

行人重识别研究综述(一)

大致分为五类：

基于表征学习的ReID方法

基于度量学习的ReID方法

基于局部特征的ReID方法

基于视频序列的ReID方法

基于GAN造图的ReID方法

1，基于表征学习的ReID方法（重要baseline）

优点：比较鲁棒，训练比较稳定，结果也比较容易复现

确定：表征学习容易在数据集的domain上过拟合，并且当训练ID增加到一定程度的时候会显得比较乏力。

有些研究者把行人重识别问题看做分类(Classification/Identification)问题或者验证(Verification)问题：（1）分类问题是指利用行人的ID或者属性等作为训练标签来训练模型；（2）验证问题是指输入一对（两张）行人图片，让网络来学习这两张图片是否属于同一个行人。

一种方法利用Classification/Identification loss和verification loss来训练网络，其网络示意图如下图所示。网络输入为若干对行人图片，包括分类子网络(Classification Subnet)和验证子网络(Verification Subnet)。分类子网络对图片进行ID预测，根据预测的ID来计算分类误差损失。验证子网络融合两张图片的特征，判断这两张图片是否属于同一个行人，该子网络实质上等于一个二分类网络。经过足够数据的训练，再次输入一张测试图片，网络将自动提取出一个特征，这个特征用于行人重识别任务。

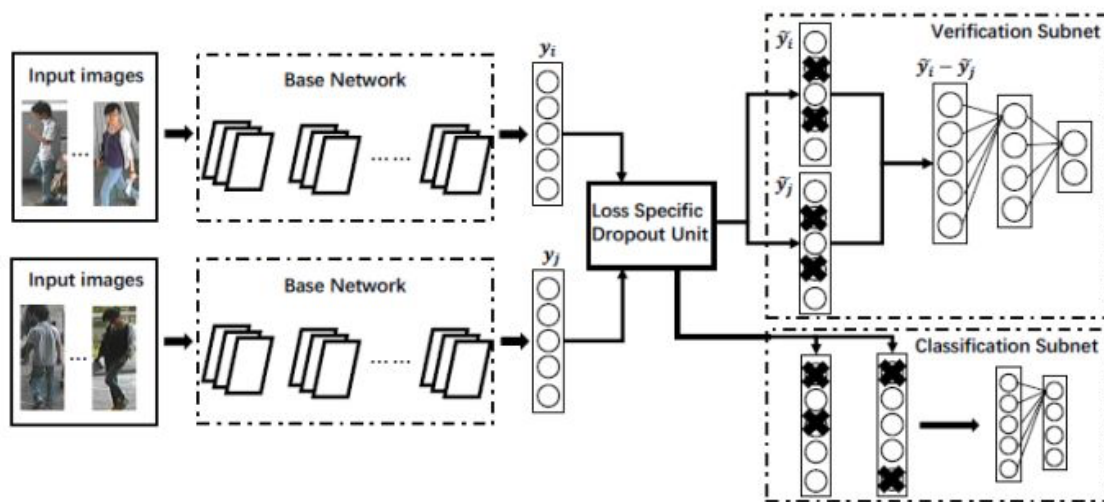


Figure 1. The proposed deep Re-ID network architecture.

另一种方法认为光靠行人的ID信息不足以学习出一个泛化能力足够强的模型。在这些工作中，它们额外标注了行人图片的属性特征，例如性别、头发、衣着等属性。通过引入行人属性标签，模型不但要准确地预测出行人ID，还要预测出各项正确的行人属性，这大大增加了模型的泛化能力，多数论文也显示这种方法是有用的。下图是其中一个示例，从图中可以看出，网络输出的特征不仅用于预测行人的ID信息，还用于预测各项行人属性。通过结合ID损失和属性损失能够提高网络的泛化能力。

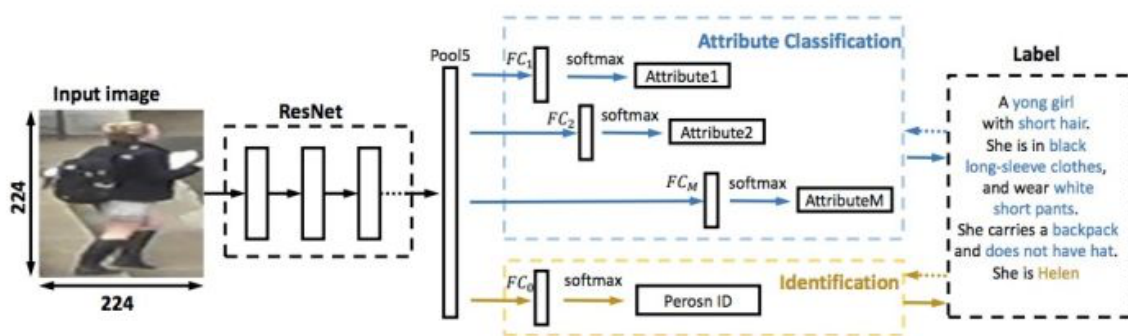


Figure 2. An overview of the APR network. During training, it predicts M attribute labels and an ID label. The weighted sum of the individual losses is back propagated. During testing, we extract the Pool5 (ResNet-50) or FC7 (CaffeNet) descriptors for retrieval.