最全的损失函数汇总

机器学习算法与自然语言处理 2020-06-25

公众号关注“ML_NLP”
设为“星标”，重磅干货，第一时间送达！

> 作者：mingo_敏
> 编辑：深度学习自然语言处理
> 链接：
> https://blog.csdn.net/shanglianlm/article/details/85019768

tensorflow和pytorch很多都是相似的，这里以pytorch为例。

19种损失函数

1. L1范数损失 L1Loss

计算 output 和 target 之差的绝对值。

```
torch.nn.L1Loss(reduction='mean')
```

参数：

> reduction-三个值，none: 不使用约简；mean:返回loss和的平均值；sum:返回loss的和。默认：mean。

2 均方误差损失 MSELoss

计算 output 和 target 之差的均方差。

```
torch.nn.MSELoss(reduction='mean')
```

参数：

> reduction-三个值，none: 不使用约简；mean:返回loss和的平均值；sum:返回loss的和。默认：mean。

3 交叉熵损失 CrossEntropyLoss

当训练有 C 个类别的分类问题时很有效. 可选参数 weight 必须是一个1维 Tensor, 权重将被分配给各个类别. 对于不平衡的训练集非常有效。

在多分类任务中，经常采用 softmax 激活函数+交叉熵损失函数，因为交叉熵描述了两个概率分布的差异，然而神经网络输出的是向量，并不是概率分布的形式。所以需要 softmax激活函数将一个向量进行“归一化”成概率分布的形式，再采用交叉熵损失函数计算 loss。

$$\text{loss}(x, class) = weight[class]\left(-x[class] + \log\left(\sum_j \exp(x[j])\right)\right)$$

```
torch.nn.CrossEntropyLoss(weight=None,ignore_index=-100, reduction='mean')
```

参数：

> weight (Tensor, optional) – 自定义的每个类别的权重. 必须是一个长度为 C 的 Tensor

> ignore_index (int, optional) – 设置一个目标值, 该目标值会被忽略, 从而不会影响到 输入的梯度。
> reduction-三个值，none: 不使用约简；mean:返回loss和的平均值；sum:返回loss的和。默认：mean。

4 KL 散度损失 KLDivLoss

计算 input 和 target 之间的 KL 散度。KL 散度可用于衡量不同的连续分布之间的距离, 在连续的输出分布的空间上(离散采样)上进行直接回归时 很有效.

```
torch.nn.KLDivLoss(reduction='mean')
```

参数：

> reduction-三个值，none: 不使用约简；mean:返回loss和的平均值；sum:返回loss的和。默认：mean。

5 二进制交叉熵损失 BCELoss

二分类任务时的交叉熵计算函数。用于测量重构的误差, 例如自动编码机. 注意目标的值 t[i] 的范围为0到1之间.

```
torch.nn.BCELoss(weight=None, reduction='mean')
```

参数：

> weight (Tensor, optional) – 自定义的每个 batch 元素的 loss 的权重. 必须是一个长度为 “nbatch” 的 的 Tensor

6 BCEWithLogitsLoss

BCEWithLogitsLoss损失函数把 Sigmoid 层集成到了 BCELoss 类中. 该版比用一个简单的 Sigmoid 层和 BCELoss 在数值上更稳定, 因为把这两个操作合并为一个层之后, 可以利用 log-sum-exp 的 技巧来实现数值稳定.

```
torch.nn.BCEWithLogitsLoss(weight=None, reduction='mean', pos_weight=None)
```

参数：

> weight (Tensor, optional) – 自定义的每个 batch 元素的 loss 的权重. 必须是一个长度 为 “nbatch” 的 Tensor

7 MarginRankingLoss

```
torch.nn.MarginRankingLoss(margin=0.0, reduction='mean')
```

对于 mini-batch(小批量) 中每个实例的损失函数如下:

$$\text{loss}(x, y) = \max(0, -y * (x1 - x2) + \text{margin})$$

参数：

> margin:默认值0

8 HingeEmbeddingLoss

```
torch.nn.HingeEmbeddingLoss(margin=1.0,  reduction='mean')
```

对于 mini-batch(小批量) 中每个实例的损失函数如下:

$$l_n = \begin{cases} x_n, & \text{if } y_n = 1, \\ \max\{0, \Delta - x_n\}, & \text{if } y_n = -1, \end{cases}$$

参数：

> margin:默认值1

9 多标签分类损失 MultiLabelMarginLoss

```
torch.nn.MultiLabelMarginLoss(reduction='mean')
```

对于mini-batch(小批量) 中的每个样本按如下公式计算损失:

$$\text{loss}(x, y) = \sum_{ij} \frac{\max(0, 1 - (x[y[j]] - x[i]))}{\text{x.size}(0)}$$

10 平滑版L1损失 SmoothL1Loss

也被称为 Huber 损失函数。

```
torch.nn.SmoothL1Loss(reduction='mean')
```

$$\text{loss}(x, y) = \frac{1}{n} \sum_{i} z_i$$

其中

$$z_i = \begin{cases} 0.5(x_i - y_i)^2, & \text{if } |x_i - y_i| < 1 \\ |x_i - y_i| - 0.5, & \text{otherwise} \end{cases}$$

11 2分类的logistic损失 SoftMarginLoss

```
torch.nn.SoftMarginLoss(reduction='mean')
```

$$\text{loss}(x, y) = \sum_{i} \frac{\log(1 + \exp(-y[i] * x[i]))}{\text{x.nelement}()}$$

12 多标签 one-versus-all 损失 MultiLabelSoftMarginLoss

```
torch.nn.MultiLabelSoftMarginLoss(weight=None, reduction='mean')
```

$$loss(x,y) = -\frac{1}{C} * \sum_i y[i] * \log((1+\exp(-x[i]))^{-1}) + (1-y[i]) * \log\left(\frac{\exp(-x[i])}{(1+\exp(-x[i]))}\right)$$

13 cosine 损失 CosineEmbeddingLoss

```
torch.nn.CosineEmbeddingLoss(margin=0.0, reduction='mean')
```

$$\text{loss}(x,y) = \begin{cases} 1-\cos(x_1,x_2), & \text{if } y == 1 \\ \max(0,\cos(x_1,x_2)-\text{margin}), & \text{if } y == -1 \end{cases}$$

参数:

> margin:默认值0

14 多类别分类的hinge损失 MultiMarginLoss

```
torch.nn.MultiMarginLoss(p=1, margin=1.0, weight=None,  reduction='mean')
```

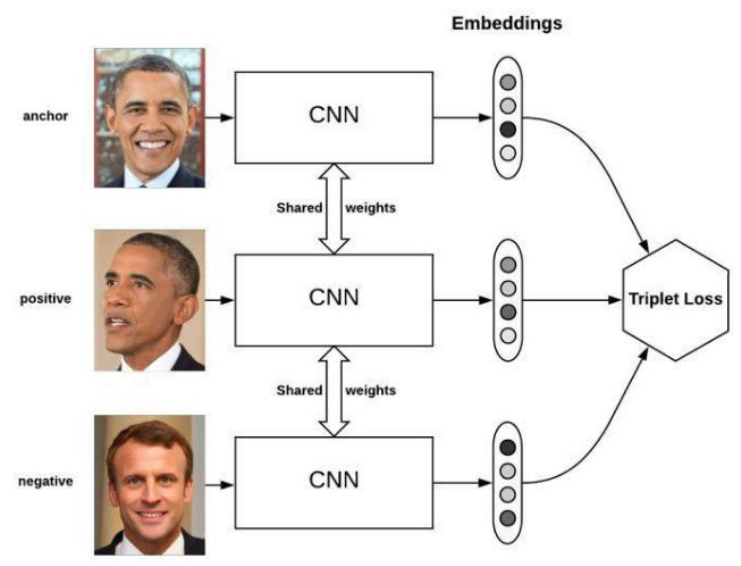
$$\text{loss}(x,y) = \frac{\sum_i \max(0, w[y] * (\text{margin} - x[y] + x[i]))^p)}{\text{x.size}(0)}$$

参数:

> p=1或者2 默认值：1
> margin:默认值1

15 三元组损失 TripletMarginLoss

和孪生网络相似，具体例子：给一个A，然后再给B、C，看看B、C谁和A更像。




```
torch.nn.TripletMarginLoss(margin=1.0, p=2.0, eps=1e-06, swap=False, reduction=
```

$$L(a,p,n)=\max\{d(a_i,p_i)-d(a_i,n_i)+\text{margin},0\}$$

其中：

$$d(x_i,y_i)=\|\mathbf{x}_i-\mathbf{y}_i\|_p$$

16 连接时序分类损失 CTCLoss

CTC连接时序分类损失，可以对没有对齐的数据进行自动对齐，主要用在没有事先对齐的序列化数据训练上。比如语音识别、ocr识别等等。

```
torch.nn.CTCLoss(blank=0, reduction='mean')
```

参数：

> reduction-三个值，none: 不使用约简；mean:返回loss和的平均值；sum:返回loss的和。默认：mean。

17 负对数似然损失 NLLLoss

负对数似然损失. 用于训练 C 个类别的分类问题.

```
torch.nn.NLLLoss(weight=None, ignore_index=-100,  reduction='mean')
```

参数：

> weight (Tensor, optional) – 自定义的每个类别的权重. 必须是一个长度为 C 的 Tensor
> ignore_index (int, optional) – 设置一个目标值, 该目标值会被忽略, 从而不会影响到 输入的梯度.

18 NLLLoss2d

对于图片输入的负对数似然损失. 它计算每个像素的负对数似然损失.

```
torch.nn.NLLLoss2d(weight=None, ignore_index=-100, reduction='mean')
```

参数：

> weight (Tensor, optional) – 自定义的每个类别的权重. 必须是一个长度为 C 的 Tensor
> reduction-三个值，none: 不使用约简；mean:返回loss和的平均值；sum:返回loss的和。默认：mean。

19 PoissonNLLLoss

目标值为泊松分布的负对数似然损失

```
torch.nn.PoissonNLLLoss(log_input=True, full=False,  eps=1e-08,  reduction='mea
```

参数：

> log_input (bool, optional) – 如果设置为 True，loss 将会按照公式 exp(input) - target * input 来计算, 如果设置为 False，loss 将会按照 input - target * log(input+eps) 计算.
> full (bool, optional) – 是否计算全部的 loss, i. e. 加上 Stirling 近似项 target * log(target) - target + 0.5 * log(2 * pi * target).
> eps (float, optional) – 默认值: 1e-8

参考资料：

pytorch loss function 总结
http://www.voidcn.com/article/p-rtzqgqkz-bpg.html

END

推荐阅读：

NLP中的少样本困境问题探究

深度学习 CNN trick 合集