1.Logistics Regression

● 使用 -1, 1 作为label

$$lograc{(p(y=1|x))}{(p(y=0|x))}=W^Tx+b \ p(y=1|x)+p(y=0|x)=1$$

可得:

$$p(y=1|x) = rac{1}{1+e^{-W^Tx}} \ p(y=0|x) = rac{1}{1+e^{W^Tx}}$$

联合起来可得:

$$p(y|x) = rac{1}{1 + e^{-yW^Tx}}, y \in \{0,1\}$$

使用最大似然函数可推得损失函数为:

$$min - log \ p(y|x) = log(1 + e^{-yW^Tx})$$

梯度下降法求解:

$$w=w-alpha*rac{(e^{-yW^Tx})*(-y*x)}{(1+e^{-yW^Tx})}$$

有概率:

$$p(y|x) = (rac{1}{1 + e^{-W^Tx}})^y$$
 ($rac{1}{1 + e^{W^Tx}})^{1-y}, y \in \{0,1\}$

有损失函数:

$$min \quad ylog(1+e^{-W^Tx})+(1-y)log(1+e^{W^Tx})$$

Q:对数几率的理论解释? 概率比值的对数服从线性分布?

2. Poisson Regression

泊松分布博客

泊松分布wikipedia

● 假设离散随机变量Y服从如下概率分布函数:

$$P(y) = rac{\lambda^y e^{-\lambda}}{y!}$$

其中 $\lambda > 0, y = 0, 1, 2, \ldots$ 则称Y服从泊松分布。

有如下性质:

$$\mathsf{a}.E[Y] = \lambda$$

$$\mathrm{b.}Var[Y] = \lambda$$

 $\mathsf{c}.Y_1 \sim Poisson(\lambda_1), Y_2 \sim Poisson(\lambda_2)$ 則 $Y = Y_1 + Y_2 \sim Poisson(\lambda_1 + \lambda_2)$

• 泊松回归

对于 $\lambda = W^T x + b$, 或者 $\lambda = e^{W^T x + b}$ 有:

$$P(Y = y | \lambda) = \frac{\lambda^y e^{-\lambda}}{y!}$$

那么在已知数据 $\{(x_1,y_1),(x_2,y_2),\ldots,(x_n,y_n)\}$ 时,可以对参数W和b进行求解估计。

损失函数

使用最大似然估计对泊松回归进行求解:

$$max \;\; log(\prod_{i=0}^n rac{\lambda_i^{y_i} e^{-\lambda_i}}{y_i!})$$

则可以得到相应的 损失函数 为:

$$min-ylog(\lambda)+\lambda+\sum_{k=1}^ylogk$$

• 梯度下降法求解($\lambda=e^{W^Tx+b}$)

$$egin{aligned} W &= W - lpha f'(W) \ f &= -y(W^Tx + b) + e^{W^Tx + b} + \sum_{k=1}^y logk \ f'(W) &= -yx + e^{W^Tx + b} \cdot x \end{aligned}$$

Q: 损失函数是不是再用一个Log的好。

```
grad=-y*x+np.exp(w^Tx)+x

grad=-tmp_x*y[j]+np.exp(np.dot(self.weights.T,tmp_x))*tmp_x

"""

w=w-alpha * grad(w)

"""

self.weights-=self.learning_rate*grad
```