

# EM 证明

2014 年 12 月 17 日

参数为 $\theta$ ，样本 $x_i$ 的概率为 $p(x_i; \theta)$ ，隐变量为 $z$ ，则最大似然为：

$$\begin{aligned}\ell(\theta) &= \sum_{i=1}^n \log(p(x_i; \theta)) \\ &= \sum_{i=1}^n \log\left(\sum_z p(x_i, z; \theta)\right)\end{aligned}$$

令 $\Theta(z)$ 为隐变量 $z$ 的分布，则：

$$\begin{aligned}\ell(\theta) &= \sum_{i=1}^n \log\left(\sum_z p(x_i, z; \theta)\right) \\ &= \sum_{i=1}^n \log\left(\sum_z (\Theta(z) * \frac{p(x_i, z; \theta)}{\Theta(z)})\right) \\ &\geq \sum_{i=1}^n \sum_z \Theta(z) * \log\left(\frac{p(x_i, z; \theta)}{\Theta(z)}\right)\end{aligned}$$

最后一步为Jesen不等式。有公式可以看到，最大似然 $\ell(\theta)$ 的下界为 $\frac{p(x_i, z; \theta)}{\Theta(z)}$ 的期望。

我们可以选择一个合适的隐状态的分布 $\Theta(z)$ 使得不等式的等号成立，根据Jesen不等式成立的条件，对每个不同的 $i$ ， $\log$ 内部的 $\frac{p(x_i, z; \theta)}{\Theta(z)}$ 为常数 $C_i$ ，即 $\frac{p(x_i, z; \theta)}{\Theta(z)}$ 不随 $z$ 的变化而变化，得： $\frac{p(x_i, z; \theta)}{\Theta(z)} = C_i$ 而又有 $\sum_z \Theta(z) = 1$ ，从而：

$$\sum_z p(x_i, z; \theta) = \sum_z \Theta(z) * C_i = C_i = p(x_i; \theta)$$

故而：

$$\begin{aligned}\Theta(z) &= \frac{p(x_i, z; \theta)}{p(x_i; \theta)} \\ &= p(z|x_i; \theta)\end{aligned}$$

即，当隐状态 $z$ 的分布 $\Theta(z)$ 取最大似然估计的结果 $p(z|x_i; \theta)$ 时，不等式的等号成立：样本 $x$ 的最大似然概率等于 $\frac{p(x_i, z; \theta)}{\Theta(z)}$ 的期望。

目前为止，给定了样本 $x$ 和参数 $\theta$ ，我们可以用最大似然来获得隐状态分布 $\Theta(z)$ ，而给定了样本 $x$ 和隐状态的分布 $\Theta(z)$ ，我们又可以通过最大化样本的似然概率来获得参数 $\theta$ 。故而，EM训练的过程为：

**E步：**选择一个合适的隐状态的分布 $\Theta(z)$ ，使得样本 $x$ 的最大似然概率等于Jesen不等式得到的下界，即 $\frac{p(x_i, z; \theta)}{\Theta(z)}$ 的期望。根据Jesen不等式成立的条件，给定样本 $x$ 和参数 $\theta$ 的情况下，隐状态的分布为：

$$\Theta(z) = p(z|x_i; \theta)$$

**M步：**最大化Jesen不等式得到的下界，来求得参数 $\theta$ ，即：

---


$$\theta = \operatorname{argmax} \sum_{i=1}^n \sum_z \Theta(z) * \log\left(\frac{p(x_i, z; \theta)}{\Theta(z)}\right)$$

Jessen不等式理解：令  $\frac{p(x_i, z; \theta)}{\Theta(z)} = x_z$ , 则有：

$$\begin{aligned} \log\left(\sum_z \left(\Theta(z) * \frac{p(x_i, z; \theta)}{\Theta(z)}\right)\right) &= \log\left(\sum_z (\Theta(z) * x_z)\right) \\ &= \log(\Theta_0 x_0 + \Theta_1 x_1 + \Theta_2 x_2 + \dots + \Theta_n x_n) \\ &\geq \Theta_0 \log(x_0) + \Theta_1 \log(x_1) + \Theta_2 \log(x_2) + \dots + \Theta_n \log(x_n) \\ &= \sum_z \Theta(z) * \log(x_z) \\ &= \sum_z \left(\Theta(z) * \log\left(\frac{p(x_i, z; \theta)}{\Theta(z)}\right)\right) \end{aligned}$$

当  $x_z = C$ , 且  $\sum_z \Theta(z) = 1$  (概率分布的性质) 时,

$$\begin{aligned} \log\left(\sum_z (\Theta(z) * x_z)\right) &= \log(1 * C) = \log(C) \\ \sum_z \Theta(z) * \log(x_z) &= 1 * \log(C) = \log(C) \end{aligned}$$