

# CircleLoss

## 简介

## 公式

### circle loss

$$\begin{aligned}L_{unified} &= \log[1 + \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^L \exp(\gamma(s_n^j - s_p^i + m))] \\&= \log[1 + \sum_{j=1}^L \exp(\gamma(s_n^j + m)) \sum_{i=1}^K \exp(\gamma(-s_p^i))] \\&\approx [\log[\sum_{j=1}^L \exp(\gamma(s_n^j + m)) \sum_{i=1}^K \exp(\gamma(-s_p^i))]]_+ \\&= [\log \sum_{j=1}^L \exp(\gamma(s_n^j + m)) + \log \sum_{i=1}^K \exp(\gamma(-s_p^i))]_+ \\&= \gamma[LSE(\mathbf{s}_n) - NLSE(\mathbf{s}_p) + m]_+ \\&\approx \gamma[\max(s_n) - \min(s_p) + m]_+\end{aligned}$$

最后的推导的文字表述为

使同类别(*positive*)最小的相似度比非同类别(*negative*)最大的相似度大 $m$

### 最大值最小值的光滑近似

$$\begin{aligned}LSE(\mathbf{X}; \gamma) &= \frac{1}{\gamma} \log \sum_i \exp(\gamma * x_i) \approx \max(\mathbf{X}) \\NLSE(\mathbf{X}; \gamma) &= -\frac{1}{\gamma} \log \sum_i \exp(-\gamma * x_i) \approx \min(\mathbf{X})\end{aligned}$$

其中 $\mathbf{X}$ 表示多元变量,上述是对求多元变量中的子分量的最大/最小值的光滑近似

例如

$$\begin{aligned}Softplus(x) &= \log(1 + e^x) \approx \max(x, 0) = [x]_+ \\ \mathbf{X} &= [0, x]\end{aligned}$$

## 参考

[Circle loss学习与分享](#)

[如何构造一个平滑的最大值函数](#)

[寻求一个平滑的最大值函数](#)

[从最优化的角度看待Softmax损失函数](#)

[如何理解与看待在cvpr2020中提出的circle loss?](#)