

URL: <https://arxiv.org/pdf/1905.03422.pdf>

Main idea

这是一个follow了Bag of tricks那篇论文的工作，不同的是这篇论文关注的是ReID在实际应用过程中的domain shift的问题。并且和一些UDA问题不同，这篇论文在训练过程中不需要用到target domain的图片，属于domain generalization (DG) 方法。论文认为合理的Instance Normalization和Batch Normalization可以减小source domain和target domain在风格和内容上的差异。更具体地，论文认为浅层的IN可以减小风格上的差异，深层的BN可以同时减小风格和内容上的差异，且为了避免Normalization带来的信息丢失，IN只在少数浅层加入。论文的结果超过了所有只在source domain上训练的方法，以及超过了大多数用到了target domain图片来辅助监督训练的方法。再次值得强调的是，论文的方法在训练过程中没有用到任何target domain的图片信息。并且，思路很简单，扩展也容易。

Dataset

VIPeR, PRID, GRID, and i-LIDS

Model

Backbone: MobileNetV2 IN和BN结构：

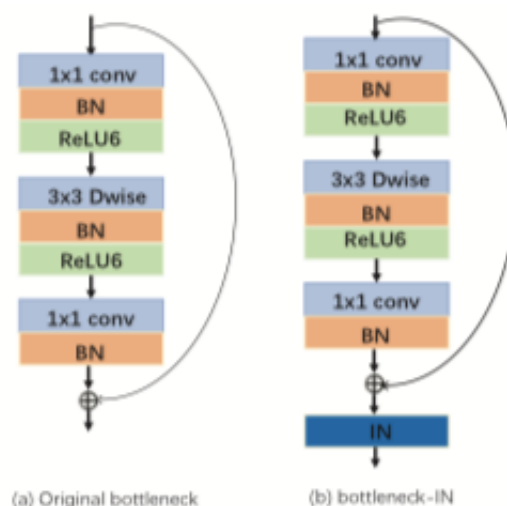


Figure 1. The structure of our MobileNetV2 bottlenecks with added Instance normalization (we use the block with stride=1 as an example).

Experiment Detail

- 数据增广只用了random crop和random flip，弃用random erase，我的大量实验表明random erase会加重模型在source domain中过拟合，影响在target domain中的性能。
- loss只用了分类loss，trick上用了label smooth。
- 细节上，IN只加在浅层避免信息丢失，且加在residual block的相加操作之后，避免错位。BN和

Bag of tricks操作一样冻结了beta。FC层去掉了偏置。

Thoughts

思路很简单，实现起来也很简单，结果上看也work，可以一试。但是我个人感觉论文理论解释还不够，也缺少中间结果的可视化。后面我会尝试一下。