

2023 하계 세미나

Cloth-changing Person Re-identification



Sogang University

Vision & Display Systems Lab, Dept. of Electronic Engineering



Presented by

전창렬

Outline

- Background
 - Person Re-Identification
 - Cloth-changing Person Re-Identification

- Main papers
 - Clothing-Change Feature Augmentation for Person Re-Identification (CVPR 2023)
 - Good is Bad: Causality Inspired Cloth-debiasing for Cloth-changing Person Re-identification (CVPR 2023)

Background

- Person Re-Identification

- 복수의 다양한 각도, 시점에서 찍은 카메라에서 동일 인물을 찾는 작업

Query images



Person
Re-identification



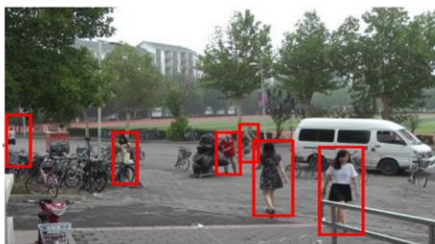
Background

- Person Re-Identification

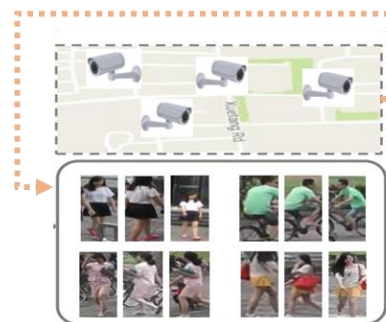
- 수행 단계



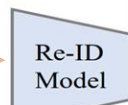
Raw data collection



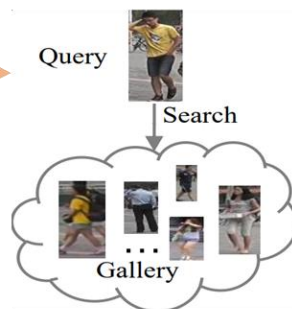
Bounding box Generation



Classification



Model training



Pedestrian retrieval



Background

- Cloth-changing Person Re-Identification

- Person re-identification 모델 학습 시 의복 cloth bias가 모델의 학습에 영향을 미침
- 이러한 문제는 실질적으로 모델을 활용할 때 문제가 될 수 있음

Probe



Similarity (High → Low)



Probe

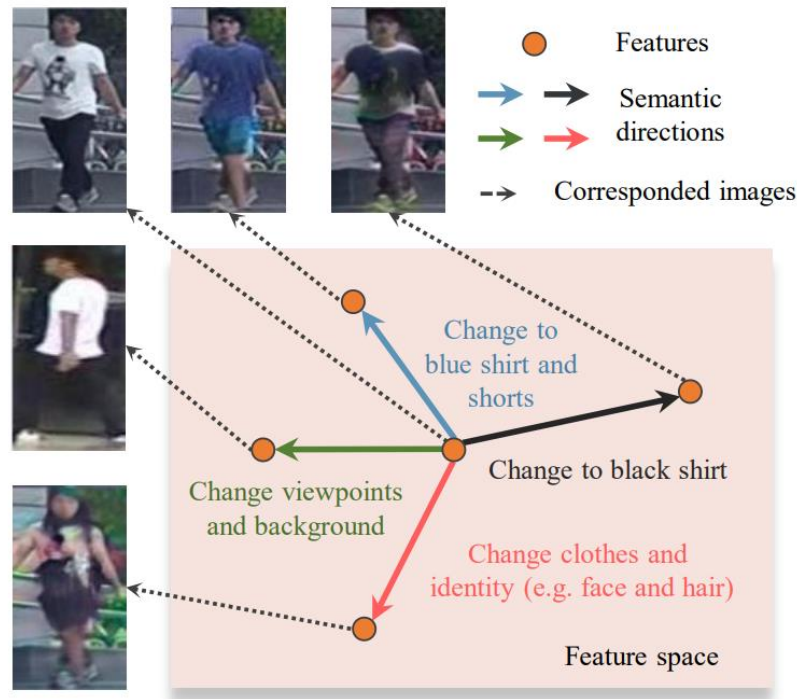


Similarity (High → Low)



Clothing-Change Feature Augmentation for Person Re-Identification

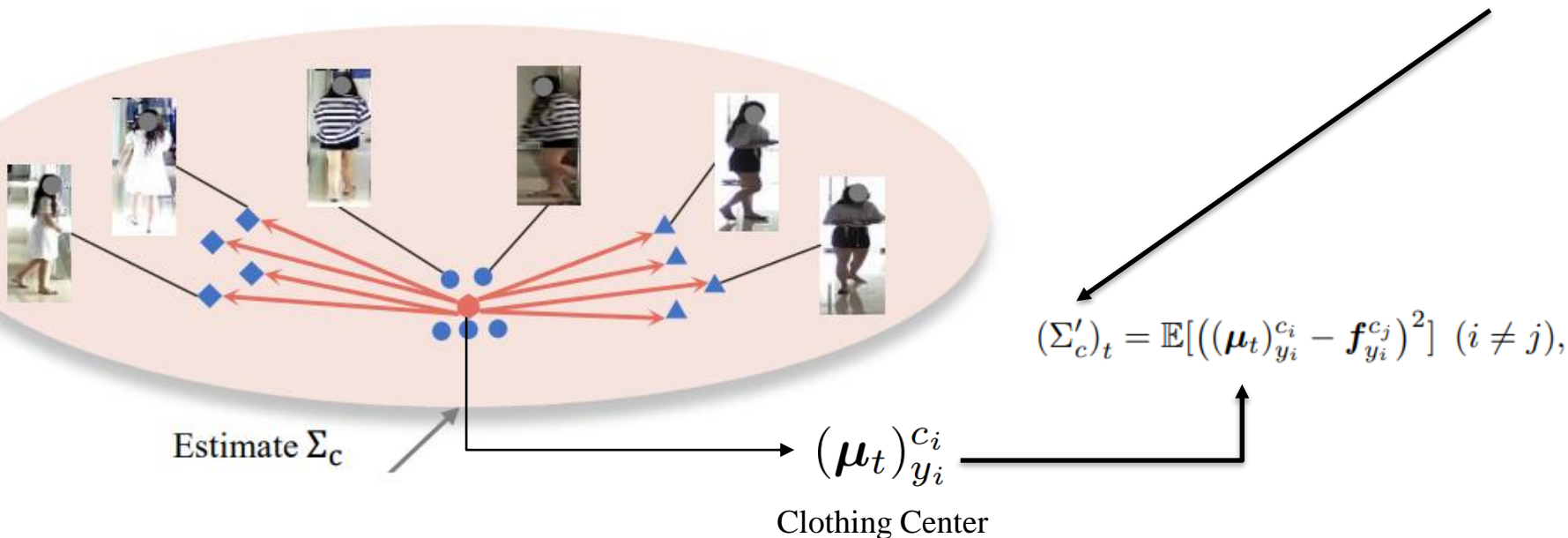
- Clothing-Change Feature Augmentation (CCFA)
 - 기존의 방식들은 training data에 주어진 제한적인 clothing 변경 패턴만 활용하여 학습이 진행
 - 일반적인 데이터 증강 기법들은 이러한 clothing 특성을 반영하지 못하기 때문에 본 task에 최적의 기법이라 볼 수 없음



Clothing-Change Feature Augmentation for Person Re-Identification

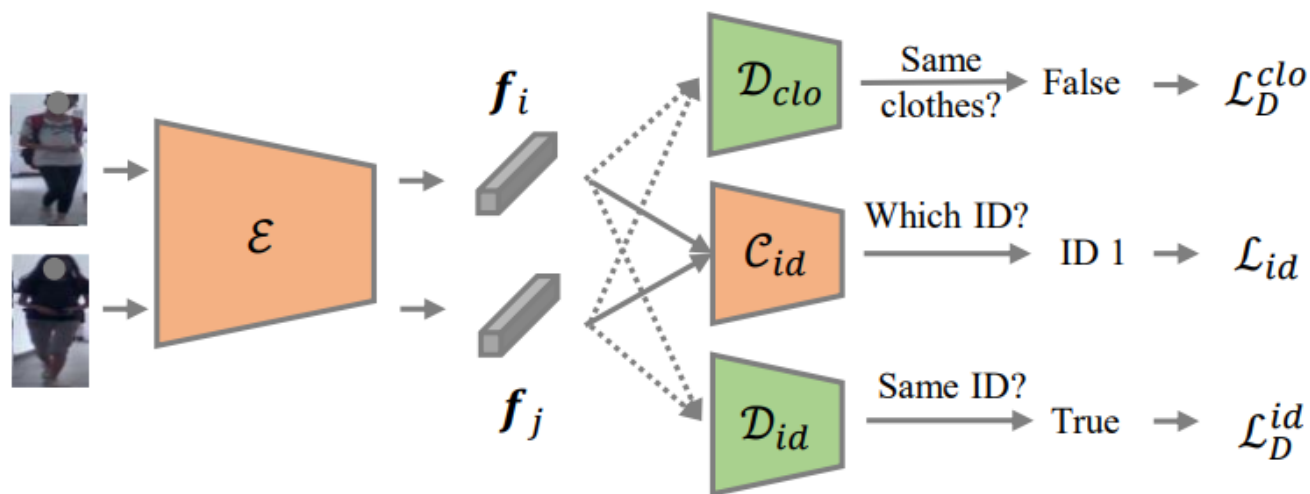
- Clothing-Change Feature Augmentation (CCFA)
 - Feature augmentation은 feature vector f_i 에 분포 $\mathcal{N}(0, \Sigma_c)$ 에서 sampling 된 a_i 가 더해지는 방식으로 진행됨
 - 이 과정에서 Clothing과 연관된 유의미한 a_i 를 얻기 위해 clothing center 개념을 활용하여 clothing-change covariance vector를 계산

$$\tilde{f}_i = f_i + \lambda \cdot a_i, \text{ where } a_i \sim \mathcal{N}(0, \Sigma_c),$$



Clothing-Change Feature Augmentation for Person Re-Identification

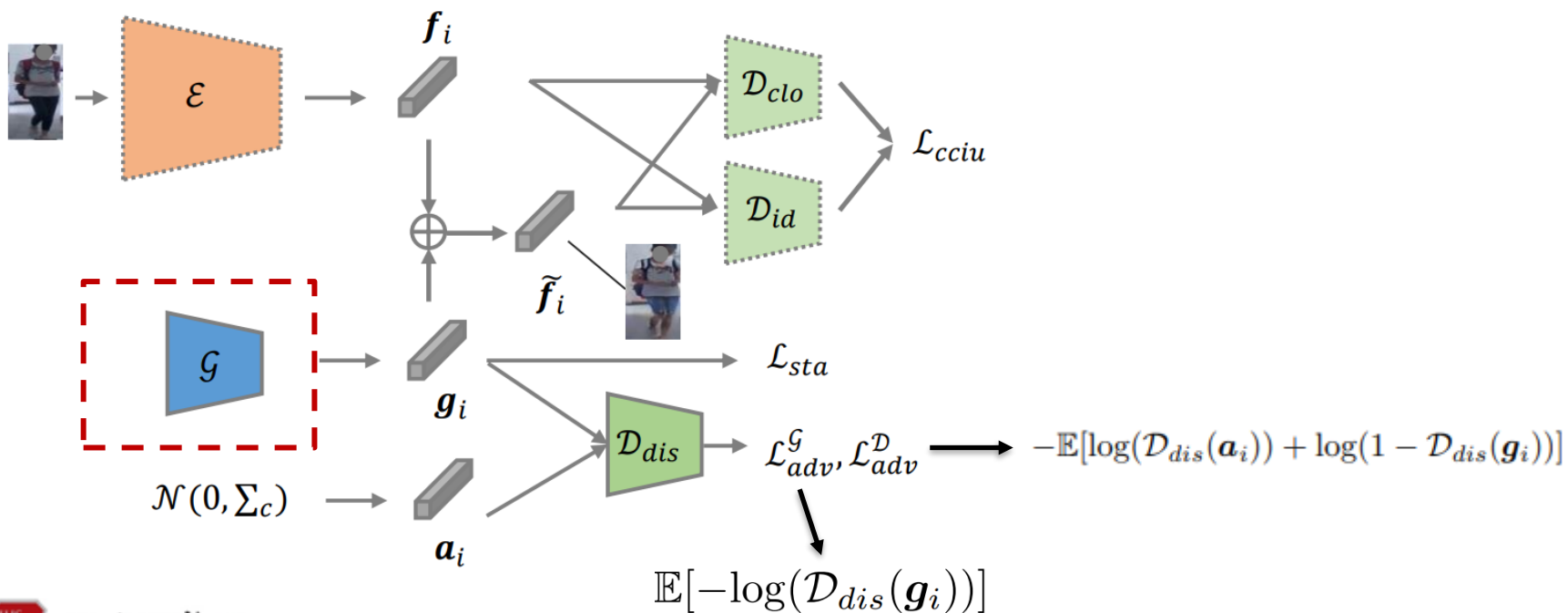
- Clothing-Change Feature Augmentation (CCFA)
 - Identity classifier \mathcal{C}_{id} -> Re-identification 모듈이 식별 가능한 identity 특징 추출을 위해 cross entropy와 triplet loss로 학습 진행
 - Clothing discriminator \mathcal{D}_{clo} , Identity discriminator \mathcal{D}_{id} -> 각각 복장과 identity 불변성을 학습
 - Discriminator들의 학습이 re-id 모듈의 학습에 영향을 주는 것을 막기 위해 역전파를 차단



Clothing-Change Feature Augmentation for Person Re-Identification

- Clothing-Change ID-Unchange Augmentation

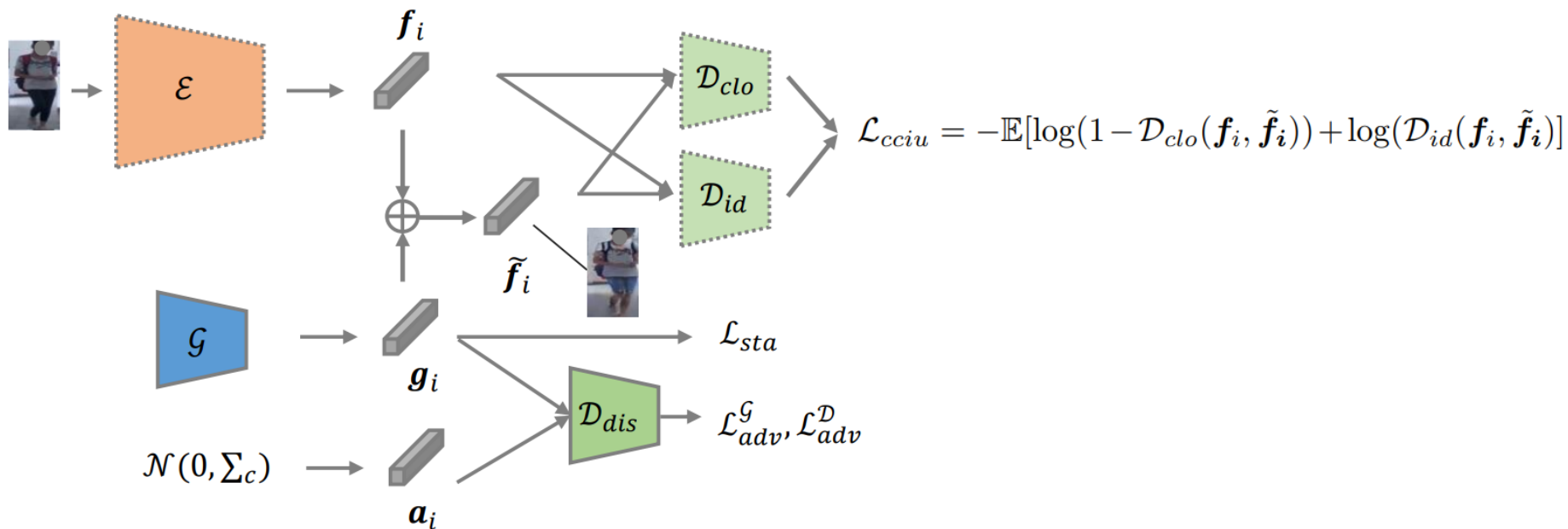
- covariance vector를 사용하여 진행하는 augmentation은 covariance vector가 통계적 근사값을 통해 얻어진 추정이므로 항상 의미있는 방향의 생성이 되는 것은 아님
- augmentation generator \mathcal{G} 는 임의의 벡터 z_i 를 입력으로 받아 f_i 에 대한 증강 벡터 $g_i = \mathcal{G}(f_i)$ 를 생성
- distribution discriminator D_{dis} 는 증강된 feature가 추정된 covariance vector를 따르는지 확인



Clothing-Change Feature Augmentation for Person Re-Identification

- Clothing-Change ID-Unchange Augmentation

- $\mathcal{D}_{clo}, \mathcal{D}_{id}$ 는 각각 증강된 feature에서 clothing 정보가 변경되었는지, identity 정보가 유지되는지 확인
- Clothing-change ID-unchange loss \mathcal{L}_{cciu} -> 증강 벡터 g_i 가 clothing 변경을 최대화 하고 identity 변경을 최소화 하도록 g 를 가이드하는 역할을 함
- Pretrained된 $\mathcal{D}_{clo}, \mathcal{D}_{id}$ 파라미터를 고정 시킴으로써 각각이 output이 0과 1로 고정되는 collapsing 현상을 방지

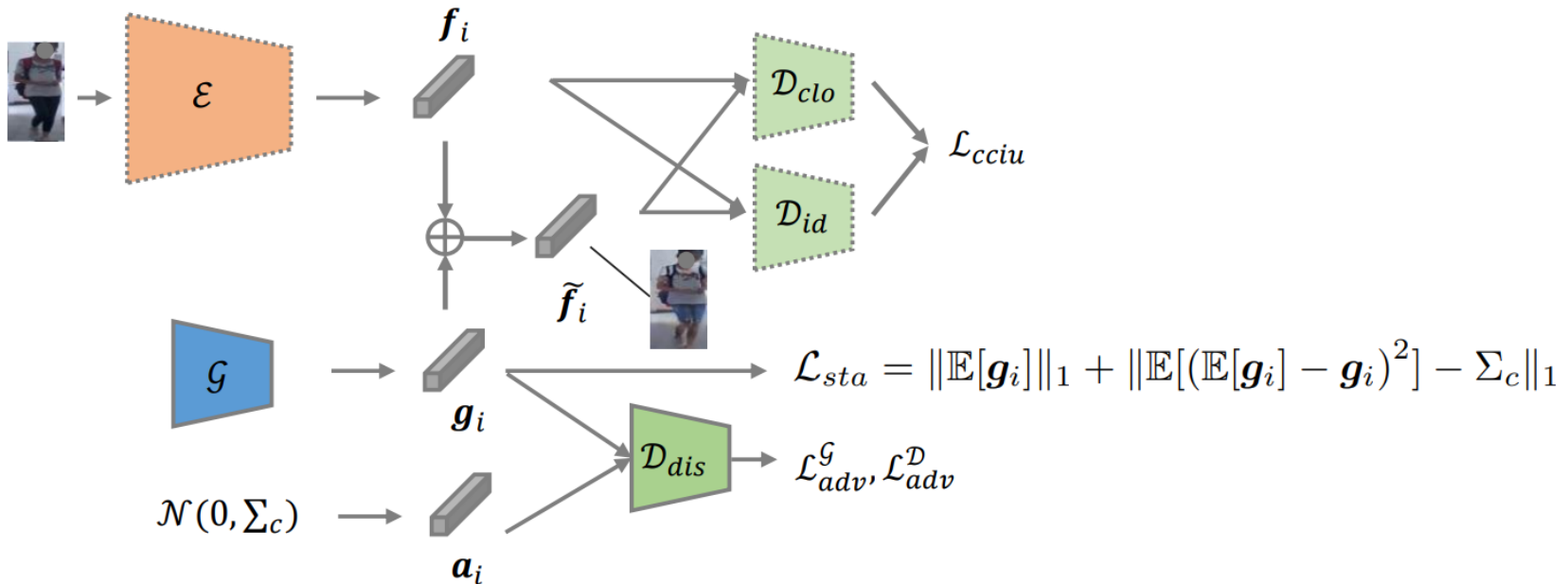


Clothing-Change Feature Augmentation for Person Re-Identification

- Clothing-Change ID-Unchange Augmentation

- Statistic loss \mathcal{L}_{sta} -> 증강 벡터 g_i 가 $\mathcal{N}(0, \Sigma_c)$ 의 분포를 따르도록 만드는 loss
- Total loss -> 최종적으로 앞서 다룬 loss를 모두 최적화 하면 augmentation generator \mathcal{G} 가 추정된 복장 변경 정규분포를 만족하면서도 복장 변경은 최대화하고 identity 변경은 최소화하게 됨

$$\mathcal{L}_{\mathcal{G}} = \mathcal{L}_{adv}^{\mathcal{G}} + \gamma_1 \cdot \mathcal{L}_{sta} + \gamma_2 \cdot \mathcal{L}_{cciu}$$



Clothing-Change Feature Augmentation for Person Re-Identification

- ID-Related Augmentation Strategy
 - 같은 사람의 샘플들에는 다른 증강을 다른 사람들의 샘플에는 같은 증강을 적용 진행
 - 이러한 전략을 통해 개인 내의 clothing 변화는 증가하고 개인 간의 clothing 변화는 감소되는데 이는 특정 복장 패턴이 특정 사람에게 overfitting 되는 것을 방지
 - 또한 Re-ID 모델이 각 사람의 고유한 identity 특성을 탐색하도록 강제



(1) f_i



(2) \tilde{f}_i with ID-uncorrelated augmentation



(3) \tilde{f}_i with ID-correlated augmentation

Clothing-Change Feature Augmentation for Person Re-Identification

- ID-Related Augmentation Strategy

- 전체 순서

- Phase 1

- ※ 각 mini batch에 대하여 이미지 feature가 추출되고 feature에 대해 covariance vector가 추정

- ※ Encoder와 C_{id} 가 학습되고 \mathcal{D}_{clo} , \mathcal{D}_{id} 도 함께 최적화

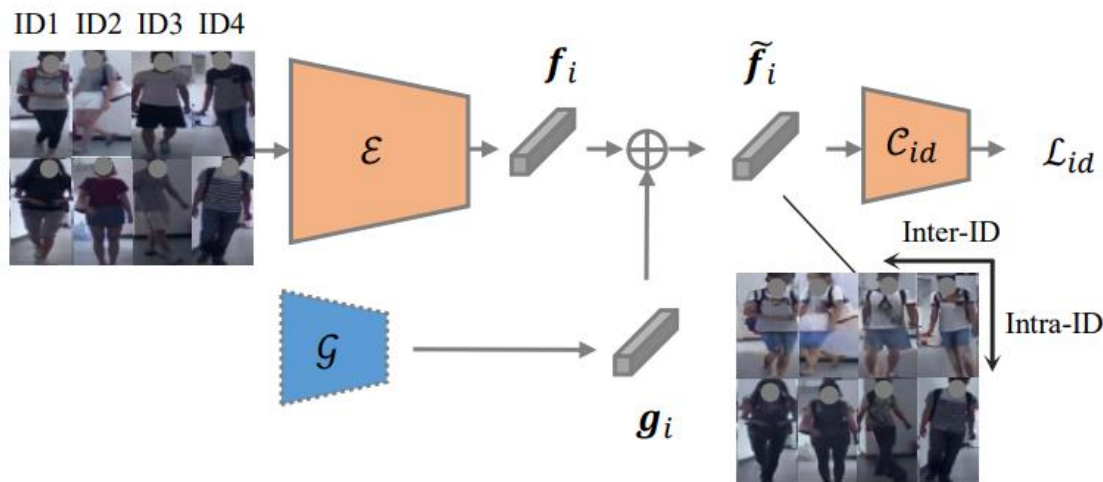
- Phase 2

- ※ Encoder, \mathcal{D}_{clo} , \mathcal{D}_{id} 의 파라미터를 고정

- ※ augmentation generator \mathcal{G} 가 phase 1의 학습된 모델을 활용하여 의미 있는 증강을 생성하도록 학습

- Phase 3

- ※ augmentation generator \mathcal{G} 파라미터를 고정하고 다양한 증강을 생성하여 phase 1의 학습용 이미지가 다양화



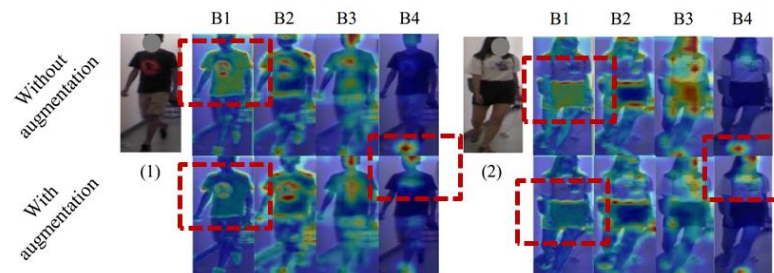
Clothing-Change Feature Augmentation for Person Re-Identification

- Experiment

- Evaluation protocols

- Clothing-change(CC) mode : clothing이 변하는 상황에 대해서만 정확도를 계산
 - Same-clothes setting (SC) mode : clothing이 변하지 않는 상황에 대해서만 정확도를 계산
 - General mode : 모든 test 샘플에 대해 테스트

Activated feature maps



Method Type	Method	Modality	PRCC [39]				LTCC [25]			
			CC Mode		SC Mode		CC Mode		General Mode	
			mAP	Rank 1	mAP	Rank 1	mAP	Rank 1	mAP	Rank 1
Feature Augmentation	SFA [19]	RGB	47.8	49.6	94.8	98.3	11.8	34.8	33.6	61.7
	IDSA [37]	RGB	49.1	50.2	95.6	98.6	12.2	34.2	33.9	64.6
CC Re-ID	CESD [25]	RGB+pose	-	-	-	-	12.4	26.1	34.3	71.4
	SPT+ASE [39]	Sketch	-	34.4	-	64.2	-	-	-	-
	3DSL [2]	RGB+pose+sil.+3D	51.3	-	-	-	14.8	31.2	-	-
	FSAM [13]	RGB+pose+sil.	-	54.5	-	98.8	16.2	38.5	35.4	73.2
	SPS [27]	RGB+parsing	57.2	62.8	96.7	99.5	16.7	42.1	37.6	70.9
	RCSANet [15]	RGB	50.2	48.6	97.2	100	-	-	-	-
	GI-ReID [17]	RGB+sil.	37.5	-	-	-	10.4	23.7	29.4	63.2
	CCFA (Phase I)	RGB	47.5	48.1	95.3	98.0	11.4	33.8	30.6	65.7
CCFA (Phase III)	RGB	58.4	61.2	98.7	99.6	22.1	45.3	42.5	75.8	

With vs without augmentation

Clothing-Change Feature Augmentation for Person Re-Identification

- Experiment

Augmentation Generation	CC Mode	SC Mode
Baseline (w/o augmentation)	48.1	98.0
With $\mathcal{N}(0, \Sigma_c)$	57.6	99.2
With \mathcal{G} (ours)	61.2	99.6

Clothing-change covariance Σ_c & augmentation generator \mathcal{G}

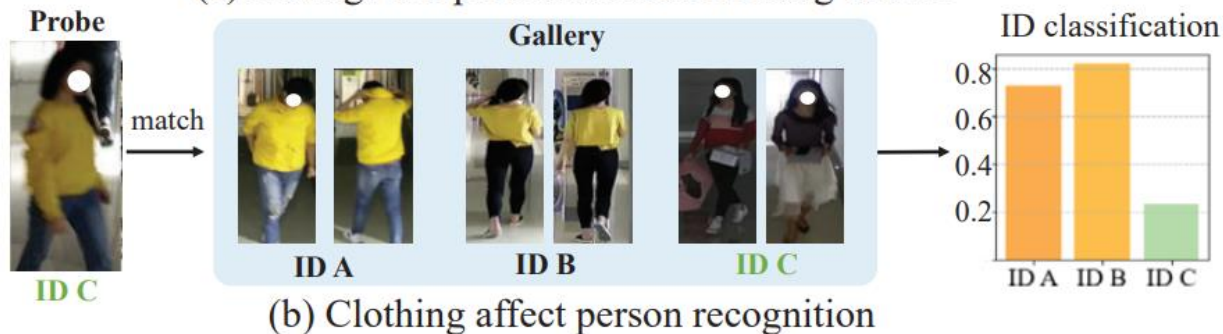
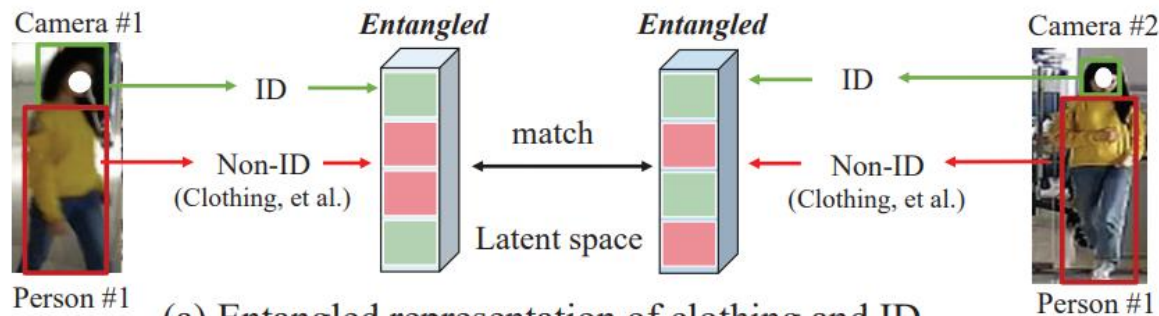
ID-correlated augmentation

Augmentation Strategy	CC Mode	SC Mode
Baseline	48.1	98.0
ID-uncorrelated	55.5	98.6
ID-correlated (ours)	61.2	99.6

Good is Bad: Causality Inspired Cloth-debiasing for Cloth-changing Person Re-identification

• Introduction

- 기존의 Re-ID 모델은 person instance의 이미지의 구별력 있는 특징에 집중하기 때문에 identity에 관련된 특징 뿐만 아니라 옷차림의 특징이 엉키는 현상이 발생
- 사람은 그대로지만 옷차림이 바뀌는 경우에 성능이 크게 떨어지는 문제가 발생
- 본 논문에서는 auto-intervention을 통해 이러한 representation의 entangled된 현상을 학습

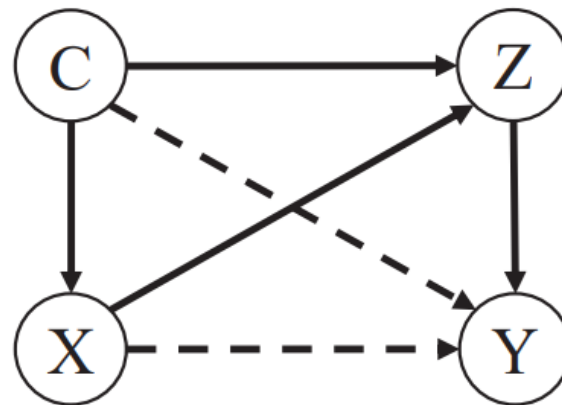


Good is Bad: Causality Inspired Cloth-debiasing for Cloth-changing Person Re-identification

- Causal Analysis

- Interventions on Data: 변수에 특정 값을 강제로 부여하여서 변화를 관찰하는 방법
- 변수 X가 존재할 때 어떠한 작업 $do(X)$ 를 하고 이 둘 사이의 관계를 파악함으로써 그 원인을 고립
- $X \rightarrow Z \rightarrow Y$: CC-ReID 상황에서 ID와 관련된 특징을 통해 수행되는 이상적인 상황
- $C \rightarrow X \rightarrow Z \rightarrow Y$: Clothing이 ID와 entangled knowledge로 연관되어 ID 특징을 왜곡하게 만드는 상황

Entangled knowledge Feature



ID-intrinsic clues

Identity

CC-ReID 인과 그래프

Good is Bad: Causality Inspired Cloth-debiasing for Cloth-changing Person Re-identification

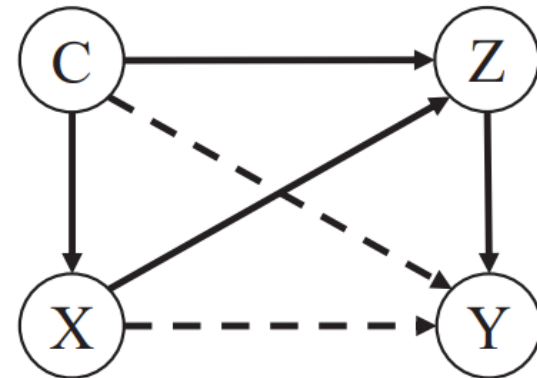
- Causal Analysis

- $do(X)$ 연산을 통해 $C \rightarrow X$ 영향을 차단하는데 첫 번째 식에서는 출현하는 모든 clothing의 특정 영향을 인식해야 하므로 구현이 어려움
- TDE를 이를 위해 활용하는 첫 번째 항은 일반적 예측에서, 두 번째항은 $P(Y|X = c)P(C = c)$ 에 의한 개입에서 나옴
- 이를 통해 entangled knowledge의 영향을 효과적으로 제거 가능

$$P(Y|do(X)) = \sum P(Y|X, C = c) P(C = c)$$

$$TDE = Y_{x,c}(z) - Y_c(z)$$

Entangled knowledge Feature



ID-intrinsic clues

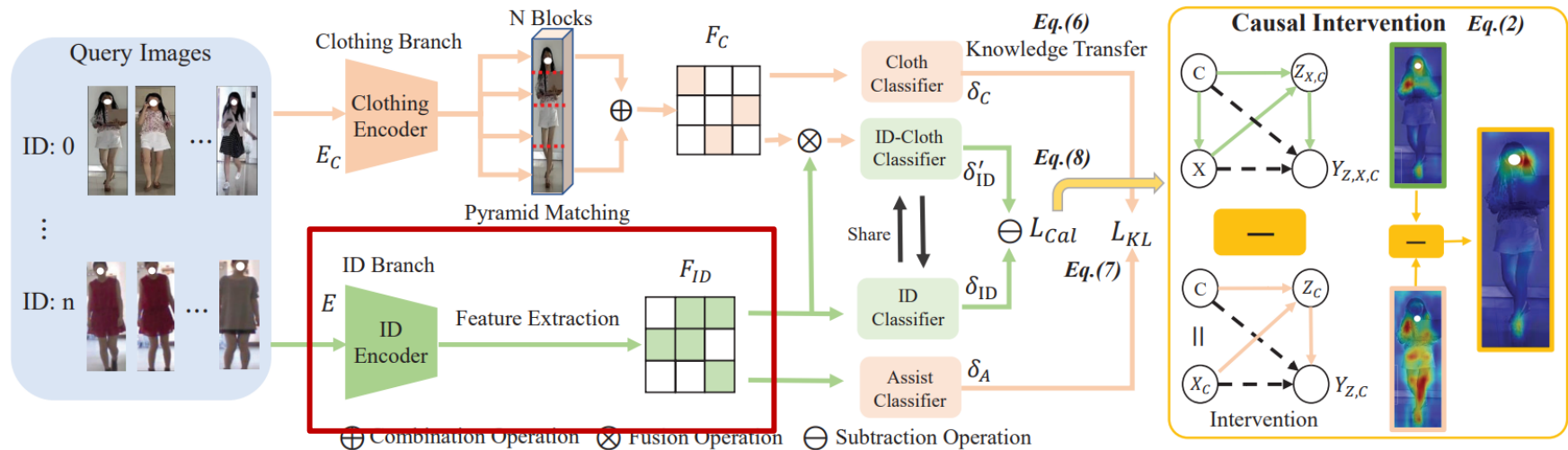
Identity

Good is Bad: Causality Inspired Cloth-debiasing for Cloth-changing Person Re-identification

- Model Construction

- ID branch

- ID branch에서는 관찰된 ID 특성을 얻기 위해 $Y_{x,c}(z)$ 를 모사
 - ID Encoder F_{id} 를 통해 얻어진 이미지 x_i feature가 \mathcal{L}_{id} loss에 의해 학습되고 이는 clothing에 편향된 특성을 얻게 함



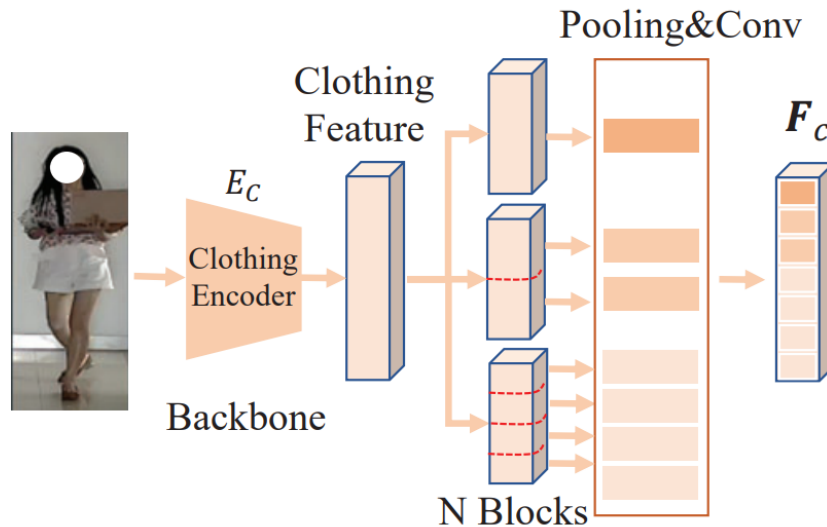
$$\mathcal{L}_{ID} = - \sum_{i=1}^N y^i \log (p_{ID} (y^i | x^i))$$

Good is Bad: Causality Inspired Cloth-debiasing for Cloth-changing Person Re-identification

- Model Construction

- Clothing branch

- Clothing 정보를 정확하게 추출하면서 clothing bias가 ID branch에 어떻게 영향을 미치는지 확인하기 위한 knowledge transfer를 수행
 - 첫 번째 목표를 위해 clothing의 상-중-하 나뉜 특성에 집중해서 학습하기 위한 pyramid 매칭 전략을 수행



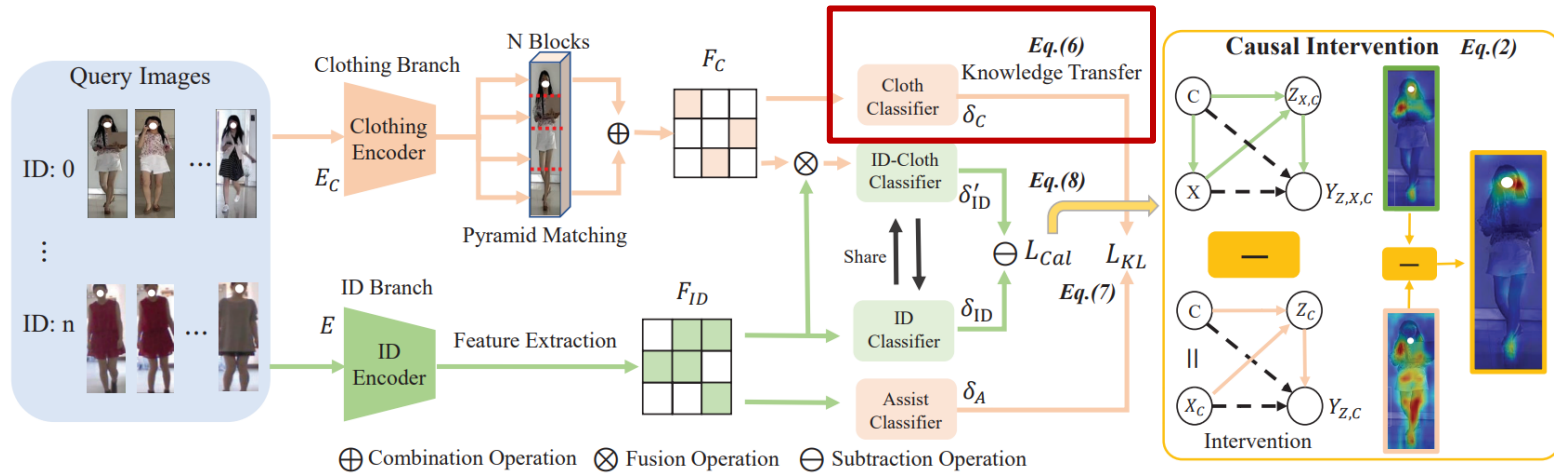
$$\mathcal{L}_C = - \sum_{i=1}^{N_C} y_C^i \log (p_C (y_C^i | x^i))$$

Good is Bad: Causality Inspired Cloth-debiasing for Cloth-changing Person Re-identification

- Model Construction

- Clothing branch

- clothing bias가 ID branch에 어떻게 영향을 미치는지 확인하기 위해 KL divergence를 활용한 mutual learning을 진행
 - 이를 위해 F_{id} 를 통해 얻어진 feature에 clothing classification loss를 적용하여 학습한 assist classifier δ_A 를 학습
 - δ_A 와 δ_C 를 통해 얻어진 예측의 확률 분포를 가깝게 함으로써 두 요소의 상호연관성을 학습



$$\hat{p}_C = \exp(\delta_C(F_C)), \quad \hat{p}_{ID} = \exp(\delta_A(F_{ID}))$$

$$D_{KL}(\hat{p}_C \parallel \hat{p}_{ID}) = \sum_{m=1}^M \hat{p}_C^m \log \frac{\hat{p}_C^m}{\hat{p}_{ID}^m},$$

Good is Bad: Causality Inspired Cloth-debiasing for Cloth-changing Person Re-identification

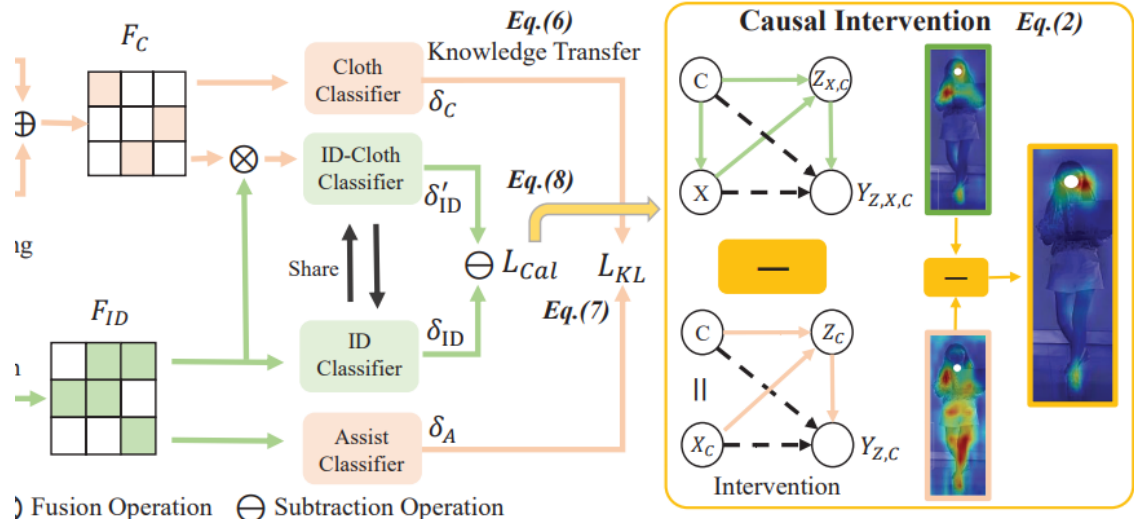
- Model Construction

- Causality loss

- $\delta_{ID}(F_{ID})$ 은 사람의 이미지에서 추출한 ID 고유 feature를 바탕으로 그 이미지가 어느 ID에 속하는지 예측
 - $\delta'_{ID}(F_C \otimes F_{ID})$ 는 ID 고유 feature vector와 clothing bias feature vector를 결합한 vector를 입력 받아 해당 vector가 어느 ID에 해당하는 지를 예측
 - 이를 통해 두 예측간의 차이를 최소화하는 방향으로 모델을 학습 함으로써 clothing bias를 제거 가능

$$\mathcal{L}_{CAL} = - \sum_{i=1}^N y^i \log \left(\delta_{ID} (F_{ID}) - \delta'_{ID} (F_C \otimes F_{ID}) \right)$$

$$\mathcal{L}_{Total} = \mathcal{L}_C + \mathcal{L}_{ID} + \lambda_{CAL} \mathcal{L}_{CAL} + \lambda_{KL} \mathcal{L}_{KL}$$



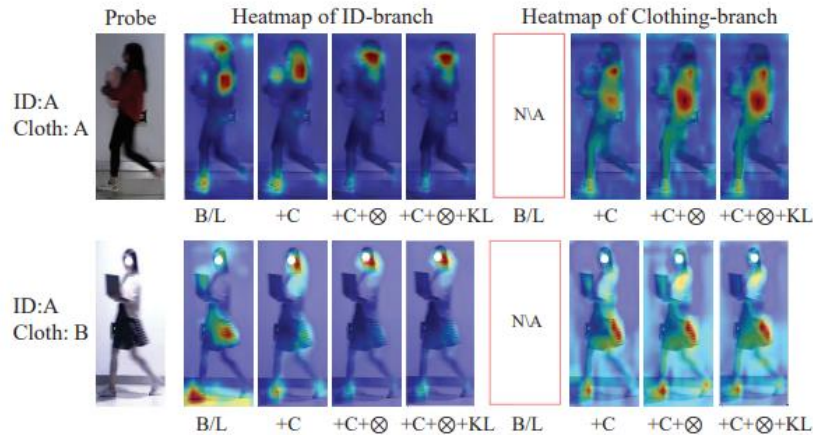
Good is Bad: Causality Inspired Cloth-debiasing for Cloth-changing Person Re-identification

- Experimental result

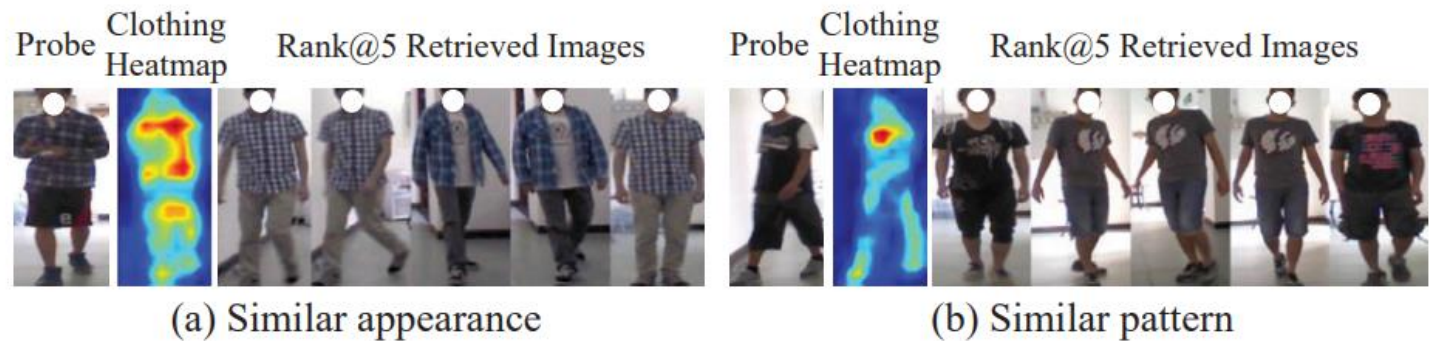
Method	Venue	Size	Type		PRCC-ReID				LTCC-ReID			
					Standard		Cloth-Changing		Standard		Cloth-Changing	
			RGB	Hybrid	R@1	mAP	R@1	mAP	R@1	mAP	R@1	mAP
PCB [30]	ECCV 18	384×192	●	-	<u>99.8</u>	97.0	41.8	38.7	65.1	30.6	23.5	10.0
OSNet [48]	ICCV 19	384×192	●	-	-	-	-	-	67.9	32.1	23.9	10.8
HPM [8]	AAAI 19	384×128	●	-	99.4	96.9	40.4	37.2	-	-	-	-
IANet [13]	CVPR 19	384×192	●	-	99.4	98.3	46.3	46.9	63.7	31.0	25.0	12.6
ISP [49]	ECCV 20	256×128	●	-	92.8	-	36.6	-	66.3	29.6	27.8	11.9
3DSL [3] †	CVPR 21	256×128	-	+Shape	-	-	51.3	-	-	-	31.2	14.8
FSAM [12] †	CVPR 21	256×128	-	+Mask	98.8	-	54.5*	-	73.2	35.4	<u>38.5</u>	16.2
GI-ReID [17] †	CVPR 22	256×128	-	+Gait	86.0	-	33.3	-	63.2	29.4	23.7	10.4
UCAD [35] †	IJCAI 22	384×192	-	+Mask	96.5	-	45.3	-	74.4	34.8	32.5	15.1
VIT-VIBE [1] †	WACV 22	-	-	+Shape	99.7	-	47.0	-	71.4	35.8	-	-
IRANet [28] †	IVC 22	384×128	-	+Pose	99.7	97.8	<u>54.9</u>	53.0	-	-	-	-
AFD-Net [34] †	IJCAI 21	256×128	●	-	95.7	-	42.8	-	-	-	-	-
RCSANet [15] †	ICCV 21	336×336	●	-	99.6	96.6	48.6	50.2	-	-	-	-
CAL [9] (Baseline) ‡	CVPR 22	256×128	●	-	100.0	99.7	53.4	53.1	74.4	39.0	34.4	16.0
CAL [9] (Baseline) ‡	CVPR 22	384×192	●	-	100.0	<u>99.8</u>	54.4	54.4	73.4	<u>39.4</u>	38.0	<u>17.2</u>
AIM (Ours)		256×128	●	-	100.0	99.9	54.7	<u>55.0</u>	<u>76.1</u>	39.1	38.3	17.0
AIM (Ours)		384×192	●	-	100.0	99.9	57.9	58.3	76.3	41.1	40.6	19.1

Good is Bad: Causality Inspired Cloth-debiasing for Cloth-changing Person Re-identification

- Experimental result



Visualization of the ID feature and the clothing feature



Visualization of the clothing heatmap and top-5 retrieval results by feature of clothing branch in AIM.

감사합니다