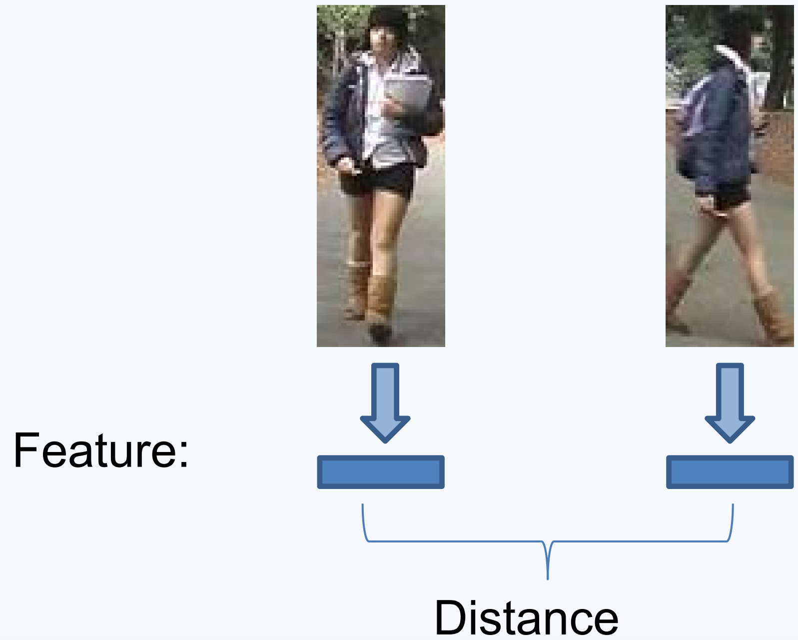
Re-ranking Person Re-identification with k-reciprocal Encoding

Zhun Zhong ,LiangZheng, Donglin Cao, Shaozi Li

Reference: http://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2017/papers/Zhong_Re-Ranking_Person_Re-Identification_CVPR_2017_paper.pdf

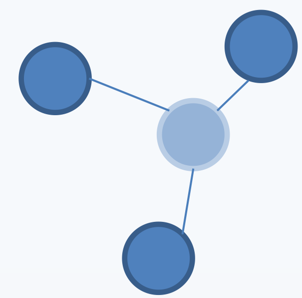
Intelligent Information Fusion Research Group

训练完毕后，能对图片抽特征，能对特征算距离了。



那么怎么**无监督地**对这个距离进行改进？

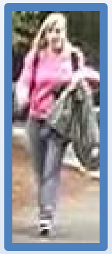
作者想法与 **图** 类似。



图中一个点可以用**自己的信息**表示，
也可以用他的**邻居点**表示。

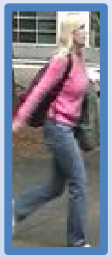
现在我们这张图已经有自己的feature了，也就可以自己表示自己，那么**怎么用邻居表示自己呢？**
图片的邻居是什么呢？

你中有我，我中有你:品味相同　　　　互为top-k:两者的特征会很接近

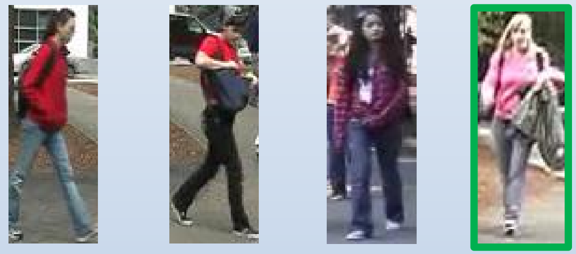


Top-k:

那么现在一张图片就有了
邻居信息。
可以用**邻居信息**来代表图片了

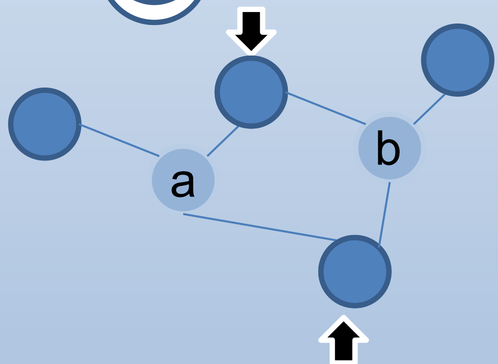


Top-k:



$$N(p,k)=\{g_1^0,g_2^0,\dots,g_k^0\},|N(p,k)|=k$$

$$\mathcal{R}(p,k)=\{g_i \mid (g_i\in N(p,k))\wedge(p\in N(g_i,k))\}$$



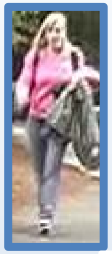
a与b不那么相似，但是他们邻居**有重叠**。根据传播性，
那么他们也可能是**同一个人**。

所以**a的邻居信息也可以有b**

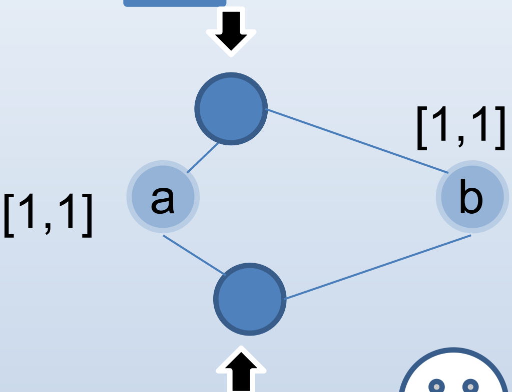
$$\mathcal{R}^*(p,k)\leftarrow\mathcal{R}(p,k)\cup\mathcal{R}(q,\tfrac{1}{2}k)$$

$$s.t.\ \left|\mathcal{R}(p,k)\cap\mathcal{R}(q,\tfrac{1}{2}k)\right|\geqslant\tfrac{2}{3}\left|\mathcal{R}(q,\tfrac{1}{2}k)\right|,$$

$$\forall q\in\mathcal{R}(p,k)$$



邻居信息为向量[1, 0, 0,0,...],满足上面任何一个条件的都标为1.



但是，

$$\mathcal{V}_{p,g_i} = \begin{cases} e^{-d(p,g_i)} & \text{if } g_i \in \mathcal{R}^*(p,k) \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

对于ab,邻居信息都为[1,1]。
这样的**邻居信息**就表示不出**距离远近的差别**。

所以对于所有的**1**，用**原始的距离表示**，作者还对这个距离还加上了一个平滑。变成[e^{-d}, e^{-d},...] -->可能 [0.9, 0.8,...]

现在图片的邻居信息就有了。
大概表示是这样的:

$$\mathcal{V}_p = \frac{1}{|N(p,k)|} \sum_{g_i \in N(p,k)} \mathcal{V}_{g_i}$$

原始距离比较接近

[0, 0.80, 0,...]

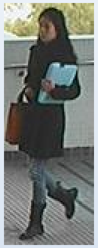
[0, 0.40, 0,...]

[0,   0,   0,...]

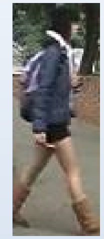
取个平均，
减少一些噪声。

[0, 0.40, 0,...]

现在就得到了图片的**最终邻居信息**



[0, 0.40, 0, 0.5, 0, 0, ...]



[0.2, 0, 0, 0, 0, 0, ...]

而且我们还有图片之间的**原始距离信息**。那么把邻居信息搞成一个**新的距离信息**，就能与**老的距离信息**一起来算最终的距离。达到**无监督地re-rank**。

考虑到邻居信息是一个**大向量，**
作者使用**Jaccard距离**来算

$$d_J(p, g_i) = 1 - \frac{|\mathcal{R}^*(p, k) \cap \mathcal{R}^*(g_i, k)|}{|\mathcal{R}^*(p, k) \cup \mathcal{R}^*(g_i, k)|}$$

⬇

亲密关系

$$d_J(p, g_i) = 1 - \frac{\sum_{j=1}^{N} \min(\mathcal{V}_{p,g_j}, \mathcal{V}_{g_i,g_j})}{\sum_{j=1}^{N} \max(\mathcal{V}_{p,g_j}, \mathcal{V}_{g_i,g_j})}$$

最终无监督的re-rank的距离就是
新距离和老距离之间的一个平衡。

$$d^*(p, g_i) = (1 - \lambda) d_J(p, g_i) + \lambda d(p, g_i)$$