

PAF, Part Affinity Fields

지도학습 < Train - Ground Truth 有
Test

(for PAF에 대한 이해, GT 먼저 다룸)
실제로는 W를 평가하기 위함.

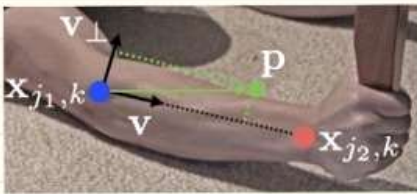
⑥ Train (정답 label 有)

Ground Truth $L_c^*(p)$

① $L_{c,k}^*(p) = \begin{cases} v & \text{if } p \text{ on limb } c, k \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$ 3원

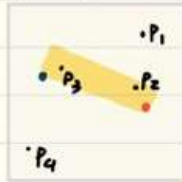
$0 \leq v \cdot (p - x_{j_1,k}) \leq l_{c,k}$ and $|v \cdot (p - x_{j_1,k})| \leq \sigma_l$

$l_{c,k} = \|x_{j_2,k} - x_{j_1,k}\|_2$



p : 이미지 내의 임의의 좌표
 j : Part 종류, c : limb 종류, k : 사람
 X : 라벨링된 좌표 위치 \rightarrow GT

$\|x_{j_1,k} - x_{j_2,k}\|_2$: 동일한 사람의 관절 사이를 잇는 벡터의 크기
 $L_{c,k}^*(p)$ k j_1 과 j_2



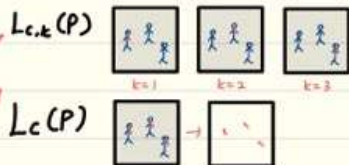
$p_1 = p_4 = 0$

$p_2 = p_3 = v$

(좌표값은 모두 동일한 벡터 (\hat{v}))

② $L_c^*(p) = \frac{1}{n_c(p)} \sum_k L_{c,k}^*(p)$

* ex) $c = \text{목-왼팔}$



* if 특정 P위치에서 $L_{c,k}(p)$ 가 점진다면,
벡터를 overlap 한 후, 평균해서 계산



□ 만큼의 넓이가 점진다.

3 관절만
PAF의 GT는
관절별 이미지에서
모든 사람들의
다수의 limb 타입의
정보만 담은 이미지
각 좌표위치의 벡터

PAF < 네트워크 모델 (f_L) \leftarrow Large receptive field
아분매칭- 이분그래프의 가중치 score

⑦ Test (예측한 PAF로 E를 구함, E=정확도가 됨)

score each candidate limb

$E = \int_{u=0}^{u=1} L_c(p(u)) \cdot \frac{d_{j_2} - d_{j_1}}{\|d_{j_2} - d_{j_1}\|_2} du$

$p(u) = (1-u)d_{j_1} + ud_{j_2}$

d_{j_1} : 예측한 관절 위치의 후보 \rightarrow 이미 예측한 것으로 임계값도 관심 대상 아님.
 $p(u)$: (d_{j_1}, d_{j_2})의 내분선

$L_c(p(u))$: 특정 좌표 한개의 예측한 PAF (벡터)

(한 픽셀) $\leftrightarrow L_c(p)$: 전체 좌표에 대해 예측한 PAF



예측한 PAF는 보조자료,
예측한 관절들 간의 관계 (d_{j_1}, d_{j_2})와 내적함으로써
연관정도를 측정

C_{j_1, j_2} : j_1 과 j_2 의 limb라고 한다면 C_{j_1, j_2} 의 confidence를 측정할 필요성 생길지도 아..?

d_{j_1} d_{j_2} : 얼마나 잘 정렬되어있는지를 수치화 \Rightarrow E는 클수록 좋다.
 $u=0$ $u=1$
(\rightarrow PAF) \Rightarrow 예측한 관절들을 잇고, 그 선 위에서의
예측된 PAF의 정렬의 정도를 수치화



* 참고 $S_{j,k}^*$: individual confidence maps



$S_{j,k}^*(p) = \exp\left(-\frac{\|p - x_{j,k}\|_2^2}{\sigma^2}\right) \rightarrow p$ (2차원 좌표)

$S_j^*(p) = \max_k S_{j,k}^*(p) \rightarrow p$ (좌표)의 확률값

주 P의 점의 기원 쪽!
X는 GT의 좌표 (=label)
3원문의의:

2차원 임의의 좌표 p가
사람의 cth limb에 해당한다면,
v로 바꾸라. (아니면 0)

body part detection candidates for multiple person
 ↓ 실제 d_{j1} 과 d_{j2} 는 k 개의 후보가 존재
 (일반화)

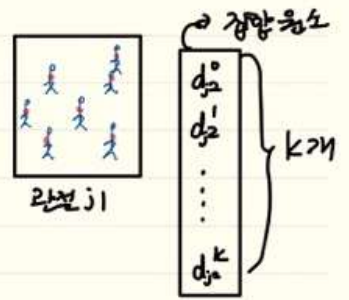
$$D_j = \{d_j^m : j \in \{1 \dots J\}, m \in \{1 \dots N_j\}\}$$

- j : 관절
- N_j : 관절 j 후보의 총 개수
- $d_j^m \in \mathbb{R}^2$

ex) $j=1$ 인 관절후보 $\{d_1^0, d_1^1, \dots, d_1^{N_1}\}$
 $j=2$ 인 관절후보 $\{d_2^0, \dots, d_2^{N_2}\}$

→ 용어 주의, <후보>

↳ 예측된 j 번째 관절은 이미지 내
 k 명이 있을 때 k 개가 예측될
 ↳ 원소의 집합



association의 confidence를 측정 → E = 이분그래프의 가중치 maximum weight bipartite graph matching



* 할당문제

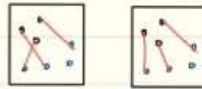
(j_1 과 j_2 의 정합크기가 동일하다고 가정)

j_1 의 정합원소와 j_2 의 정합원소는 1:1로 대응하는 동시에

그래프의 가중치의 합이 최대가 되도록 변형

↳ 이때 필요한 가중치는 E

⇒ 관절간 연관성이 높다 = 같은 사람의 관절인 확률 높



가중치 합 (limb, 관절간 연관성) 높은 게 좋아야 함.

* 연결여부는 $z_{j_1, j_2}^m \in \{0, 1\}$ 로 표시

∴ d_{j1} 과 d_{j2} 를 예측한 상태

+ d_{j1} 의 후보들과 d_{j2} 후보들을

같은 사람까지 연결해야 함 → 할당문제

$$\begin{bmatrix} j_1 & j_2 \\ 0 & \leq \end{bmatrix}$$

⇒ d_{j1} 과 d_{j2} 의 정보는 많 (노드정보야)

관련 정보는 PAT를 이용하여 score를 매길
 (=가중치)

$$\max_{Z_c} E_c = \max_{Z_c} \sum_{m \in D_{j_1}} \sum_{n \in D_{j_2}} E_{mn} \cdot z_{j_1 j_2}^{mn}$$

$$\text{s.t.} \quad \forall m \in D_{j_1}, \sum_{n \in D_{j_2}} z_{j_1 j_2}^{mn} \leq 1,$$

$$\forall n \in D_{j_2}, \sum_{m \in D_{j_1}} z_{j_1 j_2}^{mn} \leq 1,$$

$$\rightarrow \max_Z E = \sum_{c=1}^C \max_{Z_c} E_c.$$

E_c : limb connection matching한 weight의 총합

E : 최종 limb connection → full-body poses of multiple person

z : 최적해