EM 算法

豆苗

2019 年 3 月 13 日

Y 表示能观测到的随机变量，Z 表示隐变量。Y 和 Z 连在一起的称为完全数据（complete-data），仅仅只有 Y 称为不完全数据（incomplete-data）。$P(Y|\Theta)$ 称为不完全数据的概率分布，$P(Y,Z|\Theta)$ 称为完全数据的概率分布。需要估计的模型参数是 Θ，因此 $P(Y|\Theta)$ 称为不完全数据的似然函数，$P(Y,Z|\Theta)$ 称为完全数据的似然函数。

EM 算法的导出

对数似然函数 $L(\Theta) = logP(Y|\Theta)$

$= log\sum_z(P(Y,Z|\Theta))$

$= log\sum_z(P(Z|\Theta)P(Y|Z,\Theta))$

因为原始的问题包含一个隐变量 Z ，所以这个对数似然函数公式中包含对 Z 求和的计算。因为 log 函数中存在加法运算，因此想要通过求导来直接求解极大似然会很困难。EM 算法不是采用直接求解，而是迭代的方法一步一步极大化 $L(\Theta)$ ，近似求解参数 Θ 的。记第 i 次迭代之后的参数为 $\Theta^{(i)}$ ，我们计算 $L(\Theta)$ 与 $L(\Theta^{(i)})$ 的差值：

$$\begin{aligned}L(\Theta) - L(\Theta^{(i)}) &= logP(Y|\Theta) - logP(Y|\Theta^{(i)})\\ &= log\sum_z(P(Z|\Theta)P(Y|Z,\Theta)) - logP(Y|\Theta^{(i)})\\ &= log\sum_z\left\{P(Z|Y,\Theta^{(i)})\frac{P(Z|\Theta)P(Y|Z,\Theta)}{P(Z|Y,\Theta^{(i)})}\right\} - logP(Y|\Theta^{(i)})\end{aligned}$$

上式中红色的部分是我们新补充的项，构造了一个新的表达式。因为 $log(x)$ 是凹函数，且 $\sum_z P(Z|Y,\Theta^{(i)}) = 1$。这样我们构造出的表达式就可以利用 Jenson 不等式：

$$\begin{aligned}L(\Theta) - L(\Theta^{(i)}) &= log\sum_z\left\{P(Z|Y,\Theta^{(i)})\frac{P(Z|\Theta)P(Y|Z,\Theta)}{P(Z|Y,\Theta^{(i)})}\right\} - logP(Y|\Theta^{(i)})\\ &\geq \sum_z\left\{P(Z|Y,\Theta^{(i)})log\frac{P(Z|\Theta)P(Y|Z,\Theta)}{P(Z|Y,\Theta^{(i)})}\right\} - logP(Y|\Theta^{(i)})\\ &= \sum_z\left\{P(Z|Y,\Theta^{(i)})log\frac{P(Z|\Theta)P(Y|Z,\Theta)}{P(Z|Y,\Theta^{(i)})logP(Y|\Theta^{(i)})}\right\} ...eq.(1)\end{aligned}$$

令 $B(\Theta,\Theta^{(i)}) = L(\Theta^{(i)}) + eq.(1)$

$$= L(\Theta^{(i)}) + \sum_z\left\{P(Z|Y,\Theta^{(i)})log\frac{P(Z|\Theta)P(Y|Z,\Theta)}{P(Z|Y,\Theta^{(i)})logP(Y|\Theta^{(i)})}\right\}$$

可以根据上面的不等式得到：$L(\Theta) \geq B(\Theta,\Theta^{(i)})$，且易证 $L(\Theta^{(i)}) = B(\Theta^{(i)},\Theta^{(i)})$，因此我们找到了 $L(\Theta)$ 的下确界。只要通过调整参数 Θ 增大 $B(\Theta,\Theta^{(i)})$ 我们就能同时使 $L(\Theta)$ 增大。选择 $\Theta^{(i+1)} = \arg\max_\Theta B(\Theta,\Theta^{(i)})$：

$$\begin{aligned}\Theta^{(i+1)} &= \arg\max_\Theta B(\Theta,\Theta^{(i)})\\ &= \arg\max_\Theta\left\{L(\Theta^{(i)} + \sum_z\left[P(Z|Y,\Theta^{(i)})log\frac{P(Z|\Theta)P(Y|Z,\Theta)}{P(Z|Y,\Theta^{(i)})logP(Y|\Theta^{(i)})}\right]\right\}\\ &= \arg\max_\Theta \sum_z P(Z|Y,\Theta^{(i)})\left\{log\left[P(Z|\Theta)P(Y|Z,\Theta)\right] - log\left[P(Z|Y,\Theta^{(i)})logP(Y|\Theta^{(i)})\right]\right\}\\ &= \arg\max_\Theta\left\{\sum_z P(Z|Y,\Theta^{(i)})log\left[P(Z|\Theta)P(Y|Z,\Theta)\right]\right\}\\ &= \arg\max_\Theta\left\{\sum_z P(Z|Y,\Theta^{(i)})logP(Y,Z|\Theta)\right\}\\ &= \arg\max_\Theta Q(\Theta,\Theta^{(i)})\end{aligned}$$

因此我们就得到了 Q 函数。