

# Convolutional Pose Machine

The Robotics Institute CMU

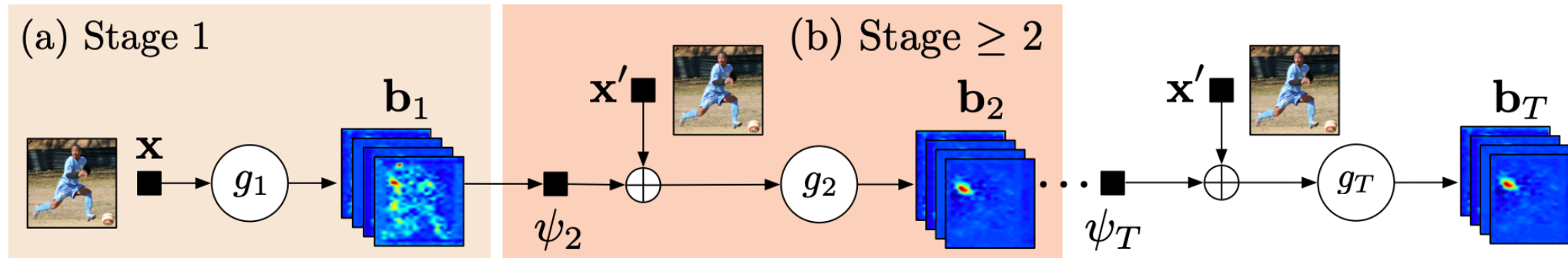
발표: 백영민

# Task



- Articulated pose estimation(관절 포즈 인식): 주어진 이미지에  
서 P개의 관절 위치를 분류하는 문제

# Pose Machine



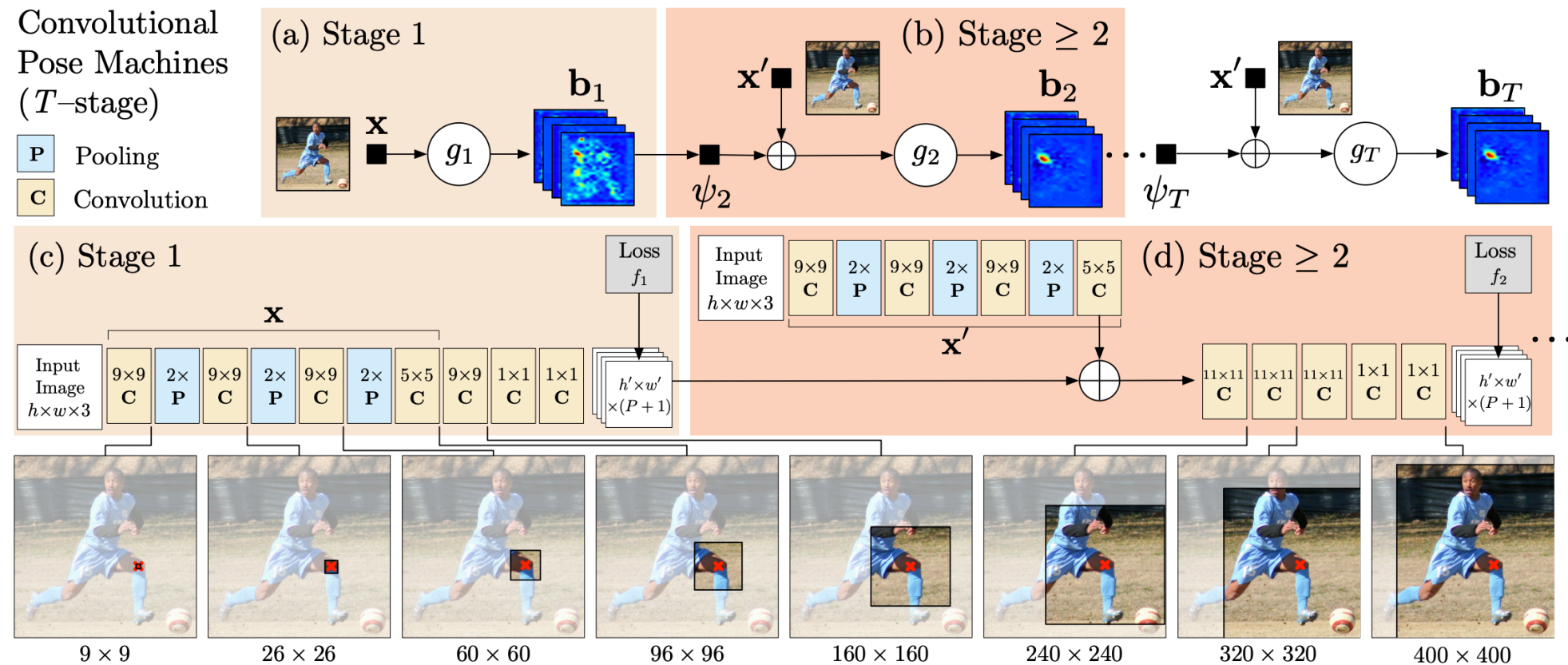
- 하나의 이미지를 분류하기 위해 여러 단계의 추론을 시행
- 1단계: 입력 이미지 만을 이용해서 belief map 을 추론

$$g_1(\mathbf{x}_z) \rightarrow \{b_1^p(Y_p = z)\}_{p \in \{0 \dots P\}},$$

- t단계: 입력이미지와 t-1단계의 belief map을 함께 이용해서 새로운 belief map을 추론

$$g_t(\mathbf{x}'_z, \psi_t(z, \mathbf{b}_{t-1})) \rightarrow \{b_t^p(Y_p = z)\}_{p \in \{0 \dots P+1\}},$$

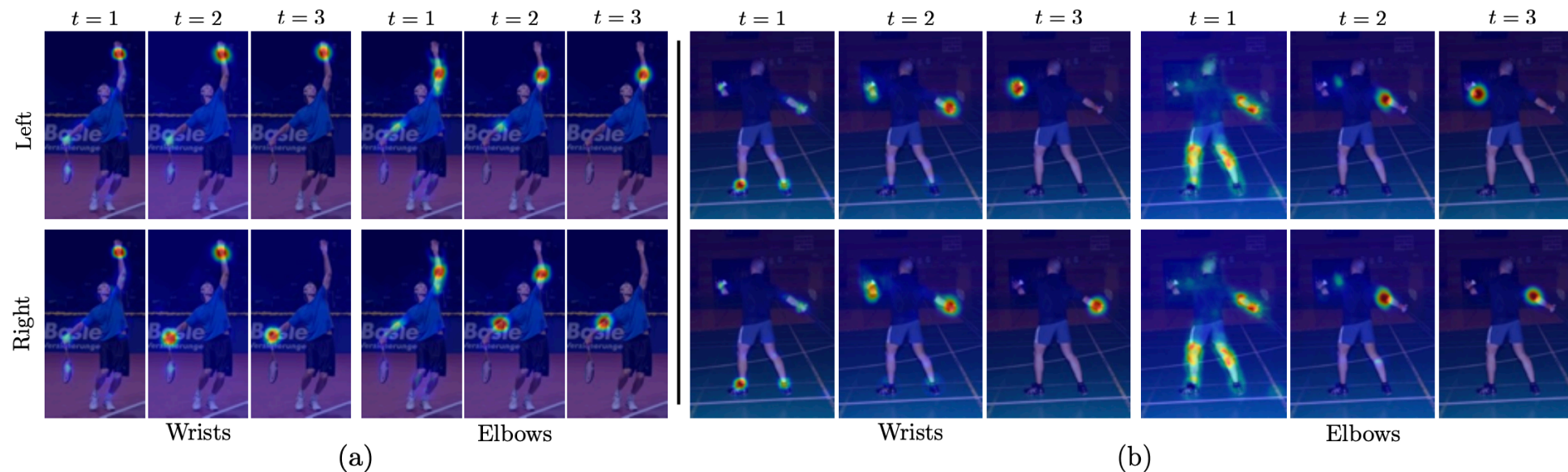
# Convolutional Pose Machine



- 모든 과정을( $g, \Psi$ ) convolutional 연산 및 미분 가능한 연산으로 구성 - Loss 계산하면 모든 파라미터를 backpropagation으로 계산 가능

$$\mathcal{F} = \sum_{t=1}^T f_t.$$

# Results



**Figure 7: Comparison of belief maps across stages** for the elbow and wrist joints on the LSP dataset for a 3-stage CPM.

- 위 그림과 같이 각 단계에 따라 모델의 결과가 더 좋아지는 것을 볼 수 있음 (단계를 나눈 효과가 있음)
- 여러 벤치마크 데이터셋에서 기존의 모델들 outperform
  - 딥러닝을 이용한 연구가 활발하지 않은 시점이라 성능 차이가 꽤 많이 남.

# Contribution Points

- Vanishing Gradients 해결: Loss가 각 단계 별로 존재 -> layer를 깊이 쌓아도 vanishing gradients 문제가 발생하지 않는다
  - vanishing gradient를 효과적으로 막는 다른 방법들 이전의 오래된 기법이라 적은 듯
- End-to-End learning: pose machine 방법을 neural net으로 end-to-end 학습한 결과 outperform 하는 성능을 보여줌

**Q&A**