✅ 回顾下最大似然估计

 \mathcal{O} 找到最合适的参数使其满足咱们的数据 $\underset{\mu}{\operatorname{argmax}} p(X; \mu)$

② 还记得咱们的最大似然估计吧 $\underset{\mu}{\operatorname{argmax}} p(\mathbf{X}; \mu) = \underset{\mu}{\operatorname{argmax}} \log p(\mathbf{X}; \mu)$

❷ 如果一件事,正例的出现了8次,负例出现了2次,如何来求解呢?

✓ 最大似然估计

求解的目标
$$p(\mathbf{X}; \mu) = \prod_{i=1}^{n} p(x_i; \mu) = \prod_{i=1}^{n} \mu^{x_i} (1 - \mu)^{1 - x_i}$$

$$\log p(\mathbf{X}; \mu) = \log \prod_{i=1}^{n} \mu^{x_i} (1 - \mu)^{1 - x_i}$$

$$= \sum_{i=1}^{n} \log \left\{ \mu^{x_i} (1 - \mu)^{1 - x_i} \right\}$$

$$= \sum_{i=1}^{n} \left[\log \mu^{x_i} + \log(1 - \mu)^{1 - x_i} \right]$$

$$= \sum_{i=1}^{n} \left[x_i \log \mu + (1 - x_i) \log(1 - \mu) \right]$$

✅ 最大似然估计

❷ 该求导了

$$\frac{\partial}{\partial \mu} \log p(\mathbf{X}; \mu) = \sum_{i=1}^{n} \frac{\partial}{\partial \mu} \left[x_i \log \mu + (1 - x_i) \log(1 - \mu) \right]$$

$$= \sum_{i=1}^{n} x_i \frac{\partial}{\partial \mu} \log \mu + \sum_{i=1}^{n} (1 - x_i) \frac{\partial}{\partial \mu} \log(1 - \mu)$$

$$= \frac{1}{\mu} \sum_{i=1}^{n} x_i - \frac{1}{1 - \mu} \sum_{i=1}^{n} (1 - x_i)$$

- ৺ 最大后验概率有啥区别吗
 - ❷ 要求的东西变了吗?好像木有,都是做参数估计。
 - ❷ 问题变得复杂一点了,现在多了一个先验知识。

优化的目标:
$$\hat{\mu}_{MAP} = \underset{\mu}{\operatorname{argmax}} p(\mu|\mathbf{X})$$
根据贝叶斯公式: $\hat{\mu}_{MAP} = \underset{\mu}{\operatorname{argmax}} p(\mu|\mathbf{X})$

$$= \underset{\mu}{\operatorname{argmax}} \frac{p(\mathbf{X}|\mu)p(\mu)}{p(\mathbf{X})}$$

$$= \underset{\mu}{\operatorname{argmax}} p(\mathbf{X}|\mu)p(\mu)$$

这两项分别是什么啊?有点眼熟。

✓ 最大后验估计

 $\mathcal{O}_{p}(X|\mu)$ 这不就是我们的似然嘛, $p(\mu)$ 这就是先验知识了。

∅ 单如求解呢?照样,但是好像多了个先验,这个你得告诉我吧。

$$\begin{array}{ll} \mathop{\mathsf{argmax}} \Pr(\mu | \mathbf{X}) &= \mathop{\mathsf{argmax}} \log \Pr(\mu | \mathbf{X}) \\ &= \mathop{\mathsf{argmax}} \log \prod_{\mu} \Pr(x_i | \mu) \cdot \Pr(\mu) \\ &= \mathop{\mathsf{argmax}} \sum_{\mu} \left\{ \log \Pr(x_i | \mu) \right\} + \log \Pr(\mu) \end{array}$$

✅ 最大后验估计

- \mathscr{O} 假设参数有一个先验服从Beta分布 $\Pr(\mu) = \operatorname{Beta}(\mu|\alpha,\beta) = \frac{1}{B(\alpha,\beta)} \cdot \mu^{\alpha-1} (1-\mu)^{\beta-1}$
- ② 目标这就来了: $\frac{\partial}{\partial \mu} \mathcal{L} = \sum_{i} \frac{\partial}{\partial \mu} \log \operatorname{Bernoulli}(x_{i}|\mu) + \frac{\partial}{\partial \mu} \log \operatorname{Beta}(\mu|\alpha,\beta)$