CROSSMATCH: CROSS-CLASSIFIER CONSISTENCY REGULARIZATION FOR OPEN-SET SINGLE DOMAIN GENERALIZATION (ICLR2022 [6,6,5,5])

本文试图解决一种新问题: Open-Set Single Domain Generalization (OS-SDG),即目标域包含源域的标签空间所不包含的标签,在这种情况下对目标域进行分类任务,并把未出现的标签标为unknown。

大致的思路是,先进行data augmentation,通过maximize两个loss,分别生成两类数据,一类是known class的数据 D_{u} 。这个阶段对应着maximization过程。之后将 D_{k} 加入 D_{s} (是single training domain的数据),用 D_{s} 和 D_{u} 针对不同的loss去训练普通的多分类器F和multi-binary分类器 F_{b} ,同时要align F_{b} 和F的预测结果(对应minimize过程)。两个阶段交替迭代。

stage 1. Minimization

这一阶段最小化如下的loss: $L_{min}=L_{ce}+L_{ova}+L_{ent}^b+\alpha L_{ccr}$ L_{ce} 是普通的ce loss,用于利用训练F.

 $L_{ova}(x,y)=-log(p_b^y(t=0|x))-\underset{i\neq y}{minlog}(p_b^i(t=1|x)), \ \ where \ p_b^i(t=0|x)$ 表示x被分为 class i的概率, $p_b^i(t=1|x)$ 表示x不属于class i的概率, $p_b^i(t=0|x)+p_b^i(t=1|x)=1$.用 D_s (有标签数据)最小化这个loss希望x尽可能属于其真实标签y,尽可能不属于hardest negative class。直观上理解就是在调整x所属类y的边界让他尽量属于y,并调整离y最近的类的边界让该边界远离x,其实就是在让类别已知的样本的决策边界尽量远离其他类。这可能有助于分开unknown class。

$$L_{ent}^b = -\sum_{i=1}^k p_b^i(t=0|x)logp_b^i(t=0|x) + p_b^i(t=1|x)logp_b^i(t=1|x)$$
,是 F_b 输出的 entropy,用 D_u 最小化它,增加分开known class和unknown class的confidence。

 $L_{ccr}=\sum_{i=1}^k||p_b^i-p_{b'}^i||^2$ 是对 F_b 和F预测结果的alignment。希望把 F_b 从 D_u 训练出的关于unknown class的信息传递给F.

stage 2. Maximization

最大化 $L^k_{max}=L_{sdg}(\theta_g,\theta_f;x_s)-\gamma L_{const}(\theta_g;x_k,x_s)$ 用于生成 D_k , L_{sdg} 采取了Generalizing to Unseen Domains via Adversarial Data Augmentation(NIPS 2018)中的对抗样本生成方式,距离度 量 $L_{const}(\theta_g;x_k,x_s)=||G(x_k)-G(x_s)||^2$ 用于生成与known class相近的数据。将maximize这个 loss得到的样本 D_k 并入 D_s ,供下一轮迭代使用。

最大化 $L^k_{max}=L_{unk}(\theta_g,\theta_f;x_s)-\gamma L_{const}(\theta_g;x_k,x_s)$ 用于生成 D_u ,其中 $L_{unk}(\theta_g,\theta_f;x_s)=-log(p_b^y(t=0|x))+\sum_{i\neq y}^k log(p_b^i(t=1|x))$ 希望x不属于class y,同时其余所有class都倾向于把x分类为不属于自己,这样就生成了一个属于unknown class的样本。将生成的样本加入 D_u 供下一轮迭代使用。

Inference

利用训练好的分类器F预测时,将输出熵大于threshold μ 的x预测为unknown,否则取正常预测结果。

思考和总结:本文用了交替迭代增强数据的方法,分别生成known class的数据和unknown class的数据,同时在原本的分类器F基础上引入一个multi-binary classifier F_b ,并通过 L_{crr} 建立F和 F_b 的联系,以提高对未知类别的识别能力。