

Playing for Data: Ground Truth from Computer Games

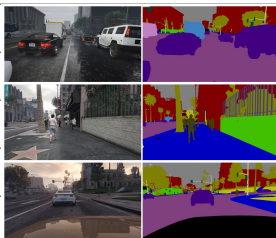
요약

- 다른 논문들 저점 데이터 수집에 많은 자원을 소모하는 문제점을 해결하고자 가상 데이터를 채택하였다.
- 논문은 *segmentation* 데이터를 다룬다.
- 게임 GTA5를 사용해서 데이터를 수집하였다.
- 학습모델의 역류는 정확하게 나온것이 없다 (그저 YU와 Kaitane에 의해 제한된 모델이라고 언급한다)
- 어느 정도의 비율부터 좋은 성능을 가져오는지 실험하였다.

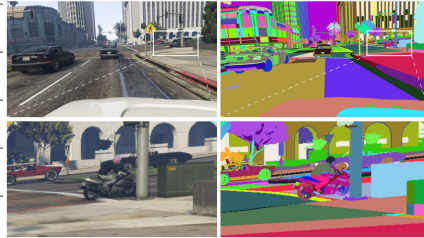
실험 데이터 수집

- 아래 그림과 같이 GTA5 게임의 화면에서 *segmentation* 데이터를 수집하였다

<일반적인 데이터수집>

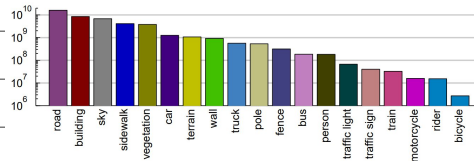


<자신들만의 알고리즘으로 데이터 전처리 후수집>



→ MTs 조합방법으로 만들었는데
굳이 신경 쓰지 않고 진행해야겠다.

- 라벨링된 데이터 비율은 아래그림과 같다.



- 실제 데이터와 가상데이터 비율은 아래와 같다. (처리 속도가 실제 데이터보다 훨씬 빠르다는 것을 알수있다.)

데이터 크기, 총 픽셀수	픽셀의 밀도		한 이미지당 걸린 시간		한 픽셀당 걸린 시간	
	#pixels [10 ³]	annotation density [%]	annotation time [sec/image]	annotation speed [pixels/sec]		
GTA5	50.15	98.3	7	279,540		
Cityscapes (fine) [11]	9.43	97.1	5400	349		
Cityscapes (coarse) [11]	26.0	67.5	420	3095		
CamVid [8]	0.62	96.2	3,600	246		
KITTI [39]	0.07	98.4	N/A	N/A		

실험결과

- CamVid 데이터 셋을 실험한 결과들 부터 성능 향상이 보였다

	100%	-	25%	33%	50%	100%
real images						
synthetic images (all)	-	100%	✓	✓	✓	✓
mean IoU	65.0	43.6	63.9	65.2	66.5	68.9

<KITTI 데이터셋에서의 결과>

Method	Building	Tree	Sky	Car	Sign	Road	Pedestrian	Fence	Pole	Sidewalk	Bicyclist	mean IoU
Ros et al. [39]	71.8	69.5	84.4	51.2	4.2	72.4	1.7	32.4	2.6	45.3	3.2	39.9
Tripathi et al. [48]	75.1	74.0	84.4	61.8	0	75.4	0	1.0	2.2	37.9	0	37.4
Yu and Koltun [52]	84.6	81.1	83	81.4	41.8	92.9	4.6	47.1	35.2	73.1	26.4	59.2
Ours (real only)	84	81	83	80.2	43.2	92.4	1.0	46.0	35.4	74.8	27.9	59
Ours (real+synth)	85.7	80.3	85.2	83.2	40.5	92.7	29.7	42.8	38	75.9	22.6	61.6