

行人再标识方法研究若干进展

赖剑煌教授

中山大学数据科学与计算机学院

2016年10月28日 深圳先进技术研究院

- 行人再识别问题和方法
- 若干研究进展

- 行人再识别问题和方法
- 若干研究进展

行人再识别问题介绍

- 在不同摄像头场景下，把相同行人关联起来的问题称为行人再标识(Person Re-Identification)
- 问题的挑战性在于不同摄像头中行人的表现变化剧烈，包括：
 - ◆ 光照变化
 - ◆ 姿态变化
 - ◆ 视角变化
 - ◆



行人再标识方法概述

■ 摄像机间具有重叠视域

- 1、特征几何关系方法
- 2、表观方法
- 3、组合方法
- 4、其他方法



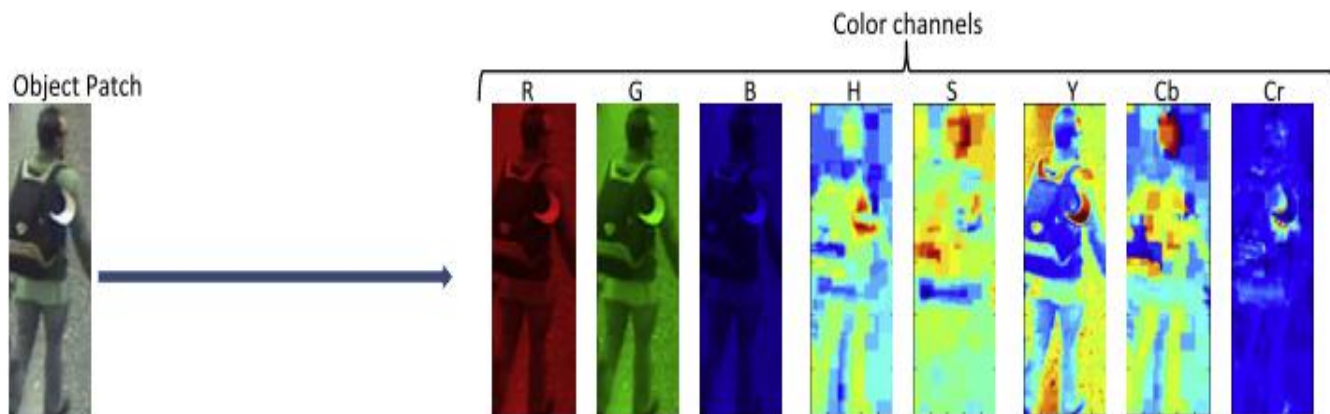
■ 摄像机间具有非重叠视域（更具挑战性，研究热点）

- 1、基于行人特征表达的方法（传统特征、深度特征等）
- 2、训练行人匹配模型的方法（训练判别模型、距离学习等）
- 3、上下文线索的挖掘（时空约束、显著性约束等）
- 4、其他方法（数据集之间的迁移学习等）

1. 基于行人特征表达的方法

■ 鲁棒特征描述（提取特征）

1. 底层特征：颜色、纹理、形状等 [Gray ECCV'08]
2. 中层特征：图像块 [Zhao CVPR'14]
3. 高层特征：属性 (Attribute) [Liu ECCVW'12]，深度特征 [Li CVPR'14]



1. 基于行人特征表达的方法

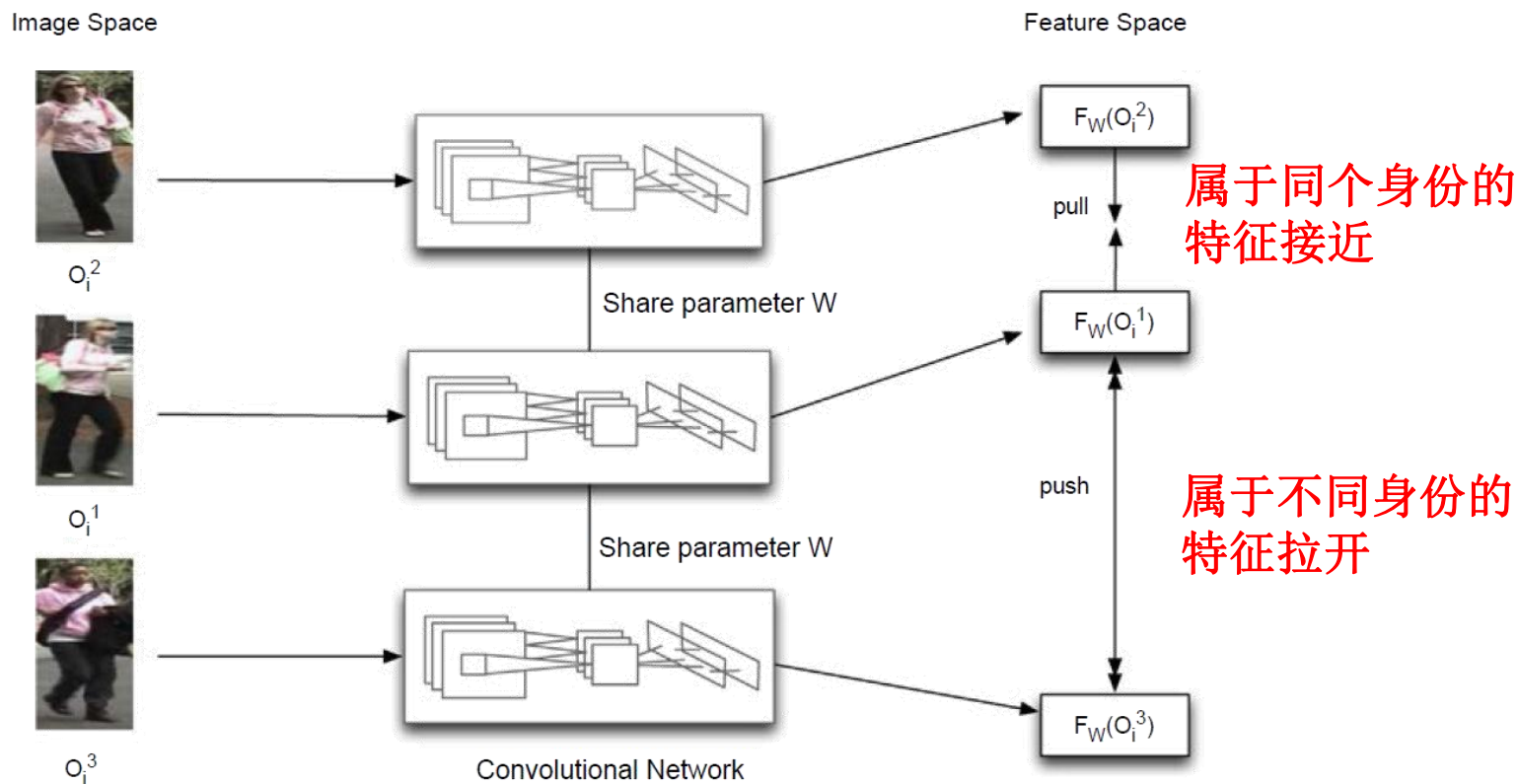
■ 行人局部分割模型（目的是提高局部特征判别性）

1. 上下半身分割 [Farenzena CVPR'10, Guoyun Lian PR'11]
2. 条纹分割 [Gray ECCV 2008; Zheng PAMI'13]
3. 金字塔模型 [Guo ICPR'14]
4. 部件模型 [Cheng BMVC'11]



1. 基于行人特征表达的方法

■ 使用CNN提取 (提取特征的新热点)



训练CNN的主要思路:

$$\|F_W(O_i^1) - F_W(O_i^2)\| < \|F_W(O_i^1) - F_W(O_i^3)\|$$

Shengyong Ding, Liang Lin, Guangrun Wang, and Hongyang Chao, "Deep feature learning with relative distance comparison for person re-identification" Patter Recognition , 2015.

2. 训练行人匹配模型的方法

■ 基于局部鉴别成分分析 (LFDA) 的方法

通过学习出一个子空间，同时保持局部流形距离与判别性
学习度量矩阵M，此处可等价于学习子空间投影T：

$$(x_1 - x_2)^T M (x_1 - x_2) = (x_1 - x_2)^T T T^T (x_1 - x_2) = \left\| T^T x_1 - T^T x_2 \right\|_2^2$$

LFDA的目标函数：
$$T_{lfda} = \arg \max_T r \left((T^T S^W T)^{-1} T^T S^b T \right)$$

↓
T是需要学习的投影矩阵

基本思路：最小化类内距离（相同身份的图像对距离近，
最大化类间距离（不同身份的图像对距离远）

Sateesh Pedagadi, et al. "Local fisher discriminant analysis for pedestrian re-identification." Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2013.

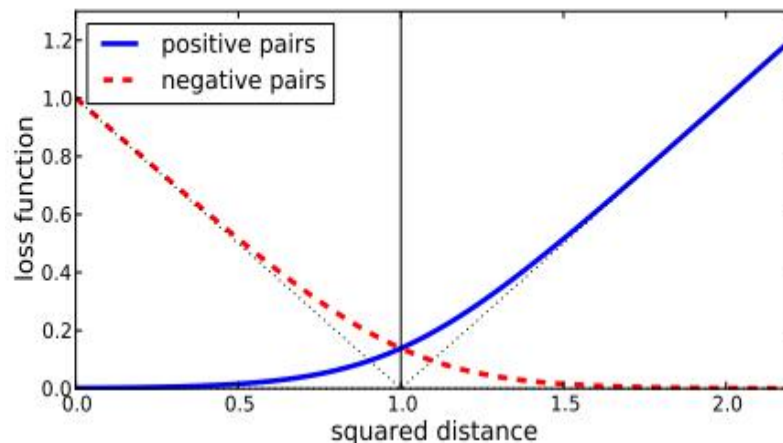
2. 训练行人匹配模型的方法

- 基于**成对约束成分分析 (PCCA)** 方法目标是学习出一个鉴别性强的距离表示，使得**正样本对**的距离小，尽量靠近，**负样本对**尽量远离

$$\min_L E(L) = \sum_{n=1}^c \ell_{\beta} (y_n (D_L^2(\mathbf{x}_{i_n}, \mathbf{x}_{j_n}) - 1)) \quad \text{目标函数}$$

L是需要学习的投影矩阵

如图所示，对于**蓝色正样本对**，距离越大惩罚越大，对于**红色负样本对**来说，距离越大则惩罚越小



Mignon, Alexis, and Frédéric Jurie. "PCCA: A new approach for distance learning from sparse pairwise constraints." Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012.

2. 训练行人匹配模型的方法

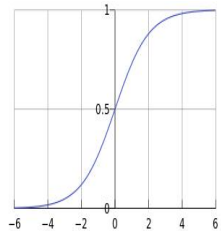
■ 基于相对距离比较的方法

物理意义：通过学习一个距离矩阵，最大化正样本对的绝对值差异与负样本对的绝对值差异之间的相对距离

OBJECTIVE positive difference vector $f(\mathbf{x}_i^p) < f(\mathbf{x}_i^n)$ negative difference vector

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{M} \mathbf{x}, \mathbf{M} \succeq 0$$

↓



soft margin measure

$$\mathbf{M} = \mathbf{A} \mathbf{\Lambda} \mathbf{A}^T = \mathbf{W} \mathbf{W}^T, \quad \mathbf{W} = \mathbf{A} \mathbf{\Lambda}^{\frac{1}{2}}$$

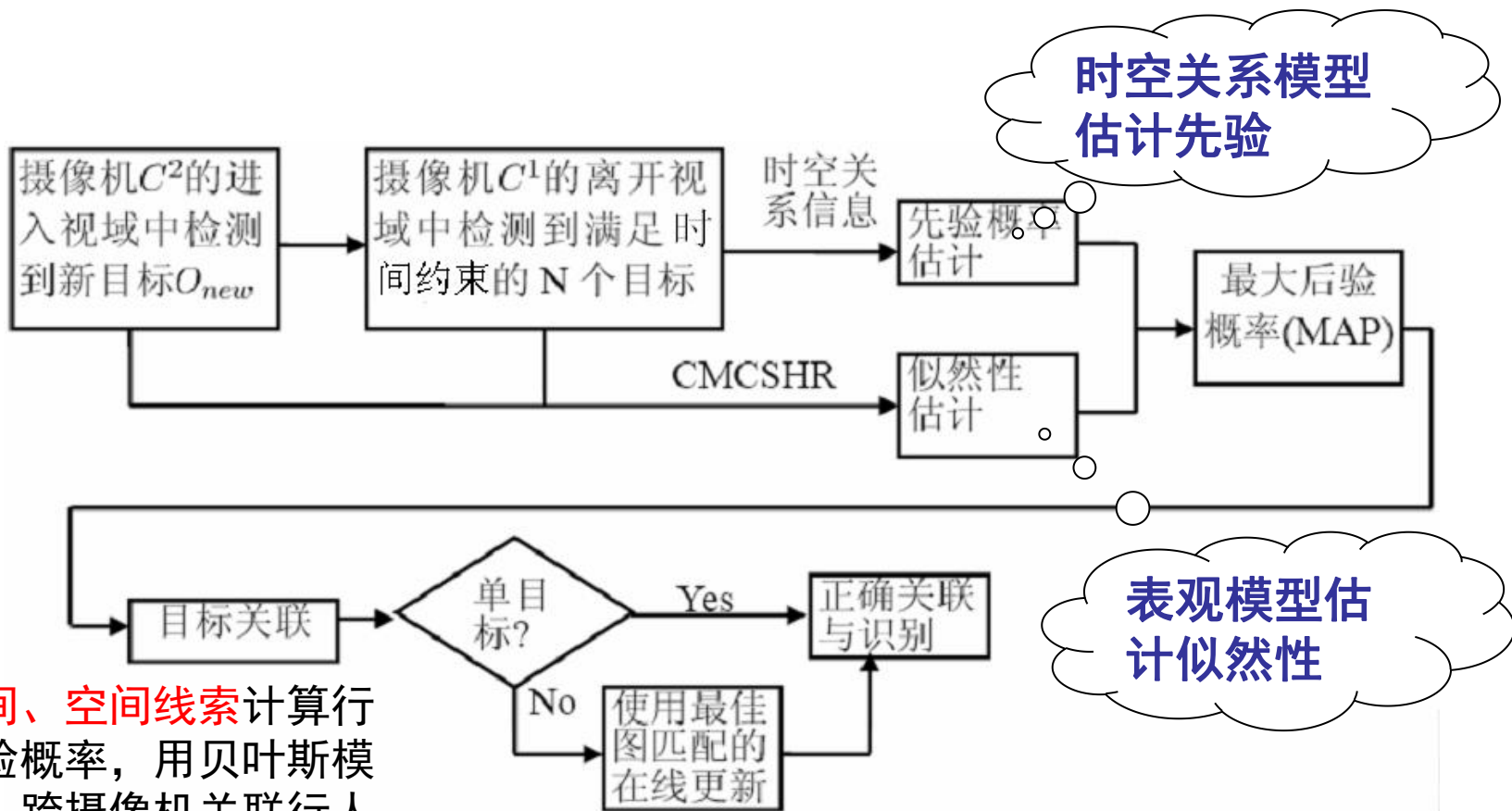
$$\min_{\mathbf{W}} r(\mathbf{W}, \mathcal{O}), \quad s.t. \quad \mathbf{w}_i^T \mathbf{w}_j = 0, \quad \forall i \neq j$$

$$r(\mathbf{W}, \mathcal{O}) = \sum_{\mathcal{O}_i} \log(1 + \exp \{ \|\mathbf{W}^T \mathbf{x}_i^p\|^2 - \|\mathbf{W}^T \mathbf{x}_i^n\|^2 \})$$

Wei-Shi Zheng, Shaogang Gong, and Tao Xiang, "Re-identification by Relative Distance Comparison," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 35, no. 3, pp. 653-668, 2013

3. 上下文线索的挖掘

- 例如：基于时空约束（行人关联的贝叶斯模型框架）



利用时间、空间线索计算行人的先验概率，用贝叶斯模型建模，跨摄像机关联行人

Guoyun Lian, Jian-Huang Lai, and Wei-Shi Zheng, "Spatial-temporal consistent labeling of tracked pedestrians across non-overlapping camera views," Pattern Recognition, 44, 1121-1136, 2011.

4. 其他方法

■ 基于迁移学习的跨场景行人再标识（充分利用已有数据）

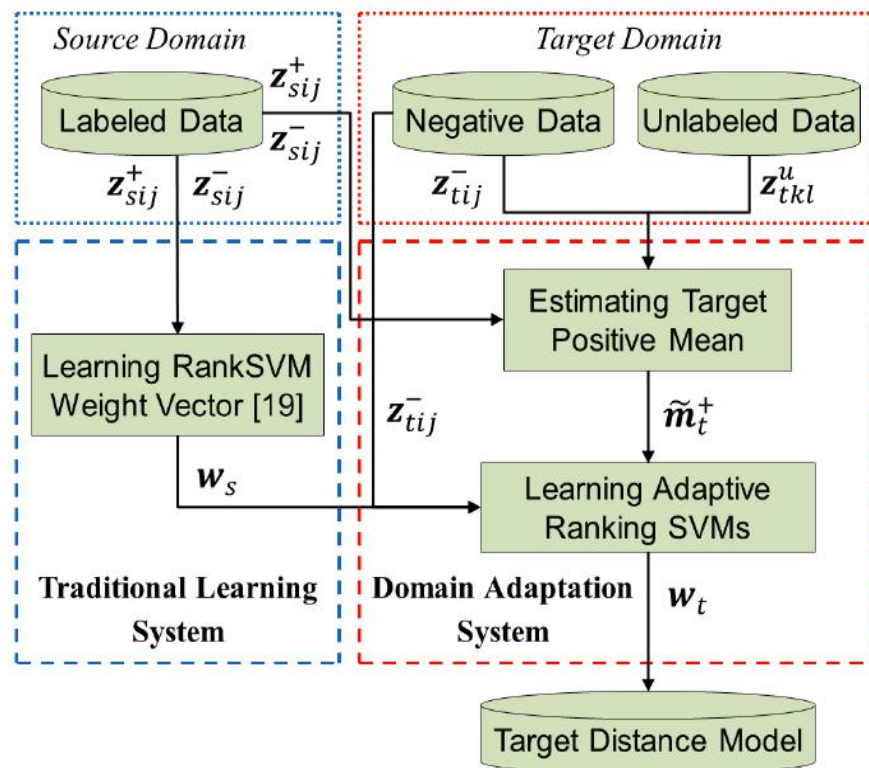
源域 (source domain) : 已知身份的现有数据库;

目标域 (target domain) : 新数据库

■ 基本思路:

源域的有标记数据 +
目标域的负样本对,
来训练目标域的RankSVM

RankSVM 迁移学习框架



4. 其他方法

■ 在开集场景下基于人群集合的行人再标识

开集场景：真实场景下，行人再标识系统指专注于少量的目标行人，但会受到大量的非目标行人的影响。（更加实际，更加困难）

研究目标：给定一张测试图像，验证他是否在一个目标行人集合里面。

基本思路：从大量的非目标行人中估计类内样本，将类间样本和人群集合的信息，迁移到目标行人中，解决目标行人的小样本问题。

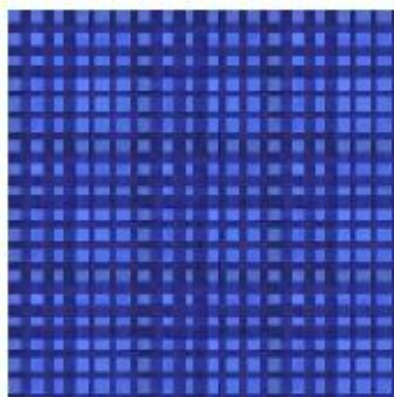


Wei-Shi Zheng, Shaogang Gong, and Tao Xiang. Towards Open-World Person Re-Identification by One-Shot Group-based Verification. IEEE TPAMI, 2015.

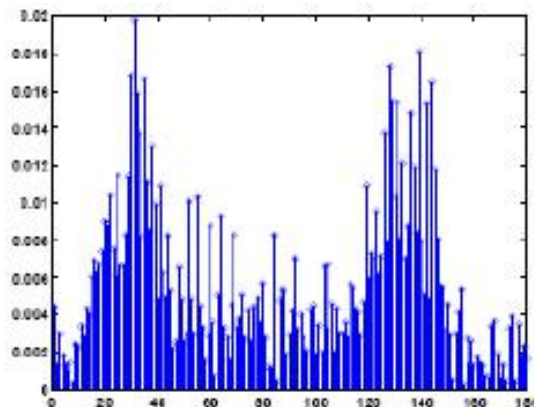
- 行人再识别问题和方法
- **若干研究进展**
 - 基于行人特征表达的方法
 - 基于深度排序和联合表达学习的行人再标识
 - 基于不对称距离学习的行人再标识
 - 基于部分匹配的行人再标识
 - 基于深度信息的行人再标识
 - 现实场景中基于去除身份混淆的行人再标识

基于彩色纹理描述子的行人再识别方法

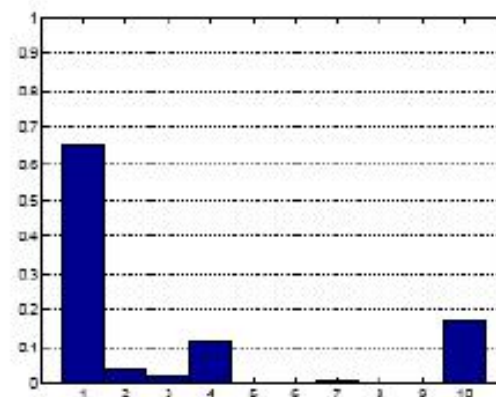
- 局部二值模型 (LBP) 能刻画灰度图像的纹理结构



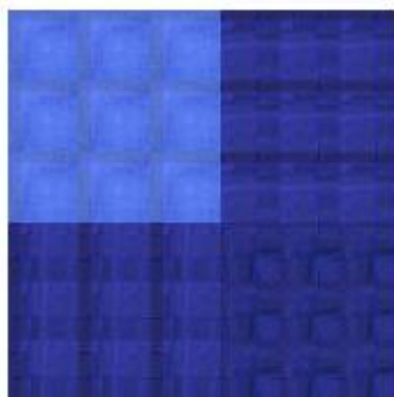
(a) Image



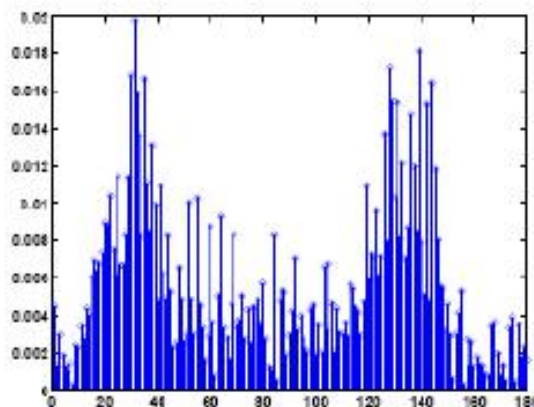
(b) Color histogram



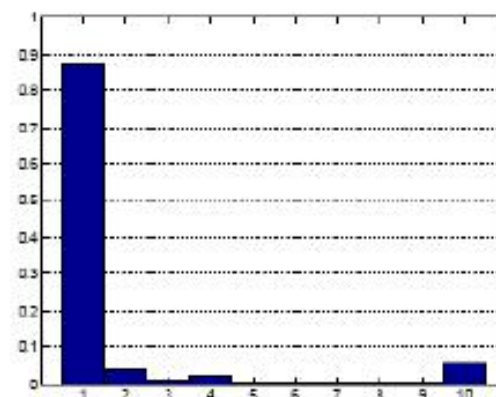
(c) $LBP_{8,1}^{riu2}$ histogram



(d) image



(e) Color histogram



(f) $LBP_{8,1}^{riu2}$ histogram

基于彩色纹理描述子的行人再识别方法

- 提出彩色局部二值模式 (CLBP)

$$d(p_1, p_2) = \frac{|C(p_1) - C(p_2)|}{|C(p_1)| + |C(p_2)|}$$

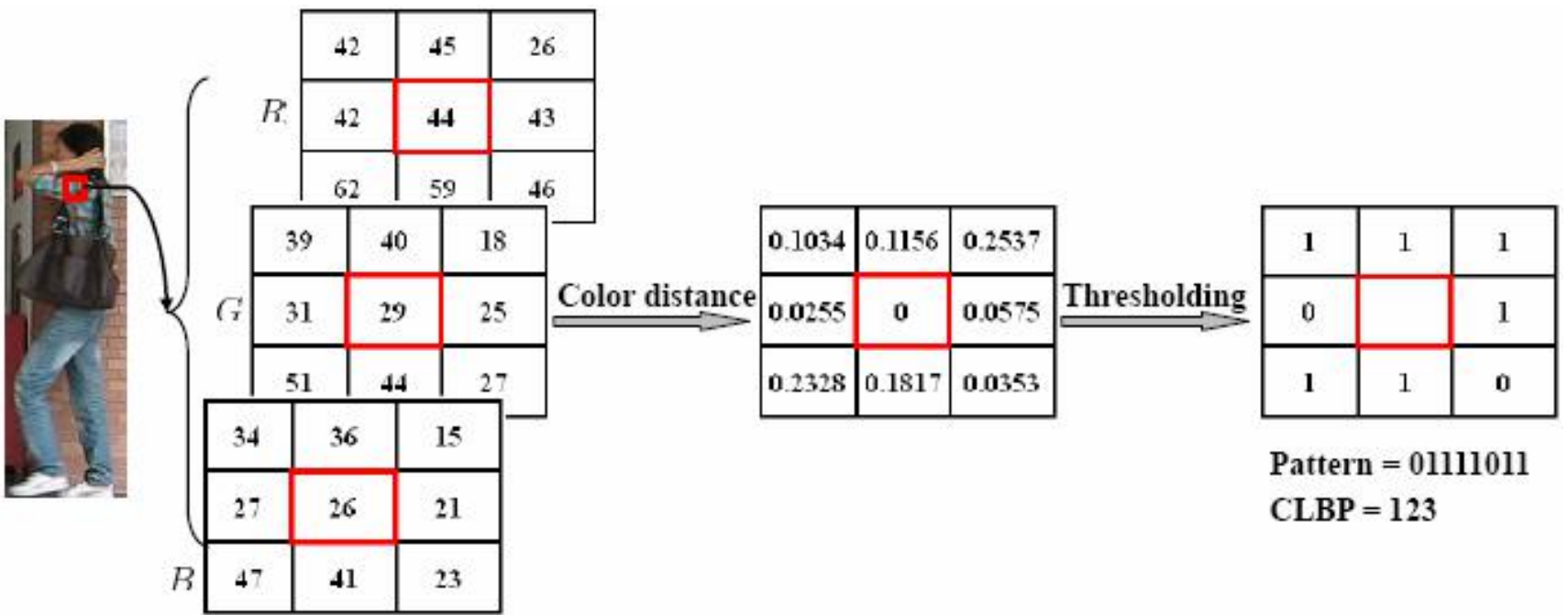
$$= \frac{\sqrt{(R_1 - R_2)^2 + (G_1 - G_2)^2 + (B_1 - B_2)^2}}{\sqrt{R_1^2 + G_1^2 + B_1^2} + \sqrt{R_2^2 + G_2^2 + B_2^2}}$$

$$CLBP_{P,R} = \sum_{n=0}^{P-1} s'(p_n, p_c) 2^n$$

$$s'(p_n, p_c) = \begin{cases} 1 & d(p_n, p_c) \geq \theta \\ 0 & d(p_n, p_c) < \theta, \end{cases}$$

基于彩色纹理描述子的行人再识别方法

■ CLBP的计算过程示例：



基于彩色纹理描述子的行人再识别方法

- 提出组合颜色与纹理信息的RGB-CLBP描述子

:

$$R_CLBP(l, k) = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \delta(CLBP^{riu2}(p_{ij}), l) \delta(R(p_{ij}), k).$$

$$G_CLBP(l, k) = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \delta(CLBP^{riu2}(p_{ij}), l) \delta(G(p_{ij}), k).$$

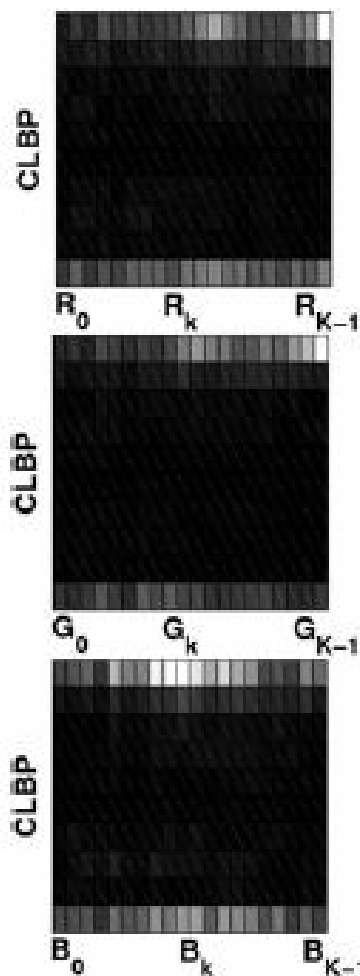
$$B_CLBP(l, k) = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \delta(CLBP^{riu2}(p_{ij}), l) \delta(B(p_{ij}), k).$$

$$\delta(x, y) = \begin{cases} 1, & x = y \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

基于彩色纹理描述子的行人再识别方法

- 三个二维直方图组合为RGB-CLBP描述子

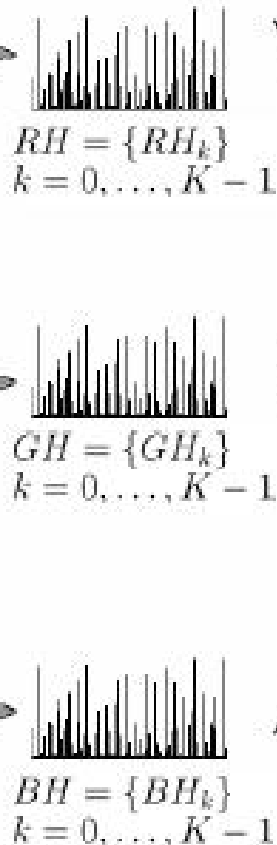
Three 2D histograms of an object image



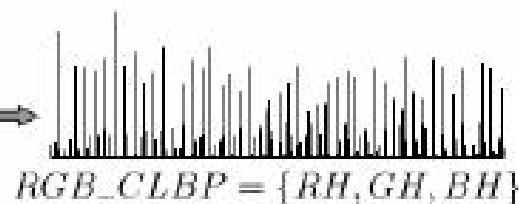
Sub-histogram of CLBP on certain color



1D histograms obtained from 2D histograms

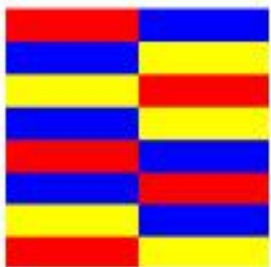


A RGB-CLBP histogram of an object image

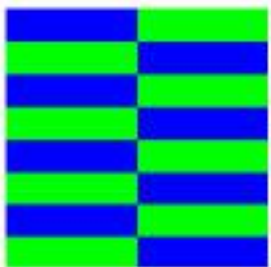


基于彩色纹理描述子的行人再识别方法

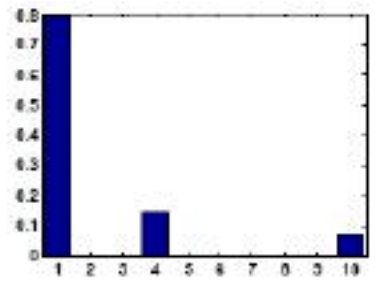
■ 验证RGB-CLBP的鉴别力



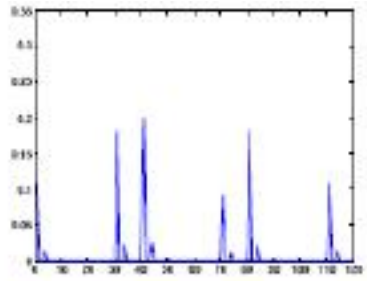
(a) Image



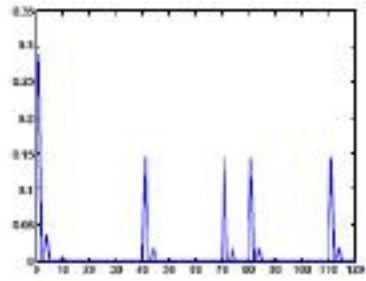
(b) Image



(c) $CLBP^{riu2}$ histogram



(d) RGB_CLBP of (a)



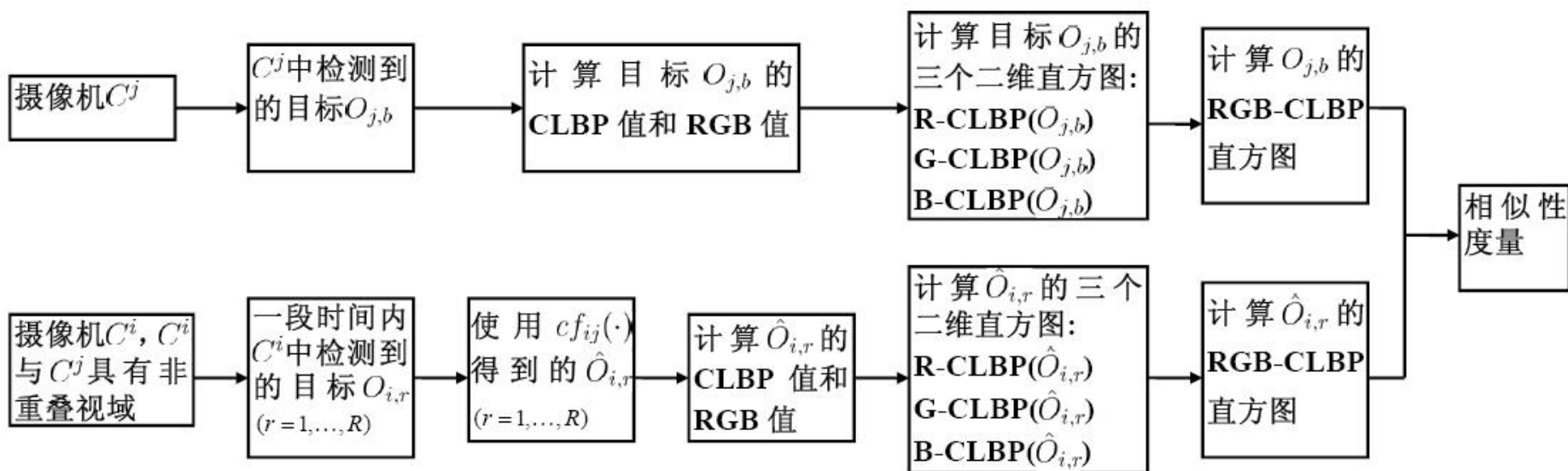
(e) RGB_CLBP of (b)

基于彩色纹理描述子的行人再识别方法

目标变换

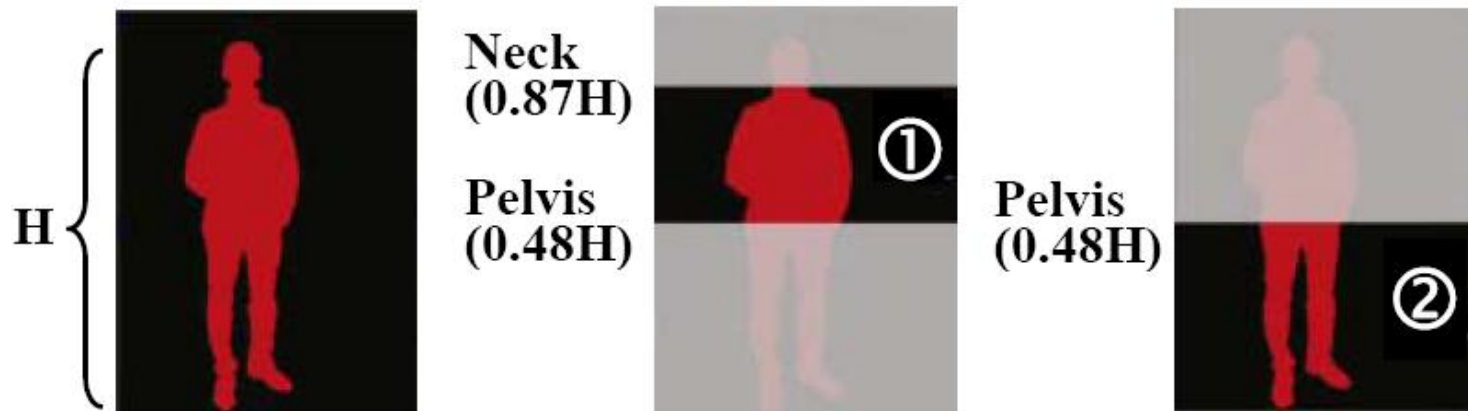
$$\hat{O}_{i,r}(B_i(m)) = cf_{ij}(O_{i,r}(B_i(m))), \quad \forall B_i(m).$$

■ 基于整体的行人匹配过程



基于彩色纹理描述子的行人再识别方法

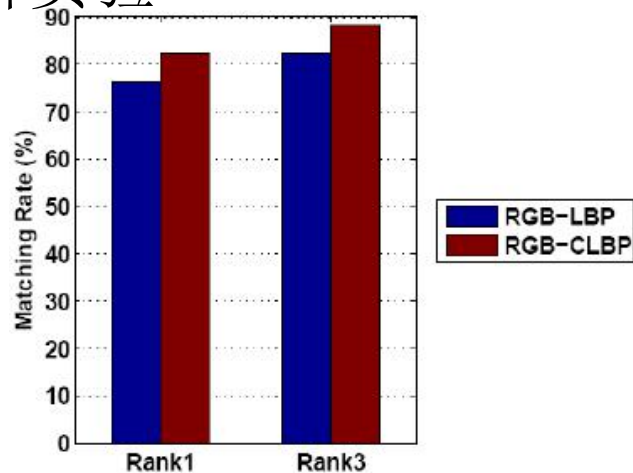
■ 基于部分的行人匹配



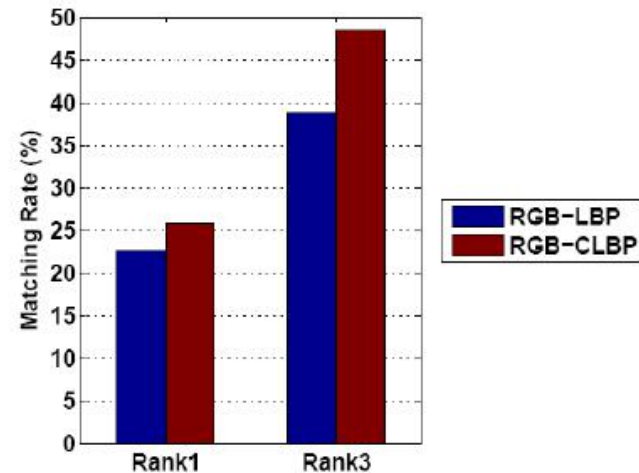
$$\begin{aligned}
 s &= \underset{r}{\operatorname{argmax}} (\operatorname{Sim}(\hat{O}_{i,r'}^1, O_{j,b}^1) + \operatorname{Sim}(\hat{O}_{i,r'}^2, O_{j,b}^2)) \\
 &= \underset{r}{\operatorname{argmax}} ((1 - \chi^2(\hat{O}_{i,r'}^1, O_{j,b}^1)) + (1 - \chi^2(\hat{O}_{i,r'}^2, O_{j,b}^2))) \\
 &= \underset{r}{\operatorname{argmax}} (2 - \chi^2(\hat{O}_{i,r'}^1, O_{j,b}^1) - \chi^2(\hat{O}_{i,r'}^2, O_{j,b}^2)),
 \end{aligned}$$

基于彩色纹理描述子的行人再识别方法

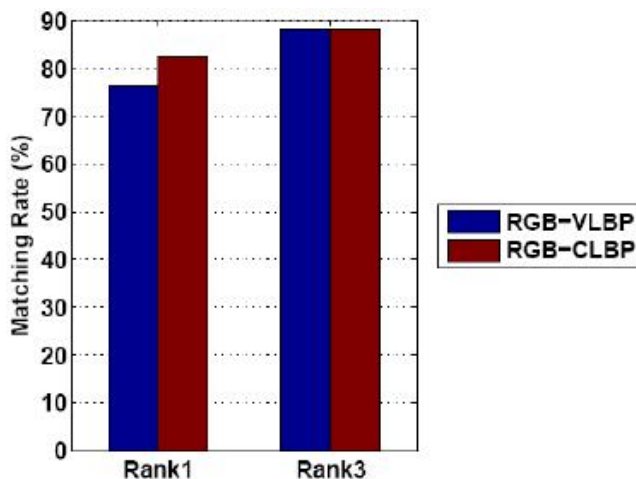
■ CLBP的评价实验



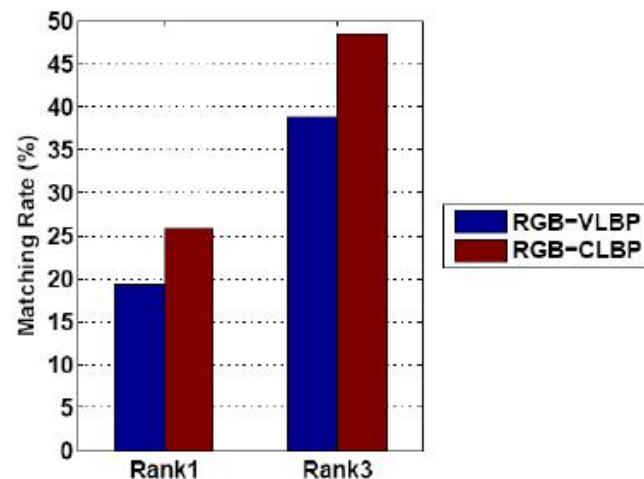
(a) Scenario 1



(b) Scenario 2



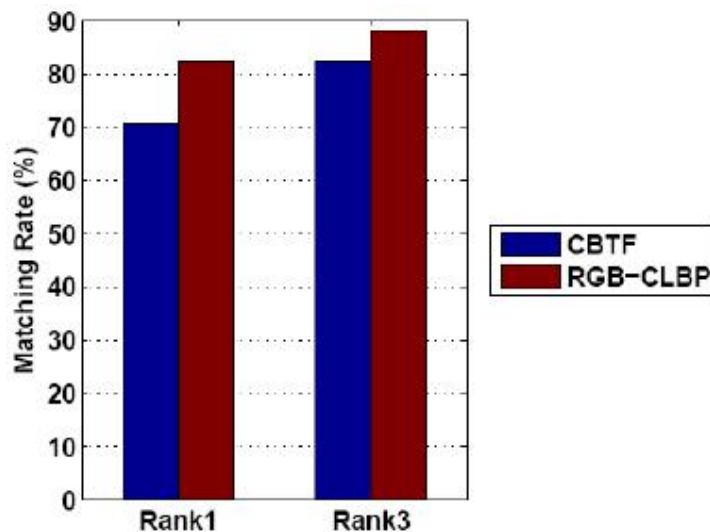
(a) Scenario 1



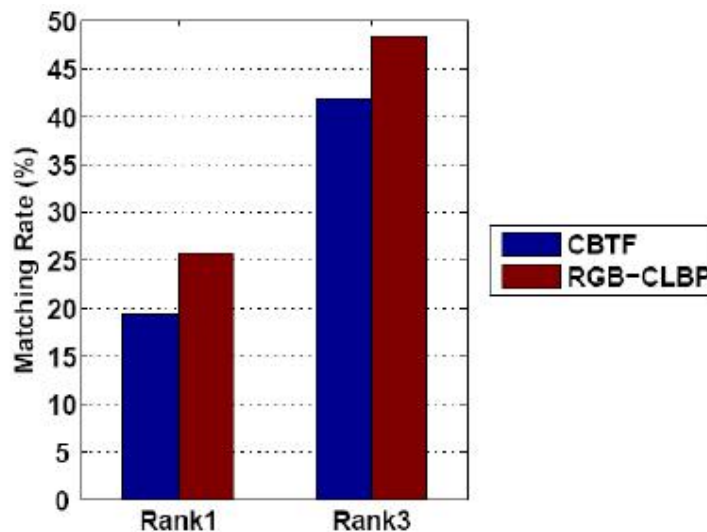
(b) Scenario 2

基于彩色纹理描述子的行人再识别方法

- 加入和不加入纹理信息 (CLBP) 的比较



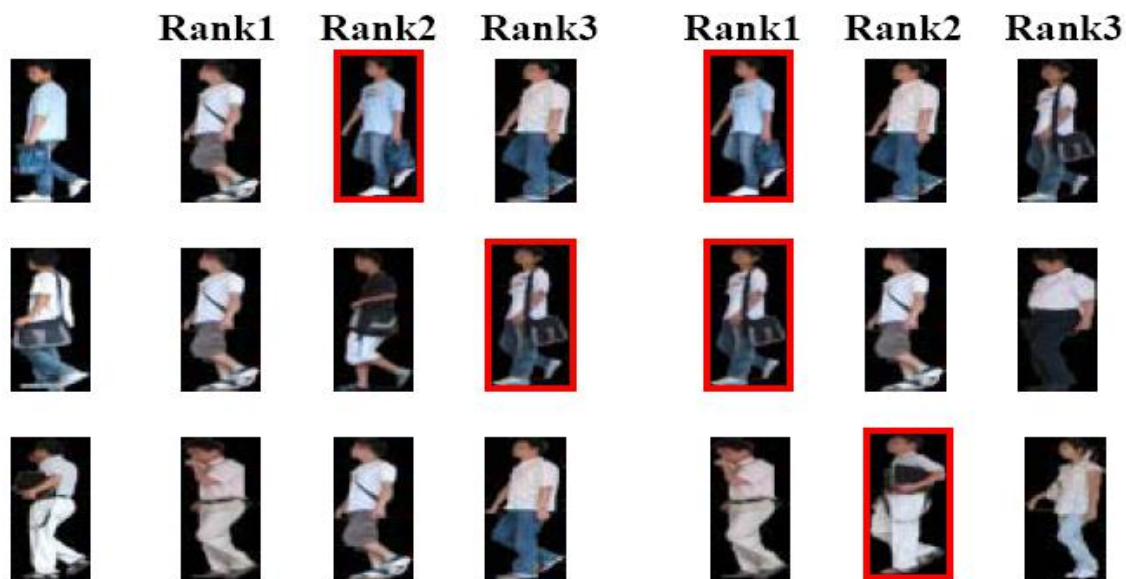
(a) Scenario 1



(b) Scenario 2

基于彩色纹理描述子的行人再识别方法

■ 基于整体和部分的比较:



Whole-based

Part-based

	Tot.(#)	Whole-based representation				Part-based representation			
		Correct		Matching		Correct		Matching	
		Num. (#)		Rate (%)		Num. (#)		Rate (%)	
		Rank1	Rank3	Rank1	Rank3	Rank1	Rank3	Rank1	Rank3
Scenario1	34	28	30	82.35	88.24	32	34	94.12	100
Scenario2	31	8	15	25.81	48.39	12	22	38.71	70.97

基于彩色纹理描述子的行人再识别方法

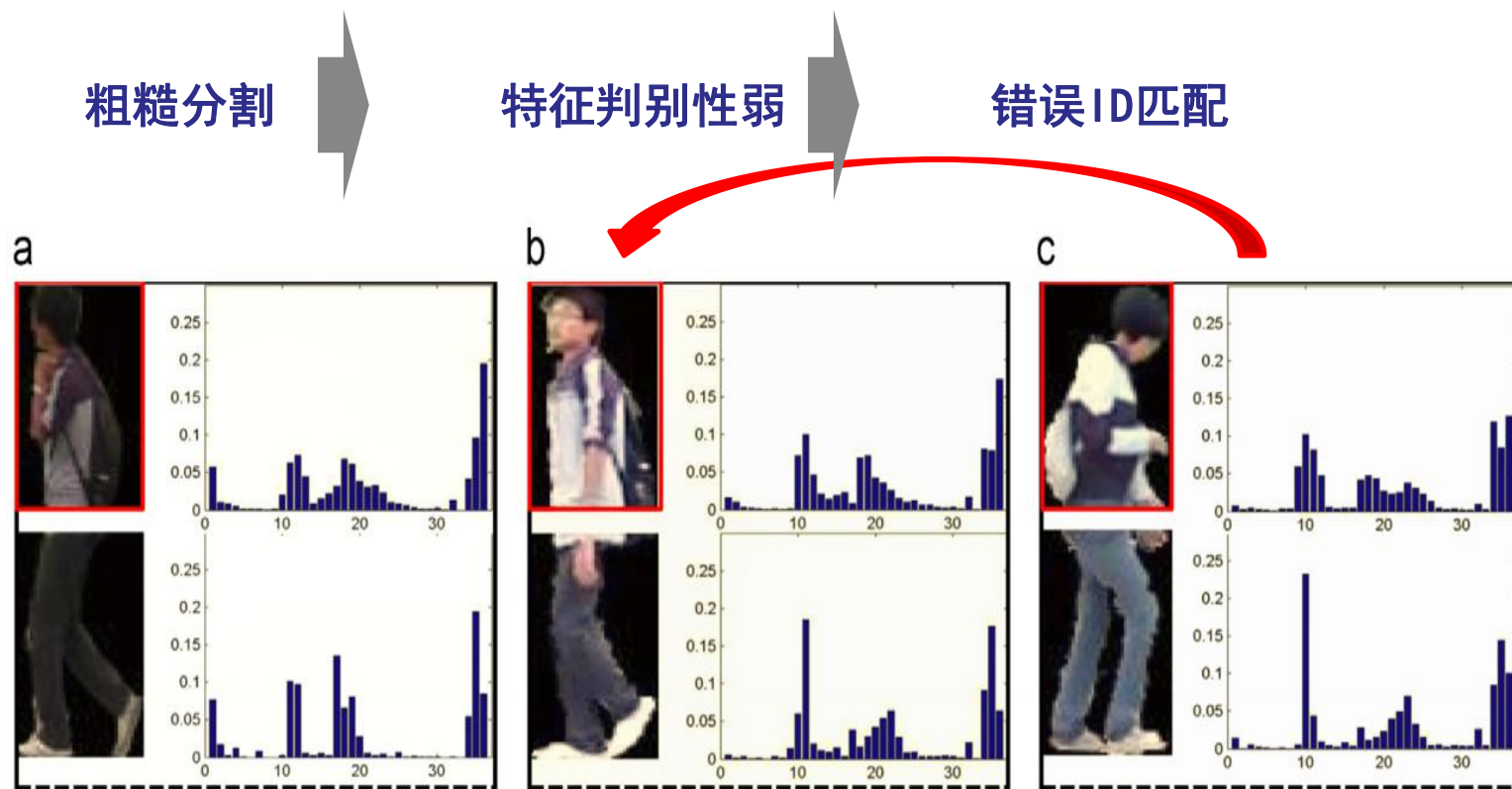
■ 创新性与学术贡献:

- 提出了组合颜色信息和空间结构信息的CI_DLBP描述子去刻画行人目标的表现表示, 该描述子简单有效;
- 提出了基于部分的行人目标表示方法, 相对于基于整体的方法, 该方法更有鉴别力。

Guoyun Lian, Jianhuang Lai, Ching Y. Suen, and Pei Chen, Matching of Tracked Pedestrians across Disjoint Camera Views Using CI_DLBP, IEEE TCSVT, Vol. 22 , No.7 , pp 1087 – 1099, 2012.

基于多层特征表达与动态匹配的行人再标识

- 行人特征表达的两种思路：粗糙分割Vs精细分割
- 粗糙分割带来的问题：



只根据**粗糙分割**，b和c上下半身的特征相似度更高，属于不同ID，造成**错误匹配**

基于多层特征表达与动态匹配的行人再标识

- 行人特征表达问题：粗糙分割Vs精细分割
- 精细分割带来的问题：

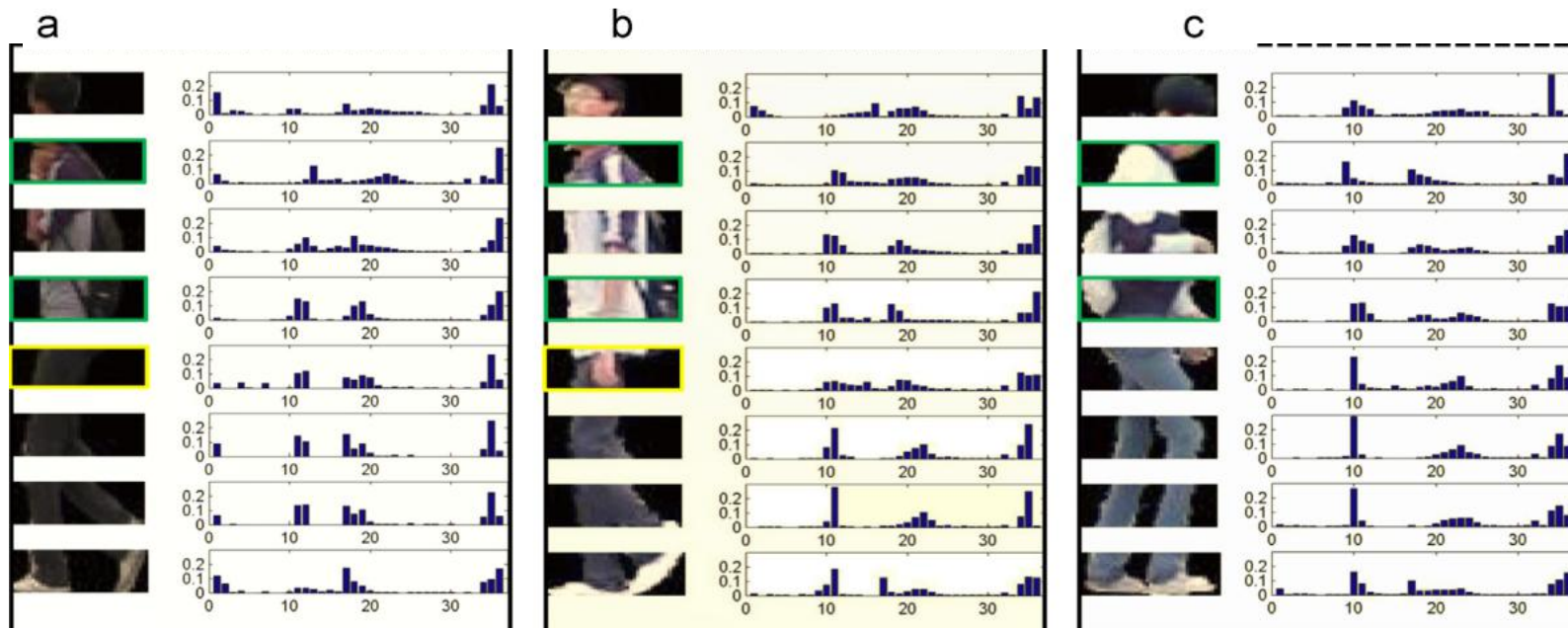
精细分割



不对齐问题



降低CMC准确率

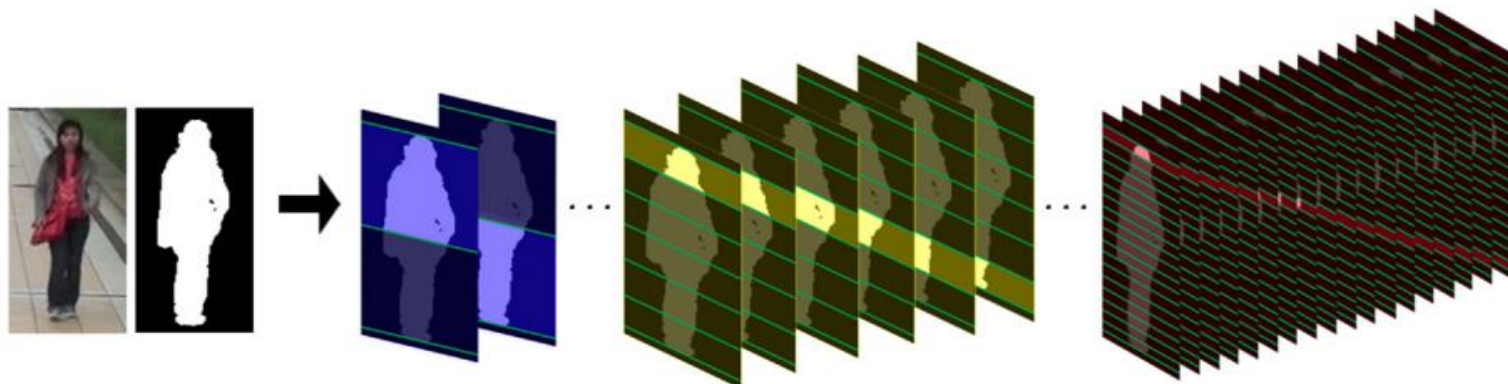


精细分割，可以有效提高判别性，弥补粗糙分割的不足，例如通过绿色框的条状区域，可以有效区分ab 和 ac两对图像。但是，精细分割会带来新的问题，就是导致相同行人的很多局部区域不对齐，例如上图中黄色框示意区域。misalignment，也叫精细分割的**不对齐问题**，会干扰判别效果。

基于多层特征表达与动态匹配的行人再标识

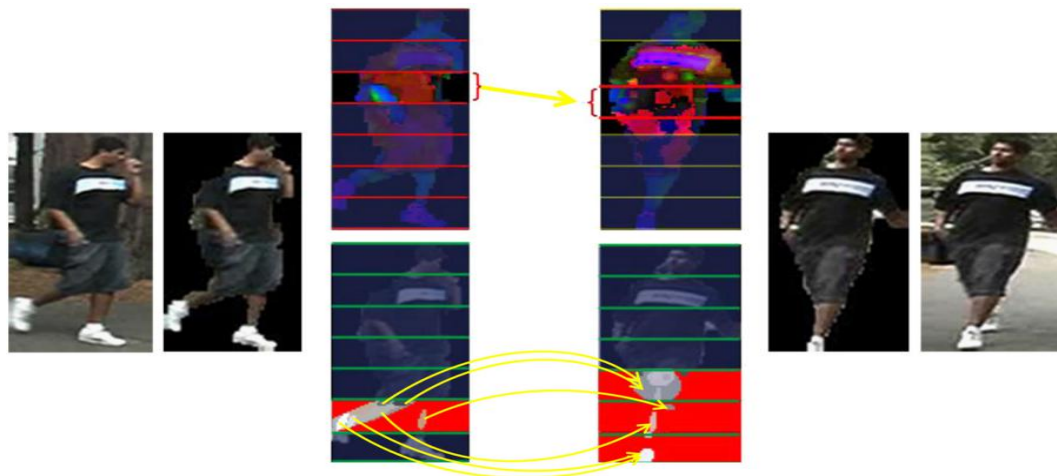


如何提高特征
表达鲁棒性：
多层特征表达



行人分别被划分成6条、12条、18条，在这三个层次每个条纹提取特征（HSV直方图和MSCR特征），再把三个层次的识别结果融合起来

如何解决准确
匹配问题：
自适应条纹匹配



图a的第N个条纹，可以和图b的第N个条纹的近邻来匹配，图b里找到相似度最高的局部匹配位置

基于多层特征表达与动态匹配的行人再标识



■ 基于数据驱动的相似得分的融合策略：

目标函数：

$$\min_{\omega, \xi_s} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{s=1}^P \xi_s,$$

$$s.t. \quad \omega^T (\hat{\mathbf{x}}_s^+ - \hat{\mathbf{x}}_s^-) > 1 - \xi_s, \quad s = 1, \dots, P, \quad \xi_s \geq 0,$$

待学习的每层
特征的权重：

$$\omega = (\alpha_6, \beta_6, \alpha_{12}, \beta_{12}, \alpha_{18}, \beta_{18})^T$$

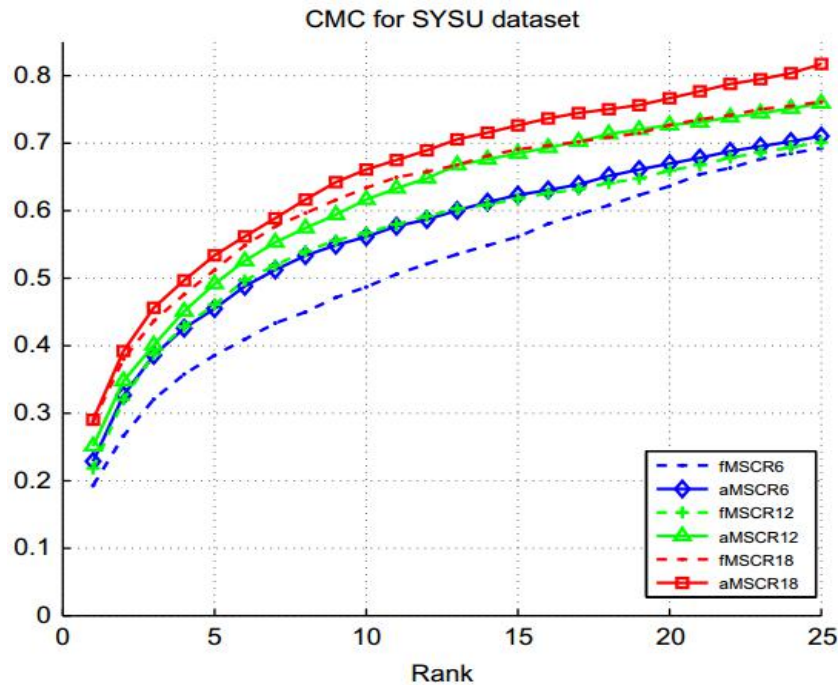
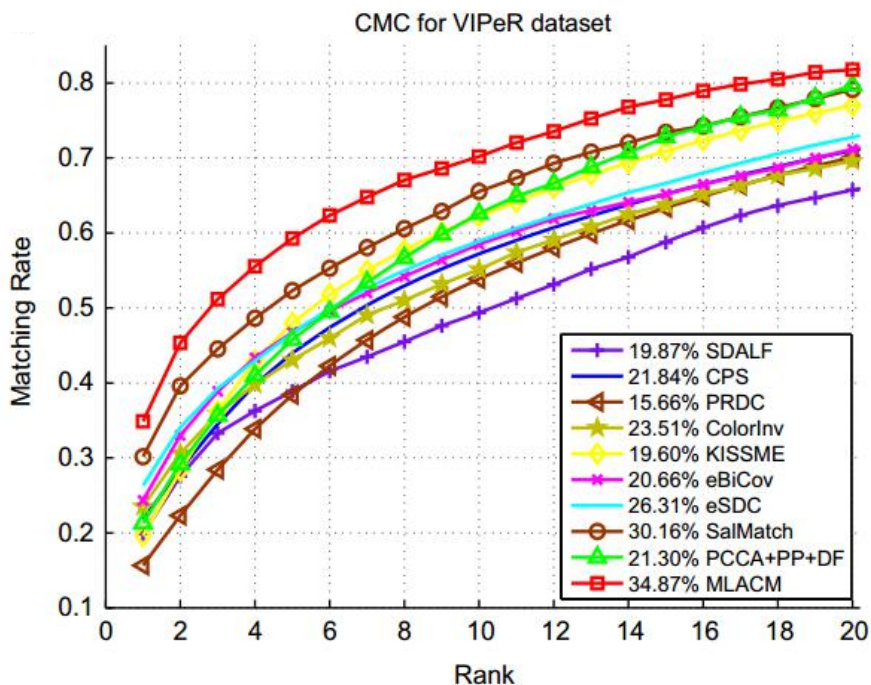
以往的工作，在计算出不同特征之间的相似度得分以后，**手工设定**一个加权参数来融合，效果并不好，**没有从数据出发**。

我们采用RankSVM，学习出每层特征之间的权重 α 和 β 。等于通过训练的方式，来融合多种特征的相似度，**数据驱动 (Data-Driven)**。

基于多层特征表达与动态匹配的行人再标识



■ 实验结果



我们的方法，在VIPER和SYSU数据库上，都取得了当时领先的结果。
测评标准是CMC（累积识别率）

基于多层特征表达与动态匹配的行人再标识



方法	作者	期刊/会议	年份
PCCA+PP+DP	Wu et al.	PAMI	2015
PSFI+PRSVM	Liu et al.	PR	2014
c-LSVM	Li et al.	TCSVT	2014
RDC	Zheng et al.	PAMI	2013
ColorInvariant	Kviatkovsky et al.	PAMI	2013
SalMatch	Zhao et al.	ICCV	2013
eSDC	Zhao et al.	CVPR	2013
KISSME	Kostinger et al.	CVPR	2012
PCCA	Mignon et al.	CVPR	2012

基于多层特征表达与动态匹配的行人再标识



- 创新性和学术贡献：
 - 采用多层特征表达模型，解决了鲁棒特征表达问题；
 - 采用自适应滑动匹配策略，解决了精细分割中的不对齐问题；
 - 采用数据驱动（Data-Driven）的特征融合策略，避免了手工指定权重。

Shi-Chang Shi, Chun-Chao Guo, Jian-Huang Lai, et al., Person re-identification with multi-level adaptive correspondence models, *Neurocomputing*, 168: 550-559, 2015.

- 行人再识别问题和方法
- **若干研究进展**
 - 基于行人特征表达的方法
 - 基于深度排序和联合表达学习的行人再标识
 - 基于不对称距离学习的行人再标识
 - 基于部分匹配的行人再标识
 - 基于深度信息的行人再标识
 - 现实场景中基于去除身份混淆的行人再标识

■ 传统方法

- ◆ 基于描述子的方法；
- ◆ 距离学习的方法。

■ 距离学习主要缺点

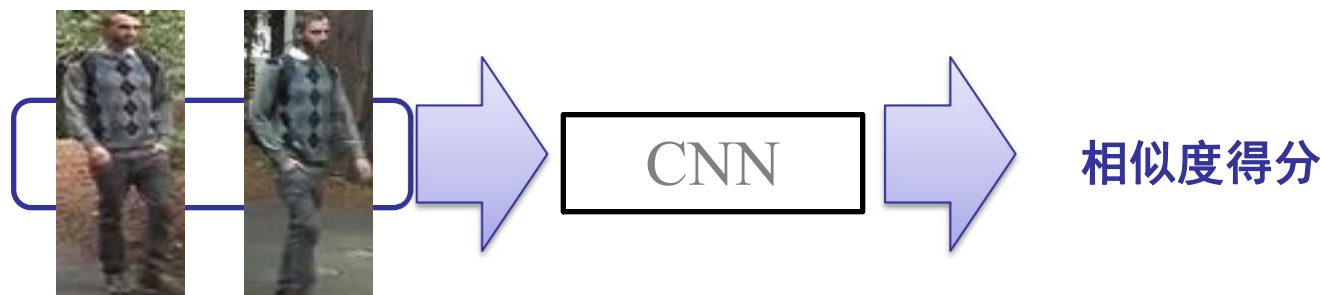
- ◆ 效果很大程度受限于特征表达性和鲁棒性；
- ◆ 孤立地看待特征表达和距离学习这两个关键的模块；
- ◆ 有监督学习获得的距离测度只能针对当前特定场景，迁移到新场景时导致效果严重恶化；

基于深度排序和联合表达学习的行人再标识



■ 思路：

采用深度卷积神经网络 (CNN) 直接从原始图像的像素值计算其相似度



基于深度排序和联合表达学习的行人再标识



■ 问题建模:

对于任意的样本 x , 在另一个镜头下有其正确匹配 x^+ , G^- 中其余样本都是错误的匹配。

理想的相似度函数 f 应该满足以下的关系:

$$f(x, x^+) > f(x, y), \forall y \in G^-$$

基于深度排序和联合表达学习的行人再标识



x 的正确匹配 x^+ 的检索位置为

$$\text{rank}(x|\mathcal{G}^-) = \sum_{y \in \mathcal{G}^-} I \{ f(x, x^+) - f(x, y) < 0 \}$$

这个值越小，说明 f 的质量越高，理想情况为0。
因此，可以定义损失函数为

$$\begin{aligned} J &= \sum_x \text{rank}(x|\mathcal{G}^-) \\ &= \sum_x \sum_{y \in \mathcal{G}^-} I \{ f(x, x^+) - f(x, y) < 0 \} \end{aligned}$$

基于深度排序和联合表达学习的行人再标识

出于优化的方便，我们把符号函数替换为

$$\sigma(x) = \log_2(1 + 2^{-x})$$

问题转化为最小化以下方程

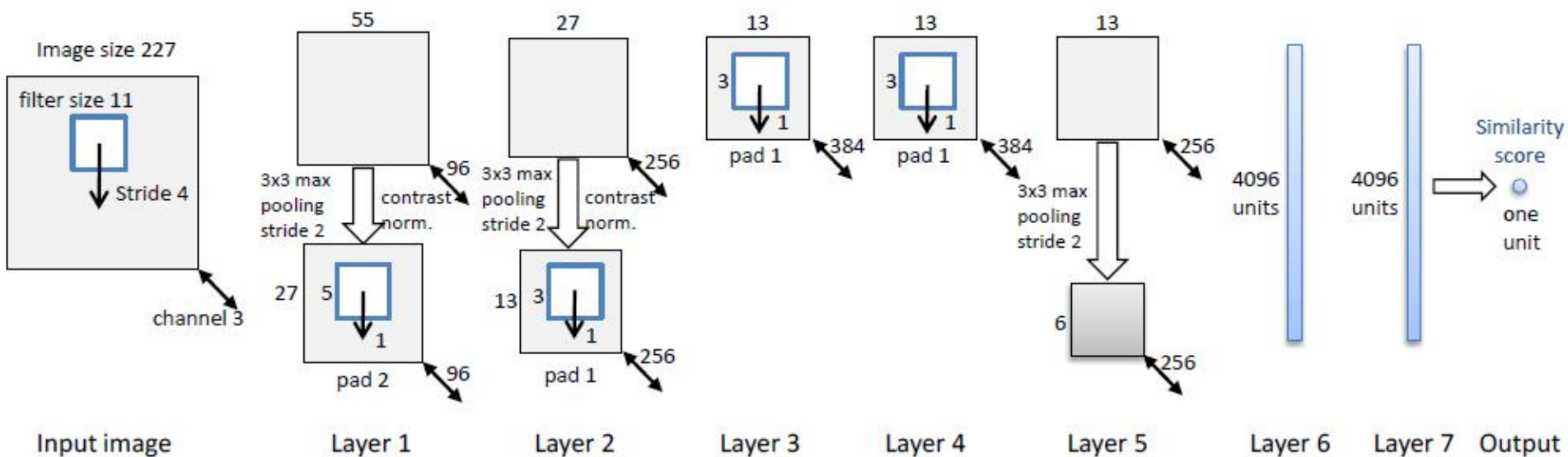
$$J = \sum_x \sum_{y \in \mathcal{G}^-} \sigma(f(x, x^+) - f(x, y))$$

目标：使用**CNN**刻画 $f(\cdot, \cdot)$

基于深度排序和联合表达学习的行人再标识

网络结构:

- 8层 (5 conv + 3 fc)
- 输入图像对, 输出相似度得分



基于深度排序和联合表达学习的行人再标识

■ 随机排序单元采样

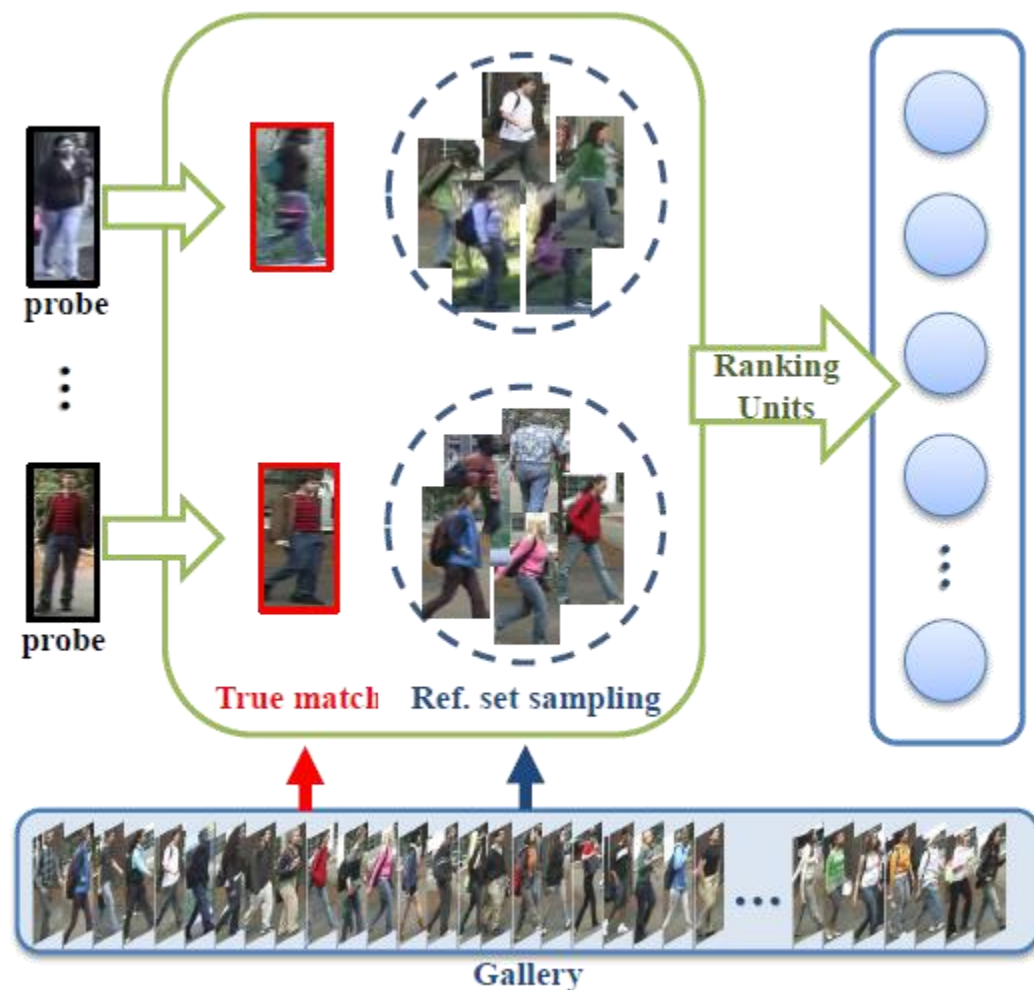
一个排序单元：查询图像 x ，其正确匹配 x^+ ，随机采样生成的负样本集 R_x

每次迭代只要求

$$f(x, x^+) > f(x, y)$$

其中 $y \in R_x$ (随机采样的参考集 R_x)

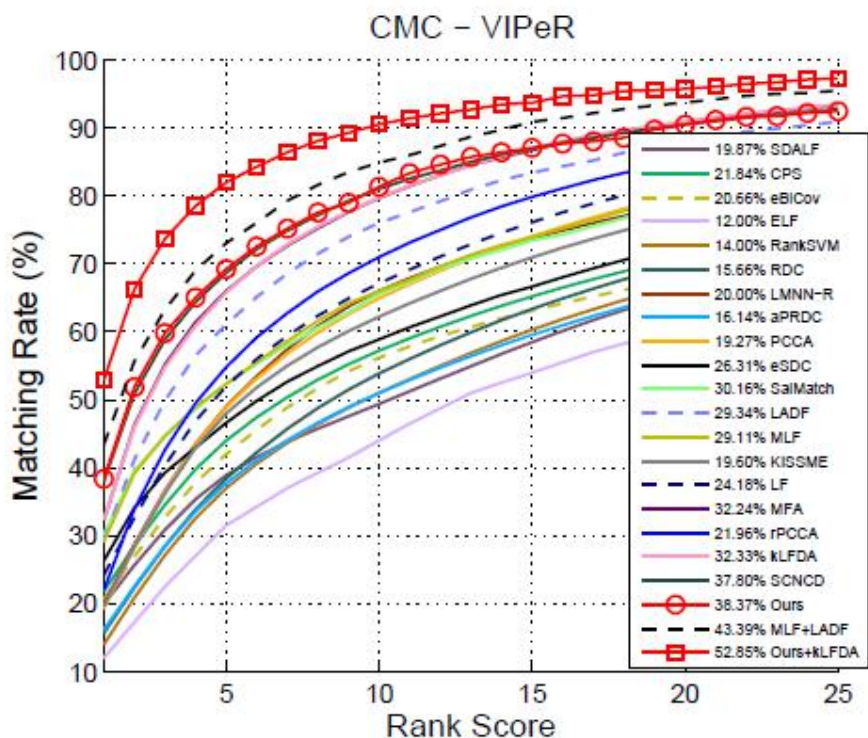
R_x 一开始只包含一个样本，随着训练慢慢加大



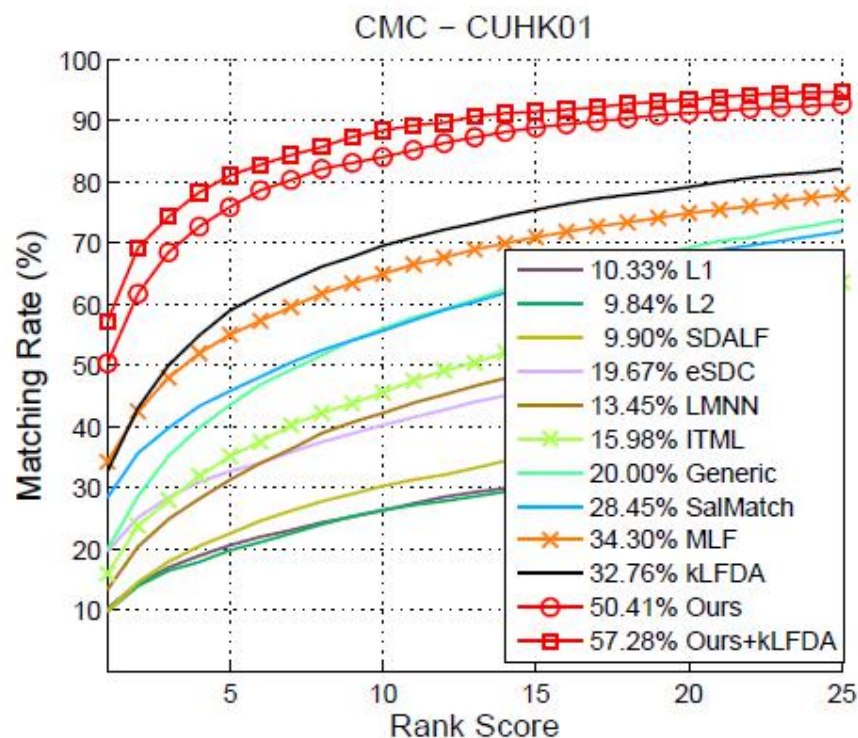
基于深度排序和联合表达学习的行人再标识



部分实验结果：与传统方法做比较



(a) VIPeR dataset



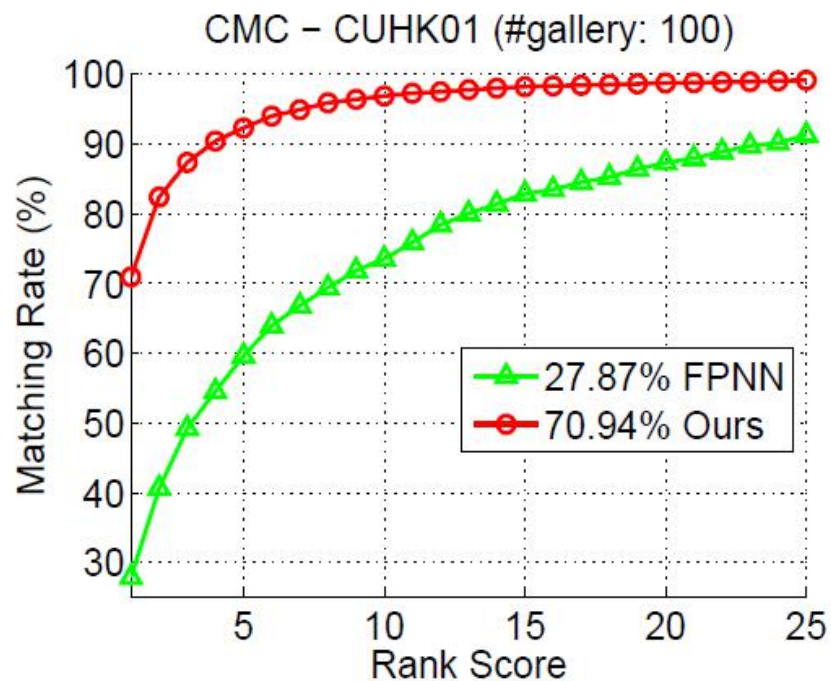
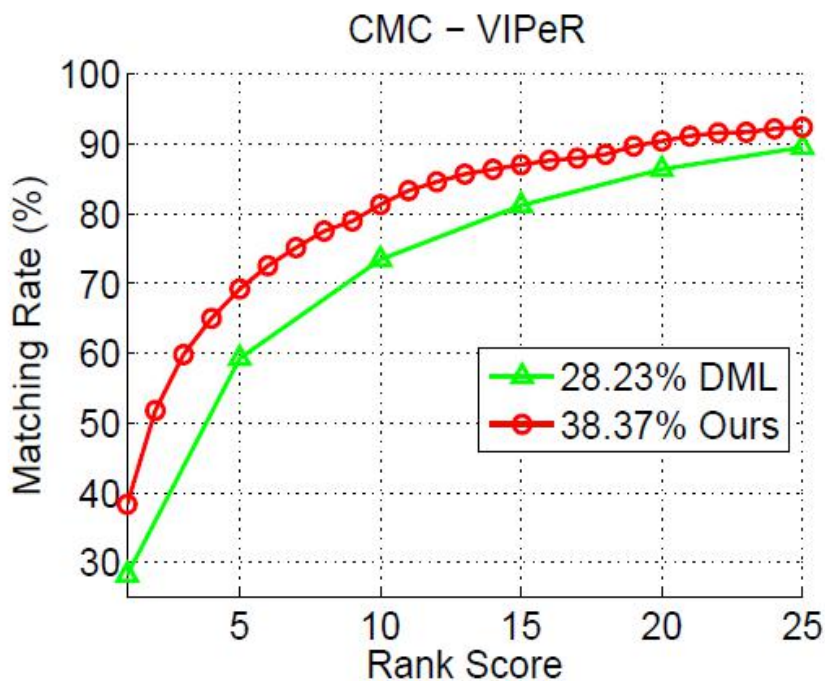
(b) CUHK-01 dataset

基于深度排序和联合表达学习的行人再标识



■ 实验结果：与基于CNN的方法比较

DML (ICPR'14), FPNN (CVPR'14)



基于深度排序和联合表达学习的行人再标识



方法	作者	期刊/会议	年份	方法	作者	期刊/会议	年份
ELF	Gray	ECCV	2008	MFA	Xiong	ECCV	2014
SDALF	Farenzena	CVPR	2010	kLFDA	Xiong	ECCV	2014
LMNN	Weinberger	JMLR	2009	rPCCA	Xiong	ECCV	2014
ITML	Davis	ICML	2007	RDC	Zheng	PAMI	2013
eSDC	Zhao	CVPR	2013	aPRDC	Liu	ECCVW	2012
GeMetric	Li	ACCV	2012	CPS	Cheng	BMVC	2011
SalMatch	Zhao	ICCV	2013	RankSVM	Prosser	BMVC	2010
MLF	Zhao	CVPR	2014	LMNN-R	Dikmen	ACCV	2010
eBiCov	Ma	BMVC	2012	KISSME	Köstinger	CVPR	2012
PCCA	Mignon	CVPR	2012	SCNCD	Yang	ECCV	2014
LF	Pedagadi	CVPR	2013	DML	Yi	ICPR	2014
LADF	Li	CVPR	2013	FPNN	Li	CVPR	2014

■ 创新性与学术贡献:

- 提出了一个统一的基于深度学习的排序框架，并将之应用在行人再标识的问题上。不需要手工设计特征表达，匹配模型以及预处理步骤。与传统的方法相比更具有实用性。
- 提出了一种新的学习排序算法，并且与深度卷积神经网络无缝连接。

Shi-Zhe Chen, Chun-Chao Guo, and Jian-Huang Lai, “Deep ranking for person re-identification via joint representation learning,” IEEE TIP, 25(5):2353-2367, 2016.

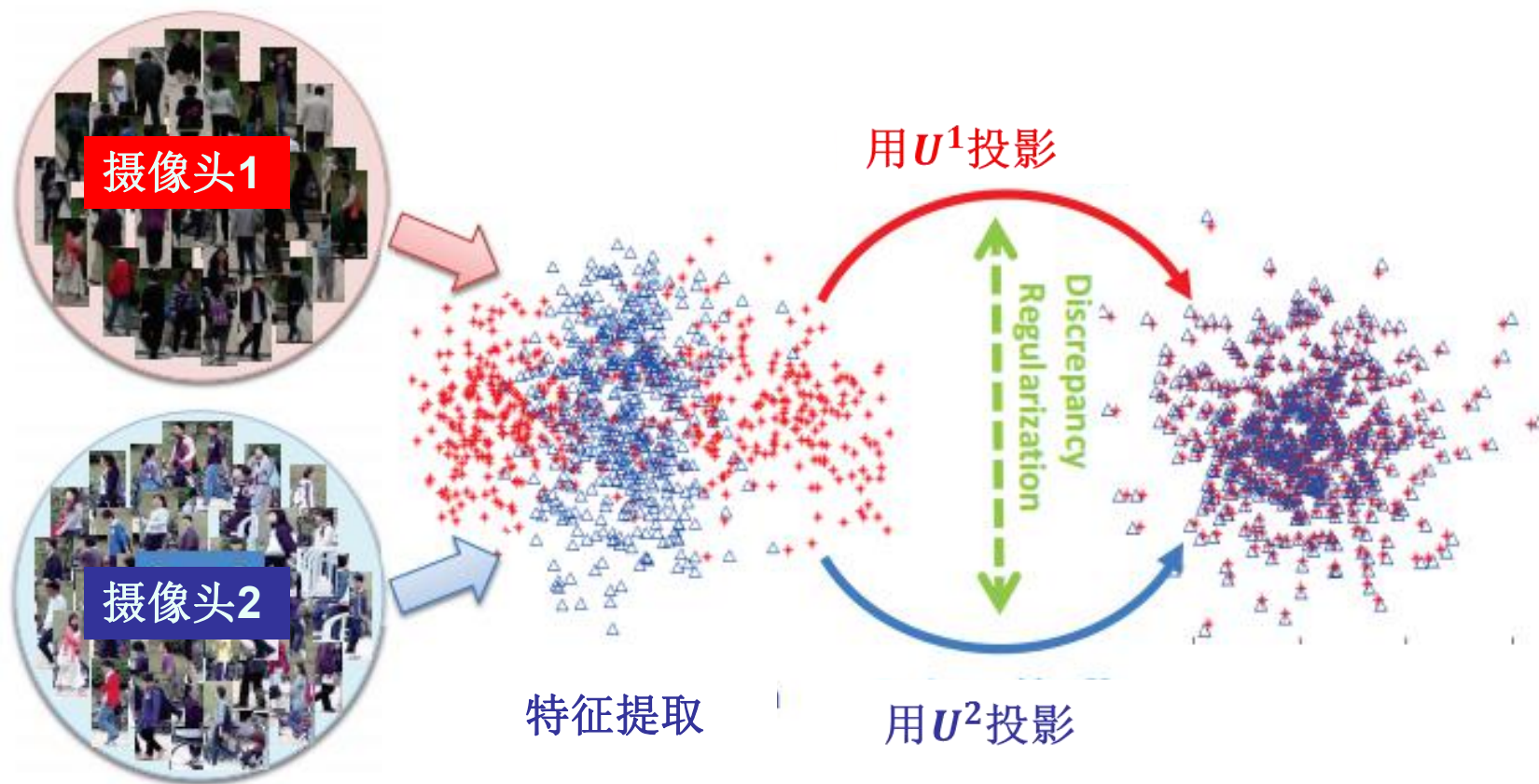
- 行人再识别问题和方法
- 若干研究进展
 - 基于行人特征表达的方法
 - 基于深度排序和联合表达学习的行人再标识
 - 基于不对称距离学习的行人再标识
 - 基于部分匹配的行人再标识
 - 基于深度信息的行人再标识
 - 现实场景中基于去除身份混淆的行人再标识

基于不对称距离学习的行人再标识

- 对于行人再标识，目前流行的算法之一就是子空间或距离学习。
 - ◆ 传统子空间或距离学习相当于用同一个投影矩阵对不同的摄像头图像的特征进行投影，在行人再标识中不一定是最优的。
- 我们的工作：
 - ◆ 首次提出了不对称距离学习的概念，并提出跨视角鉴别成分分析算法。
 - ◆ 提出镜像表示方法，增强传统距离学习的性能。

基于不对称距离学习的行人再标识

不同摄像机获取行人数据示意图



基于不对称距离学习的行人再标识

- 对称的距离学习：

$$\begin{aligned}d(x_1, x_2) &= (x_1 - x_2)^T M (x_1 - x_2) \\ &= (U^T x_1 - U^T x_2)^T (U^T x_1 - U^T x_2)\end{aligned}$$

- 不对称的距离学习：

$$d(x_1, x_2) = (U_1^T x_1 - U_2^T x_2)^T (U_1^T x_1 - U_2^T x_2)$$

跨视角鉴别成分分析

- 目标函数的组成：
 - ◆ **跨摄像头鉴别性建模**：减少不同摄像头下样本的类内差距，增加其类间差距；
 - ◆ **单摄像头鉴别性建模**：增加模型在单摄像头下的鉴别能力。该项可以辅助跨摄像头鉴别性建模，增加模型的鉴别力；
 - ◆ **跨摄像头一致性正则化**：减小针对不同摄像头的模型间的差异程度，相当于对不同摄像头的相关性进行建模。

跨视角鉴别成分分析

■ 目标函数： $\min_{U^1, U^2, \dots, U^N}$ \rightarrow U^k 表示第 k 个摄像头对应的投影矩阵

$$\sum_{p=1}^{N-1} \sum_{q=p+1}^N \sum_{i=1}^{n^p} \sum_{j=1}^{n^q} W_{ij}^{p,q} \|U^{pT} \mathbf{x}_i^p - U^{qT} \mathbf{x}_j^q\|_2^2 \rightarrow \text{跨摄像头鉴别性建模}$$

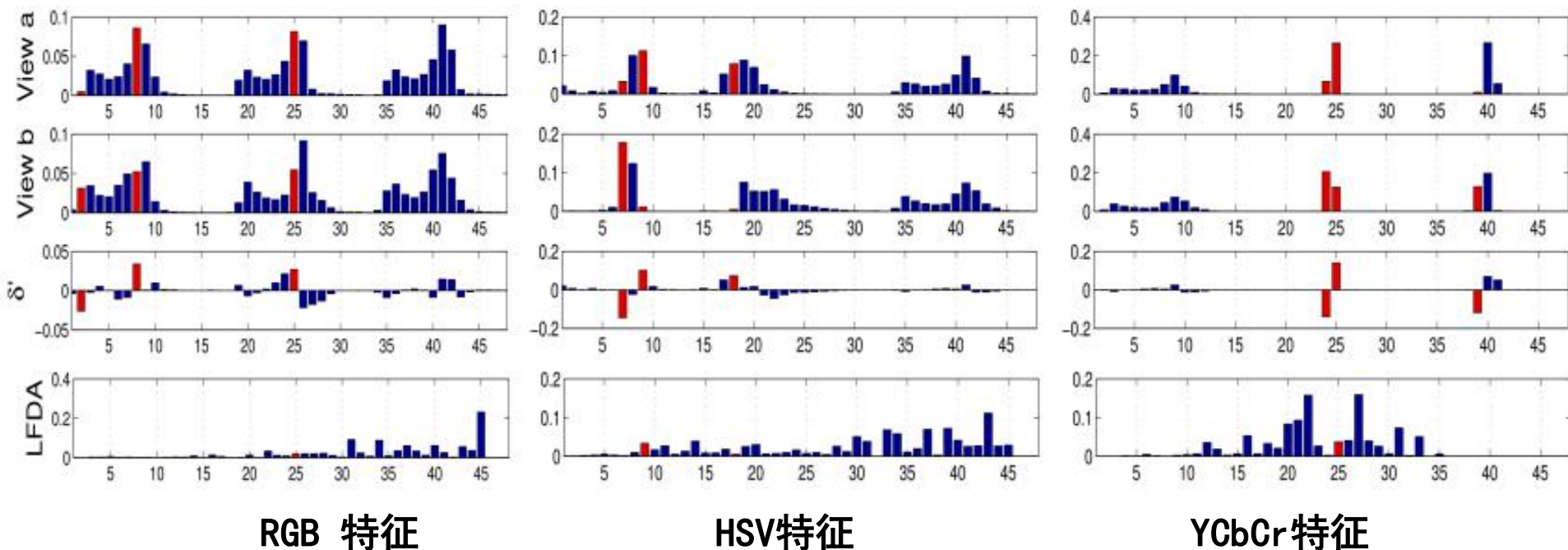
$$+ \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^{n^p} \sum_{j=1}^{n^p} W_{i,j}^{p,p} \|U^p \mathbf{x}_i^{pT} - U^p \mathbf{x}_j^{pT}\|_2^2 \rightarrow \text{摄像头内部鉴别性建模}$$

$$+ \lambda \sum_{p=1}^{N-1} \sum_{q=1}^N \|U^p - U^q\|^2 \rightarrow \text{跨摄像头一致正则化}$$

$$s.t. \quad U^{kT} M^k U^k = I; \quad k = 1, 2, \dots, N, \rightarrow \text{约束项 (避免 } U^k \text{ 退化为 0)}$$

跨视角鉴别成分分析

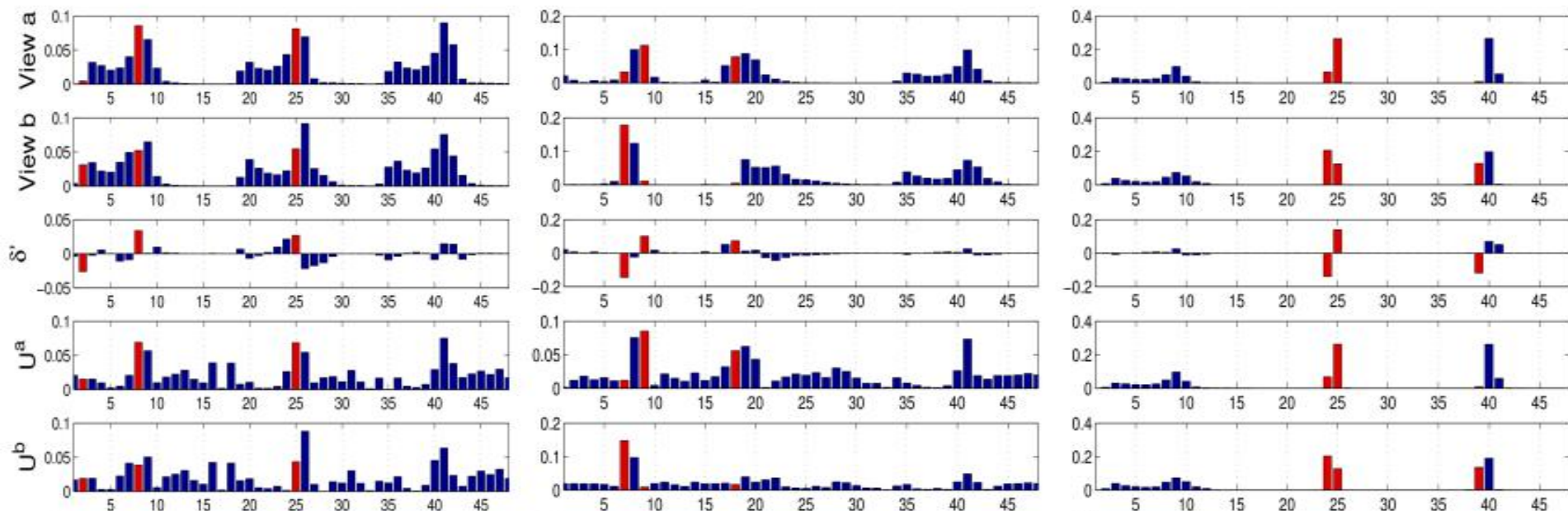
- 跨摄像头行人的特点：不同摄像头行人特征分布不同



第四行：使用LFDA方法学习出来的样本权重分布。
 可以看到，对于相差较大特征来说，LFDA总是倾向于分配很小的权重。
 如果忽略了这些特征，该方法在VIPeR上仅能得到34.27%的rank-1识别率。

跨视角鉴别成分分析

- 跨摄像头行人的特点：不同摄像头行人特征分布不同



RGB 特征

HSV特征

YCbCr特征

第四、五行：跨视角鉴别成分分析的结果。

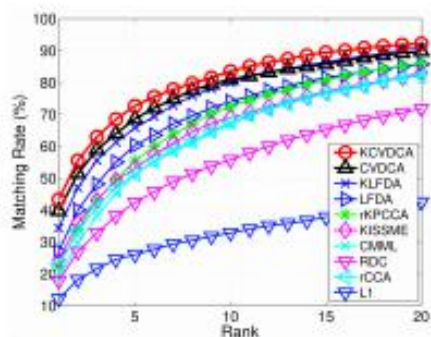
即使对于差异很大的特征，如果我们用视角特定的映射，仍然可以从里面提取有效信息。

可以看到，用上这些特征之后，该方法在VIPeR上可以得到**43.29%**的rank-1识别率，相对LFDA**提升10%左右**的效果。

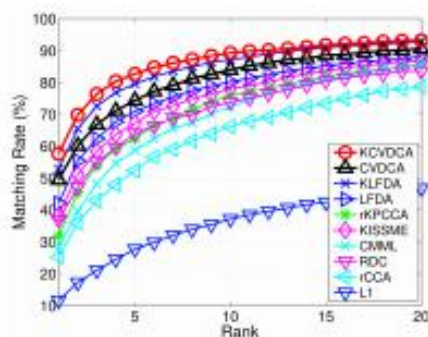
跨视角鉴别成分分析

实验结果 (VIPeR, PRID450S, CUHK01, SYSU)

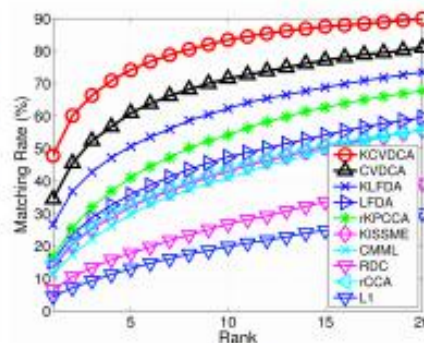
dataset	VIPeR				PRID450S				CUHK01				SYSU			
	rank 1	5	10	20	1	5	10	20	1	5	10	20	1	5	10	20
KCVDCA	43.29	72.66	83.51	92.18	57.60	82.67	89.24	93.20	47.80	74.16	83.44	89.92	40.84	71.35	82.19	90.56
CVDCA	39.72	68.58	80.89	89.78	49.47	74.36	83.96	90.62	34.14	60.95	71.52	81.05	34.98	63.43	75.58	86.10
KLFDA [28]	34.27	65.82	79.94	90.92	52.84	79.51	87.20	92.80	26.62	50.63	62.28	73.50	28.69	58.21	70.96	82.39
LFDA [9]	27.03	60.28	73.99	85.70	42.09	70.93	80.18	88.18	15.22	35.80	47.37	59.52	26.22	55.62	68.80	80.32
rKPCCA [6]	22.28	55.47	72.41	86.04	31.82	62.40	76.00	85.73	16.68	41.00	54.11	67.73	22.31	52.99	68.13	83.67
KISSME [17]	24.21	53.10	68.99	82.97	38.49	67.20	78.09	86.89	13.53	31.99	42.89	55.56	16.85	39.84	54.66	68.96
RDC [8]	17.75	42.34	55.73	71.77	36.89	64.00	73.78	83.56	6.56	17.68	26.69	39.16	7.21	21.16	30.68	44.46
CMML [45]	18.77	51.17	66.77	82.31	28.27	58.71	72.40	85.60	11.45	29.72	40.98	56.03	10.36	28.29	44.62	64.14
rCCA [54]	22.94	51.23	67.44	82.09	25.24	52.31	66.13	78.62	14.90	32.59	43.77	55.53	14.58	34.14	46.37	59.96
L_1	12.15	26.01	32.82	42.47	11.64	27.73	37.16	46.76	4.45	12.97	19.80	29.94	1.00	3.67	7.13	12.91



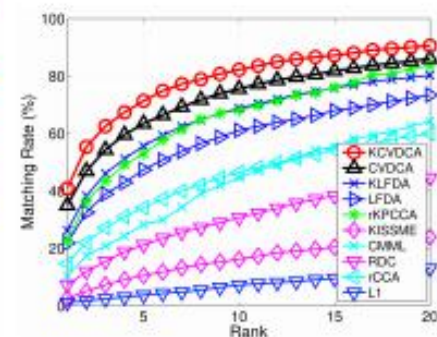
(a) VIPeR



(b) PRID450S



(c) CUHK01

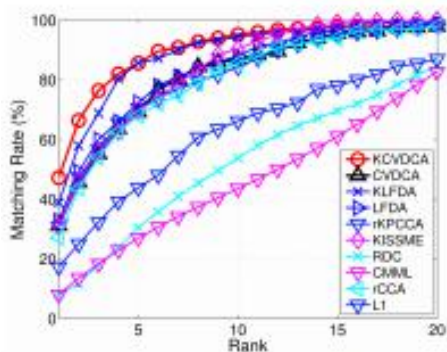


(d) SYSU

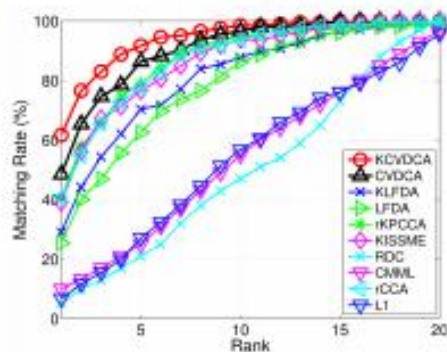
跨视角鉴别成分分析

实验结果 (CAVIAR4REID, RAiD)

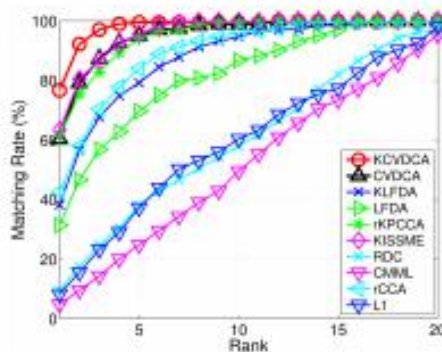
dataset	CAVIAR4REID				RAiD(1-3)				RAiD(1-4)				RAiD(3-4)			
	rank 1	5	10	20	rank 1	5	10	20	rank 1	5	10	20	rank 1	5	10	20
KCVDCA	47.20	85.60	95.20	98.40	61.64	91.69	98.50	100.00	76.69	99.50	99.50	100.00	81.63	98.45	100.00	100.00
CVDCA	31.20	69.20	86.80	98.00	48.50	86.33	96.57	100.00	60.36	95.12	99.00	100.00	75.05	97.45	99.47	100.00
KLFDA [28]	38.80	85.60	94.40	99.20	29.02	70.36	87.83	100.00	38.21	79.21	94.64	100.00	79.58	96.45	99.00	100.00
LFDA [9]	30.00	67.60	85.20	98.40	25.40	62.57	86.29	99.02	31.38	69.62	86.81	100.00	81.37	98.00	99.50	100.00
rKPCCA [6]	30.77	73.08	80.77	100.00	40.57	79.00	94.62	99.02	61.24	94.07	99.52	100.00	72.37	98.00	100.00	100.00
KISSME [17]	30.77	70.00	90.38	100.00	39.02	76.60	93.71	100.00	63.33	95.64	100.00	100.00	79.29	97.50	99.50	100.00
RDC [8]	8.00	30.40	53.76	84.64	5.00	21.00	47.00	100.00	9.52	38.10	58.10	96.83	55.00	87.00	95.00	100.00
CMML [45]	8.00	27.00	43.55	82.74	10.00	25.00	55.00	96.67	4.76	24.76	49.52	95.24	5.00	27.00	60.00	100.00
rCCA [54]	27.20	68.00	85.60	98.00	40.76	77.62	93.60	100.00	42.50	84.00	96.14	100.00	44.95	91.34	97.97	100.00
L_1	17.31	43.85	66.15	86.92	6.76	27.07	56.71	95.62	8.21	37.21	60.33	98.05	48.05	85.76	89.84	100.00



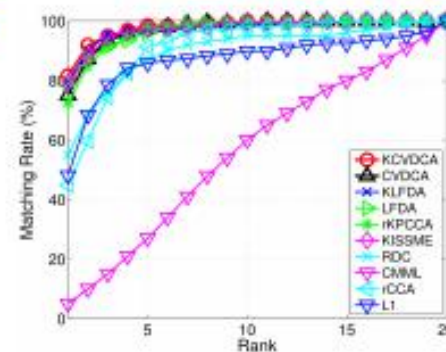
(e) CAVIAR4REID



(f) RAiD(1-3)



(g) RAiD(1-4)



(h) RAiD(3-4)

跨视角鉴别成分分析



方法	作者	期刊/会议	年份
FW	Martinel et al.	PAMI	2015
rPCCA	Xiong et al.	ECCV	2014
NCR	Das et al.	ECCV	2014
kLFDA	Xiong et al.	ECCV	2014
ISR	Lisant et al.	PAMI	2014
MLF	Zhao et al.	CVPR	2014
LFDA	Pedagadi et al.	CVPR	2013
LADF	Li et al.	CVPR	2013
RDC	Zheng et al.	PAMI	2013
eSDC	Zhao et al.	CVPR	2013
SalMatch	Zhao et al.	ICCV	2013
ICT	Avraham et al.	ECCV	2012
GeMetric	Li et al.	ACCV	2012
PCCA	Mignon et al.	CVPR	2012
LMNN	Weinberger et al.	JMLR	2009
ITML	Davis et al.	ICML	2007

跨视角鉴别成分分析

■ 创新点和学术贡献

- 提出了非对称距离学习的概念，用于解决行人再标识中不同摄像头环境不同的问题。
- 提出跨摄像头鉴别成分分析，并在多个数据库中取得目前领先的效果。

Ying-Cong Chen, Wei-Shi Zheng, Jian-Huang Lai and Pong C. Yuen. An Asymmetric Distance Model for Cross-view Feature Mapping in Person Re-identification. IEEE TCSVT, 2015 (录用).

基于镜像表示的行人再标识

■ 跨摄像头鉴别成分分析

- ◆ 优势：可以利用上视角信息
- ◆ 劣势：基于鉴别成分分析，对数据分布有高斯假设

- ## ■ 镜像表示可以通过对原始特征进行一系列变换，使得传统子空间或距离学习方法可以对不同摄像头学习出不同的投影矩阵，而且可以对特征及投影基的差异化程度建模，使之可以表达出不同摄像头的相关性，增强了传统方法在行人再标识上的性能。

基于镜像表示的行人再标识

特征补零策略：

- 为了针对不同摄像头训练出不同投影矩阵，可以对原始特征进行补零，即：

$$\diamond X^a \rightarrow \begin{bmatrix} X^a \\ 0 \end{bmatrix} X^b \rightarrow \begin{bmatrix} 0 \\ X^b \end{bmatrix}$$

- 对补零后特征训练将得到增广的投影矩阵：

$$\diamond \min_U f(U^T X) \rightarrow U = \begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \end{bmatrix}$$

- 用增广的投影矩阵对补零后特征投影，相当于对不同的摄像头使用不同的映射函数：

$$\diamond f_a(X^a) = [U_1^T, U_2^T] \begin{bmatrix} X^a \\ 0 \end{bmatrix} = U_1^T X^a$$

$$\diamond f_b(X^b) = [U_1^T, U_2^T] \begin{bmatrix} 0 \\ X^b \end{bmatrix} = U_2^T X^b$$

基于镜像表示的行人再标识

局限性：

- 特征补零策略假设了不同摄像头的行人图像所提取的特征无关
- 即使不同摄像头之间光照、视角不一致，同个人的不同照片之间仍具有一定的相似性
- 因此针对不同摄像头的投影基必须也是相似的



基于镜像表示的行人再标识

补零策略的扩展：特征层面差异度建模

- 补零策略可重新表示为： $X_{aug}^a = \begin{bmatrix} I \\ 0 \end{bmatrix} X^a, X_{aug}^b = \begin{bmatrix} 0 \\ I \end{bmatrix} X^b$
 - ◆ 不同摄像头的特征转换矩阵正交： $[I, 0] \begin{bmatrix} 0 \\ I \end{bmatrix} = 0$
 - ◆ 特征转换矩阵的正交性导致映射函数的差异程度无法得到控制
- 补零策略可扩展为： $X_{aug}^a = \begin{bmatrix} R \\ M \end{bmatrix} X^a, X_{aug}^b = \begin{bmatrix} M \\ R \end{bmatrix} X^b$
 - ◆ 特征转换矩阵不一定正交： $[R, M] \begin{bmatrix} M \\ R \end{bmatrix} \neq 0$
 - ◆ 特征转换矩阵的差异程度决定了映射函数差异程度

基于镜像表示的行人再标识

- 为减少运算量，特征转换矩阵中的R与M可以设置为：

- ◆ $R = \frac{1-r}{z} I, M = \frac{1+r}{z} I$

- ◆ 其中 $0 < r < 1, z = \sqrt{(1-r)^2 + (1+r)^2}$

- $r = 0: [R, M] = [M, R]$ (退化为原始特征)
- $r = 1: [R, M]^T [M, R] = 0$ (退化为补零策略)
- $0 < r < 1$: 当r增加时，特征差异度也随之增加

基于镜像表示的行人再标识

投影层面的差异建模

- 投影层面的差异建模可以直接通过正则化项 $\|U_1 - U_2\|^2$ 来完成。
- 为了与现有方法兼容，可以通过一系列变换，将该正则化项嵌入到特征中，使得镜像表示可以直接用于其他子空间或距离学习方法中。

$$\diamond \|U_1 - U_2\|^2 = U^T B U, U = \begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} I & -I \\ -I & I \end{bmatrix}$$

$$\diamond U^T B U + \lambda U^T U = U^T C U, C = \begin{bmatrix} (1 + \lambda)I & -I \\ -I & (1 + \lambda)I \end{bmatrix}, C = P \Lambda P^T$$

- 嵌入后特征表示为: $x_{mirror} = \Lambda^{\frac{1}{2}} P^T x_{aug}$

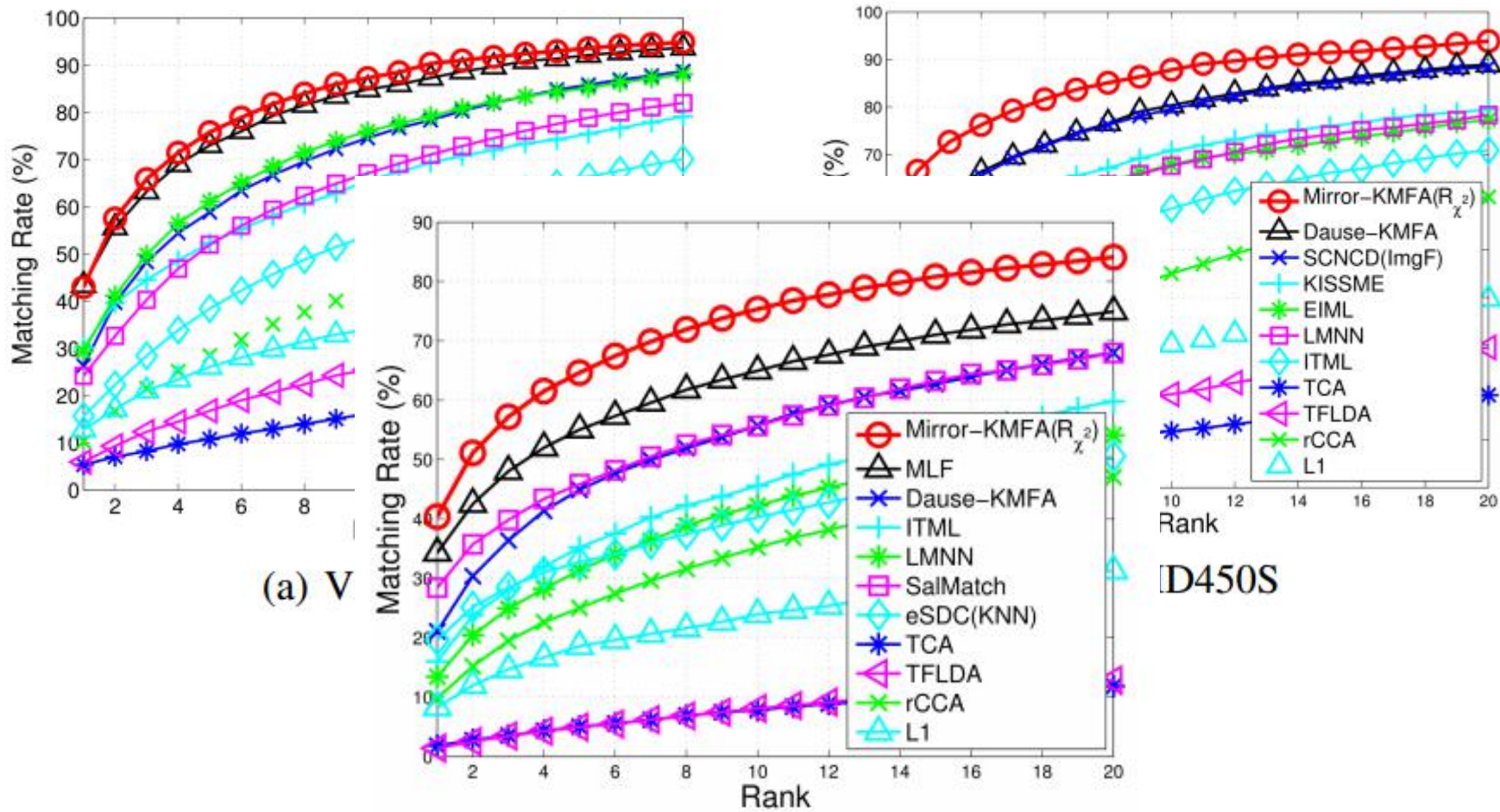
基于镜像表示的行人再标识

实验结果:

	Representation	Mirror Representation				Original Feature				Zero-Padding			
	Rank	1	5	10	20	1	5	10	20	1	5	10	20
VIPeR	$KMFA(R_{\chi^2_2})$	42.97	75.82	87.28	94.84	37.37	71.23	84.72	93.45	33.67	67.66	82.31	91.87
	$KMFA(\chi^2)$	39.62	71.36	84.18	93.23	35.57	67.34	81.14	91.74	30.28	63.54	77.88	89.15
	$KPCCA(R_{\chi^2_2})$	32.88	67.91	82.03	91.77	29.05	62.94	78.26	89.68	21.84	52.44	67.37	79.40
	$KPCCA(\chi^2)$	29.37	64.11	78.96	90.63	25.63	59.78	76.27	87.78	18.77	51.17	66.77	82.31
	MFA	33.48	63.10	75.60	86.55	30.76	59.43	73.61	85.41	21.87	52.06	66.58	81.39
	$PCCA$	27.56	60.57	75.66	87.37	25.47	56.96	71.08	85.25	22.53	55.60	71.30	86.36
CUHK01	$KMFA(R_{\chi^2_2})$	40.40	64.63	75.34	84.08	34.98	60.16	71.27	81.50	33.53	59.00	70.20	80.24
	$KMFA(\chi^2)$	37.31	61.11	71.36	81.25	32.34	56.14	67.52	77.73	31.35	56.71	67.56	78.18
	$KPCCA(R_{\chi^2_2})$	29.57	56.53	69.21	79.40	25.30	52.40	64.61	76.76	17.84	41.53	53.95	67.83
	$KPCCA(\chi^2)$	26.69	54.40	66.88	77.87	22.79	48.65	62.10	74.06	17.84	41.53	53.95	67.83
	MFA	25.47	48.38	58.86	69.19	20.71	41.51	52.42	63.21	14.13	33.12	43.10	54.07
	$PCCA$	19.74	40.96	52.44	65.00	16.79	38.13	49.29	61.35	3.89	9.02	12.32	16.28
PRID450S	$KMFA(R_{\chi^2_2})$	55.42	79.29	87.82	93.87	52.76	77.56	84.71	91.56	46.18	74.13	84.31	92.40
	$KMFA(\chi^2)$	53.42	77.29	85.82	91.51	51.02	75.29	82.80	89.47	41.82	71.29	81.82	90.04
	$KPCCA(R_{\chi^2_2})$	41.51	71.51	81.42	91.24	40.09	68.76	79.73	90.13	33.60	65.78	78.18	88.00
	$KPCCA(\chi^2)$	39.82	68.31	80.22	89.82	37.60	66.18	78.49	88.62	28.27	58.71	72.40	85.60
	MFA	40.58	77.56	67.47	86.58	38.22	63.42	73.87	83.64	21.16	50.00	62.98	76.84
	$PCCA$	38.40	68.40	79.51	88.31	36.76	65.69	76.22	85.16	32.80	64.62	76.98	87.38

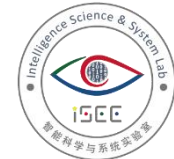
最好的结果标为**红色**，次优的结果标为**蓝色**

基于镜像表示的行人再标识



(c) CUHK01

基于镜像表示的行人再标识



方法	作者	期刊/会议	年份
rPCCA	Xiong et al.	ECCV	2014
KMFA	Xiong et al.	ECCV	2014
kLFDA	Xiong et al.	ECCV	2014
MLF	Zhao et al.	CVPR	2014
LFDA	Pedagadi et al.	CVPR	2013
LADF	Li et al.	CVPR	2013
RDC	Zheng et al.	PAMI	2013
eSDC	Zhao et al.	CVPR	2013
SalMatch	Zhao et al.	ICCV	2013
GeMetric	Li et al.	ACCV	2012
PCCA	Mignon et al.	CVPR	2012
TCA	Pan et al.	TNN	2011
TLFDA	Si et al.	TKDE	2010
LMNN	Weinberger et al.	JMLR	2009
ITML	Davis et al.	ICML	2007

基于镜像表示的行人再标识

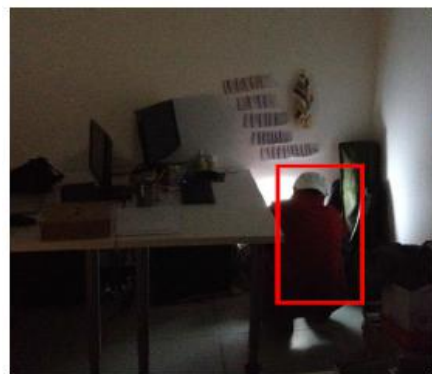
■ 创新性与学术贡献:

- 提出了镜像表示，为解决不同摄像头之间的行人特征的不一致提供了新的思路；
- 证明了镜像表示可以用于不同的子空间或距离学习算法中，使其在不同数据库中的识别率得到很大的提高。

Ying-Cong Chen, Wei-Shi Zheng, and Jian-Huang Lai, Mirror Representation for Modeling View-specific Transform in Person Re-identification, IJCAI, 2015.

- 行人再识别问题和方法
- **若干研究进展**
 - 基于行人特征表达的方法
 - 基于深度排序和联合表达学习的行人再标识
 - 基于不对称距离学习的行人再标识
 - **基于部分匹配的行人再标识**
 - 基于深度信息的行人再标识
 - 现实场景中基于去除身份混淆的行人再标识

基于部分匹配的行人再标识



偷窃中...

由于遮挡，只能检测到部分身体



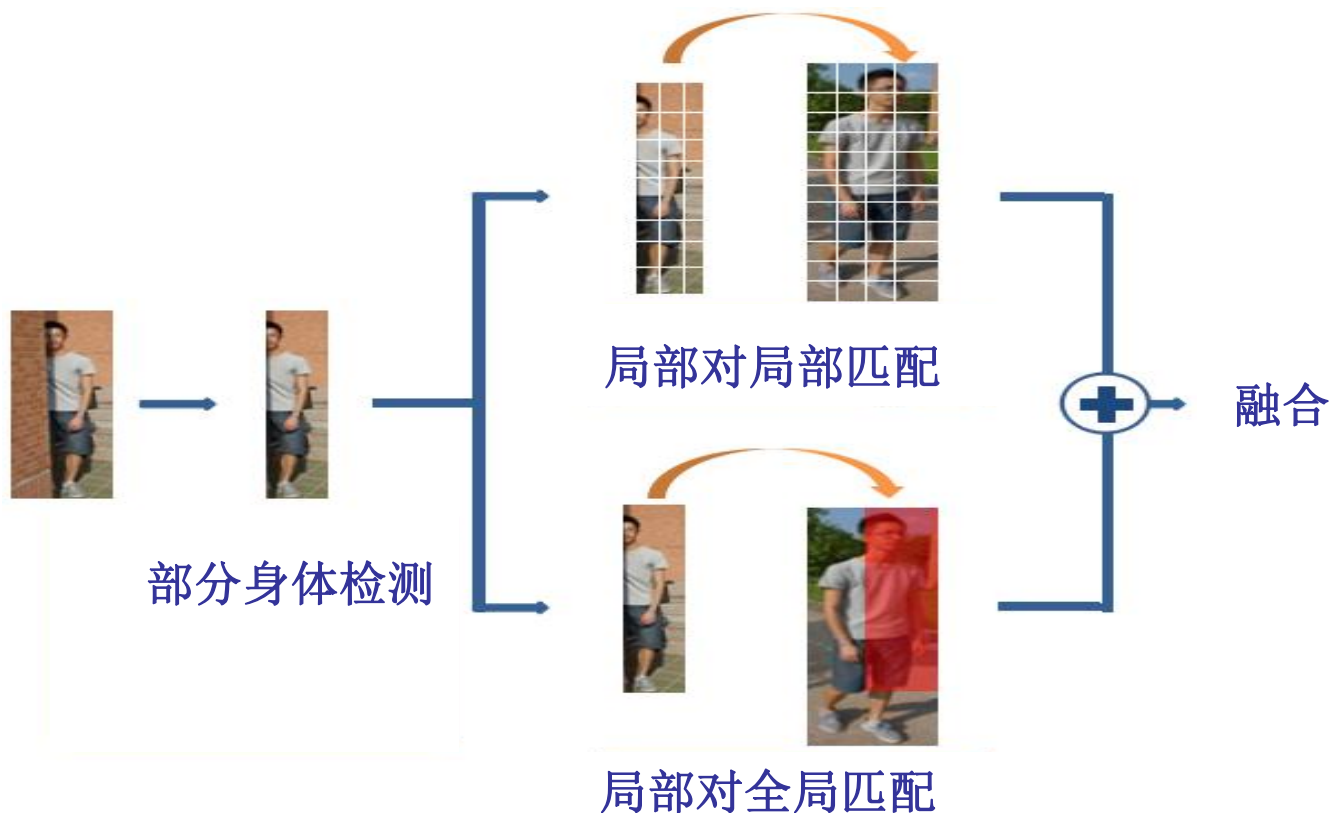
匹配



- 在某一视角下只能检测到部分身体
- 目标：在一个视角下的部分身体与另一视角下的整个身体的匹配

基于部分匹配的行人再标识

系统框图：



局部对局部匹配：先将图片分为小块，对多个小块进行匹配

局部对全局匹配：在全身图像上对部分身体进行滑窗搜索

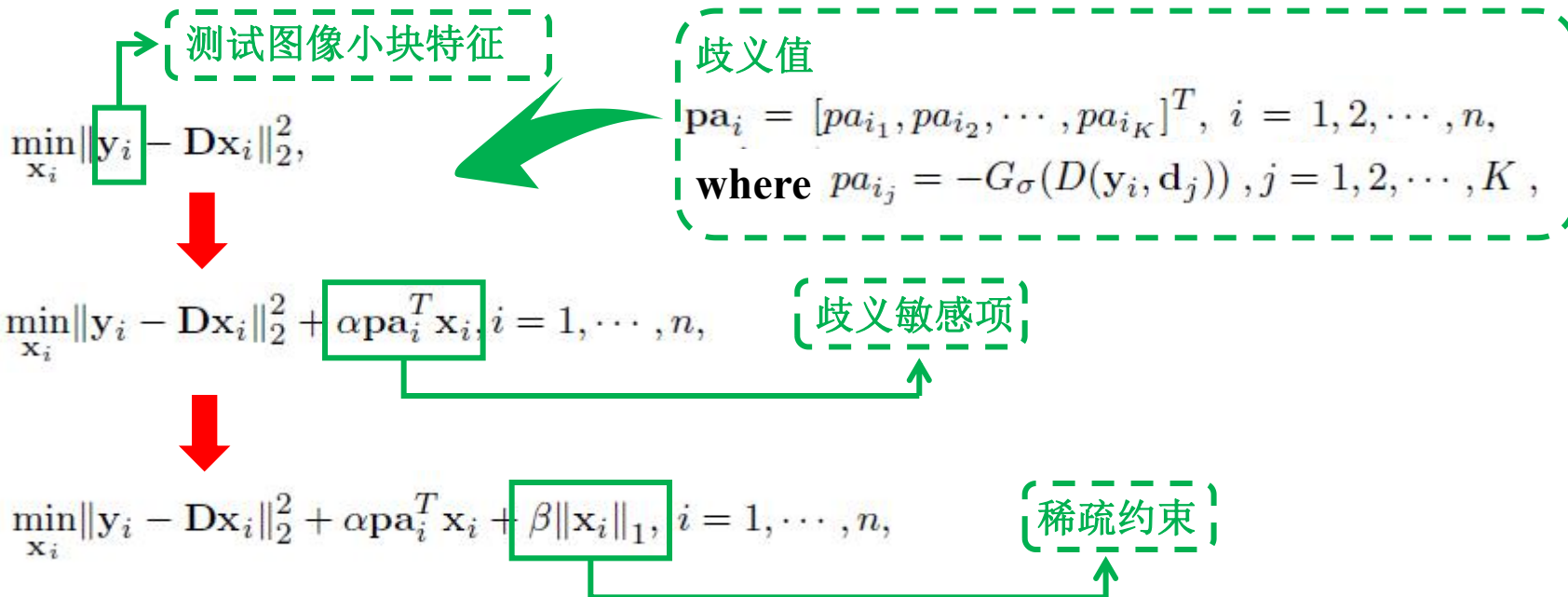
融合：将上述2个模块的结果融合以获得更鲁棒的结果。

基于部分匹配的行人再标识

■ 局部对局部匹配：基于稀疏表示的歧义敏感分类器

对小块构造字典：

$$D = [D_1, D_2, \dots, D_C] \quad \text{其中} \quad D_c = [d_{c_1}, d_{c_2}, \dots, d_{c_{k_c}}]$$



对测试图像的分类准则： $Y = [y_1, \dots, y_n]$

$$\hat{c} = \arg \min_c r_c(Y) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|\mathbf{y}_i - D_c \delta_c(\mathbf{x}_i)\|_2^2$$

基于部分匹配的行人再标识

局部对全局的匹配：

- 滑动窗口匹配
 - ◆ 对全身图像进行滑窗匹配
 - ◆ 用 L_1 距离作为局部图像与全身图像的距离



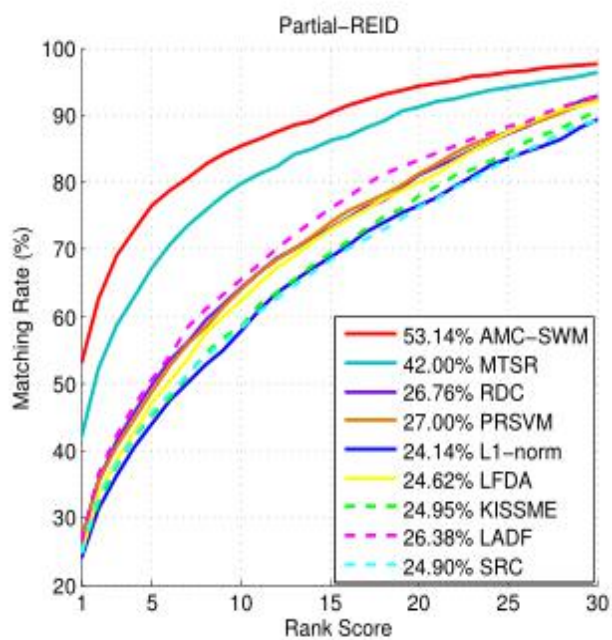
融合

$$S_{dist} = \gamma \mathbf{R}_{dist} + (1 - \gamma) \mathbf{L}_{dist} \longrightarrow \boxed{\text{全局距离}}$$

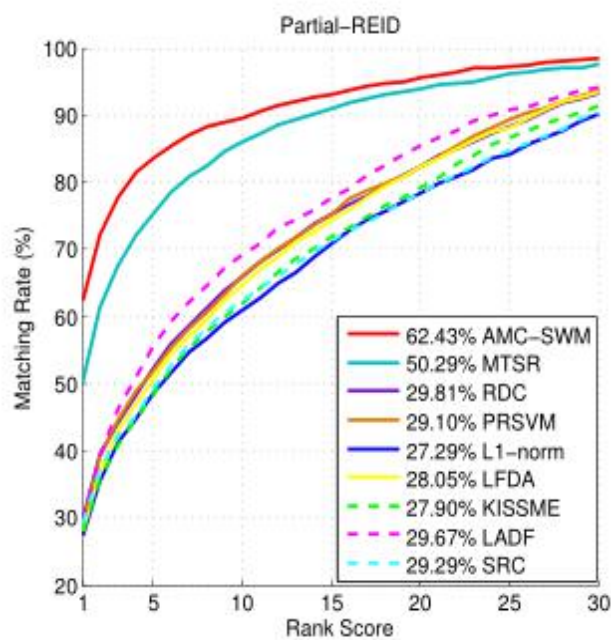
\downarrow
 $\boxed{\text{局部距离}}$

基于部分匹配的行人再标识

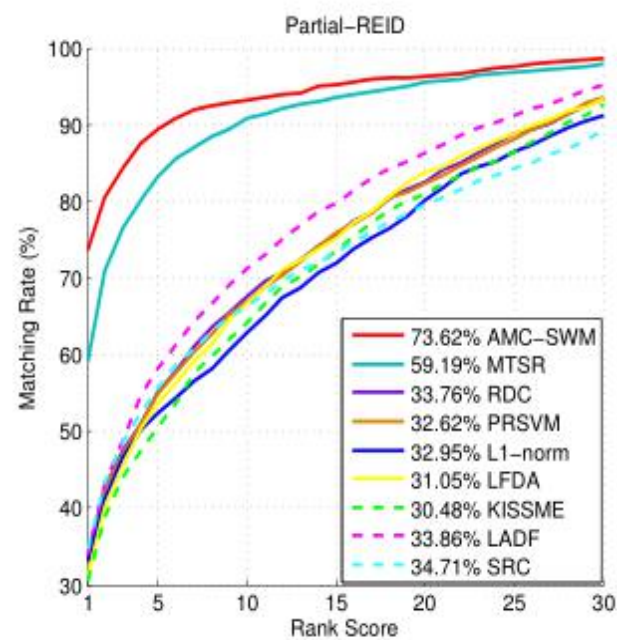
■ 实验结果



(a) N=1, CMC



(b) N=2, CMC



(c) N=5, CMC

基于部分匹配的行人再标识



方法	作者	期刊/会议	年份
LFDA	Pedagadi et al.	CVPR	2013
LADF	Li et al.	CVPR	2013
RDC	Zheng et al.	PAMI	2013
KISSME	Kostinger et al.	CVPR	2012
PR SVM	Prosser et al.	BMVC	2010



基于部分匹配的行人再标识

■ 创新点和学术贡献

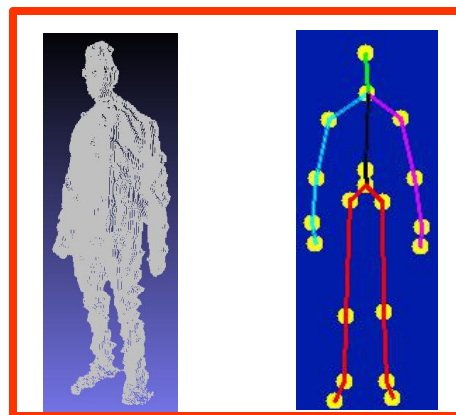
- 提出了一个新的且更实际的问题：部分匹配的行人再标识；
- 提出了一个新颖的局部对局部的和一个局部对全局的匹配算法。

Wei-Shi Zheng, Xiang Li (student), Tao Xiang, Shengcai Liao, JianHuang Lai, Shaogang Gong. Partial Person Re-identification. IEEE Conf. on Computer Vision (ICCV), 2015

- 行人再识别问题和方法
- **若干研究进展**
 - 基于行人特征表达的方法
 - 基于深度排序和联合表达学习的行人再标识
 - 基于不对称距离学习的行人再标识
 - 基于部分匹配的行人再标识
 - **基于深度信息的行人再标识**
 - 现实场景中基于去除身份混淆的行人再标识

基于深度信息的行人再标识

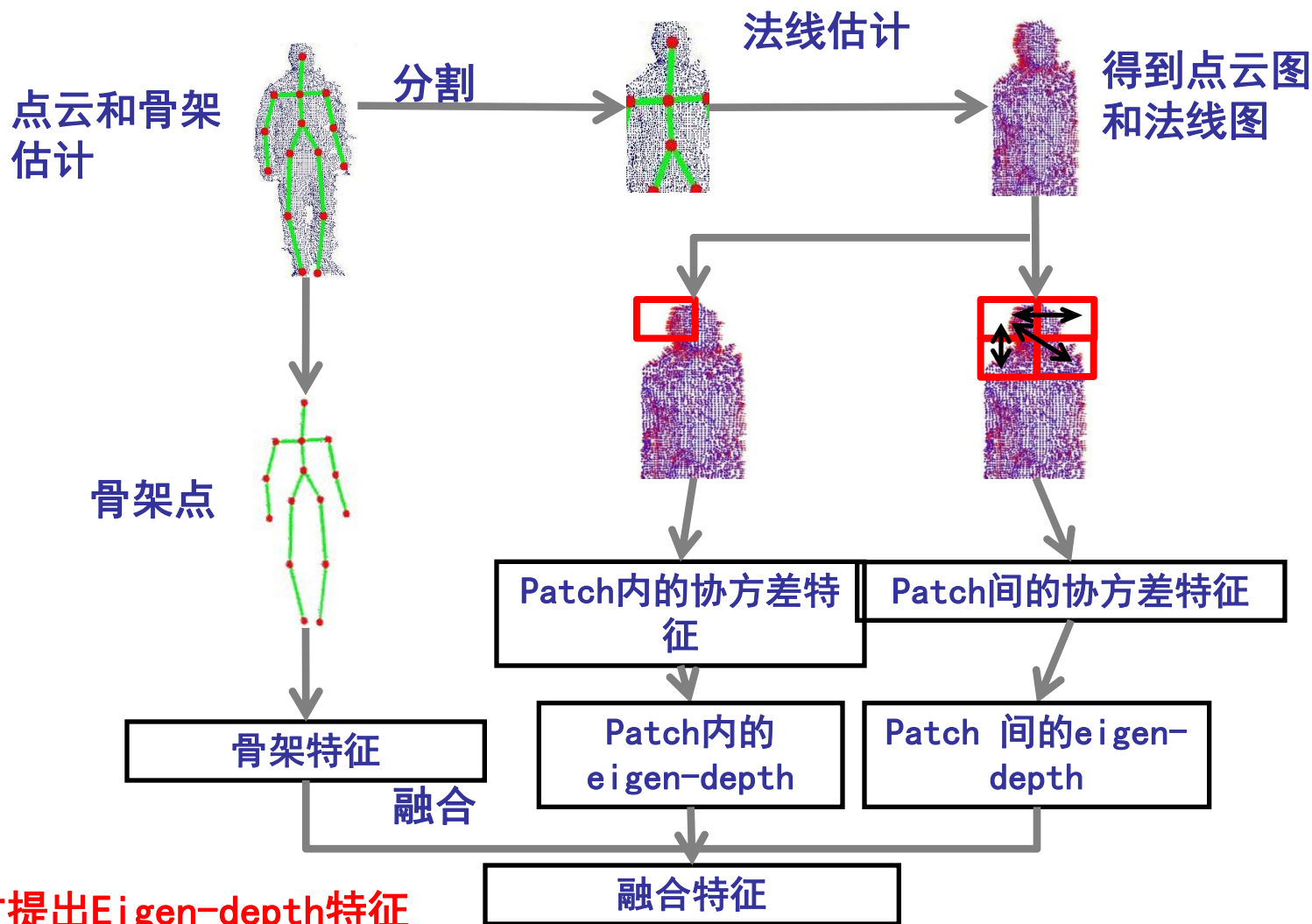
- 基于RGB图像的问题包括：**难以克服光照影响，外观（衣服）必须保持不变**



- 深度图（RGB-D）提供了：**行人的形状与关节点信息**
- 深度图可以克服**光照与表观**（衣服）改变的影响

基于深度信息的行人再标识

方法框架：



本文提出Eigen-depth特征

基于深度信息的行人再标识

- 深度数据集与实验结果：
- 2个数据集：

walking1
(gallery)



walking2
(probe)



Training



Still



Walking

基于深度信息的行人再标识

RGBD-ID上的实验结果：CMC（累积识别率）

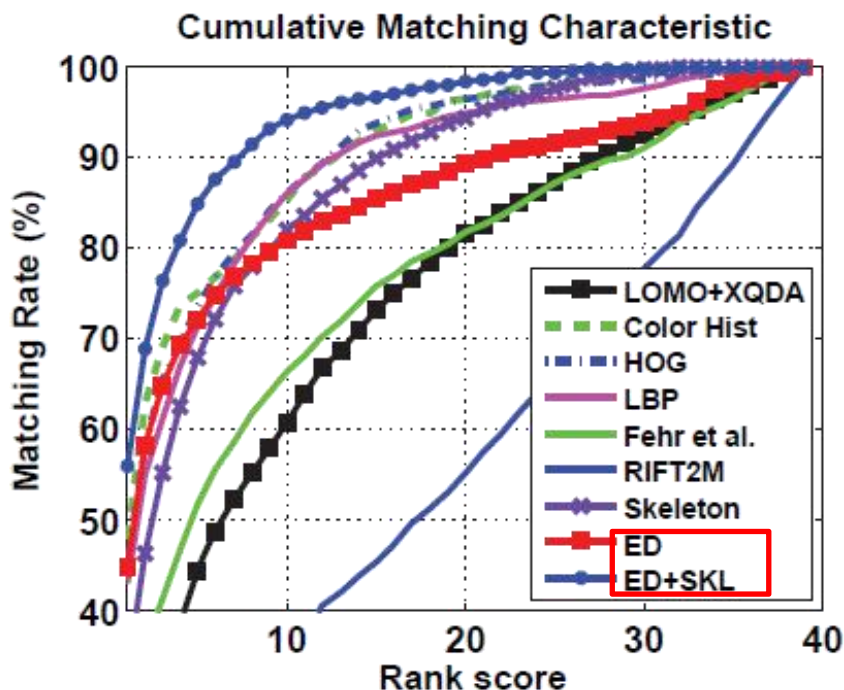
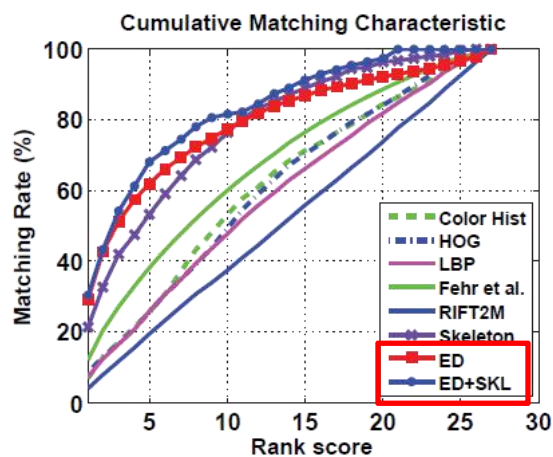


Table 1. RGBD-ID dataset: Rank-1 and Rank-5 accuracy.

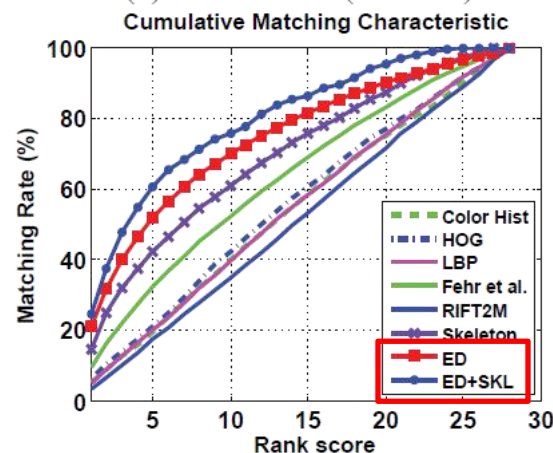
Setting	One-shot		Multi-shot	
Method	Rank-1	Rank-5	Rank-1	Rank-5
LOMO+XQDA	16.10%	44.31%	18.00%	47.74%
Color Hist	47.90%	74.97%	48.92%	74.82%
HOG	45.03%	73.49%	45.33%	73.95%
LBP	42.92%	71.33%	45.64%	72.36%
RIFT2M	7.13%	22.77%	8.77%	27.69%
Fehr's	24.26%	51.64%	30.56%	58.67%
Skeleton	33.13%	67.85%	37.33%	71.13%
ED	44.67%	72.10%	51.59%	76.15%
ED+SKL	55.95%	84.77%	61.23%	87.64%

基于深度信息的行人再标识

BIWI RGBD-ID上的实验结果



(b) BIWI “Still” (one-shot)



(c) BIWI “Walking” (one-shot)

Table 2. BIWI RGBD-ID “Still” and “Walking”: Rank-1 and Rank-5 accuracy.

Probe	Still				Walking			
	One-shot		Multi-shot		One-shot		Multi-shot	
Setting	Rank-1	Rank-5	Rank-1	Rank-5	Rank-1	Rank-5	Rank-1	Rank-5
Method	Rank-1	Rank-5	Rank-1	Rank-5	Rank-1	Rank-5	Rank-1	Rank-5
Color Hist	7.02%	25.47%	10.61%	31.92%	5.43%	19.56%	5.86%	21.70%
HOG	8.42%	25.69%	12.35%	30.39%	6.38%	21.00%	6.94%	23.29%
LBP	7.37%	26.04%	10.87%	33.57%	4.87%	20.04%	5.34%	23.31%
RIFT2M	4.04%	19.52%	4.34%	20.78%	3.25%	17.46%	3.75%	18.31%
Fehr’s	12.08%	38.17%	14.06%	43.78%	9.33%	32.39%	12.09%	39.60%
Skeleton	21.33%	53.32%	26.55%	62.73%	14.52%	42.36%	16.94%	47.18%
ED	28.98%	61.85%	36.22%	73.11%	20.90%	51.98%	28.71%	63.85%
ED+SKL	30.52%	67.86%	39.38%	72.13%	24.47%	60.63%	29.96%	65.18%

基于深度信息的行人再标识



方法	作者	期刊/会议	年份
Eigen-depth	Fehr et al.	ICRA	2012
LBP	Zhang et al.	ICIG	2011
Color	Farenzena et al.	CVPR	2010
HOG	Oreifej et al.	CVPR	2010
RIF2M	Skelly et al.	Optics East	2007

基于深度信息的行人再标识

■ 创新性和学术贡献

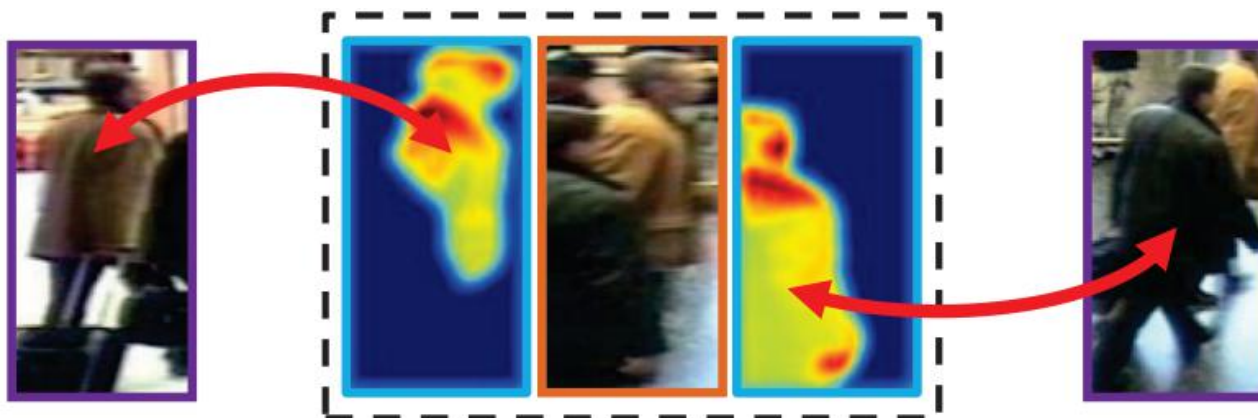
- 提出了一种基于深度图像（RGB-D）的行人再标识方法；
- 提出一种RGB-D图像中旋转不变的描述子Eigen-depth，来描述深度图中的人体形状。

Ancong Wu, Wei-Shi Zheng, and Jian-Huang Lai. “Depth-based Person Re-identification”. Asian Conference on Pattern Recognition, 2015.

- 行人再识别问题和方法
- **若干研究进展**
 - 基于行人特征表达的方法
 - 基于深度排序和联合表达学习的行人再标识
 - 基于不对称距离学习的行人再标识
 - 基于部分匹配的行人再标识
 - 基于深度信息的行人再标识
 - 现实场景中基于去除身份混淆的行人再标识

现实场景中基于去除身份混淆的行人再标识

- **身份混淆**：在现实的监控环境下，行人的检测框内往往包含身份模糊，即包含2个甚至更多行人的身份，这种样本会导致身份匹配上的混乱。

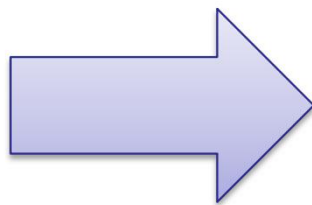


现实场景中基于去除身份混淆的行人再标识

- **目标：**去除身份混淆的样本，从实验假设的完美场景（只包含单一身份），推广到现实有遮挡的场景。通过这种身份混淆的去除，能够提高现有算法的性能。

理想实验环境

假设行人检测的结果完美，包含单一身份



真实环境

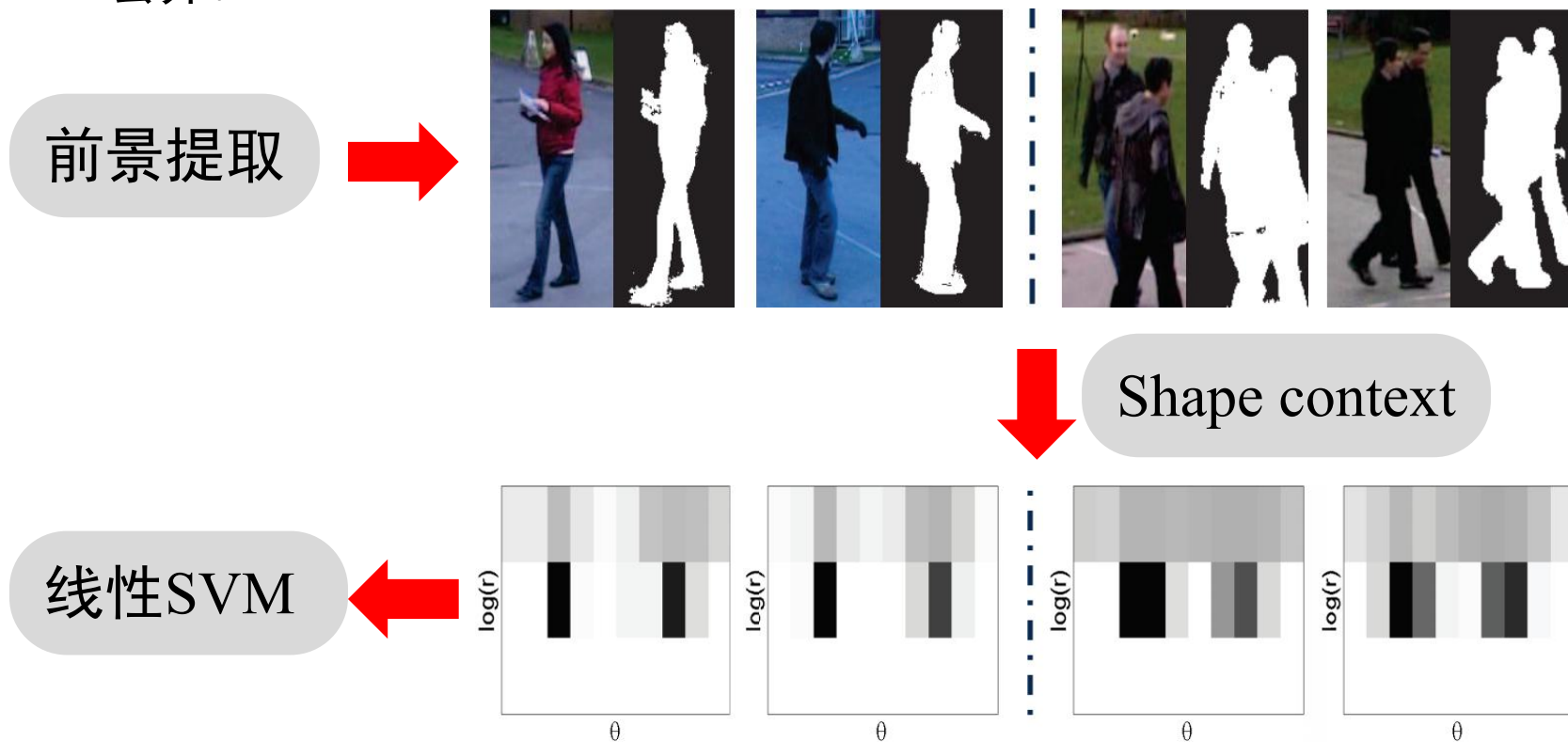
检测框中经常有不止一个行人，直接进行Re-ID容易出现身份匹配上的混乱



现实场景中基于去除身份混淆的行人再标识

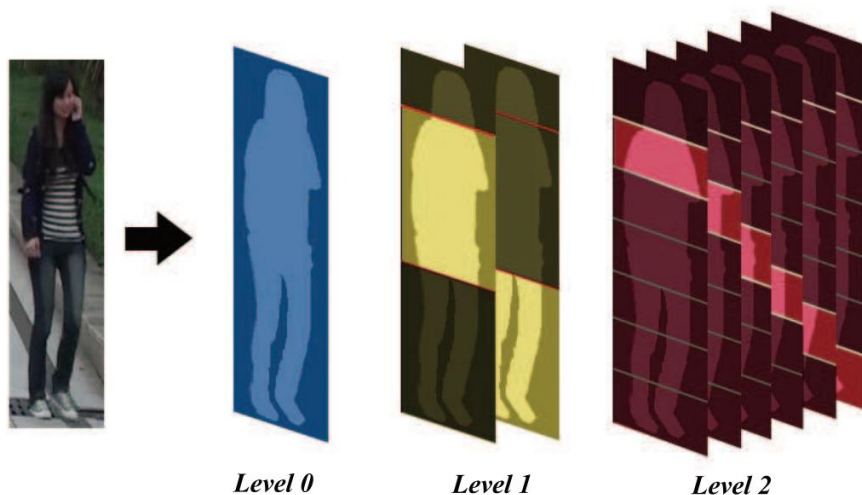
方法：

- 通过减背景提取前景响应
- 根据前景掩膜计算shape context直方图。
- 对shape context训练一个线性SVM。对于测试阶段的样本，如果被SVM判为负样本，就说明很可能是存在身份混淆的情况，则将该样本丢弃。



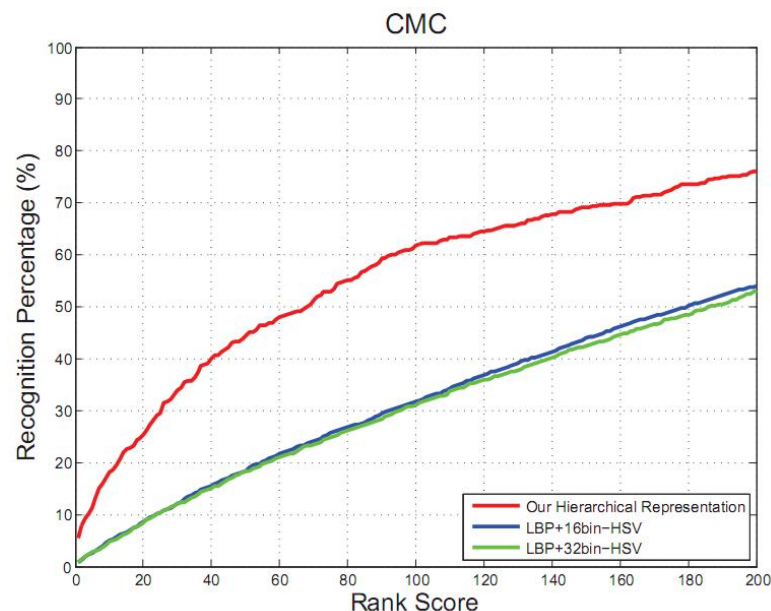
■ 特征分层表达模型

第一层对整张图像提取全局特征；第二层将图像水平分割为2块，分别提取特征再串联起来；第三层做类似操作，分割为6块。两张图像的相似度定义为3层相似度的加权和。这里我们只使用颜色直方图。



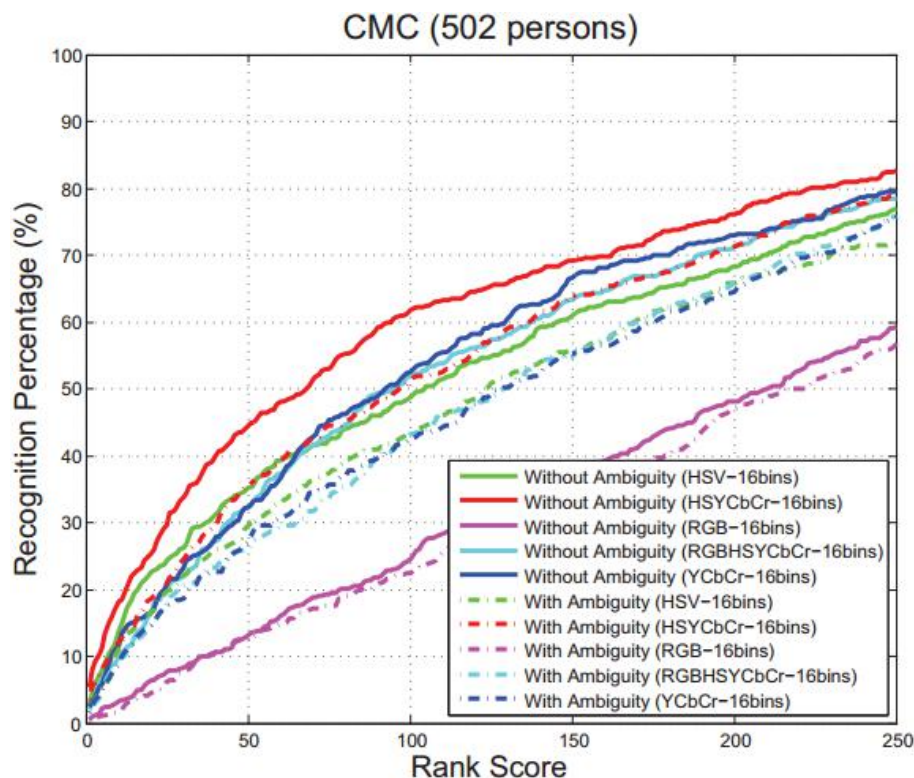
$$Sim(I_i, I_j) = \sum_{k=1}^3 \omega_k \cdot Sim(F_i(L_k), F_j(L_k))$$

分层表达优于传统的特征表达



现实场景中基于去除身份混淆的行人再标识

- 对于同样颜色，虚线代表包含身份混淆的情况，实线代表通过本文算法，去掉了身份混淆的情况。可以看出，同样颜色，实线的CMC更高。



■ 创新性和学术贡献

- 提出了一种去除身份混淆的方法，目的在于提高现有算法在现实场景中的识别率；
- 提出一种针对行人的分层表达的描述子。

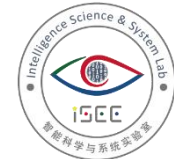
Chun-Chao Guo, Shi-Zhe Chen, Jian-Huang Lai, Xiao-Jun Hu, and Shi-Chang Shi, Multi-shot Person Re-identification with Automatic Ambiguity Inference and Removal, ICPR (Oral), 2014.

2014年全国研究生智慧城市大赛 一等奖（“跨摄像机目标跟踪”排名第一）。

中山大学SYSU-REID数据库介绍

- 我们发布一个较大规模的、包含时间戳的行人再识别数据集SYSU-REID。
- 两个子集：用于单帧再识别的SYSU-sREID和用于多帧再识别的SYSU-mREID
- 包含了502个行人样本对，每个行人包含切割的原始图像与对应掩膜，图像命名为身份ID的编号。
- 原始图像与掩膜图像共48892个样本，每个行人在每个摄像机里包含的原始图像帧数在10到40不等，平均每人在每个摄像机中包含24帧原始图像，帧间时间间隔0.2秒。

中山大学SYSU-REID数据库介绍



- 论文引用：

Chun-Chao Guo, Shi-Zhe Chen, Jian-Huang Lai, Xiao-Jun Hu, and Shi-Chang Shi, Multi-shot Person Re-identification with Automatic Ambiguity Inference and Removal, International Conference on Pattern Recognition(ICPR), 2014. (Oral)

- 下载网址：<http://isee.sysu.edu.cn/resource>

使用流程

- 在实验室网站 (<http://isee.sysu.edu.cn/resource>)，下载使用协议和数据库文件
- 打印使用协议纸质版并签字
- 将使用协议扫描或拍照，发送到 stsljh@mail.sysu.edu.cn 或 chunchaoguo@126.com
- 获取数据库使用权限

总结



- 行人再识别问题和方法
- 展望
 - 鲁棒的行人特征表达：数据驱动、场景驱动、高层语义；
 - 可推广的行人匹配度量：过度学习、增量学习；
 - 面向视频的时空线索建模：图像集上的行人再标识；
 - 密集场景与低分辨率的再识别：混淆、纹理特征不易提取；
 - 多模态行人数据协同的再识别：RGB-D深度图像、红外图像；
 - 开集场景的再识别：查询集与模板集中行人身份并不对等；
 - 不对齐与遮挡情况下的再识别；

致谢:



郭春超



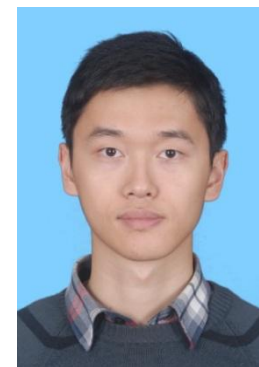
石世昌



陈世哲



陈颖聪



吴岸聪

Q & A