

图匹配的问题和想法

人工标注点的问题

如何自动获取点，大部分工作[1],[2]使用的Pascal VOC数据集的annotation里面包含了人工标注的点和边，邻域矩阵A是通过对坐标点进行三角剖析获得的。有没有方法让网络自己学习到邻域矩阵A？

目前方法：使用Self-attention对边进行相似度的权值计算，可以通过网络学习到边的权重。

这种方法在SuperGlue和LoFTR中使用到，但是他们属于特征点匹配，还没有用在语义点匹配的问题上。

我的想法：将Self-attention用在语义匹配上

匹配矩阵的计算复杂度

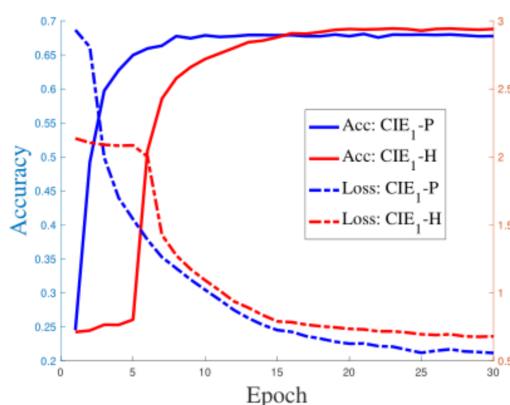
研究Sinkhorn是否是影响到计算复杂度¹

Hungarian不可以反传参数，但是可以减轻不必要的计算，保证了精确率。

设计实验：

测试反传参数的梯度大小

大量的迭代导致样本不平衡的影响更大



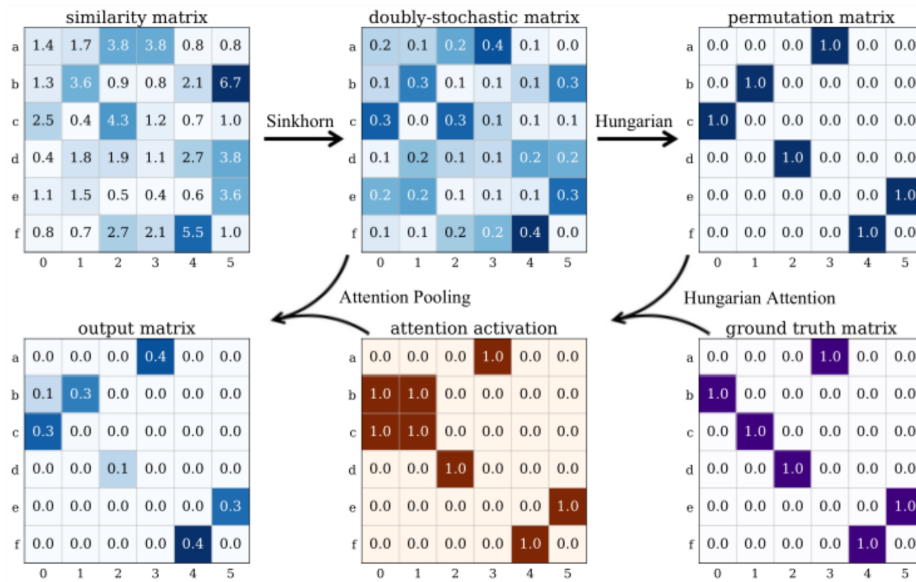
解决方法：对最终的loss加入mask Z

原公式如下所示：

$$L_{CE} = - \sum_{i \in G_1, j \in G_2} (S_{ij}^G \log S_{ij} + (1 - S_{ij}^G) \log (1 - S_{ij})) \quad (1)$$

加入mask，其中mask由离散形式的Hungarian和groundtruth结合而成：

$$H_{CE} = - \sum_{i \in G_1, j \in G_2} Z_{ij} (S_{ij}^G \log S_{ij} + (1 - S_{ij}^G) \log (1 - S_{ij})) \quad (2)$$



可能的缺点：只是在最后的输出层考虑的最有可能为正样本的损失，在反传时仍然需要考虑其他负样本的计算，依旧会导致不平衡。

最直接的方式：缩短甚至消除Sinkhorn的迭代层。

我的想法：动态调节迭代次数，逐渐缩减，同时设计损失函数考虑所有的样本，但是会动态调节平衡。

样本不平衡问题

由于对匹配矩阵的输出进行二分类，分为匹配的点对和不匹配的点对。

对于匹配矩阵 $\mathbf{X} = R^{n \times m}$, $n \leq m$ ，正确匹配的点对为 n ，不匹配的点对为 $m \times n - n$ 。

目前的解决方法相当于对不同分类调整权重²

解决方法：使用超参数调节二分类的权重

对比交叉熵损失：

$$L_{crossentropy} = - \sum_{ij} \mathbf{X}_{ij}^* \log(\mathbf{X}_{ij}) + (1 - \mathbf{X}_{ij}^*) \log(1 - \mathbf{X}_{ij}) \quad (3)$$

$$L_{FM} = e^{\alpha \sum_{ij} [\mathbf{X} \odot (1 - \mathbf{X}^*)]} + e^{\beta \sum_{ij} [\mathbf{X}^* \odot (1 - \mathbf{X})]} \quad (4)$$

但是过度扩大小类别的权重会出现过拟合现象。

数据集问题

目前没有SAR和可见光的语义点数据集，可以自己做一个，并用前人的模型在数据集上进行测试。

需要做的工作是收集2000幅光-SAR图像，每张图像标注10个语义点。

1. Tianshu Yu, Runzhong Wang, Junchi Yan, and Baoxin Li. Learning deep graph matching with channel-independent embedding and hungarian attention. In Proceedings of the International Conference on Learning Representations, volume 20, 2020. <https://openreview.net/pdf?id=rJgBd2NYPH>

2. Quankai Gao, Fudong Wang, Nan Xun, Jin-Gang Yu, Gui-Song Xia¹Deep Graph Matching under Quadratic Constraint. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021. [↩](#)