# 2021 대한산업공학회 프로젝트 경진대회

# " 딥러닝을 활용한 어린이 낙상 사고 유형 분석 시스템 개발 "





# **Contents**

- 연구배경 및 문제 정의
- 연구목표
- → 프로젝트 목표
- 연구의 방법론
- **ଡ** 결과
- **토의**
- 🌳 한계 및 미래연구

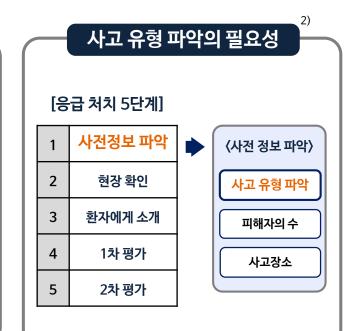


# 잦은 어린이 낙상사고

[표 29] 학령기 위해유형별 현황(2015~2019년)

단위:건,%

순위	위해유형	건수	비율	
1	미끄러짐·넘어짐	7,709	30.9	
2	부딪힘	4,359	17.4	
3	추락	2,812	11.3	
4	식품 섭취에 의한 위해	2,064	8.3	
5	충돌·추돌 등 물리적 충격	1,966	7.9	
	기타	6,063	24.5	
<b>합계 24,973</b> 100				



# 현재 낙상 감지 기술의 한계

#### [현재 연구 기술 동향]

분류	현재 낙상 감지 기술의 한계
웨어러블	"IoT-based fall detection system with energy efficient
센서	sensor nodes" (Rahmani et al.)
주변 센서	"Development of an affordable and easy-to-install fall detection system" (J. Güttler et al.)
카메라	"Vision-Based Fall Detection with Multi-Task
기반 인식	Hourglass Convolutional Auto-Encoder" (Xi Cai et al.)



# "어린이 낙상 사고 유형 분석 시스템의 부재 "

그림1) 한국소비자원 위해정보국 위해예방팀, 2020

그림2) 응급치료 보조자료/이세이프,2019

<sup>1.</sup> Vallabh, P., and Malekian, R. (2017), Fall detection monitoring systems: A comprehensive review, J. Ambient Intell. Humanized Comput., 9, 1809-1833

2. T. N. Gia, I. Tcarenko, V. K. Sarker, A. M. Rahmani, T. Westerlund, P. Liljeberg, et al., "IoT-based fall detection system with energy efficient sensor nodes", Proc. IEEE Nordic Circuits Syst. Conf. (NORCAS), pp. 1-6, Nov. 2016.

<sup>3.</sup> J. Güttler, A. Bittner, K. Langosch, T. Bock and Y. Mitsukura, "Development of an affordable and easy-to-install fall detection system", IEEJ Trans. Electr. Electron. Eng., vol. 13, no. 5, pp. 664-670, May 2018. 4. X. Cai, S. Li, X. Liu and G. Han, "Vision-Based Fall Detection With Multi-Task Hourglass Convolutional Auto-Encoder," in IEEE Access, vol. 8, pp. 44493-44502, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2978249.



# 현재 낙상 감지 기술

# 카메라 기반

기존 설치되어 있는 CCTV 활용 가능, 시각적으로 풍부한 정보, 주변 환경 영향 X

# 센서 기반

주변 환경에 민감하여 생기는 노이즈로 인한 낮은 신뢰도의 데이터와 정확도

# 웨어러블 기반

부담스러운 무게, 활동성 제약 제한된 배터리, 비싼 가격 미착용 시 낙상 감지 불가

# 연구 목표

어린이 낙상 사고 영상에 대한 딥러닝 기반 사고 유형 분석 시스템 개발



#### STEP 1

〈데이터 전처리〉

어린이 낙상 사고 영상 분석을 위한 행동 인식 알고리즘 데이터 수집 및 전처리

#### STEP 2

〈 낙상 사고 유형 분석 모델 구현〉

행동 인식 알고리즘을 통한 낙상 사고 유형 분석 모델 구현

#### STEP 3

〈 모델 학습〉

정제된 데이터를 통한 어린이 낙상 사고 유형 분석 모델 최적화



# ✓ 프로젝트목표

# 프로젝트 목표

# 딥러닝 기반 놀이터 영상에서 쓰러진 어린이 감지를 통한 낙상 사고 유형 분석 시스템 개발



# 세부 목표

# 〈데이터〉

- 놀이터 환경 데이터 수집
- 쓰러짐 관련 여러가지 자세 수집



다양한 자세 및 놀이터 환경 데이터 수집 시 정확도가 올라간다.

# 〈 쓰러짐 감지 〉

놀이터에서 발생하는 여러 객체 중 쓰러짐을 정확하게 감지한다.



쓰러진 어린이를 90% 이상 올바르게 감지한다.

# 〈사고 유형 분석 〉

쓰러짐을 감지 후 위험이 감지되면 쓰러진 원인을 분석한다.



쓰러진 어린이에 대해서 85%이상 올바른 사고유형을 분석한다.

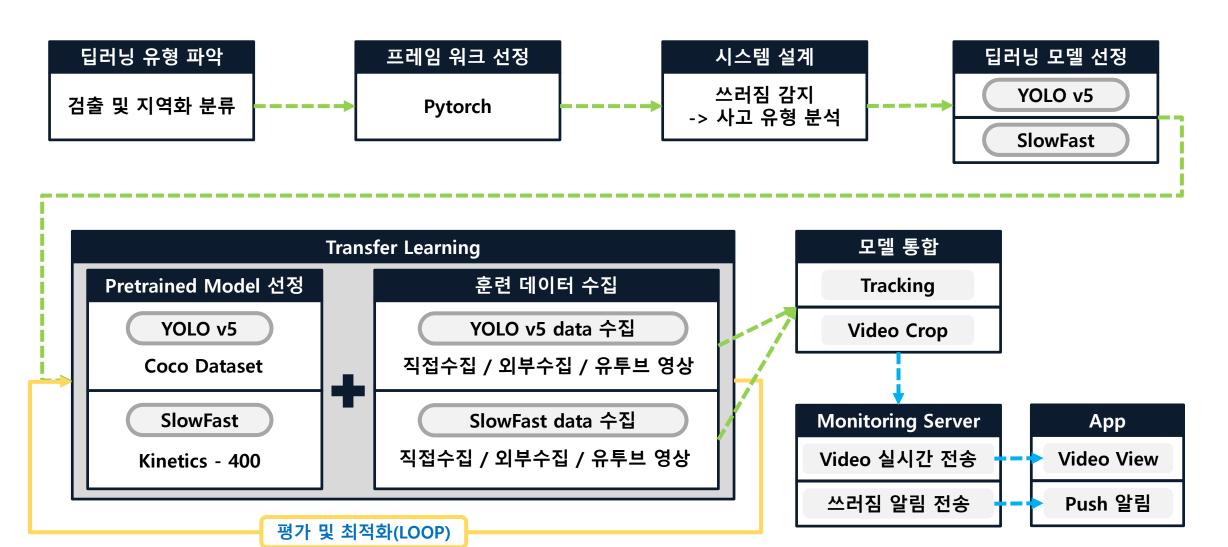
# 〈모니터링 및 알림〉

쓰러짐 감지와 유형 분석을 통합 한 모델을 활용하여 모니터링 및 알림 서비스를 제공한다.



어린이 쓰러짐 유형 분석 후 2초 이내로 알림을 전송한다.

# ✓ 연구의 방법론 - 연구 순서





# ✓ 연구의 방법론 - 알고리즘 선정 및 통합 모델 사용 이유

## 쓰러짐 판별

Model mAl		FPS	GFLOPS x view
YOLOv5	89.5	140	17
Faster- RCNN	73.5	7	118.61
SSD	72.1	58	88.16



통합모델사용

# 사고유형 판별

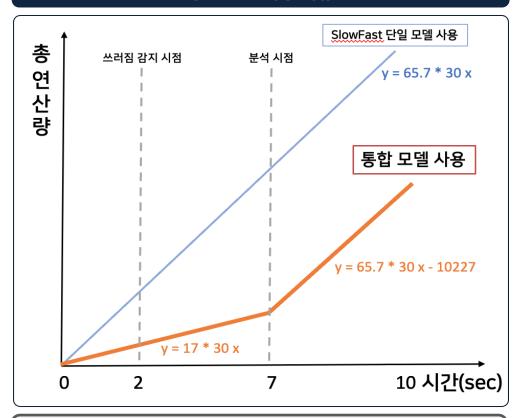
Model	top-1	top-5	GFLOPS x view
SlowFast	77.9	93.2	65.7 * 30
R(2+1)D	73.9	90.9	304 * 115
I3D	71.6	90.0	216 * N/A



GFLOPs(Giga FLoating point OPerations) : 모델의 필요 연산량

-> 연산량이 많아질수록, 학습 시간이 늘어나며 고성능의 전산 자원이 필요하다.

# 통합 모델 사용 이유



SlowFast 단일 모델로 쓰러짐 감지와 사고 유형 파악 시, 연산량이 많아 성능 저하 문제 발생 통합 모델은 쓰러짐 감지는 YOLO v5,

쓰러짐이 감지되었을 때만 SlowFast를 사용

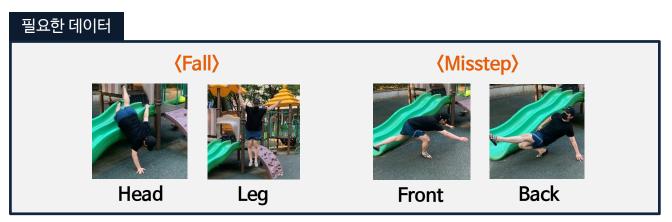
<sup>\*)</sup> mAP: mean average precision, 알고리즘의 성능을 판단하는 척도 FPS: 초당 프레임

# ✓ 연구의 방법론 - Dataset 선정

YOLO v5				(단위: 객체 수)
	한	이미지 당 객처	3명	
자세		어른 데이터	어린이 데이터	직접 수집 데이터
	전방			200
	후방			200
Fallen	측면			200
	OTL	3000	3000	200
	웅크림			200
Sitting	앉음			1000
Standing	보행			1000

SlowFast	t			(단위: clip) *1clip=2sec
	한 🖥	클래스 당 730	O Clips	
자세		어른 데이터	어린이 데이터	직접 수집 데이터
Fall	Head	120	250	360
Fall	Leg	120	250	360
Misstep	Front	120	250	360
	Back	120	250	360





chacha95 (2019, July 1). Video Understanding. https://chacha95.github.io/2019-07-01-VideoUnderstanding/ Kay, W., Carreira, J., Simonyan, K., Zhang, B., Hillier, C., Vijayanarasimhan, S., ... & Zisserman, A. (2017). The kinetics human action video dataset. arXiv preprint arXiv:1705.06950. 김철연, 한택진, 윤일로, 이윤진, 이지영, 최경현, 원정인, 김영민. (2018). YOLO를 이용한 CCTV 영상에서의 쓰러짐 검출. 한국정보과학회 학술발표논문집, (), 785-787. 2)

# ✓ 연구의 방법론 - 학습 및 데이터 분할

# Transfer learning

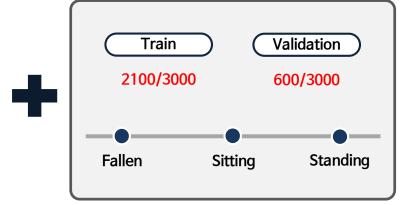
\*(단위: 장)

\*(단위: clip)

Pre-trained model dataset Fine - tuning dataset

# YOLOv5

데이터셋 종류	평균 객체 수	특징	사용 여부
COCO Common Objects in Context	7.3개	일상생활에 가장 근접한 데이터셋	<b>&gt;</b>
IM&GENET	1.5개	이미지에 인식 가능한 객체 수가 적은 많은 객체가 중앙에 위치	×
PASCAL 2 Paten Analysis Statistical Modelling and Computational Bearing	2.4개	카테고리가 20개 정도 밖에 없음	X



# **SlowFast**

데이터셋 종류	특징	사용 여부	
Kinetics-400	일상 생활에 가장 근접한 데이터셋 SlowFast model 학습에 용이		
<b>SUCF</b>	TV 스포츠 방송 행동 한정	×	
hmdb	행동 인식 교육용 목적 데이터셋	X	



Tra 486/		Valida 122/	
Fall (head)	Fall (leg)	Misstep (front)	Misstep (back)

\*단위: 객체 수

	Fallen	Sitting	Standing
Test Data	300	300	300

SlowFast Test Dataset			*1	clip=2sec
	Fall (head)	Fall (leg)	Misstep (front)	Misstep (back)
Test Data	122	122	122	122

통합 모델	Test [	Dataset
-------	--------	---------

\*1clip=10sec

넘어짐	합계	Fall	Fall	Misstep	Misstep
유형		(head)	(leg)	(front)	(back)
테스트 수(장)	100	25	25	25	25

\* 10초의 영상에서 3개의 객체 중 한개의 객체만 넘어지는 경우의 데이터 셋



# ✓ 연구의 방법론 - 통합 모델 알고리즘

# 과정1 - 쓰러진 객체 Tracking

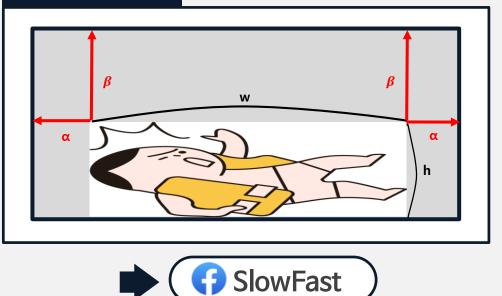
- YoloV5로 쓰러진 객체 탐지 시 Tracking 시작
- MOT tracking algorithm을 통해 동일 객체 인식
- 감지한 객체에게 고유 ID 부여



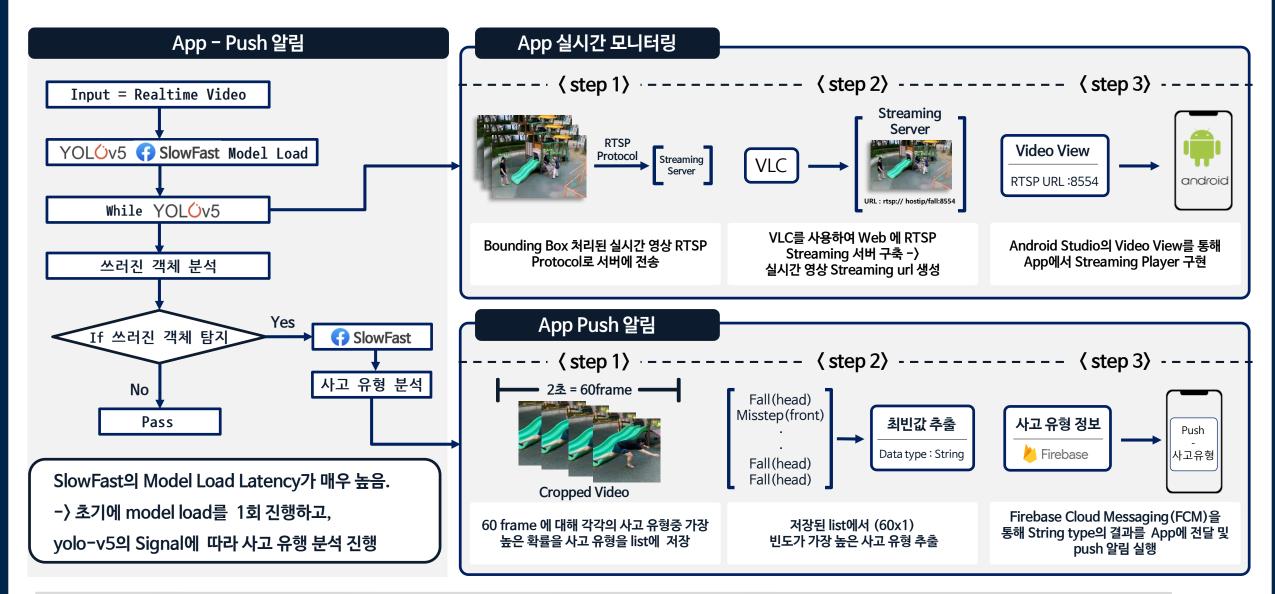
# 과정3 - Video Crop 후 SlowFast로 영상 전송

- 위급상황 감지 시 Video Crop
- 유형 분석을 위해 Bounding Box +  $\alpha$ + $\beta$  정보 필요
- $\alpha = w*0.2$ ,  $\beta = h$
- 원본 영상에서 필요한 부분 Crop하여 SlowFast로 전송

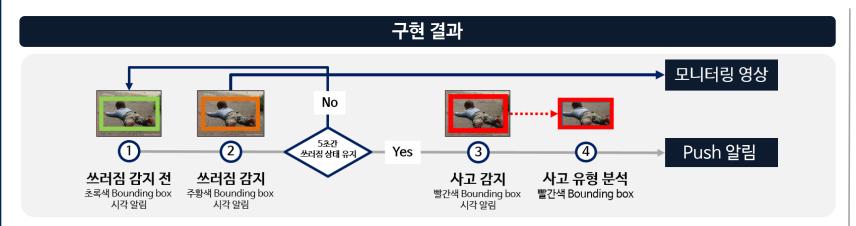
#### 쓰러짐 전 5초 영상



# ✓ 연구의 방법론 - App모니터링 및 Push 알림



# ✓ 결과 - 평가지표 및 결과



# 영상



# 모니터링 영상



#### 사고 발생 내역

# Push 알림



# 최종 결과 정확도

#### 〈YOLO v5 평가결과〉

	Fallen	Sitting	Standing
AP	85.75	82.62	84.78
Accuracy (%)		87.66	

#### 〈SlowFast 평가결과〉

	Misstep (front)	Misstep (back)	Fall (head)	Fall (leg)
F1-Score	0.81	0.83	0.77	0.81
Accuracy (%)	79.73			

#### 〈통합 모델 결과〉

\*1clip=10sec

넘어짐 유형	합계	Misstep (front)	Misstep (back)	Fall (head)	Fall (leg)
테스트 수 (clip)	100	25	25	25	25
검출한 클립 수 (clip)	71	19	17	18	17



# ✓ 토의 - 평가,세부목표에대한검증

: 목표 값

## 토의

#### 어린이 및 놀이터 데이터 수집

- 수집한 외부데이터만 활용하여 학습 시 놀이터의 어린이에 대한 모델 정확도가 매우 낮다.
- 사고 유형별로 다양한 자세로 데이터를 학습 시킨 경우 쓰러짐 감지 정확도 증가했다.
- 놀이터를 배경으로 하는 데이터를 학습시키는 경우 배경에 대한 False Positive 비율이 감소했다.

#### YOLO v5

- Sitting과 Fallen의 경계가 모호하여 Sitting 클래스의 인식률이 상대적으로 낮다.
- 어린이의 크기가 작아 자세의 구별이 어려워 어린이 데이터의 인식률이 상대적으로 낮다.

#### **SlowFast**

- Fall(leg) 착지 이후 행동과 Misstep(front)의 행동이 유사하여 Misstep(front)를 Fall(leg) 로 인식하는 경우가 있었다.
- Misstep(back)과 Fall(head) 이후의 행동이 유사하여 Misstep(back)를 Fall(head)로 인식 하는 경우가 있었다.

## 세부 목표에 대한 검증

〈데이터〉

다양한 자세 및 놀이터 환경 데이터 수집 시 정확도가 올라간다.

매우 적절함

# 〈 쓰러짐 감지〉

쓰러진 어린이를 90% 이상 올바르게 감지한다.

쓰러짐 감지 87.66%

# 〈 사고 유형 분석〉

쓰러진 어린이에 대해서 85%이상 올바른 사고유형을 분석한다.

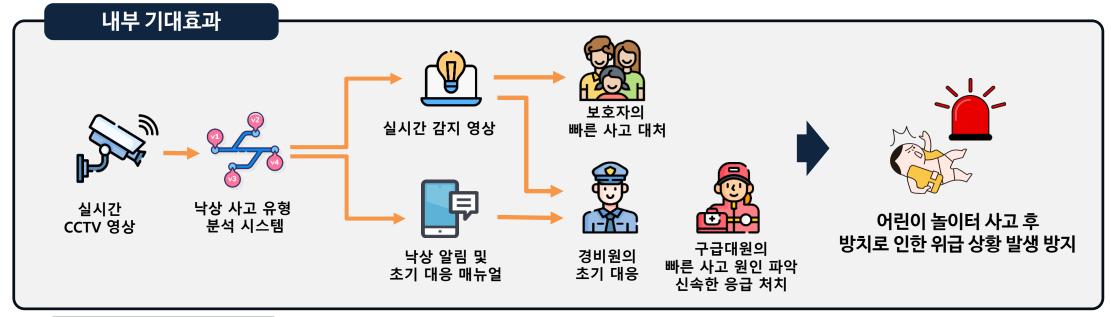
사고 유형 분석 79.73%

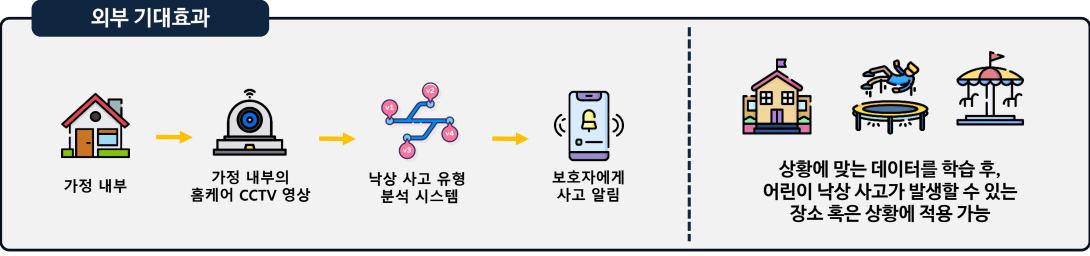
# 〈모델 통합〉

어린이 쓰러짐 유형 분석 후 2초 이내로 알림을 전송한다.

1.76 sec

# ✓ 토의 - 기대효과







# 









한계

모델의 inference을 위한 요구 자원이 큼

실제 어린이 낙상 사고 데이터 수집의 어려움 제한된 촬영 각도로 인한 객체 인식 오류

사고 유형의 다양성 부족









미래 연구 학습된 모델을 pruning 또는 quantization을 통한 경량화

실제 CCTV를 활용한 장기적인 어린이 낙상 사고 영상 데이터 수집

다양한 각도의 영상 데이터 확보

상황별 세분화된 낙상 유형 데이터 수집