

最大熵模型与Logistic回归

www.mozheyang.top

最大熵模型

“知之为知之，不知为不知，是知也”

在保留模型最大不确定性的前提下

将模型不确定性降到最低



最大熵模型

Maximum entropy model

一个看起来有点矛盾的假设

定义

特征函数：描述输入x与输出y之间的某个事实

$$f(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if criteria of } x \text{ and } y \text{ matched} \\ 0, & \text{else not matched} \end{cases}$$

一般地，特征函数可以是任意实值函数

定义

联合概率的经验分布

$$\tilde{P}(x, y) = \tilde{P}(X = x, Y = y) = \frac{v(X = x, Y = y)}{N}$$

边缘概率的经验分布

$$\tilde{P}(x) = \tilde{P}(X = x) = \frac{v(X = x)}{N}$$

概率与频率的关系

频率容易从实际
数据中获得

经验分布是基于实际观测数据构建的分布，用于估计总体分布

定义

贝叶斯定理

Bayes' Theorem

$$P(x, y) = P(y|x)P(x) = P(x|y)P(y)$$

条件概率分布 $P(y|x)$ 建模了观测 x 向标签 y 的映射规律，
为我们所需求解的模型

如果模型反映了现实世界？

那么真实世界的xy分布应该与模型预测的xy分布相同

➡ 两个分布的n阶矩相等

Moment Theorem

特殊情况下为充要条件

➡ 两个分布的一阶矩（期望）相等

➡
$$\sum_{x,y} \tilde{P}(x,y) f(x,y) = \sum_{x,y} \tilde{P}(x) P(y|x) f(x,y)$$

真实世界分布的期望 $E_P(f)$

模型预测分布的期望 $E_{\tilde{P}}(f)$

最大熵模型要最大化什么“熵”？

最大化模型集合的条件“熵”

给定x的前提下，模型集合要保留最大的不确定性

模型集合的条件熵

$$H(P) = H(y|x) = - \sum_{x,y} \tilde{P}(x) P(y|x) \log P(y|x)$$

约束最优化问题

最大化模型集合的条件熵

$$\max_{P \in C} H(P) = - \sum_{x,y} \tilde{P}(x) P(y|x) \log P(y|x)$$

$$\text{subject to } \begin{cases} E_P(f_i) - E_{\tilde{P}}(f_i) = 0, i = 1, 2, \dots, n \\ \sum_y P(y|x) = 1 \end{cases}$$

约束最优化问题

最大化变成最小化问题

$$\min_{P \in C} -H(P) = \sum_{x,y} \tilde{P}(x) P(y|x) \log P(y|x)$$

$$\text{subject to } \begin{cases} E_P(f_i) - E_{\tilde{P}}(f_i) = 0, i = 1, 2, \dots, n \\ \sum_y P(y|x) = 1 \end{cases}$$

约束最优化问题

引入拉格朗日乘子 ω_i , 将有约束问题变为无约束问题

$$L(P, \boldsymbol{\omega}) = -H(P) + \omega_0 \left(1 - \sum_y P(y|x) \right) + \sum_{i=1}^n \omega_i (E_P(f_i) - E_{\tilde{P}}(f_i))$$

$$\begin{aligned} L(P, \boldsymbol{\omega}) &= \sum_{x,y} \tilde{P}(x) P(y|x) \log P(y|x) + \omega_0 \left(1 - \sum_y P(y|x) \right) \\ &\quad + \sum_{i=1}^n \omega_i \left(\sum_{x,y} \tilde{P}(x, y) f_i(x, y) - \sum_{x,y} \tilde{P}(x) P(y|x) f_i(y|x) \right) \end{aligned}$$

约束最优化问题

对拉格朗日函数求极值，令偏导数为0

$$L(P, \omega) = \sum_{x,y} \tilde{P}(x) P(y|x) \log P(y|x) + \omega_0 \left(1 - \sum_y P(y|x) \right) + \sum_{i=1}^n \omega_i \left(\sum_{x,y} \tilde{P}(x, y) f_i(x, y) - \sum_{x,y} \tilde{P}(x) P(y|x) f_i(y|x) \right)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial L(P, \omega)}{\partial P(y|x)} &= \sum_{x,y} \tilde{P}(x) (\log P(y|x) + 1) - \sum_y \omega_0 - \sum_{i=1}^n \omega_i \sum_{x,y} \tilde{P}(x) f_i(y|x) \\ &= \sum_{x,y} \tilde{P}(x) (\log P(y|x) + 1) - \sum_{x,y} \tilde{P}(x) \omega_0 - \sum_{x,y} \tilde{P}(x) \sum_{i=1}^n \omega_i f_i(y|x) \\ &= \sum_{x,y} \tilde{P}(x) (\log P(y|x) + 1 - \omega_0 - \sum_{i=1}^n \omega_i f_i(y|x)) = 0 \end{aligned}$$

约束最优化问题

若极值存在，且解对 $\tilde{P}(x)$ 的变化不敏感，则每项均为0

$$\log P(y|x) + 1 - \omega_0 - \sum_{i=1}^n \omega_i f_i(y|x) = 0$$



$$\begin{aligned} P(y|x) &= \exp(\omega_0 - 1 + \sum_{i=1}^n \omega_i f_i(y|x)) \\ &= \exp(\omega_0 - 1) \cdot \exp\left(\sum_{i=1}^n \omega_i f_i(y|x)\right) \\ &= \frac{1}{Z_\omega(x)} \cdot \exp\left(\sum_{i=1}^n \omega_i f_i(y|x)\right) \end{aligned}$$

约束最优化问题

模型集合概率满足积分为1的条件

$$\sum_y P(y|x) = \sum_y \frac{1}{Z_\omega(x)} \cdot \exp\left(\sum_{i=1}^n \omega_i f_i(y|x)\right) = 1$$

➡ $Z_\omega(x) = \sum_y \exp\left(\sum_{i=1}^n \omega_i f_i(y|x)\right)$

最大熵模型的形式

模型集合概率满足积分为1的条件

$$P(y|x) = \frac{\exp(\sum_{i=1}^n \omega_i f_i(y|x))}{\sum_y \exp(\sum_{i=1}^n \omega_i f_i(y|x))}$$

也即softmax函数的形式

$$f(x) = \frac{e^x}{\sum_i e^{x_i}} \quad \longleftrightarrow \quad f(x) = \frac{1}{1 + e^x} = \frac{e^0}{e^0 + e^x}$$

与sigmoid函数形式也是相似的

与Logistic回归的关系?

Logistic回归又被称为对数概率回归

$$\log \frac{p}{1-p} = AX \quad \longrightarrow \quad p = \frac{1}{1 + e^{AX}}$$

更严肃的表达

$$P(y = 1|x) = \sigma(\omega^T x) = \frac{1}{1 + e^{\omega^T x}}$$

这里其实就是sigmoid函数

与Logistic回归的关系?

对特征函数 $f(x, y) = xy$ 来说

$$P(y|x) = \frac{\exp(\sum_{i=1}^n \omega_i f_i(y|x))}{\sum_y \exp(\sum_{i=1}^n \omega_i f_i(y|x))} = \frac{\exp(\sum_{i=1}^n \omega_i xy)}{\sum_y \exp(\sum_{i=1}^n \omega_i xy)}$$

$$P(y = 0|x) = \frac{1}{1 + \exp(\sum_{i=1}^n \omega_i x)}$$

$$P(y = 1|x) = \frac{\exp(\sum_{i=1}^n \omega_i x)}{1 + \exp(\sum_{i=1}^n \omega_i x)}$$

$$= P(y = 1|x) = \sigma(\omega^T x) = \frac{1}{1 + e^{\omega^T x}}$$

可以认为Logistic回归是最大熵模型下的一个特例

THANKS

www.mozheyang.top