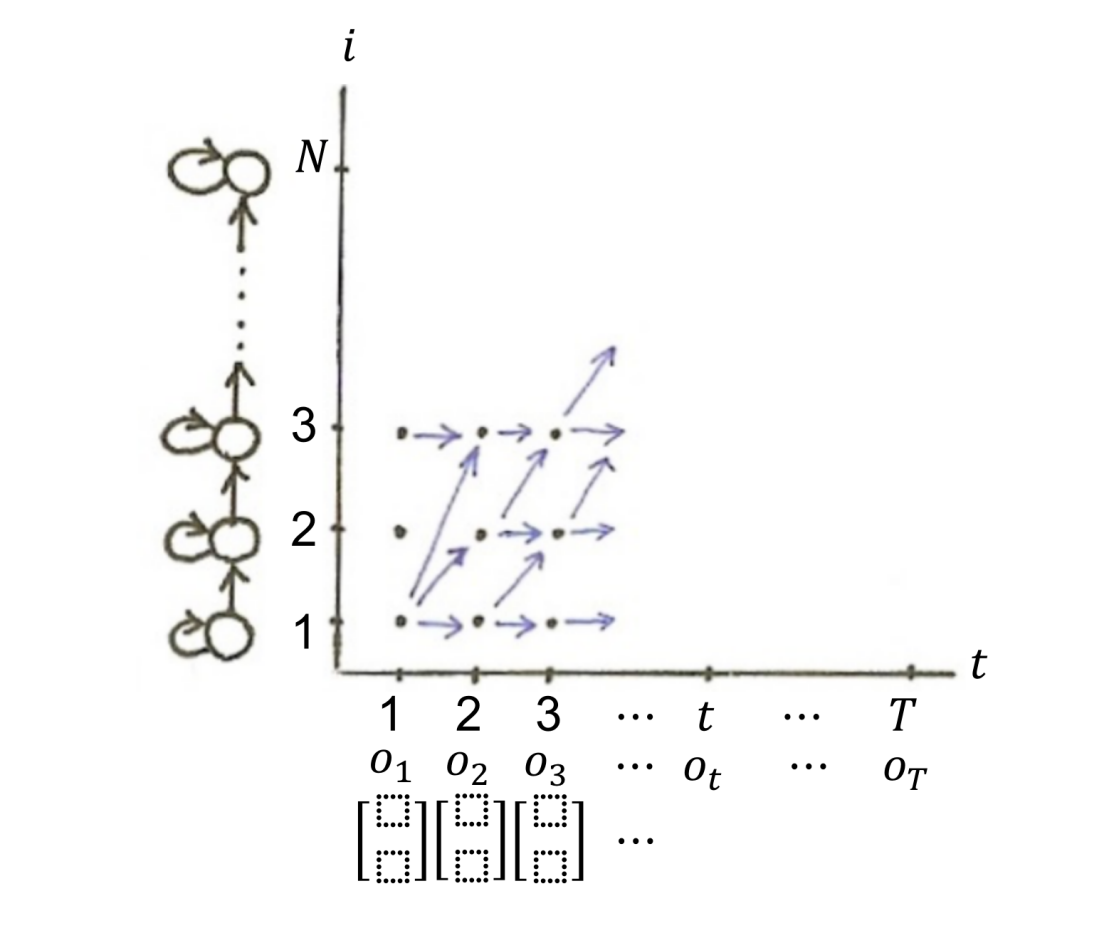
1. 一阶马尔科夫假设。隐状态只跟前一状态有关，跟其他状态无关

2. 观测状态只与当前的隐状态有关，跟其他状态无关

第一个问题：求观察到状态概率

全概率公式，会造成时间复杂度O(n^t)问题。原因是每一个隐状态都会有产生特定显状态的概率，并且转移概率





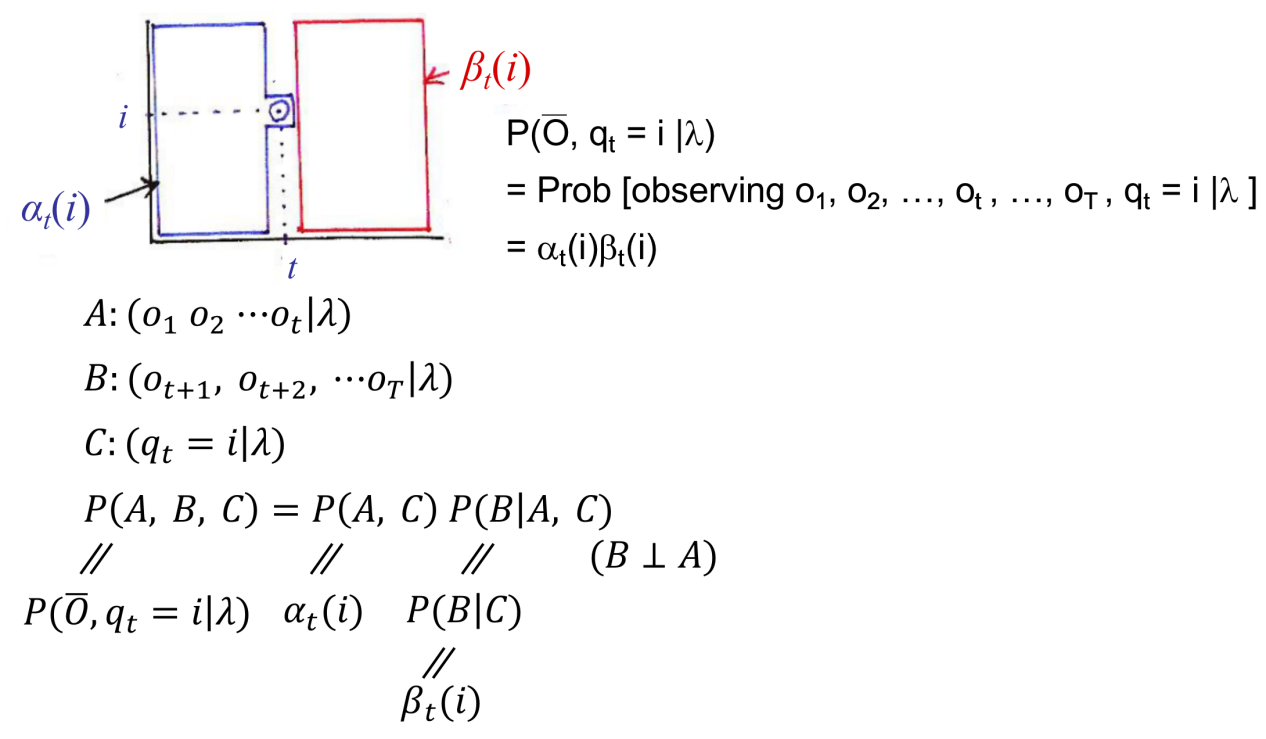
纵坐标代表隐状态，横坐标是时间轴，o1,o2...ot 指的是第t个时间点第观察状态。

将概率问题转化为路径问题。转化为路径之后就想到了二维表上第动态规划，可以优化那个高阶时间复杂度第计算问题。



理解hmm的第一个问题，只需要知道是利用了前向、后向算法，其中前向后向算法是利用动态规划来优化指数的大o阶问题即可，具体公式不需要记住，因为记住几天就会忘。

同时做了假设，就如下图所示：A和B相互独立假设，意味着观测状态t之前和之后是相互独立的。这个假设是不合理的。但是这并不影响hmm是一个效果好的算法

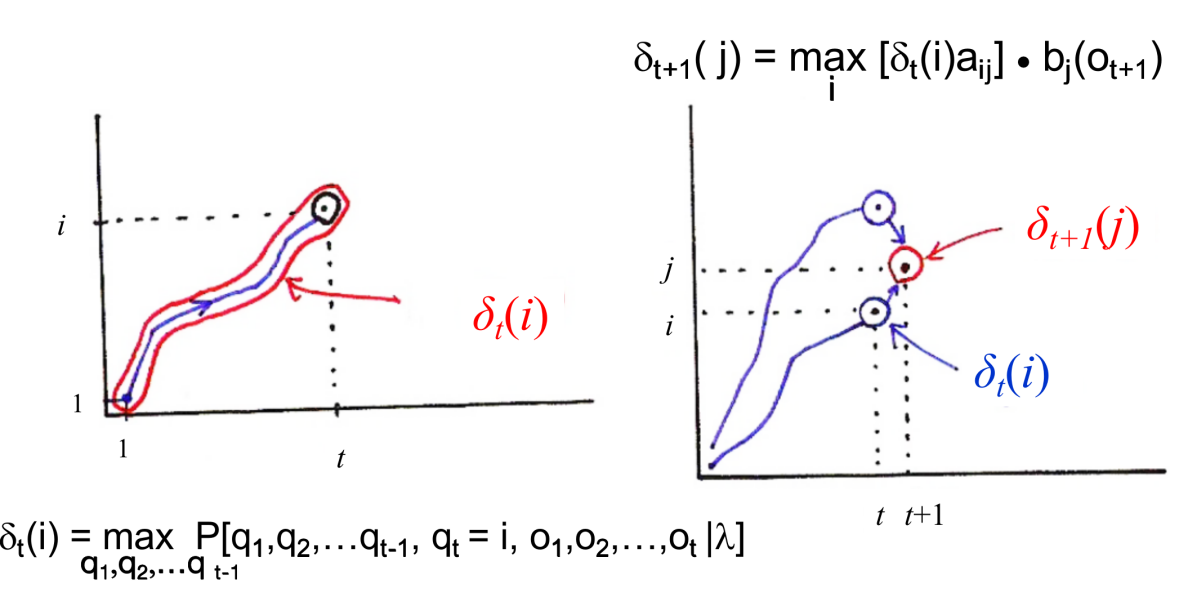


第二个问题 解码问题

维特比算法。维特比算法其实就是动态规划算法。动态规划就是找第t+1项跟前面几项或者1项的关系，在hmm里面是跟前面第t项之间的关系。解码问题其实就是求当前观测序列条件下最可能的隐状态，用概率表达，其实就是最大联合概率密度下式中的delta。

接下来就是求delta第t+1项和第t项之间的一种关系（动态规划的套路），然后求解初始值（动态规划的套路），然后就可以迭代或者递归求第t项的值。

1. 规律。转化为路径规划问题之后很容易发现规律
2. 初始值。因为参数都是已知的，所以delta0(i)就是pi，A和B也都是已知的，所以可以用维特比来解码了



第三个问题：参数求解问题