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

Zhun Zhong ,LiangZheng, Donglin Cao, Shaozi Li

分享者: 林少川

reference: http://openaccess.thecvf.com/content\_cvpr\_2017/papers/Zhong\_Re-Ranking\_Person\_Re-Identification\_CVPR\_2017\_paper.pdf

# Background

测试阶段, query 与 gallery 经过训练好的model, 取得 feature矩阵相乘, 会得到:

利用 图片与图片之间的相似性,可以 无监督地对相似度矩阵进行改进。



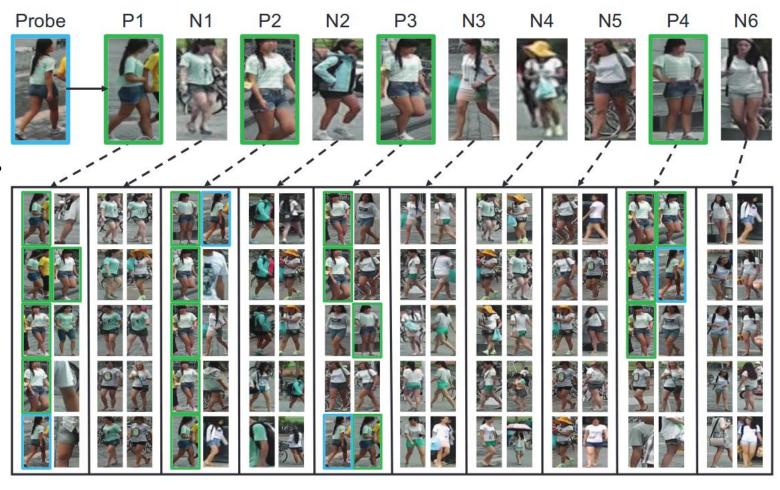


#### example

Probe 的top-k排序有 P1, P1的top-k排序也有Probe, 说明P1为Probe的正样本的可能性很大。 即两者互为top-k。

并且作者取出这些互为top-k的图片作为该图片的"上下文信息" (类似P1, P2, P3, P4…) 之后利用上下文信息进行re-rank

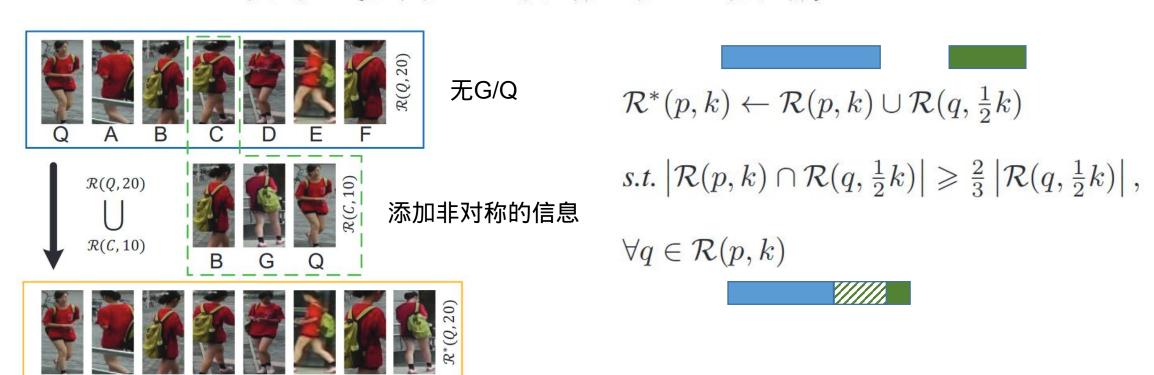
所以本文作者主要关注的就是 怎么更好地利用 <u>图片之间的对称性信息</u> <u>(同时也考虑添加一些非对称性信息)</u>



对比2018改进的论文,使用的是相似度的传播,将gallery与gallery之间的相似度矩阵不断传播到query与gallery的相似度矩阵上来。 而这里更多的考虑的是类似上下文(互为top-k)的信息。

#### 怎么使用上下文信息? 具体做法

$$N(p,k) = \{g_1^0, g_2^0, ..., g_k^0\}, |N(p,k)| = k$$
$$\mathcal{R}(p,k) = \{g_i \mid (g_i \in N(p,k)) \land (p \in N(g_i,k))\}$$



#### 具体做法

• 现在已经有上下文信息。算 Jaccard distance

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

• 但是,  $\mathcal{R}^*(p,k)$  只用 0, 1 表示的话,只能表示存在或者不存在的问题,太公平了。改进,用上原来的距离表示新的距离:

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

### 具体做法

- 新的距离继续改进:
- 对于原始距离比较接近的样本,新的距离也应该比较接近。可以取个平均来表示:

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

· 这里的k为k2。之前的互为top-k,k为k1,k1可以大一点;k2正常应 该是比较小点

# 具体做法

• 最终Jaccard distance

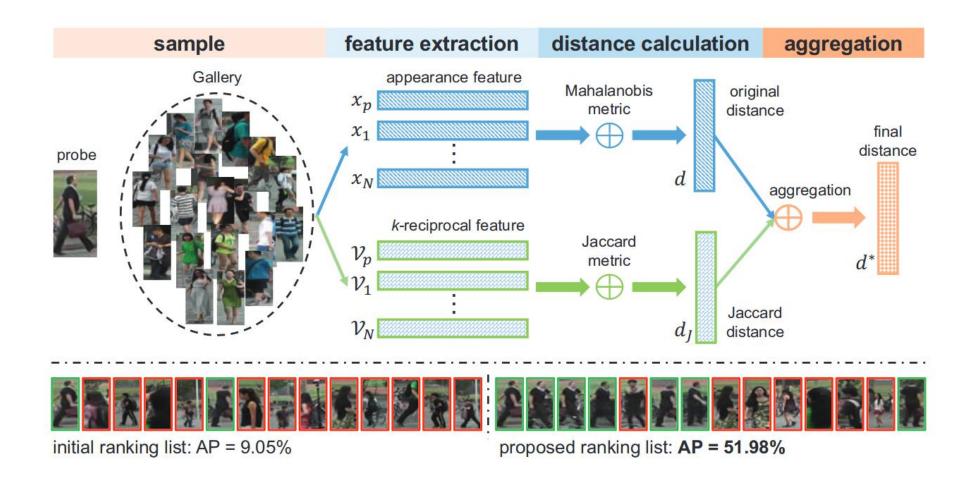
$$d_{J}(p, g_{i}) = 1 - \frac{\sum_{j=1}^{N} \min(\mathcal{V}_{p, g_{j}}, \mathcal{V}_{g_{i}, g_{j}})}{\sum_{j=1}^{N} \max(\mathcal{V}_{p, g_{j}}, \mathcal{V}_{g_{i}, g_{j}})}$$

• 最后的距离(上下文信息 + 原始信息)

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

- 实验效果
  - market 1501
  - baseline ↑4个点, PCB ↑1个点。
  - 主要mAP提升得较多。

# 总体框架



# THANK YOU~