Fashion-How 발표자료 Sub-Task 4

박상하

CONTENTS

1. 문제 정의	2. 데이터 확인	3. 데이터 전처리	4. 모델 설계	5. 학습	6. 죄송 모넬
1. 과제 목표 2. 문제 정의	1. 데이터 확인	1. 데이터 전처리 2. 데이터 증강	1. 모델 구조 설계	1. 학습 과정	1. 앙상블

1. 문제 정의

문제 정의

과제 목표

1. 문제 정의 및 과제 목표

- 1. 문제 정의
 - 1. 사용자의 발화에 따라 의상을 추천하는 방법을 학습하여 적합한 의상을 선택하도록 한다.
- 2. 과제 목표
 - 1. 사용자와 AI 코디네이터 간의 대화, 패션 추천 조합들이 입력이 되면 조합들의 순위를 매긴다.
 - 2. 추론을 할 때는 학습할 때 입력되지 않는 액세서리 이미지가 입력이 되기 때문에 Zero-Shot Learning을 진행하도록 한다.

2. 데이터 확인

1. 데이터 확인

1. 학습 및 평가 데이터 확인

1 ; 8
2 US 학원 으로 아르바이트 가_는데 편하 면서 따뜻 한 코디 좀 추천_해 주 세 요
3 CO 어두운 색상 인 스트레이트 핏 바지 를 추천_해 드릴_까 요
4 US 좋 아요
5 CO 여유.있 는 핏 의 따뜻_한 걸옷 을 추천_해 드릴_까 요
6 US 좋 아요
7 CO 편하_게 들 기 좋 은 무늬 가 있 는 가방 을 추천_해 드릴_까 요
8 US 좋 아요
9 R1 JP-249 KN-214 PT-214 SE-848 BG-885
16 R2 JP-249 KN-214 PT-214 SE-848 BG-881
11 R3 JP-386 KN-214 PT-186 SE-848 BG-885

Sub-Task 4 평가 데이터

Sub-Task 4 학습 데이터

- 1. 학습 및 평가 데이터가 일치하지 않고 상당한 차이가 존재하는 것을 확인
- 2. 학습 데이터를 전처리를 통해서 평가 데이터와 유사하게 만들어줘야 한다는 것을 파악
- 3. 평가할 때는 학습할 때 입력되지 않았던 액세사리 옷에 대해서 대응을 해주는 과정이 필요

2. 메타 데이터 확인

CD-001	0	CD	F	상의 스트레이트 실루엣
CD-001	0	CD	F	상의 엉덩이 덮 는 길이
CD-001	0	CD	F	상의 일자형 밑단
CD-001	0	CD	F	상의 브이 네크라인
CD-001	0	CD	F	상의 드랍 숄더
CD-001	0	CD	F	상의 일자형 소매
CD-001	0	CD	F	상의 긴 소매 길이
CD-001	0	CD	F	상의 일자형 소매단
CD-001	0	CD	F	상의 허리선 부분 양쪽 패치 포켓
CD-001	0	CD	М	폴리에스터 혼방
CD-001	0	CD	М	네오프렌
CD-001	0	CD	М	도톰 한 소재
CD-001	0	CD	С	핑크 파스텔 톤 단색
CD-001	0	CD	Е	데이트
CD-001	0	CD	Е	러블리
CD-001	0	CD	Е	귀여운
CD-001	0	CD	Е	단조로운
CD-002	0	CD	F	상의 박시 실루엣
CD-002	0	CD	F	상의 긴 길이
CD-002	0	CD	F	상의 옆 직선 밑단 트임

Sub-Task 4 메타 데이터

- 1. 각 옷에 따른 패션 항목, 종류, 특징 등이 저장 되어있다.
- 2. 하나의 옷에 여러 특징이 존재하는 것을 확인

3. 데이터 전처리

- 1. 데이터 전처리
- 2. 데이터 증강

1. 대화 데이터 불러오기

```
['안녕_하 세 요 코디 봇 입 니다 무엇 을 도와 드릴_까 요',
'안녕_하 세 요 꽃 축제 가_려고 하_는데 옷 추천_해 주 세 요',
'선선 한 날씨 에 대비 하_여 점퍼 가 포함_된 코디 를 보여 드릴_까 요',
'네 겉옷 이 있 으면 좋 겠 네 요',
'베이지 색상 의 겉옷 이 포함_된 코디 세트 입 니다 마음 에 드 시_나 요',
'상의 가 너무 화려 합 니다 흰색 톤 으로 추천 부탁 드려 요',
'밝 은 색상 의 블라우스 는 어떠 신가 요',
'마음 에 듭_니다',
'이 블라우스 로 변경 된 전체 코디 세트 를 보여 드릴_까 요',
'흰색 의 블라우스 와 점퍼 가 포함_된 코디 셋트 입니다 어떠 신가 요',
'화려_하 면서_도 겉옷 이 있_어서 좋 습니다',
'다만 신발 이 불편_해 보여 서 편한 운동화 로 추천_해 주 세 요',
'운동화 는 어떠 신가 요',
'네 운동화 로 추천_해 주 세 요',
'앞 부분 에 포인트 가 있 는 캐주얼 한 느낌 의 운동화 는 어떠_세 요',
'신발 에 포인트 가 있_어서 좋 아 요',
'선택_한 아이템 을 이용_한 최종 코디 셋트 입 니다 마음 에 드 시_나 요',
'네 지금 제일 마음 에 드_네 요 이렇게 입_고 가_면 좋 겠_어 요',
'마음 에 드 셨 다 니 기쁩 니다',
'이용_해 주 셔 서 감사_합 니다 코디 봇 을 종료 합 니다']
```

사용자와 코디네이터 간의 대화

```
[{0: 'JP-345', 1: 'BL-151', 2: 'PT-418', 3: 'SE-097'}, {0: 'JP-345', 1: 'BL-234', 2: 'PT-418', 3: 'SE-100'}, {0: 'JP-345', 1: 'BL-234', 2: 'PT-418', 3: 'SE-100'}]
```

코디 데이터

```
['USER_SUCCESS_PART',
'USER_SUCCESS',
'USER_SUCCESS',
'USER_FAIL',
'USER_SUCCESS_PART',
'USER_SUCCESS']
```

사용자 평가 데이터

- 1. 대화 내에서 코디네이터의 추천 및 사용자 평가는 제외하여 순수 대화로 전처리
- 2. 각 추천에 따른 사용자의 평가를 따로 정리

2. 메타 데이터 불러오기

옷의 분류에 따른 옷 → 인덱스 딕셔너리

옷의 분류에 따른 인덱스 > 옷 딕셔너리

```
img2description = {m["name"] : m["fashion_description"] for m in mdataset}
img_list = list(img2description.keys())
img_category = collections.defaultdict(list)
for img in img_list :
   img_categorty = position_of_fashion_item(img)
    img_category[img_categorty].append(img)
img_vectors = collections.defaultdict(dict) # img to vector
for i in img_category :
    sub_img_list = img_category[i]
   for k in sub_img_list :
       desc = img2description[k]
       embed = [self.swer.get_sent_emb(d) for d in desc]
       vector = np.mean(embed, axis=0)
       img_vectors[i][k] = vector
img_similarity = collections.defaultdict(list) # img to similarity
for i in img_vectors :
    vectors = list(img_vectors[i].values())
    array = np.array(vectors)
   for j in range(len(vectors)) :
       org_vector = vectors[j]
       org_vector = np.expand_dims(org_vector, axis=0)
       similarity = cosine_similarity(org_vector, array)
        img_similarity[i].append(similarity[0])
```

옷 간의 유사도 계산하는 코드

- 1. 이미지를 Outer, Top, Bottom, Shoes 4개의 카테고리로 분류하고 인덱스로 변환할 수 있는 딕셔너리를 생성 (역 관계의 딕셔너리도 생성)
- 2. 옷에 대한 각 설명을 SubWordEmbReaderUtil을 통해서 벡터로 변환하고 그 벡터들의 평균 값을 구한다.
- 3. 2번 과정을 통해서 구한 **벡터들을 기반으로 카테고리 내에서 옷들의 유사도**를 계산한다.

3. 코디 데이터 전처리

```
[{0: 'JP-345', 1: 'BL-151', 2: 'PT-418', 3: 'SE-097'},
                                                              전처리 Case 1
 {0: 'JP-345', 1: 'BL-234', 2: 'PT-418', 3: 'SE-097'},
                                                                                      [{0: 'JP-345', 1: 'BL-234', 2: 'PT-418', 3: 'SE-100'},
 {0: 'JP-345', 1: 'BL-234', 2: 'PT-418', 3: 'SE-097'},
                                                                                       {0: 'JP-345', 1: 'BL-234', 2: 'PT-418', 3: 'SE-097'},
 {0: 'JP-345', 1: 'BL-234', 2: 'PT-418', 3: 'SE-097'},
                                                                                       {0: 'JP-345', 1: 'BL-151', 2: 'PT-418', 3: 'SE-097'}]
 {0: 'JP-345', 1: 'BL-234', 2: 'PT-418', 3: 'SE-100'},
  {0: 'JP-345', 1: 'BL-234', 2: 'PT-418', 3: 'SE-100'}]
                                                              전처리 Case 2
[{2: 'OP-030', 3: 'SE-237', 0: 'NONE-OUTER', 1: 'NONE-TOP'},
                                                                                      [{2: 'OP-050', 3: 'SE-175', 0: 'CD-165', 1: 'NONE-TOP'},
{2: 'OP-107', 3: 'SE-232', 0: 'CD-165', 1: 'NONE-TOP'},
                                                                                       {2: 'OP-139', 3: 'SE-175', 0: 'CD-165', 1: 'NONE-TOP'},
{2: 'OP-139', 3: 'SE-175', 0: 'CD-165', 1: 'NONE-TOP'},
                                                                                       {2: 'OP-107', 3: 'SE-232', 0: 'CD-165', 1: 'NONE-TOP'}]
{2: 'OP-050', 3: 'SE-175', 0: 'CD-165', 1: 'NONE-TOP'}]
                                                              전처리 Case 3
                                                                                       [{0: 'CD-043', 1: 'SH-157', 2: 'PT-199', 3: 'SE-158'},
[{0: 'CD-043', 1: 'BL-151', 2: 'PT-432', 3: 'SE-158'},
                                                                                        {0: 'CD-043', 1: 'BL-151', 2: 'PT-432', 3: 'SE-158'},
 {0: 'CD-043', 1: 'SH-157', 2: 'PT-199', 3: 'SE-158'}]
                                                                                        {0: 'CD-043', 1: 'SH-157', 2: 'PT-199', 3: 'SE-182'}]
```

- 1. 추천된 코디의 수가 3개 이상이면 뒤에서부터 3개를 선정한다.
- 2. 추천된 코디에서 4개의 카테고리 중에 없는 것이 있다면 Dummy Label로 채운다.
- 3. 추천된 코디의 수가 3개 미만이면 있는 코디들 중에서 임의로 선정해서 데이터를 증강한다.
 - 메타데이터를 통해서 구한 옷들 간의 유사도 정보를 활용
- 4. 정답 데이터는 '0'으로 설정한다.

4. 데이터 증강

```
diag = d["diag"]
cordi = d["cordi"]
reward = d["reward"]
for j in range(self.num_aug) :
    org_cordi = cordi[0]
    targets = [k for k in range(self.num_cordi) if "NONE" not in org_cordi[k]]
    aug_cordi = copy.deepcopy(org_cordi)
    target_ids = random.sample(targets, 2)
    for t_id in target_ids :
        t_img = org_cordi[t_id]
       img_id = img2id[t_id][t_img]
        img_sim = img_similarity[t_id][img_id]
        rank_args = np.argsort(img_sim)[::-1][1:]
        select_id = np.random.randint(100)
        select_arg = rank_args[select_id]
        select_img = id2img[t_id][select_arg]
        aug_cordi[t_id] = select_img
    data = {"diag" : diag,
        "cordi" : [cordi[0], cordi[np.random.randint(1,3)]] + [aug_cordi],
        "reward" : reward
    aug_dataset.append(data)
```

데이터 증강 코드

- 1. 3개의 추천 중 하나를 선정한다.
- 2. 추천된 4가지 옷들 중에서 Dummy Label이 아닌 것들 중 두 개를 선정한다.
- 3. 해당 옷들의 카테고리 내에서 그 옷과 가장 유사한 옷 100개 옷들 중에서 임의로 1개의 옷을 선택한다.
- 4. 해당 옷을 선정된 옷으로 변경하여 조합을 만들어서 데이터를 추가한다.
- 5. Sub-Task3에서는 최대한 유사한 조합으로 변경하였다면 Sub-Task4에서는 최대한 다양한 조합을 만들도록 증강을 진행

5. 데이터 인코딩

```
class Encoder :
  def __init__(self, swer, num_cordi, mem_size) :
      self.swer = swer
       self.num_cordi = num_cordi
       self.mem_size = mem_size
  def __call__(self, dataset) :
      diag_list, cordi_list, rank_list = [], [], []
       for data in tqdm(dataset) :
          diag = data["diag"]
          vectors = [self.swer.get_sent_emb(sen).tolist() for sen in diag]
          if len(vectors) >= self.mem_size :
              vectors = vectors[:self.mem_size]
              vectors = [np.zeros(self.swer.get_emb_size()).tolist() for i in range(self.mem_size - len(vectors))]
          cordi = data["cordi"]
          cordi_names = [
              [[c[j] for j in range(self.num_cordi)]
              for c in cordi
          diag_list.append(vectors)
          cordi_list.append(cordi_names)
          if "reward" in data:
              rank_list.append(data["reward"])
      if "reward" in dataset[0] :
          dataset = {"diag" : diag_list, "cordi" : cordi_list, "rank" : rank_list}
          dataset = {"diag" : diag_list, "cordi" : cordi_list}
       return dataset
```

데이터 인코딩 코드

- 1. 대화를 SubWordEmbReaderUtil을 통해서 벡터로 변환한다.
 - 대화의 문장 수가 mem size 보다 길면 뒤에서부터 mem size 만큼 자른다.
 - 대화의 문장 수가 mem_size 보다 적으면 앞에서부터 zero 벡터로 채운다.
- 2. 딕셔너리형태의 코디 데이터를 각각의 옷의 이름을 추출해서 리스트 형태로 바꾼다.

6. 모델의 입력 Tensor

```
class FashionHowDataset(Dataset):
   def __init__(self, dataset, img_feat_dir):
       self.diag = dataset["diag"]
       self.cordi = dataset["cordi"]
       self.rank = dataset["rank"] if "rank" in dataset else None
       self.img_feat_dir = img_feat_dir
   def __len__(self):
       return len(self.diag)
   def __getitem__(self, idx):
       diag = self.diag[idx]
       cordi = self.cordi[idx]
       cordi array = []
       for c in cordi :
           vectors = []
           for cloth in c:
               if "NONE" in cloth:
                   vector = np.zeros((4, 2048)).tolist()
                   file_name = os.path.join(self.img_feat_dir, cloth + "_feat.npy")
                   vector = np.load(file_name).tolist()
               vectors.append(vector)
           cordi_array.append(vectors)
       if self.rank == None :
           return diag, cordi_array
       else:
           rank = self.rank[idx]
           return diag, cordi_array, rank
```

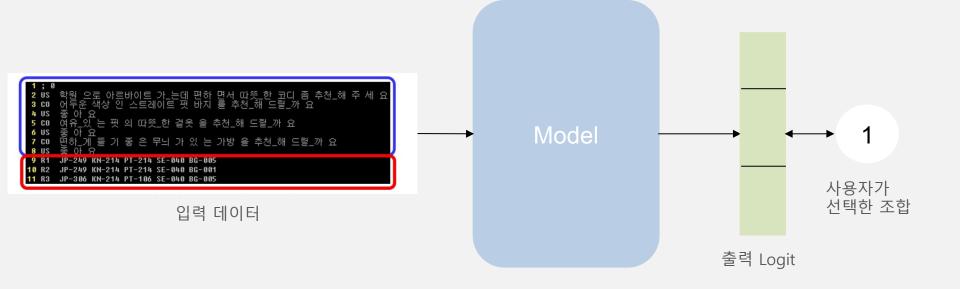
Torch Dataset 모듈

- 1. 앞서 추출한 옷의 이름들을 활용해서 사전에 저장되어 있는 npy파일을 불러온다.
- 2. npy 파일에 저장되어있는 Feature의 크기는 (4, 2048)이다.
- 3. 조합 중에서 Dummy Label에 해당되는 옷은 zero 벡터로 (4, 2048)을 만들어서 대체한다.
- 4. 최종적으로 옷 조합의 벡터는 (Batch Size, Num Rank, Num Coordi, 4, 2048) 이 된다.

4. 모델 설계

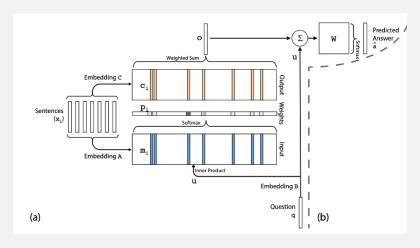
1. 모델 구조 설계

1. 모델의 입출력 설계



- 1. 모델에는 대화데이터, 추천 옷 조합데이터가 입력되어야 한다.
 - 대화데이터, 추천 옷 조합데이터를 인코딩하는 부분이 각각 필요하다.
- 2. 학습을 할 때는 조합을 구성하는 옷의 수가 4개이지만 평가를 할 때는 5개이다.
- 3. 모델은 3개의 Logit 값을 출력한다.
- 4. 3개의 Logit은 각 조합이 사용자가 좋아하는 정도를 의미하게 된다.
 - 정답 조합을 해당 순서에 넣어서 추천 옷 조합데이터를 입력하면 된다.
 - 추론을 할 때는 3개의 Logit 값을 정렬해서 해당 추천 옷 조합데이터의 순위를 반환하도록 한다.

2. 대화 데이터 인코더



Memory Network 구조

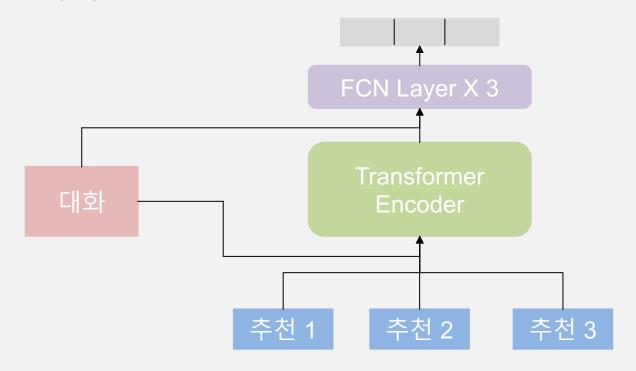
```
def forward(self, stories):
   build graph for end-to-end memory network
   u_0 = torch.matmul(self._queries, self._B)
   u = [u_0]
   for _ in range(self._hops):
       m_temp = torch.matmul(
           torch.reshape(stories, (-1, self._embedding_size)),
       m = torch.reshape(m temp,
           (-1, self._mem_size, self._text_feat_size)
       u_temp = torch.transpose(
           torch.unsqueeze(u[-1], -1), 2, 1
       dotted = torch.sum(m * u_temp, 2)
       probs = F.softmax(dotted, 1)
       probs_temp = torch.transpose(
           torch.unsqueeze(probs, -1), 2, 1
       c = torch.matmul(torch.reshape(stories,
           (-1, self._embedding_size)),
           self._C
       c = torch.reshape(c,
           (-1, self._mem_size, self._text_feat_size)
       c_temp = torch.transpose(c, 2, 1)
       o_k = torch.sum(c_temp * probs_temp, 2)
       u_k = torch.matmul(u[-1], self._H) + o_k
       u_k = self.nonlin(u_k)
       u.append(u_k)
   req = torch.matmul(u[-1], self._W)
```

Memory Network 코드

1. Memory Network 구조를 통해서 데화 데이터에 대한 Feature를 추출

- 베이스라인 코드 그대로 사용
- (Batch Size, Mem Size, Feature Size)의 입력이 (Batch Size, Feature Size)로 변환이 된다.
- 2. 인자로 주어지는 hops의 값만큼 왼쪽에서의 동작을 반복적으로 진행하게 된다.
 - 처음에는 q 벡터가, 그 다음부터는 이전의 결과값을 바탕으로 attention 값을 구한다.

3. 모델의 구조

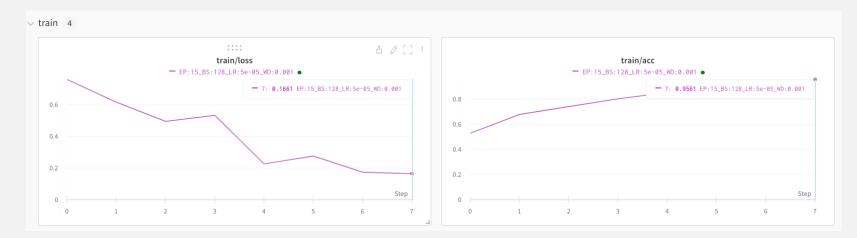


- 1. Memory Network 구조를 통해서 데화 데이터에 대한 Feature를 추출한다.
- 2. Dataset 모듈을 통해서 사전에 저장 되어있는 Feature를 불러오기 때문에 Embedding Layer은 필요 없다.
- 3. (Batch Size, Num Rank, Num Coordi, 4, 2048)의 Feature를 (Batch Size, Num Rank, 4, 2048)로 Coordi 축을 기준으로 mean 벡터를 구한다.
- 4. mean 벡터를 최종적인 Feature로 간주해서 1번에서 구한 Feature와 Concatenate해서 Transformer Encoder구조의 모듈에 입력한다.

5. 학습 및 평가

- 1. 학습 과정
- 2. 모델 성능 평가

1. 학습 과정



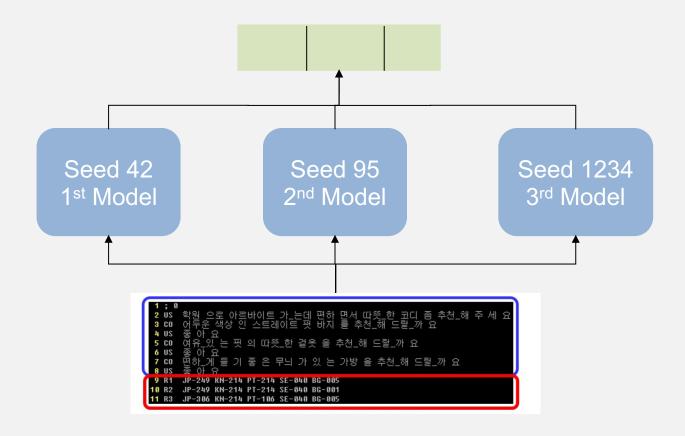
모델 학습 로그

- 1. 평가 데이터에서는 훈련 데이터에 없는 액세서리 이미지가 입력이 되기 때문에 평가 데이터를 따로 만들 수가 없다.
- 2. 모델 학습 과정만으로 모델이 잘 학습이 되는지 안되는지 판단을 해야 한다.
 - 1. 학습 과정에서 사용자가 가장 좋아하는 옷을 잘 맞추는 것을 알 수 있었다.
 - 2. 학습 과정이든, 평가 과정이든 옷 조합에 대한 Feature는 항상 (Batch Size, Num Rank, 4, 2048)이 입력되기 때문에 이를 바탕으로 Zero-Shot Learning을 잘 할 수 있을 것이라고 예상했다.

6. 최종 모델 선정

1. 앙상블

1. 앙상블



- 동일한 모델 구조, 동일한 Hyperparameter 에서 Seed 만을 다르게 하고 3개의 모델을 생성한다.
- 각 모델의 출력 결과로 나온 Logit 값을 모두 더하고 그 Logit을 가지고서 추천 옷 조합데이터의 순위를 매긴다.