2023 DeapLearning Research Paper

운전자 폭행 탐지를 위한 경량CNN 기반 시간적 세그먼트 네트워크 기법

HUFSUPERMAN

김 준 박준희 이준용 조종호

OF THE TOPIC

▶ 노컷뉴스 PiCK • 2주 전 • 네이버뉴스

"아무 기억 없다"...택시기사 폭행 30대 만취남 입건

창원서부경찰서는 특정범죄가중처벌등에관한법률 위반(운전자 폭행등) 혐의로 30대 A씨를 불구속 입건해 조사 중이라고 24일 밝혔다. A씨는 지난 23일 오전 2시 10분쯤 창원시 의창구 한 도로를 달리던 택시 안 조수석에서 70대 택시 기사의 얼굴을 손으...



만취 승객 폭행에 대피한 택시기사...홀로 움직인 택시 행인이 세워 부산일보 PiCK · 2주 전 · 네이버뉴스

주행 중인 택시에서 기사 폭행한 만취 30대 승객 입건 뉴스1 · 2주 전 · 네이버뉴스

제주매일 - 2023.10.02.

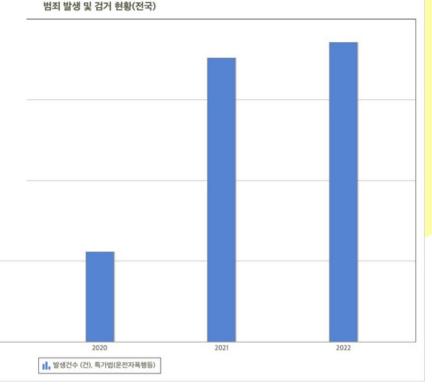
술 취한 채 운전 중인 택시기사 폭행한 남성 징역형

제주지방법원 제2형사부(재판장 진재경 부장판사)는 특정범죄가중처벌등에관한법률 위반(**운전자폭행** 등)과 폭행 혐의로 기소된 A씨에게 징역 1년 6월에 집행유예 3년을 선고하고 사회봉사 160시간을 명령했다고 최근 밝혔다. A씨는 지난 3월 18일 제주...

2,830



2019



INTRODUCE DATA

데이터셋 소개



이상행동 7종

운전자 및 탑승자 상태 및 이상행동 모니터링 휴대폰 조작, 차량 제어, 운전자 폭행)



운전자 폭행 데이터

이미지: 약 2만개, 용량: 25GB



정상적인 운전 데이터(탑승자 2명)

이미지: 약 2만개, 용량: 25GB



Test용 YouTube 실제폭행 데이터 수집 및 전처리

(정상/폭행 구간을 나눠 라벨링 진행) 비디오: 19개 용량 : 500MB







INTRODUCE DATA

Problem: 정상 동영상 데이터의 부재

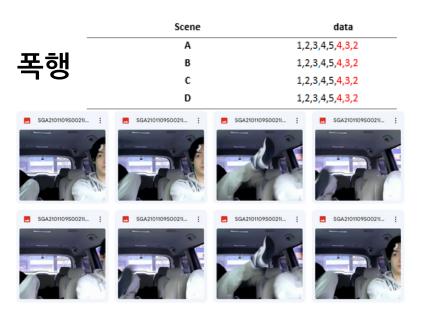
폭행 데이터각 폴더마다 5장씩 존재

장면의 흐름을 헤치지 않게 하기 위해 폭행 데이터를 각 폴더마다 8장으로 증강

원본 5장 이미지 중 연속되는 정상 이미지 추출 -> 2장 또는 3,4장의 정상 이미지

•

모델 학습에서 요구되는 Data 묶음은 8장이기 때문에 각 Scene Data마다 8장으로 증강



	Scene		data		
	Α	1,2,	3,2,1,2,3,2		
정상	В	1,2,	1,2,3,4, <mark>3,2,1,2</mark>		
00	С	1,2,	1,2,1,2,1,2, 1,2		
	D	1,2,	3,2,1,2,3,2		
group_27IMG000_8:	group_27IMG000_7.j	group_27IMG000_6:	group_27MG000_5_		
group_27IMG000_4:	group_27IMG000_3	group_27IMG000_2:	group_27MG000_1j		

CUSTOM SAMPLER

DataLoader config code

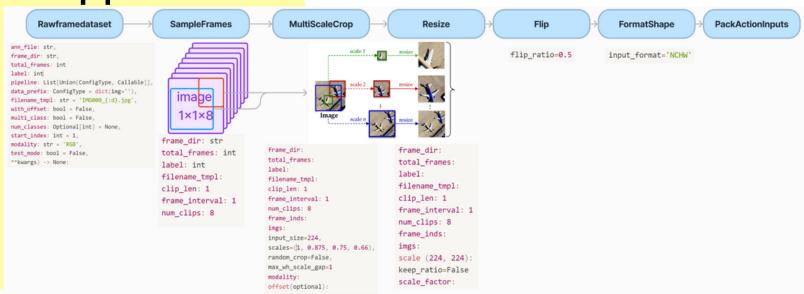
```
train_dataloader = dict(
    batch size=8,
    num workers=2,
    persistent workers=True,
    sampler=dict(type='CustomSampler', shuffle=True, ann_file=ann_file_train),
    dataset=dict(
        type=dataset type,
        ann file=ann file train,
        data prefix=dict(img=data root),
        pipeline=train_pipeline))
val dataloader = dict(
    batch size=8,
    num workers=2,
    persistent workers=True,
    sampler=dict(type='CustomSampler'
    dataset=dict(
        type=dataset type,
        ann file=ann file val,
        data prefix=dict(img=data root
        pipeline=val_pipeline,
        test mode=True))
```

모든 Train set에서 랜덤 샘플링하는 기존 **Default Sampler**에서 비슷한 장면은 한 에폭에 한번만 샘플링하는 **CustomSampler**로 변경

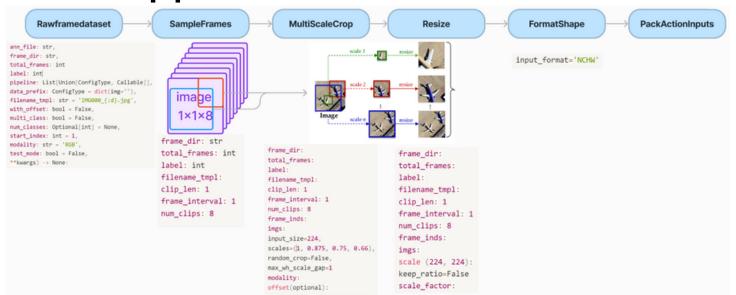


RESEARCH DATA PIPELINE

Train pipeline

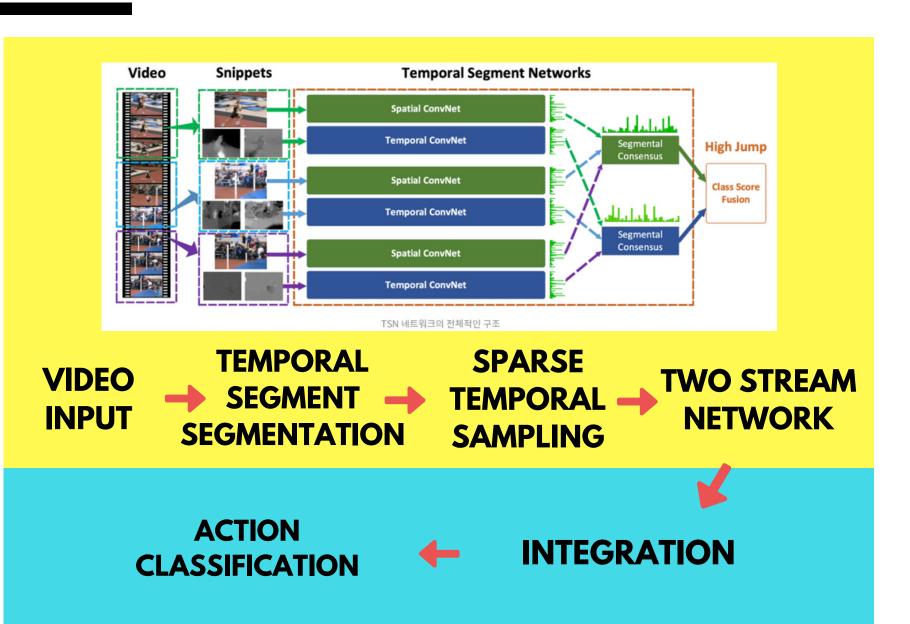


Validation pipeline

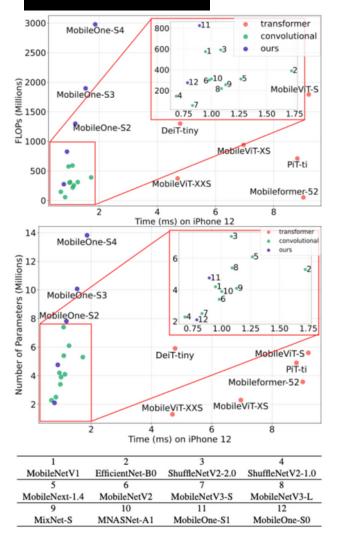


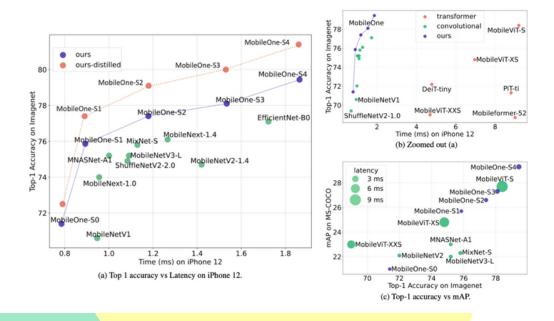
INTRODUCE MODEL

Temporal Segment Networks

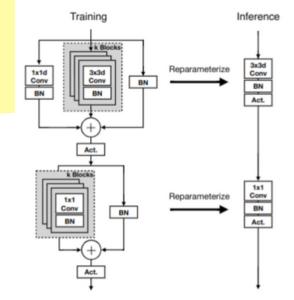


RESEARCH Model - MobileOne





1ms의 inference time을 가지면서 높은 성능을 유지 transformer 계열인 Mobileformer보다 **38**배나 빠른데 비슷한 성능

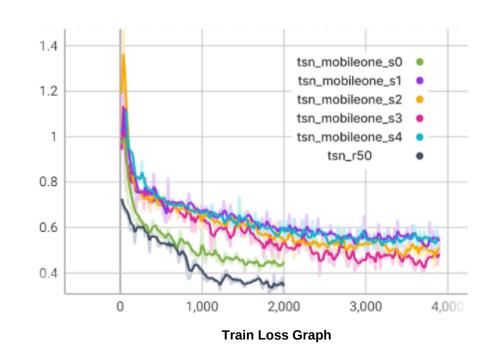


파라미터 수가 많은 모델들이 latency가 적은 것을 확인 Mobilenet이 다른 모델들과 비슷한 FLOPs임에도 더 빠른 걸

RESEARCH Model List

					TSNHead			
Model	Params(M)	Flops(G)	batch size	Loss Function	num_classes	in_channels	dropout_ratio	init_std
tsn_mobileone_s0	2.08	0.27	16			1024		
tsn_mobileone_s1	4.76	0.82	8			1280		
tsn_mobileone_s2	7.81	1.3	8	CrossEntropy	2	2048	0.4	0.01
tsn_mobileone_s3	10.08	1.89	8	Loss	2 [2048	0.4	0.01
tsn_mobileone_s4	14.84	2.98	8			2048		
tsn_r50	24.33	102.7	16			2048		

SGD 100 epoch LR 0.01 momentum 0.9 weight_decay 0.0001 param_scheduler MultiStepLR



RESEARCH Conclusion

Resnet기반 TSN모델 vs mobileone기반 TSN모델

aihub TESTSET 성능 비교

		Precision	Recall	F1-score	accuracy	
Tsn_r50	Assault Normal	0.88 0.62	0.43 0.94	0.58 0.75	0.69	
	Macro avg	0.75	0.69	0.67		
Tsn_mobileone_s0	Assault Normal	0.80 0.62	0.47 0.88	0.83 0.71	0.68	
	Macro avg	0.71	0.68	0.66		
Tsn_mobileone_s1	Assault Normal	0.78 0.64	0.51 0.86	0.62 0.73	0.68	
	Macro avg	0.71	0.68	0.67		
Tsn_mobileone_s2	Assault Normal	0.75 0.63	0.50 0.83	0.60 0.72	0.67	
	Macro avg	0.69	0.67	0.66		
Tsn_mobileone_s3	Assault Normal	0.83 0.66	0.53 0.89	0.65 0.76	0.71	
	Macro avg	0.74	0.71	0.70		
Tsn_mobileone_s4	Assault Normal	0.81 0.65	0.53 0.88	0.64 0.75	0.70	
	Macro avg	0.73	0.70	0.69		

RESEARCH Conclusion

Resnet기반 TSN모델 vs mobileone기반 TSN모델

YouTube TESTSET 성능 비교

		Precision	Recall	F1-score	accuracy
Tsn_r50	Assault	0.83	0.83	0.83	0.79
	Normal	0.71	0.71	0.71	
	Macro avg	0.77	0.77	0.77	
	Weighted avg	0.79	0.79	0.79	

		Precision	Recall	F1-score	accuracy
Tsn_mobileone_s3	Assault	0.91	0.83	0.87	0.84
	Normal	0.75	0.86	0.80	
	Macro avg	0.83	0.85	0.83	
	Weighted avg	0.85	0.84	0.84	

EXPECTAION& USAGE

기대 효과

1. 탑승자의 경각심을 깨워 운전자가 폭행 당하는 사건 을 방지 할수 있다.

2. 운전자 폭행이 원인이 되어 운전중인 차량이 다른 차들과 충돌하는 교통사고와 같은 2 차적 피해를 예방 할수 있다.

활용 방안

- 1. 보험사 및 법 집행기관에 정확한 사고 경위를 제공하여 공정하고 효과 적인 조치를 취할 수 있는 방안으로도 활용될 수 있다
- 2. 운전자 폭행 사건을 탐지하는 데이터의 수집을 도와 도로 위 운전자 폭행문제에 대한 통계를 제공할 수 있다.

CHALLENGE

개선해야 되는 방향

- 1.핸들링으로 인한 몸쏠림과 같은 역동적인 행동의 데이터가 폭행으로 탐지되지 않도록 추가적인 데이터수집이 필요하다.
- 2. 탑승자가 다수인 경우의 데이터를 추가적으로 수집해야 할 필요가 있다.

후속 연구 방향

1.운전자 폭행 탐지시 신고하는 시스템으로까지 확장

2. 버스와 같은 대중교통에도 확장

2023 DeapLearning 2 team Research Paper

