하이브리드 지능형 가상 캐릭터 동작 생성 개발

201724603 최우창 201724623 황원식 201724483 박현성

지도 교수: 이명호 교수님

CONTENTS

- 1. 과제 개요
- 2. 과제 목표
- 3. 과제 내용
- 4. 결과 분석 및 평가
- 5. 결론 및 향후 연구 방향

과제 개요

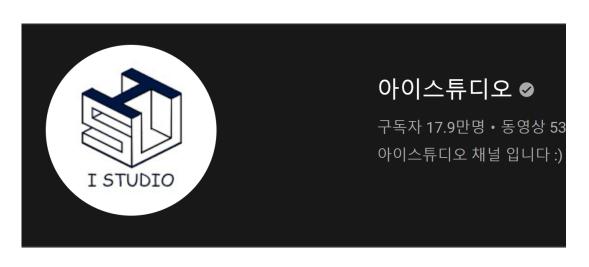
 기존의 생성 모델 중 한글 텍스트 기반 동작 생성 모델이 존재하기 않았기에 한글 텍스트 데이터 셋 생성과 모델 구성을 수행한다.

 하이브리드 지능형 가상 캐릭터의 한글 텍스트 기반 동작 생성을 개발하는 것을 목표로 둔다.

과제 목표

- 한글 텍스트 데이터 셋 구축을 위해 유튜브 채널을 통해 영상과 자 막을 얻는다.
- OpenPose 라이브러리를 이용하여 2차원 Pose 추출 후 3차원 Pose 추정 작업을 진행한다.
- 해당 데이터 셋을 모델에 학습시켜 한글 텍스트에 대한 제스처를 생성한다.

1. 유튜브 영상 및 자막 웹 크롤링



영상 및 자막을 웹 크롤링한 채널 <**아이 스튜디오>** 90:00:31.999 --> 00:00:32.009 align:start position:0% 바라보고 있는 겁니다 미래의 내가 90:00:32.009 --> 00:00:34.700 align:start position:0% 바라보고 있는 겁니다 미래의 내가 어떤 <00:00:32.296><c>일</c><00:00:32.583><c>이 </c><00:00:32.870><c>벌어질까 </c> 90:00:34.700 --> 00:00:34.710 align:start position:0% 어떤 일이 벌어질까 봐 그걸 준비해야 왜 일이 벌어질까 봐 그걸 준비해야 돼 <00:00:34.995><c>아니면 </c><00:00:35.280><c>그 </c><00:00:35.565><c>준비</c>

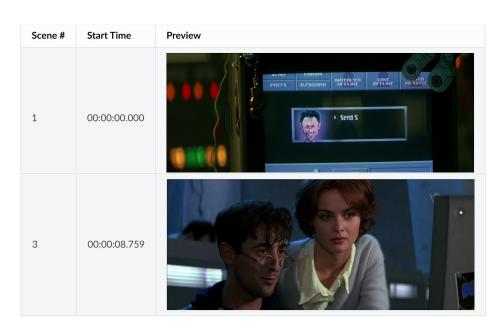
추출한 자막 파일

2. OpenPose를 이용해 2D Human Pose 추출



<u> 과제 내용</u> - 학습 데이터 셋 생성

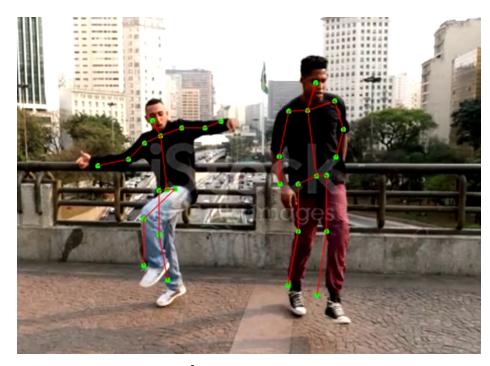
3. PySceneDetect로 영상을 클립으로 나눈 뒤 유효한 클립 선발



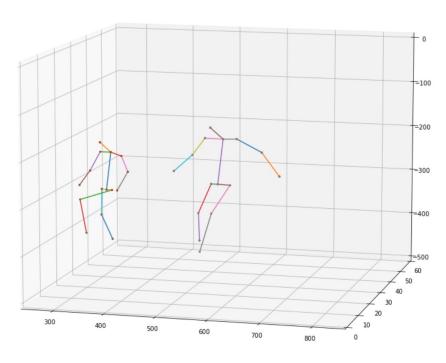
영상 클립 분할

유효한 클립 정보

4. 유효한 클립의 2D Pose를 3D Pose로 추정



기존 2D Pose



추정된 3D Pose

5. 추출된 데이터를 통해 LMDB 데이터 셋 생성

```
dtype=float32), 'zuYz0n0U2PY_clip068': array([[[-3.7438624e-06, -2.2638276e-05, 3.6349040e-05],
 [ 5.6861932e-03, -2.5184566e-01, 4.4073448e-02],
 [ 4.0685140e-02, -3.5330948e-01, 9.6983343e-02],
 [ 1.3203235e-01, -1.9006559e-01, 1.2857139e-02],
 [ 2.4576584e-01, 6.5480910e-02, 4.7942575e-02],
 [ 2.7066320e-01, -6.7278549e-02, 2.3875567e-01]],
[[-3.7970601e-06, -2.2554193e-05, 3.5995548e-05],
 [ 5.4821419e-03, -2.5199121e-01, 4.4124883e-02],
 [ 3.9480854e-02, -3.5339662e-01, 9.6299686e-02],
 [ 1.3189553e-01, -1.8960872e-01, 1.3939083e-02],
 [ 2.4343815e-01, 6.5705433e-02, 4.9095817e-02],
 [ 2.7271396e-01, -6.6182308e-02, 2.3972911e-01]],
[[-3.8261887e-06, -2.2845858e-05, 3.6422174e-05],
 [ 5.1991604e-03, -2.5242496e-01, 4.4236537e-02],
 [ 3.8042013e-02, -3.5363951e-01, 9.5158175e-02],
 [ 2.4056999e-01, 6.6475078e-02, 5.0906900e-02],
  [ 2.7558777e-01, -6.4377889e-02, 2.4174240e-01]],
```

LMDB 데이터 셋 내부 형태

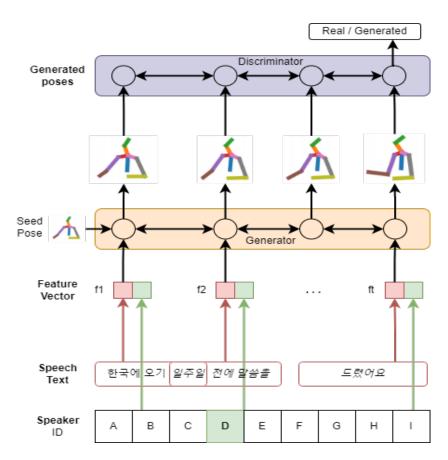
사용한 비디오 수	328개
비디오 평균 길이	6.4분
전체 비디오 프레임 수	3857343 frames
사용한 프레임 비율	28%(1094727/3857343)
사용 비디오 길이	10.03시간

사용한 데이터 양

과제 내용 - 제스처 생성 모델 학습 및 구조

```
Anaconda Prompt (anaconda3) - conda deactivate - python scripts/train.py --config=config/multimodal context.yml
                                                                                         17:03:34,817: [VAL] loss: 0.086, joint mas: 0.03143, accel diff: 0.0033, FGD: 45.277, 17:03:34,817: [VAL] loss: 0.086, joint mas: 0.03143, accel diff: 0.0033, FGD: 45.277, 17:03:34,818: best validation loss so far: 30.508 at EPOCH 31: 17:05:52,037: EP 32 ( 44) 328m 23. 41 samples/s | loss: 18.255, gen: 3.946, dis: 1.17:10:28,767: EP 32 ( 32) | 332m 57s. 41 samples/s | loss: 18.552, gen: 3.946, dis: 1.17:10:28,767: EP 32 ( 32) | 332m 57s. 41 samples/s | loss: 18.552, gen: 3.946, dis: 1.17:10:28,767: EP 32 ( 32) | 332m 57s. 41 samples/s | loss: 18.552, gen: 3.946, dis: 1.17:10:28,767: EP 32 ( 32) | 332m 57s. 41 samples/s | loss: 18.552, gen: 3.946, dis: 1.17:10:28,767: EP 32 ( 32) | 332m 57s. 41 samples/s | loss: 18.552, gen: 3.946, dis: 1.17:10:28,767: EP 32 ( 32) | 332m 57s. 41 samples/s | loss: 18.552, gen: 3.946, dis: 1.17:10:28,767: EP 32 ( 32) | 332m 57s. 41 samples/s | loss: 18.552, gen: 3.946, dis: 1.17:10:28,767: EP 32 ( 32) | 332m 57s. 41 samples/s | loss: 18.552, gen: 3.946, dis: 1.17:10:28,767: EP 32 ( 32) | 332m 57s. 41 samples/s | loss: 18.552, gen: 3.946, dis: 1.17:10:28,767: EP 32 ( 32) | 332m 57s. 41 samples/s | loss: 18.552, gen: 3.946, dis: 1.17:10:28,767: EP 32 ( 32) | 332m 57s. 41 samples/s | loss: 18.552, gen: 3.946, dis: 1.17:10:28,767: EP 32 ( 32) | 332m 57s. 41 samples/s | loss: 18.552, gen: 3.946, dis: 1.17:10:28,767: EP 32 ( 32) | 332m 57s. 41 samples/s | loss: 18.552, gen: 3.946, dis: 1.17:10:28,767: EP 32 ( 32) | 332m 57s. 41 samples/s | loss: 18.552, gen: 3.946, dis: 1.17:10:28,767: EP 32 ( 32) | 332m 57s. 41 samples/s | loss: 18.552, gen: 3.946, dis: 1.17:10:28,767: EP 32 ( 32) | 332m 57s. 41 samples/s | loss: 18.552, gen: 3.946, dis: 1.17:10:28,767: EP 32 ( 32) | 332m 57s. 41 samples/s | loss: 18.552, gen: 3.946, dis: 1.17:10:28,767: EP 32 ( 32) | 332m 57s. 41 samples/s | loss: 18.552, gen: 3.946, dis: 1.17:10:28,767: EP 32 ( 32) | 332m 57s. 41 samples/s | loss: 18.552, gen: 3.946, dis: 1.17:10:28, dis: 1.17:10:28, dis: 1.17:10:28, dis: 1.17:10:28, dis: 1.17:10:28, dis: 1.17:10:28,
                                                                                                                  10-26,767: EP 32 (132) | 330m 46c, 41 samples/s | 105s: 10.370, geh 3.316, dis 1.316, KLD: 0.146, DIV_PEG: 110-26,767: EP 32 (132) | 335m 57s, 41 samples/s | 105s: 18.552, geh: 3.946, dis 1.323, KLD: 0.146, DIV_PEG: 112-44,021: EP 32 (178) | 335m 15s, 41 samples/s | 105s: 18.620, geh: 3.934, dis 1.324, KLD: 0.146, DIV_PEG: 1.55:01,472: EP 32 (220) | 337m 32s, 40 samples/s | 105s: 18.744, geh: 3.919, dis 1.320, KLD: 0.146, DIV_PEG: 1.55:05,978: [VAL] | loss: 0.090, joint mae: 0.0352, accel diff: 0.01041, FGD: 35.153, feat_D: 132.568 / 11.8s
                                                                                       17:15:25:980: best validation loss so far: 30.508 at EPOCH 31
17:17:43,326: EP 33 ( 44) | 340m 14s, 42 samples/s | loss: 18.135, gen: 3.940, dis: 17:20:01,174: EP 33 ( 88) | 342m 32s, 43 samples/s | loss: 18.163, gen: 3.978 dis: 3.
                                                                           Ellinia - 1,5,326 Ellis - 33 (144) | 340m | 14s. 42 samples/s | loss: 18,135, gen: 3,940, dis: 1,317, kLD: 0,146, DIV_PEG: 17:20:01,174: EP 33 (186) | 342m 32s, 43 samples/s | loss: 18,163, gen: 3,978, dis: 1,325, kLD: 0,147, DIV_PEG: 17:22:18,494: EP 33 (132) | 344m 49s, 43 samples/s | loss: 18,553, gen: 3,978, dis: 1,321, kLD: 0,147, DIV_PEG: 17:24:35,756: EP 33 (176) | 347m 6s, 42 samples/s | loss: 18,510, gen: 3,960, dis: 1,318, kLD: 0,147, DIV_PEG: 17:27:17,648: [VAL] loss: 0,009, joint mae: 0,00220, accel diff: 0,00959, PGD: 35,661, feat_0: 132,264 / 11.9s
```

Model 학습 진행



설계한 Model 구조

과제 내용 - 제스처 생성 모델 학습 및 구조

$$L_G = \alpha \cdot L_G^{\text{Huber}} + \beta \cdot L_G^{\text{NSGAN}} + \gamma \cdot L_G^{\text{style}} + \lambda \cdot L_G^{\text{KLD}}$$
 (1)

$$L_G^{\text{Huber}} = \mathbb{E}\left[\frac{1}{t} \sum_{i=1}^{t} \text{HuberLoss}(d_i, \hat{d}_i)\right]$$
 (2)

$$L_G^{\text{NSGAN}} = -\mathbb{E}[\log(D(\hat{d}))] \tag{3}$$

$$L_G^{\text{style}} = -\mathbb{E}\left[\min\left(\frac{\text{HuberLoss}(G(f^{\text{text}}, f^{\text{style}_1}))}{-G(f^{\text{text}}, f^{\text{style}_2}))}, \tau\right]$$
(4)

$$L_D = -\mathbb{E}[\log(D(d))] - \mathbb{E}[\log(1 - D(\hat{d}))]$$
 (5)

d: Pose

 \hat{d} : Generated Pose

 L_G : Gesture Generator와 Encoder를 학습시킬 때 사용되는 값

Ln: Discriminator를 학습시킬 때 사용되는 값

 L_G^{NSGAN} , L_D : 서로 $Adversarial\ Loss$ 이다

 $m{L}_{G}^{style}$: Style Feature

 L_G^{KLD} : (0,1) 정규분포와 정규분포로 추정된 style embedding space 사이의 차이를 바탕으로 style embedding space의 분포가 너무 퍼지지 않게끔 하는 역할

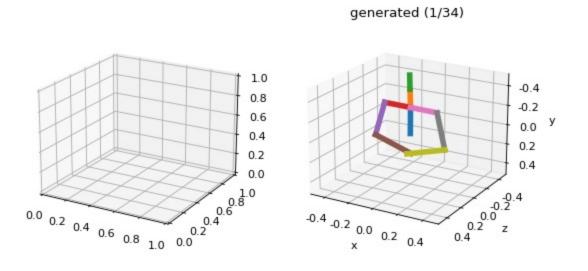
과제 내용 - 제스처 생성 모델 학습 및 구조

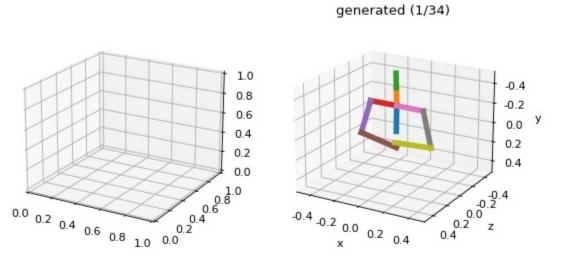
[['안녕하세요', 0.0, 0.6], ['오늘은', 0.6, 1.5], ['셰프가', 1.5, 2.0], ['준비한', 2.0, 2.3], ['요리를', 2.3, 2.8], ['대 접해', 2.8, 3.2], ['드릴게요', 3.2, 3.4], ['맛있는', 3.4, 4.3], ['음식', 4.3, 4.9], ['기대해주세요', 4.9, 5.2]]

Google STT를 이용해 생성된 타임스탬프



결과 분석 및 평가

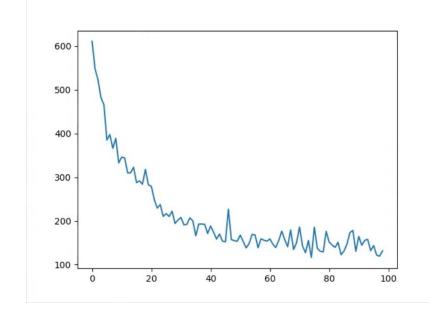




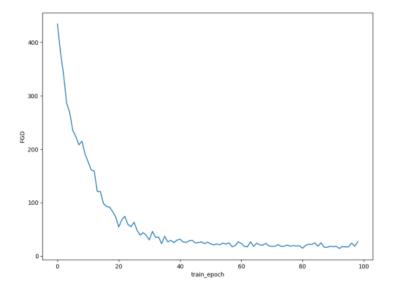
결과 분석 및 평가

• FGD

GAN 모델을 평가할 때 자주 사용되는 FID(Frechet Inception Distance)라는 생성된 이미지 분포와 기존 이미지 분포가 얼마나 유사한지 측정하는 지표를 Gesture Generation Problem에 적용한 값



Sequence2Sequence (Min FGD: 116.269)



Proposed Model (Min FGD: 14.637)

결론 및 향후 연구 방향



