



안시후

2025.11.07

발표자 소개



❖ 안시후 (Sihu Ahn)

- Data Mining & Quality Analytics Lab (김성범 교수님)
- 석박사통합과정 (2021.3 ~)

❖ 관심 연구 분야

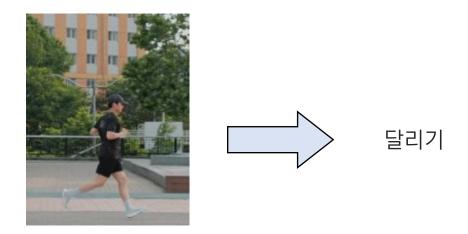
- Continual Learning
- Self-Supervised Learning
- Computer Vision (Action Recognition)

E-mail

• sihuahn@korea.ac.kr

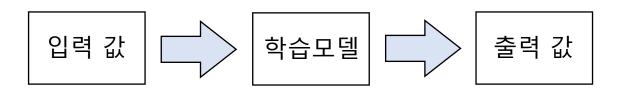
Human Action Recognition (HAR)

- 현재 행동을 인식하는 방법론
 - ▶ 걷기, 달리기 등 사람이 어떠한 행동을 하고 있는지 인식
 - ▶ 미래 행동을 예측하는 것은 다른 방법 (Human Action Prediction)

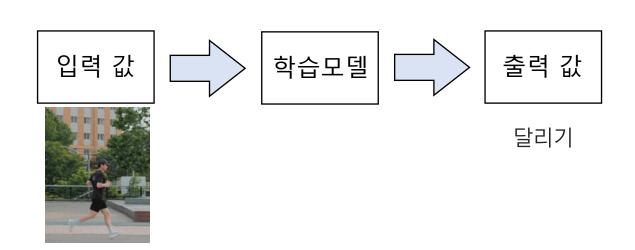




- Human Action Recognition (HAR)
 - HAR의 학습 과정
 - ▶ 인공지능 모델은 학습 모델, 입력 값, 출력 값이 필요

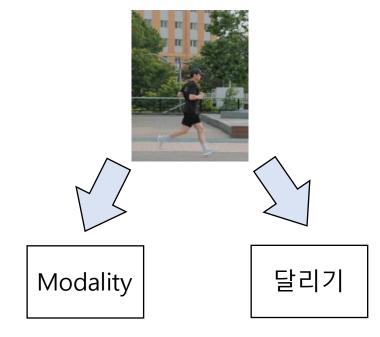


- Human Action Recognition (HAR)
 - HAR의 학습 과정
 - ▶ 인공지능 모델은 학습 모델, 입력 값, 출력 값이 필요



Human Action Recognition (HAR)

- HAR의 학습 과정
 - ▶ 입력 값 : 현실 행동으로부터 학습에 사용 할 수 있도록 modality 데이터를 수집
 - ▶ 출력 값 : 현실 행동을 이해하여 labeling 진행

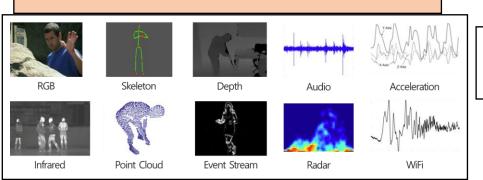




Human Action Recognition (HAR)

- HAR의 학습 과정
 - ▶ 입력 값 : 현실 행동으로부터 학습에 사용 할 수 있도록 modality 데이터를 수집
 - ▶ 출력 값 : 현실 행동을 이해하여 labeling 진행

Modality는 데이터 수집 양식을 의미





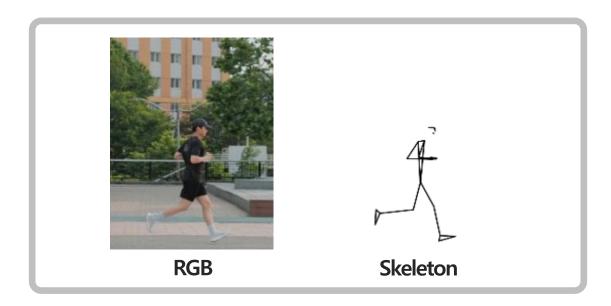


Modality

달리기

Skeleton-based HAR

- HAR의 가장 일반적인 입력 값 RGB
 - ▶ 고해상도 영상은 연산량↑ 학습/추론 지연
 - ▶ 배경 · 조명 · 카메라 변화에 민감, 개인정보 보안에 취약
 - ➤ Skeleton 데이터는 이러한 이미지의 한계점을 해결할 수 있어 중요함



❖ 행동인식 분야의 어려움

- 다양한 행동 존재하기 때문에 추가 행동이 발생할 수 있음
- 대표적인 행동인식 분야 데이터셋 (Skeleton 제공)



NTU-RGB+D skeleton

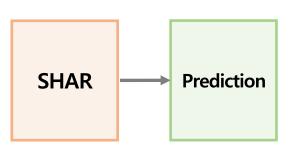


PKU-MMD skeleton



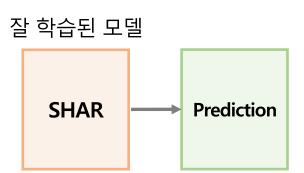
- 추가 행동 발생시 대응 방안
 - 최초 행동인식 모델 학습





- ❖ 추가 행동 발생시 대응 방안
 - 최초 행동인식 모델 학습

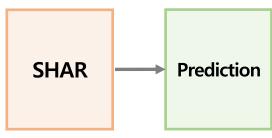




- ❖ 추가 행동 발생시 대응 방안
 - 최초 행동인식 모델 학습









추가 행동 데이터 수집

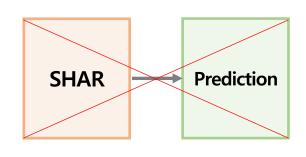
- ❖ 추가 행동 발생시 대응 방안
 - 최초 행동인식 모델 학습
 - ▶ 잘 학습된 모델을 활용하더라도 추가 행동에 대한 정확한 예측 불가능



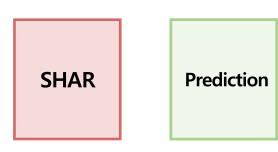
❖ 추가 행동 발생시 대응 방안

- 최초 행동인식 모델 학습
 - 잘 학습된 모델을 활용하더라도 추가 행동에 대한 정확한 예측 불가능
 - 전면 재학습은 학습했던 데이터나 모델을 전부 폐기하게 되어
 데이터를 저장해 두어야 하고 학습하는 데 더욱 오랜 시간이 걸리는 문제 발생









❖ 추가 행동 발생시 대응 방안

- 기존 데이터 없이 잘 학습된 모델을 활용 할 수 있을까?
 - ▶ 미세조정 (Fine-Tuning) : 새로운 작업에 모델 성능 최적화





잘 학습된 모델



❖ 추가 행동 발생시 대응 방안

- 기존 데이터 없이 잘 학습된 모델을 활용 할 수 있을까?
 - ▶ 미세조정 (Fine-Tuning) : 새로운 작업에 모델 성능 최적화
 - → 기존 데이터의 정보를 잊는 Catastrophic Forgetting 발생

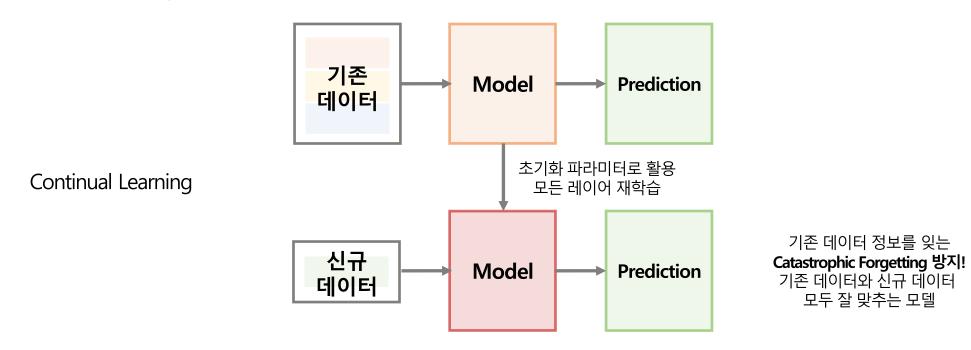




잘 학습된 모델

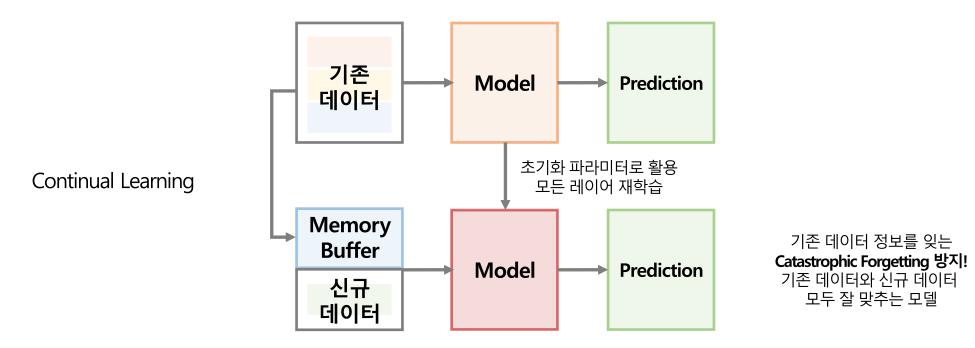


- ❖ Catastrophic Forgetting을 해결하기 위한 Continual learning의 관점
 - 데이터 관점
 - ➤ Memory Buffer에 데이터 일부를 재사용하거나 데이터를 생성하는 방식
 - 모델 관점
 - 가중치 정규화, 모델 확장 등을 통해 기존에 중요했던 파라미터를 크게 변하지 않도록 제약을 주는 방식

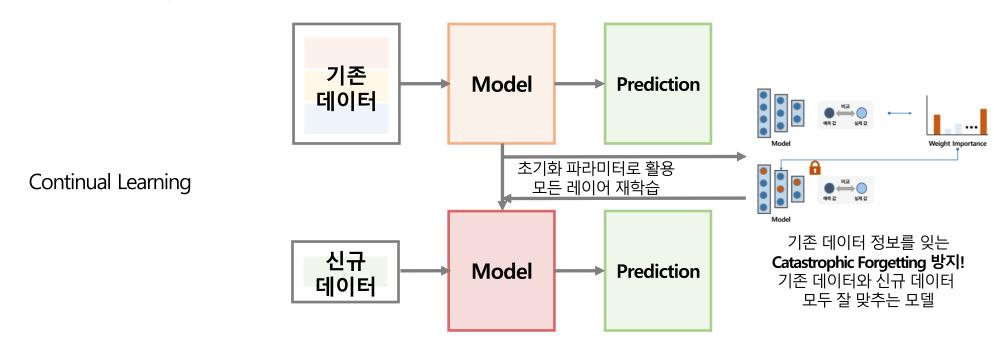




- ❖ Catastrophic Forgetting을 해결하기 위한 Continual learning의 관점
 - 데이터 관점
 - ➤ Memory Buffer에 데이터 일부를 재사용하거나 데이터를 생성하는 방식
 - 모델 관점
 - ▶ 가중치 정규화, 모델 확장 등을 통해 기존에 중요했던 파라미터를 크게 변하지 않도록 제약을 주는 방식



- ❖ Catastrophic Forgetting을 해결하기 위한 Continual learning의 관점
 - 데이터 관점
 - ▶ Memory Buffer에 데이터 일부를 재사용하거나 데이터를 생성하는 방식
 - 모델 관점
 - ▶ 가중치 정규화, 모델 확장 등을 통해 기존에 중요했던 파라미터를 크게 변하지 않도록 제약을 주는 방식



❖ Catastrophic Forgetting을 해결하기 위한 Continual learning의 관점

- 데이터 재사용 : 이전 데이터를 다시 불러와 함께 학습한다
- 정규화 : 가중치가 기존 지식에서 너무 멀어지지 못하게 제약을 건다
- 모델 확장 : 새 task를 위한 새 모듈을 모델에 덧붙인다

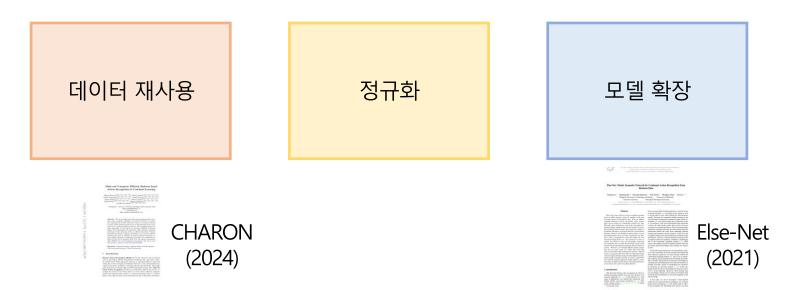
데이터 재사용

정규화

모델 확장



- ❖ Skeleton-based Continual Action Recognition (SCAR) 분야 논문
 - 데이터 재사용 : 이전 데이터를 다시 불러와 함께 학습한다
 - 정규화: 가중치가 기존 지식에서 너무 멀어지지 못하게 제약을 건다
 - 모델 확장 : 새 task를 위한 새 모듈을 모델에 덧붙인다





- Else-Net: Elastic Semantic Network for Continual Action Recognition from Skeleton Data
 - 모델 확장 계열 SCAR
 - 몸을 여러 파트로 나눈 후 가장 의미 있는 파트 모듈을 추가하는 방식으로 모델 확장

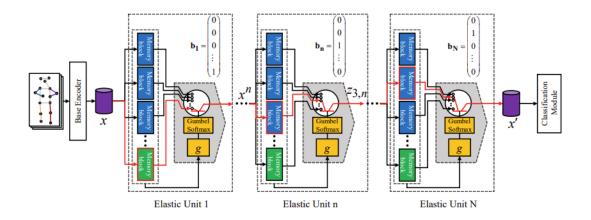
Else-Net: Elastic Semantic Network for Continual Action Recognition from Skeleton Data

Tianjiao Li ¹ Qiuhong Ke ² Hossein Rahmani ³ Rui En Ho ¹ Henghui Ding ⁴ Jun Liu ¹ *

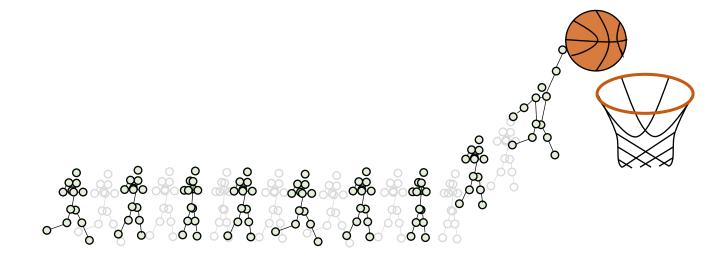
¹ Singapore University of Technology and Design ² University of Melbourne

³ Lancaster University ⁴ Nanyang Technological University

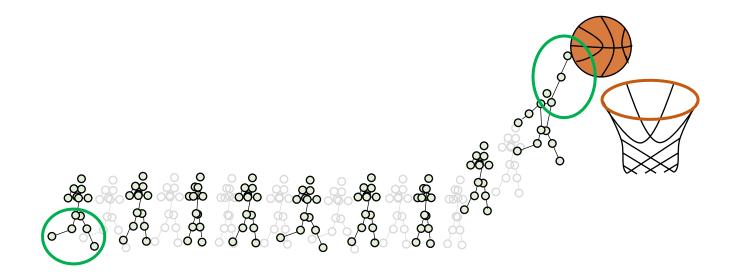
{tianjiao_li, ruien_ho}@mymail.sutd.edu.sg, jun_liu@sutd.edu.sg
h.rahmani@lancaster.ac.uk, qiuhong.ke@unimelb.edu.au, ding0093@e.ntu.edu.sg



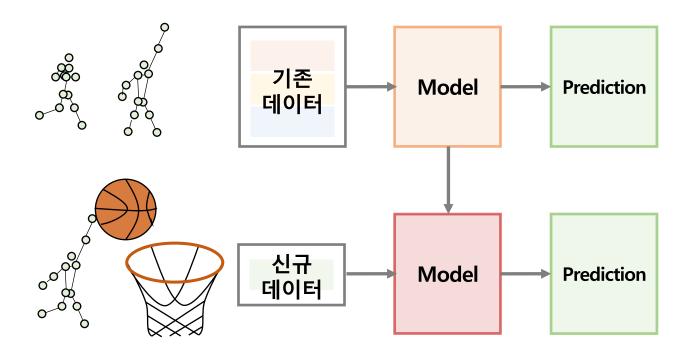
- Else-Net: Elastic Semantic Network for Continual Action Recognition from Skeleton Data
 - Else-Net의 컨셉
 - ▶ 몸의 특정 부분 동작을 재조합
 - ▶ 덩크슛 예시



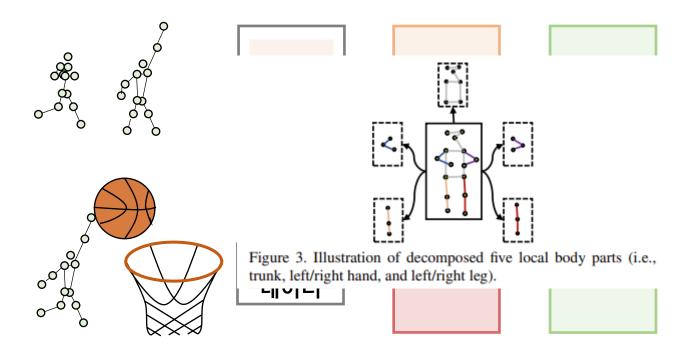
- Else-Net: Elastic Semantic Network for Continual Action Recognition from Skeleton Data
 - Else-Net의 컨셉
 - ▶ 몸의 특정 부분 동작을 재조합
 - ▶ 덩크슛 예시 (달리기 + 손 들기)



- Else-Net: Elastic Semantic Network for Continual Action Recognition from Skeleton Data
 - Else-Net의 컨셉
 - ▶ 몸의 특정 부분 동작을 재조합
 - ▶ 덩크슛 예시 (달리기 + 손 들기)

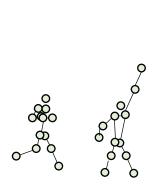


- Else-Net: Elastic Semantic Network for Continual Action Recognition from Skeleton Data
 - Else-Net의 컨셉
 - ▶ 몸통 왼팔 오른팔 왼다리 오른다리 5개로 파트를 나눠서 모듈 구성



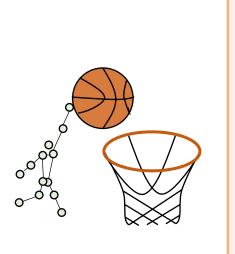


- Else-Net: Elastic Semantic Network for Continual Action Recognition from Skeleton Data
 - Else-Net의 학습
 - ▶ 몸통 왼팔 오른팔 왼다리 오른다리 5개로 파트를 나눠서 모듈 구성
 - ▶ 초기 학습 수행





- Else-Net: Elastic Semantic Network for Continual Action Recognition from Skeleton Data
 - Else-Net의 학습
 - ▶ 몸통 왼팔 오른팔 왼다리 오른다리 5개로 파트를 나눠서 모듈 구성
 - ▶ 새로운 행동 발생





- Else-Net: Elastic Semantic Network for Continual Action Recognition from Skeleton Data
 - Else-Net의 학습
 - ▶ 몸통 왼팔 오른팔 왼다리 오른다리 5개로 파트를 나눠서 모듈 구성
 - ▶ 새로운 행동 발생 → 가장 중요한 파트 모듈 업데이트









- Else-Net: Elastic Semantic Network for Continual Action Recognition from Skeleton Data
 - Else-Net의 학습
 - ▶ 몸통 왼팔 오른팔 왼다리 오른다리 5개로 파트를 나눠서 모듈 구성
 - ightharpoonup 새로운 행동 발생 ightharpoonup 가장 중요한 파트 모듈 업데이트 ightharpoonup 절 설명하지 못 한다고 판단되면 새로운 모듈 추가









Else-Net: Elastic Semantic Network for Continual Action Recognition from Skeleton Data

- Else-Net 결과
 - ▶ PKU-MMD, NTU-RGB+D skeleton data 활용
 - ▶ 이미지 등의 분야에서 제안되었던 모델들과 비교
 - ▶ 정확도 뿐만 아니라 이전 데이터 정보를 잊는 forgetting에도 효과적







PKU-MMD skeleton

Table 1. Performance comparison (%) on PKU-MMD. Our model trained under the continual learning setting outperforms other continual learning methods, and even achieves competitive results compared to models trained under the offline learning setting. Besides, under the offline learning setting used by previous skeleton-based action recognition methods, we also obtain competitive performance.

Setting	Methods		CS		CV			
Setting		ACC	FM	LA	ACC	FM	LA	
Continual Learning	GEM [21]	65.9	13.5	72.8	61.3	12.7	74.3	
	Remind [4]	71.2	7.5	85.1	75.3	8.7	81.3	
	MS-G3D [20]	65.3	17.0	77.2	68.0	23.7	72.7	
	Else-Net	84.6	4.0	86.8	87.0	7.2	90.8	
	Li et al. [10]	90.4	-	-	93.7	-	-	
Offline	HCN [11]	92.6	-	-	94.2	-	-	
Learning	RF-Action [12]	92.9	-	-	94.4	-	-	
	MS-G3D [20]	93.1	-	-	94.9	-	-	
	Else-Net	95.3	-	-	97.2	-	-	

Table 2. Performance comparison (%) on NTU RGB+D

Setting	Methods		CS		CV		
		ACC	FM	LA	ACC	FM	LA
Continual	GEM [21]	55.3	15.1	72.1	54.5	11.5	64.7
	Remind [4]	56.0	9.5	66.5	59.8	9.4	68.9
Learning	MS-G3D [20]	46.3	25.4	56.4	54.5	23.1	58.5
	Else-Net	84.4	5.1	87.6	87.9	8.0	89.3
Offline Learning	ST-GCN [37]	81.5	-	-	88.3	-	-
	2s-AGCN [4]	88.5	-	-	95.1	-	-
	MS-G3D [20]	91.5	-	-	96.2	-	-
	Else-Net	91.6	-	-	96.4	-	-

Else-Net: Elastic Semantic Network for Continual Action Recognition from Skeleton Data

- Else-Net은 SCAR 분야를 개척한 논문
 - ▶ 몸통 왼팔 오른팔 왼다리 오른다리 5개로 파트를 나눠서 모듈 구성
 - ▶ 새로운 행동 발생 → 가장 중요한 파트 모듈 업데이트 → 잘 설명하지 못 한다고 판단되면 새로운 모듈 추가
 - ▶ 정확도 뿐만 아니라 이전 데이터 정보를 잊는 forgetting에도 효과적
- 모델이 계속 커질 수 밖에 없다는 한계점 존재

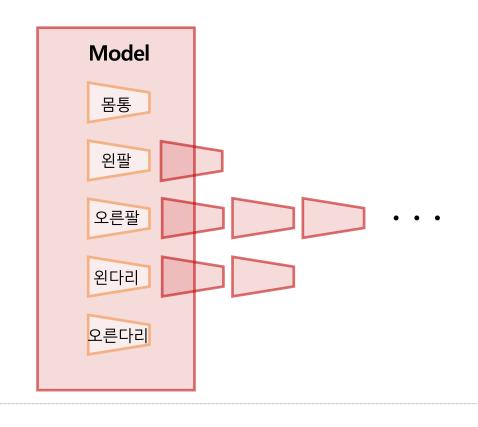
Else-Net: Elastic Semantic Network for Continual Action Recognition from Skeleton Data

Tianjiao Li ¹ Qiuhong Ke ² Hossein Rahmani ³ Rui En Ho ¹ Henghui Ding ⁴ Jun Liu ¹ *

¹ Singapore University of Technology and Design ² University of Melbourne

³ Lancaster University ⁴ Nanyang Technological University

{tianjiao,li, ruien,ho}@mymail.sutd.edu.sg, jun_liu@sutd.edu.sg
h.rahmani@lancaster.ac.uk, qiuhong.ke@unimelb.edu.au, ding0093@e.ntu.edu.sg





Mask and Compress: Efficient Skeleton-based Action Recognition in Continual Learning

- 데이터 재사용 계열 SCAR
 - ▶ 시간 축을 압축해서 과거 샘플 저장
 - 데이터, 레이블, 과거 샘플을 활용해 continual learning 수행
 - ➤ Distillation을 활용해서 과거 정보 보존
 - ➤ Task별 마지막 linear 활용 분류

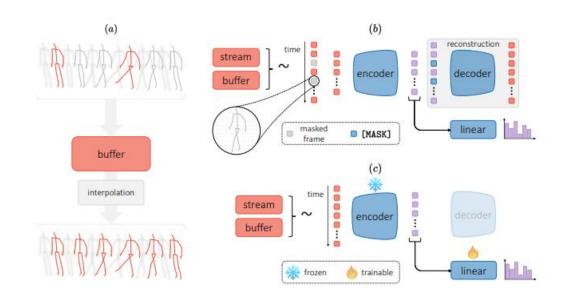
Mask and Compress: Efficient Skeleton-based Action Recognition in Continual Learning

 $\begin{array}{c} \text{Matteo Mosconi}^{1[0009-0008-1989-5779]}, \text{ Andriy Sorokin}^{1[0009-0002-3250-4249]}, \\ \text{Aniello Panariello}^{1[0000-0002-1940-7703]}, \text{ Angelo Porrello}^{1[0000-0002-9022-8484]}, \\ \text{Jacopo Bonato}^{2[0000-0001-6751-3407]}, \text{ Marco Cotogni}^{2[0000-0001-7950-7370]}, \\ \text{Luigi Sabetta}^{2[0000-0002-0865-5891]}, \text{ Simone Calderara}^{1[0000-0001-9056-1538]}, \\ \text{ and Rita Cucchiara}^{1[0000-0002-2239-283X]} \end{array}$

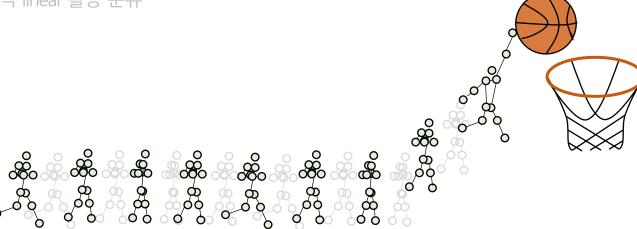
¹ AlmageLab - University of Modena and Reggio Emilia, Modena, Italy name.surname@unimore.it

² Leonardo S.p.A.

name.surname.ext@leonardo.com



- * Mask and Compress: Efficient Skeleton-based Action Recognition in Continual Learning
 - 데이터 재사용 계열 SCAR
 - ▶ 시간 축을 압축해서 과거 샘플 저장
 - ▶ 데이터, 레이블, 과거 샘플을 활용해 continual learning 수행
 - Distillation을 활용해서 과거 정보 보존
 - Task별 마지막 linear 활용 분류



- Mask and Compress: Efficient Skeleton-based Action Recognition in Continual Learning
 - 데이터 재사용 계열 SCAR
 - ▶ 시간 축을 압축해서 과거 샘플 저장
 - ▶ 데이터, 레이블, 과거 샘플을 활용해 continual learning 수행
 - Distillation을 활용해서 과거 정보 보존
 - ➤ Task별 마지막 linear 활용 분류





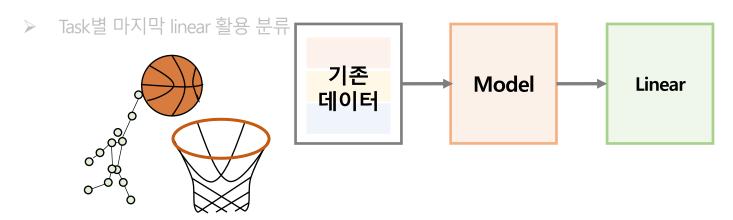




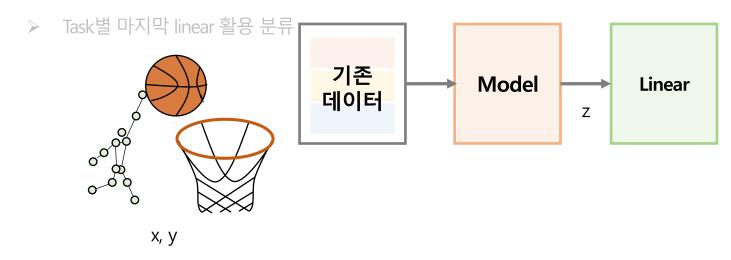




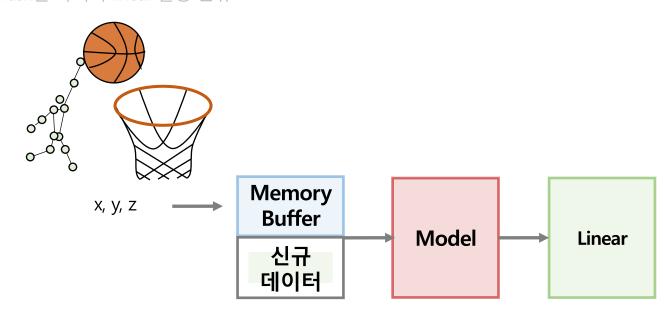
- Mask and Compress: Efficient Skeleton-based Action Recognition in Continual Learning
 - 데이터 재사용 계열 SCAR
 - ▶ 시간 축을 압축해서 과거 샘플 저장 (interpolation으로 복원)
 - ▶ 데이터, 레이블, 과거 샘플을 활용해 continual learning 수행 (과거 샘플 representation z)
 - Distillation을 활용해서 과거 정보 보존



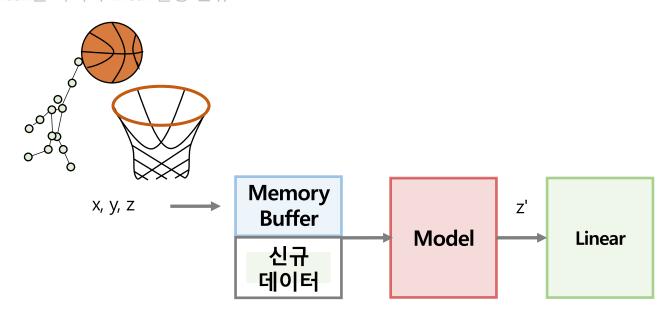
- Mask and Compress: Efficient Skeleton-based Action Recognition in Continual Learning
 - 데이터 재사용 계열 SCAR
 - ▶ 시간 축을 압축해서 과거 샘플 저장 (interpolation으로 복원)
 - ▶ 데이터, 레이블, 과거 샘플을 활용해 continual learning 수행 (과거 샘플 representation z)
 - Distillation을 활용해서 과거 정보 보존



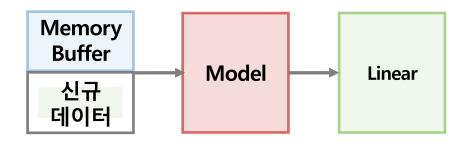
- Mask and Compress: Efficient Skeleton-based Action Recognition in Continual Learning
 - 데이터 재사용 계열 SCAR
 - ▶ 시간 축을 압축해서 과거 샘플 저장 (interpolation으로 복원)
 - ▶ 데이터, 레이블, 과거 샘플을 활용해 continual learning 수행 (과거 샘플 representation z)
 - Distillation을 활용해서 과거 정보 보존
 - Task별 마지막 linear 활용 분류



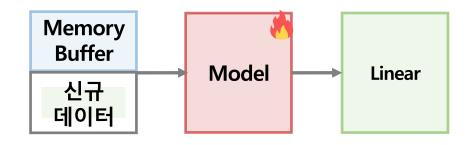
- Mask and Compress: Efficient Skeleton-based Action Recognition in Continual Learning
 - 데이터 재사용 계열 SCAR
 - ▶ 시간 축을 압축해서 과거 샘플 저장 (interpolation으로 복원)
 - ▶ 데이터, 레이블, 과거 샘플을 활용해 continual learning 수행 (과거 샘플 representation z)
 - Distillation을 활용해서 과거 정보 보존 (과거 데이터는 representation 후 frame 별 mask를 씌워 z와 distillation)
 - Task별 마지막 linear 활용 분류



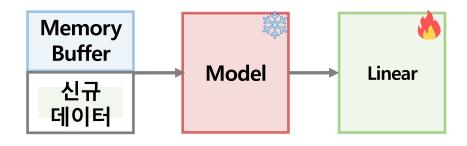
- Mask and Compress: Efficient Skeleton-based Action Recognition in Continual Learning
 - 데이터 재사용 계열 SCAR
 - ▶ 시간 축을 압축해서 과거 샘플 저장 (interpolation으로 복원)
 - ▶ 데이터, 레이블, 과거 샘플을 활용해 continual learning 수행 (과거 샘플 representation z)
 - Distillation을 활용해서 과거 정보 보존 (신규 데이터는 distillation 과정 생략)
 - Task별 마지막 linear 활용 분류



- Mask and Compress: Efficient Skeleton-based Action Recognition in Continual Learning
 - 데이터 재사용 계열 SCAR
 - ▶ 시간 축을 압축해서 과거 샘플 저장 (interpolation으로 복원)
 - ▶ 데이터, 레이블, 과거 샘플을 활용해 continual learning 수행 (과거 샘플 representation z)
 - Distillation을 활용해서 과거 정보 보존 (이 과정까지 mask를 활용해서 reconstruction)
 - Task별 마지막 linear 활용 분류



- Mask and Compress: Efficient Skeleton-based Action Recognition in Continual Learning
 - 데이터 재사용 계열 SCAR
 - ▶ 시간 축을 압축해서 과거 샘플 저장 (interpolation으로 복원)
 - ▶ 데이터, 레이블, 과거 샘플을 활용해 continual learning 수행 (과거 샘플 representation z)
 - ▶ Distillation을 활용해서 과거 정보 보존
 - Task별 마지막 linear 활용 분류



Mask and Compress: Efficient Skeleton-based Action Recognition in Continual Learning

- CHARON 결과
 - ➤ NTU-RGB+D skeleton data 활용
 - ➤ M size 대비 CHARON은 압축 비율 만큼 수용 가능
 - ➤ M size가 작을수록 더욱 효과적



NTU-RGB+D skeleton

Table 1: FAA (%) results on Split NTU-60 and Split NTU-120. For **CHARON**, we report the results with a masking ratio equal to 30%. We highlight in green the gains achieved by our approach w.r.t. the best-competing method.

	Split NTU-60				Split NTU-120				
Method	XV	XView XSt		ub	XSet		XSub		
FT	16.05	16.05±0.07 15.64		l±0.05	7.19 ± 0.06		$6.97 \scriptstyle{\pm 0.23}$		
\mathbf{JT}	$84.75{\scriptstyle\pm0.02}$		$77.32{\scriptstyle\pm0.54}$		$71.18{\scriptstyle\pm1.07}$		$70.15{\scriptstyle\pm0.98}$		
\mathcal{M}_{size}	500	2000	500	2000	500	2000	500	2000	
iCaRL	$51.54{\scriptstyle\pm1.3}$	53.41±1.1	$47.12{\scriptstyle\pm1.4}$	$50.69{\scriptstyle\pm1.2}$	32.91 ± 0.9	$34.74{\scriptstyle\pm0.7}$	$33.03{\scriptstyle\pm1.3}$	$36.68{\scriptstyle\pm1.0}$	
Else-Net	$40.81{\scriptstyle\pm0.8}$	$59.10{\scriptstyle\pm0.2}$	$39.72{\scriptstyle\pm0.4}$	$57.00{\scriptstyle\pm1.0}$	$19.37{\scriptstyle\pm0.6}$	$33.52{\scriptstyle\pm0.6}$	$18.43{\scriptstyle\pm0.7}$	$33.95{\scriptstyle\pm0.3}$	
\mathbf{ER}	$51.00{\scriptstyle\pm1.6}$	$68.27{\scriptstyle\pm0.1}$	$45.80{\scriptstyle \pm 0.5}$	$62.74{\scriptstyle\pm1.9}$	$26.35{\scriptstyle\pm1.1}$	$43.12{\scriptstyle\pm0.4}$	$26.19{\scriptstyle\pm1.7}$	$45.06{\scriptstyle \pm 0.7}$	
DER	$51.36{\scriptstyle \pm 0.9}$	$66.74{\scriptstyle\pm0.1}$	$49.97{\scriptstyle\pm1.9}$	$63.48{\scriptstyle\pm1.3}$	$27.83{\scriptstyle\pm1.7}$	$40.19{\scriptstyle\pm0.9}$	$30.10{\scriptstyle\pm1.5}$	$36.10{\scriptstyle\pm1.8}$	
\mathbf{DER} ++	$60.41{\scriptstyle\pm0.5}$	$73.09{\scriptstyle\pm1.3}$	$57.22{\scriptstyle\pm1.0}$	$67.64{\scriptstyle\pm1.6}$	$34.27{\scriptstyle\pm1.4}$	50.06 ± 0.6	$36.29{\scriptstyle\pm0.3}$	$49.81{\scriptstyle \pm 0.8}$	
CHARON	$73.60{\scriptstyle \pm 0.3} \\ + 13.19$	$77.77{\scriptstyle \pm 0.2} \\ + 4.68$	$68.30{\scriptstyle\pm0.6}\atop+11.08$	$72.70{\scriptstyle\pm0.2} \\ +5.06$	$52.19 \scriptstyle{\pm 0.6} \\ + 17.92$	$61.63 \scriptstyle{\pm 0.1} \\ + 11.57$	$48.64 \scriptstyle{\pm 0.0} \\ \mathbf{+12.35}$	$59.23 \scriptstyle{\pm 0.4} \\ + 9.42$	

- ❖ Skeleton-based Continual Action Recognition (SCAR) 분야 논문
 - 데이터 재사용 : 이전 데이터를 다시 불러와 함께 학습한다
 - 정규화 : 가중치가 기존 지식에서 너무 멀어지지 못하게 제약을 건다
 - 모델 확장 : 새 task를 위한 새 모듈을 모델에 덧붙인다



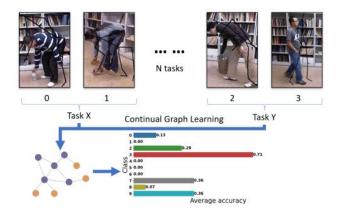
❖ Skeleton-based Continual Action Recognition (SCAR) 분야 논문

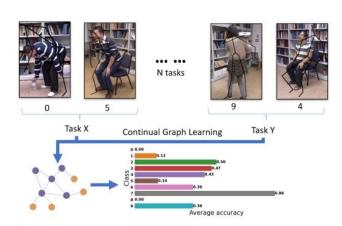
데이터 재사용

정규화

모델 확장

- Benchmarking sensitivity of continual graph learning for skeleton-based action recognition
 - ▶ 학습 클래스 순서의 민감도에 대한 연구
 - ▶ Class 확장, domain 확장 등 다양한 조건 실험
 - 데이터 재사용, 정규화 등 다양한 모델 활용
- 실제 데이터에 활용할 때 이러한 부분들을 고려해서 모델을 구성하면 좋을 것

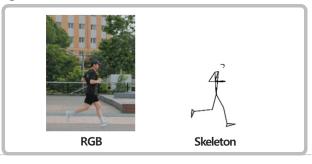




(a) Example of task order shuffling, tasks have same classes. (b) Example of class order shuffling, tasks have random classes. Figure 1: The accuracy for each class fluctuates when the task/class order for CGL changes. Classes within one task can have large accuracy differences (Fig. 1a, class 2/3). This is not captured by task-order sensitivity. Images from (Wang et al., 2014).

❖ SCAR 요약

- Skeleton-based Continual Action Recognition
 - 이미지는 효율성과 보안 문제로 인해 skeleton 활용을 하는 사례가 늘고 있는 추세
 - ▶ 다양한 행동 존재하기 때문에 추가 행동이 발생하고 모델을 효율적으로 학습할 방법이 필요
- Else-Net: Elastic Semantic Network for Continual Action Recognition from Skeleton Data
 - ➤ Else-Net, 모델 확장 계열 SCAR
 - ▶ 몸을 여러 파트로 나눈 후 가장 의미 있는 파트 모듈을 추가하는 방식으로 모델 확장
- Mask and Compress: Efficient Skeleton-based Action Recognition in Continual Learning
 - ➤ CHARON, 데이터 재사용 계열 SCAR
 - ▶ 시간 축을 압축한 후 데이터, 레이블, 과거 샘플을 활용하고 + mask와 distillation 기반 continual learning 수행
- Benchmarking sensitivity of continual graph learning for skeleton-based action recognition





고맙습니다

