정보검색과데이터마이닝 기말 과제

소프트웨어학부 20191650 이한정

1. Toknizer

1.1. 음절 Tokenizer

1.1.1. Bigram Tokenizer

```
def vectorize_document(doc_arr):
    vectorizer = TfidfVectorizer(min_df=1)
    X = vectorizer.fit_transform(doc_arr)
    X = X.todok()
    return X
```

min_df는 TfidfVectorizer()의 인자값 중 하나로 DF(document frequency)의 최소 빈도값을 설정해주는 파라미터이다. 이 값을 키우면 불용어 제거와 비슷한 효과를 나타낼 수 있다. 이를 여러 값으로 변경해가며 min df 값이 커질수록 분류 성능이 좋아지는지를 알아보았다.

1.1.2. Trigram Tokenizer

위의 Bigram Tokenizer와 동일하게 진행하였다.

1.2. SentencePiece Tokenizer

1.2.1 vocab size = 5000(default)

```
spm.SentencePieceTrainer.Train(input='<u>naver_review.txt'</u>, model_prefix='spm_bpe_5000', model_type='bpe')
```

vocab_size는 SentencePieceTrainer.Train()의 인자값 중 하나로 말 그대로 vocab size 즉, 사전 크기를 나타낸다. Default 값은 5000이고, 나는 이 값이 커질수록 성능이 좋아질 것이라는 생각에 아래의 vocab_size = 30000으로도 실험해보았다. 익히 알고있는 Etri kobert는 이 vocab_size가 32000개, Skt kobert는 8000개라고 한다.

```
Inaver_review.btt × Inaver_review.bt x Inaver_rev
```

입력으로는 다음과 같이 ratings_train.txt와 ratings_test.txt의 document 값만을 뽑아 저장한 naver_review.txt(20만개의 문서로 이루어짐) 파일을 주었다.

출력으로는 spm bpe 5000.model과 spm bpe 5000.vocab 파일이 생성된다.

```
f_all = open("naver_review.txt", 'r', encoding="utf-8")
f_train_sp = open("train_spm_5000.txt", 'w', encoding="utf-8")
f_test_sp = open("test_spm_5000.txt", 'w', encoding="utf-8")
all = f_all.readlines()
f_all.close()
sp = spm.SentencePieceProcessor()
vocab_file = "spm_bpe_5000.model"
sp.load(vocab_file)
tokenized_list = []
for line in all[:150000]:
    tokens_list = sp.encode_as_pieces(line)
    tokenized_list.append(tokens_list)
   for t in tokens_list:
        tokenized_list.append(t)
        f_train_sp.write(t + ' ')
   f_train_sp.write('\n')
f_train_sp.close()
for line in all[150000:]:
    tokens_list = sp.encode_as_pieces(line)
    tokenized_list.append(tokens_list)
   for t in tokens_list:
        tokenized_list.append(t)
        f_test_sp.write(t + ' ')
   f_test_sp.write('\n')
f_test_sp.close()
```

이를 이용하여 sentencepiece tokenizer로 토큰화한 document 파일을 만들었다. 이는 앞서 합친 train과 test를 나누어서 저장해주었다.

결과는 위와 같다.

1.2.2 vocab_size = 30000

spm.SentencePieceTrainer.Train(input='naver_review.txt', model_prefix='spm_bpe_30000', model_type='bpe', vocab_size=30000)

```
# train_spm_30000.bt × # train_spm_5000.bt × # naver_review.bt × # sentencepiecetokenizer.py × # spm_bpe_5000.vocab × # spm_bpe_30000.vocab × # spm_bpe_3000.vocab × # spm_bpe_30000.vocab × # spm_bpe_30000.vocab × # spm_b
```

위의 vocab_size = 5000일 때와 모두 동일하게 진행하였다. 토큰화 된 결과를 보면 vocab_size = 30000인 경우가 더욱 단어 형성이 잘 되어있는 것을 볼 수 있다. (ex. 스 파이 더맨 <-> 스파이더맨)

2. Word Embedding

2.1. TF-IDF

Sklearn의 내장함수인 TfidfVectorizer를 이용하여 토큰화된 결과를 입력으로 주고, 각 토큰의 TF-IDF 값을 계산하여 벡터화하였다.

```
f_doc_vec_train = open("document_vector_train_bi_mindf_5.dat", 'w', encoding="utf-8")
f_doc_vec_test = open("document_vector_test_bi_mindf_5.dat", 'w', encoding="utf-8")
cnt = 0
l = label[cnt]
f_doc_vec_train.write(str(l) + " ")
for doc in X:
    doc_id = doc[0][0]
    feature = doc[0][1]
    tfidf = doc[1]
    if (cnt < 150000):
        if (cnt == doc_id):
            f_doc_vec_train.write(str(feature) + ":" + str(tfidf) + " ") # 파일로 저장하기
           f_doc_vec_train.write("\n")
            cnt += 1
            if (cnt < 150000):
                l = label[cnt]
                f_doc_vec_train.write(str(l) + " ")
            if (cnt == 150000):
                l = label[cnt]
                f_doc_vec_test.write(str(l) + " ")
    else:
        if (cnt == doc_id):
            f_doc_vec_test.write(str(feature) + ":" + str(tfidf) + " ")
           f_doc_vec_test.write("\n")
            cnt += 1
            if (cnt < 200000):
               l = label[cnt]
                f_doc_vec_test.write(str(l) + " ")
```

위에서의 vectorize 결과를 가지고 SVM 파일 형식으로 만들어 저장해주었다.

2.2. Word2Vec

```
from sentencepiecetokenizer import tokenized_list

result = tokenized_list

model = Word2Vec(sentences = result, vector_size = 100, window = 5, min_count = 1, workers = 4, sg = 0)

model_vocab = list(model.wv.index_to_key)
model_vocab_vec = [model.wv[v] for v in model_vocab]

sum_vocab_vec = []
for vec in model_vocab_vec:
    sum_vocab_vec.append(sum(vec))
```

Gensim의 Word2Vec 함수를 이용하여 임베딩해주었다. 입력으로는 sentencepiecetokenizer 모듈에서 구해놓은 tokenized_list를 넣어주었다. Word2Vec도 중심 단어를 예측하기 위해 앞, 뒤로 몇 개의단어를 볼지 결정하는 window의 값을 변경해가며 실행시켜보고 싶었지만, 시간이 부족하여 해보지못하였다.

```
f_svm_test = open('svm_word2vec_spm_bpe_test_30000.dat', 'w', encoding="utf-8")
f_svm_train = open('svm_word2vec_spm_bpe_train_30000.dat', 'w', encoding="utf-8")
for tokens in tokenized_list:
   if (cnt < 150000):
       l = label[cnt]
       f_svm_train.write(str(l) + " ")
   else:
       l = label[cnt]
       f_svm_test.write(str(l) + " ")
    dict = {}
    for token in tokens:
       idx = model vocab.index(token)
       vec = sum_vocab_vec[idx]
       dict[idx] = vec
    sdict = sorted(dict.items()) # 왜냐하면 svm은 feature number가 오름차순이어야 함
    if (cnt < 150000):
       for key, val in sdict:
           f_svm_train.write(str(key + 1) + ":" + str(val) + " ") # key + 1 왜냐하면 svm은 feature number가 1이상이어야 함
        f_svm_train.write("\n")
       for key, val in sdict:
           f_svm_test.write(str(key + 1) + ":" + str(val) + " ") # key + 1 왜냐하면 svm은 feature number가 1이상이어야 함
       f_svm_test.write("\n")
    if (cnt % 1000 == 0):
       print(cnt)
   cnt += 1
```

위에서 구한 결과를 가지고 SVM 파일을 만들기 위하여 다음과 같은 코드를 작성하였다.

svm_word2vec.spm_bpe_train_5000.dat = # ratings_train.bt = # ratings_train.bt = # ratings_train.bt = # wordToVec.py # test.spm_30000.bt = # train.spm_30000.bt = # train.spm_30000.bt

- The first too large 4617 ME Rank-drow made. 1 2:0.535486237988465. 10:5.095627366155386 43:-7.519375376483332 986:-5.269392233341932 1653:-3.127878364175588 18826:-0.10725762716283193
 1 3:-0.46618961146932095 17:-2.441836515441537 159:-19.488666324039608 381:-5.369787886945052 421:-2.49934978241086 431:5.359352445229888 755:-4.498373749200255 1396:8.738978313282132 1433:4.963594968514456 6194:-2.464099531115979 16877:3.196202892344469 1.6890:0.8677782269249201 23997:0.5632544783002231
 -7:-19.1826371495222 055:6.1.4656369979944255 50518:6.686610044274 551:0.013056609464375683 633:-4.379995128851533 1476:3.338869107887149 2431:2.1548655176884495 3144:1.0469899913296103 28832:-0.09682353015523404
 -12:0.534602397886405 72:14.49759999848902 149:-5.088881662033498 193:12.423954413738102 792:-1.9874929941724986 904:8.132144411094487 3918:0.12570073063216114 7912:1.0459898659237508 9775:-0.10029697185382247 15302:0

- 4:15.95490819839916 9:13.765084664337337 52:-17.31037171476055 278:3.5839632083661854 1061:-18.652987083264445 1565:4.952266129432246 1866:-2.70570134778507 2264:-3.6868100026622415 2483:5.6064491285942495 2908:-
- 1 4:15.79%-09098198/9810 9:13.705098-0643/337 92:-17.3019/11/17/0955 278:3.795962/00350198-1 1001:-10.52787/02544-15.05.2787/0254-17/0354-77559 3788:-3.8953553546254673 3189:-3.65120555353546254673 3189:-3.65120555353546254673 12782:-3.7078211125503636463:-0.1057373554694051 5554:-0.105726553537944427559 127861.7786578627247 2122:0.2277776869627277 2121:1.2152323464471877 2323:0.903479935555984 24399:-0.528040746641588 28923:-0.13032437744559407 1-1:0.478245059599899 57:-1.9.705726568793535549470 57:-1.9.70572656679578173 70:-3.708147222176194 250:0.672459659784739 277:-2.28552726287869199659:-1.9.80595356995 51:-1.9.705856879535549 40:-5.908555494 40:-5.90855549 40:-5.90855549 40:-5.90855549472 329:-3.8052726158518 21226.0.9724549657813 326:-7.10860555249412 399:-5.428557960955249 40:-5.90855549 40:-5.90855549 40:-5.90855549 40:-5.908555549 40:-5.908555549 40:-5.908555549 40:-5.908555549 40:-5.908555549 40:-5.908555549 40:-5.908555549 40:-5.9085549 40:-5.90855549 40:-5.90855549 40:-5.90855549 40:-5.90855549 40:-5.90855549 40:-5.90855549 40:-5.90855549 40:-5.90855549 40:-5.90855549 40:-5.90855549 40:-5.90855549 40:-5.90855549 40:-5.90855549 40:-5.90855549 40:-5.90855549 40:-5.90855549 40:-5.9085549 40:-5.90855549 40:-5.90855549 40:-5.90855549 40:-5.9085549 40:-5.9085549 40:-5.9085549 40:-5.9085549 40:-5.9085549 40:-5.9085549 40:-5.9085549 40:-5.9085549 40:-5.9085549 40:-5.9085549 40:-5.9085549 40:-5.9085549 40:-5.9085549 40:-5.9085549 40:-5.9085549 40:-5.9085549 40:-5.9085549 40:-5.9085549 40:-5.9085549 40:-5.9

imm_worsDesc_gam_pape_faint_5000.dat # warm_worsDesc_gam_pape_faint_5000.dat # final_gam_2000.bat # final_gam_20

- The file is too large 5.45 ME. Read-only mode

 -1 2:-0.124000153886097979 26:-1.30164288282555757 57:-6.333948163315656 65:-14.731083145132288 1087:1.1327947583201826 2159:-3.3121436797082424 2720:-4.77075548844284

 -1 2:-0.124000153886097979 26:-1.3016428828555575 57:-6.333948163315656 65:-14.731083145132288 1087:1.1327947583201826 2159:-3.3121436797082424 2720:-4.77075548844284

 -1 2:-0.124000153886097979 21:0.182774314463136 43:1.095640581101179 454:4.693011028226465 500:3.955577226229757

 518:-7.7705559708062774 1656:-1.19715940699331.63 1773:2.148756462140922 1901:7.517742758089192 5532:-1.0781521460229 5513:-8.48444188177225

 -1 17:-8.572801794116603 275:-9.108562736466527 299:9.6409714611542 375:-14.151253159201588 557:-0.1487214112422038 1482:9.377659468660717 1970:-8.8780136608984321 4232:4.119420997914685 7933:-0.37154019717438264

 -1 2:-0.12400055886097979 9:11.04421688779048 97:3.8816427201173782 1109:-1.795860288112093 139:-11.82939739577383 193:-12.58991359162271 238:-5.73033344076866 302:1.39769979110644 387:0.5956021153949201 998:-5

 .99128279022432 1181:-1.7151679877982204 1532:0.9103124025277793 1998:-11.653326015919447 501:40.018903866325318813

 -1 4:4.68008561096455 8:8.6840442215266 11:4.295809990908989 27:1.51531246223979 348:-1.6531250169431 2510:-1.40530995572839544 388:-11.173043239861727

 574:2.397251613321714 637:-1.0864374973550439 671:-1.2.30268273163425 11:2.3028873064787 1492:-2.813524622208208 1758:-9.9544151962155 1296:-3.02388742407875 2002:-4.05399016890728 2384:-0.03756292560137808 2413:-3

 .284126700646911 2486:-10.42317257169631 2510:-1.3852189951422265 2583:-7.4905117795997 238:-7.99541515962575 276:-4.0959016405890728 2384:-0.03756292560137808 2413:-3

 .284126700646911 2486:-10.42317257169631 2510:-1.385218402179505 2386:-6.521696869777 37:-2.79959112912357 7:-17.780415540006888 28:-1.385063118663997 388:-1.385063118663997 388:-1.385063118663997 388:-1.385063118663997 388:-1.385065911645097 388:-1.385065911648 1058:-3.88508919731800994 772:4

 .533677666448057 11:32.200384

위는 각각 vocab size=30000, 5000일 때의 SVM 파일이다. 전자의 경우가 파일의 용량이 46.17MB, 후자의 경우가 54.91MB로 전자가 피쳐의 개수가 더 적다고 유추할 수 있다.(-> 원래 단어로 더 잘 묶 음)

3. Classifier

3.1. SVM

```
document_vector_test_bi_mindf_1.dat
document_vector_test_bi_mindf_2.dat
                                      svm_word2vec_bi_test_5.dat
document_vector_test_bi_mindf_3.dat
                                      svm_word2vec_bi_train_5.dat
document_vector_test_bi_mindf_5.dat
                                      svm_word2vec_spm_bpe_test_5000.dat
document_vector_test_tri_mindf_1.dat
                                      svm_word2vec_spm_bpe_test_30000.dat
document_vector_test_tri_mindf_2.dat
                                      svm_word2vec_spm_bpe_train_5000.dat
document_vector_test_tri_mindf_3.dat
                                      svm_word2vec_spm_bpe_train_30000.dat
document_vector_train_bi_mindf_1.dat
                                      svm_word2vec_test.dat
document_vector_train_bi_mindf_2.dat
                                     svm_word2vec_test_sorted.dat
document_vector_train_bi_mindf_3.dat
                                     svm_word2vec_train.dat
document_vector_train_bi_mindf_5.dat
document_vector_train_tri_mindf_1.dat  svm_word2vec_train_sorted.dat
                                     svm_word2vec_tri_test.dat
document_vector_train_tri_mindf_2.dat
document_vector_train_tri_mindf_3.dat  svm_word2vec_tri_train.dat
```

위와 같이 여러 종류의 SVM 형식의 파일을 만들어 교수님께서 제공해주신 svm_learn.exe, svm_classify.exe를 이용하여 성능 측정을 해보았다.

3.2. KNN

각 test dataset의 document들을 train dataset의 모든 document들과 cosine similarity를 구하여 가장 유사도가 높은 다섯개의 train document를 구했다. 이 다섯개의 train document들의 라벨값(1/-1) 개수를 세어 많이 나온 라벨값과 test document의 라벨값을 비교하여 일치하는지, 불일치하는지를 판단해서 성능 평가를 하였다.

```
| if __name__ == "__main__":
| arg = int(sys.argv[1]) # 이 번호까지의 영화평을 분석할거다.

| if len(sys.argv) != 2:
| print("Wrong Argument")
| sys.exit()
| start = time.time()
| dict_list, real_label_list = get_dict_list(arg, "document_vector_test_tri_mindf_3.dat")
| all_cos_sim_list = get_cos_list(dict_list, start) # 모든 cosine 유사도 구함
| pred_label_list = get_pos_neg(all_cos_sim_list) # 다섯개의 영화평 중 많이 나온 라벨이 들어있는 리스트를 반환한다.
| cm = confusion_matrix(real_label_list, pred_label_list)
| print("긍정 영화평 중 일치 정확도:", cm[0][0]/sum(cm[0]))
| print("무정 영화평 중 일치 정확도:", cm[1][1]/sum(cm[1]))
```

최종 성능 평가는 (긍정 영화평 중 일치 정확도 + 부정 영화평 중 일치 정확도)/2 를 하여 구하였다.

4. 결과 정리

SVM

Tokenizer	Word Embedding	Classify Accuracy
Bigram + min_df=1	TfidfVectorizer	85.58%
Bigram + min_df=3	TfidfVectorizer	85.55%
Trigram + min_df=1	TfidfVectorizer	86.04%
Trigram + min_df=3	TfidfVectorizer	85.92%
Bigram + min_df=1	Word2Vec	82.81%
Trigram + min_df=1	Word2Vec	82.23%
SentencePiece + vocab_size=5000	Word2Vec	81.04%
SentencePiece + vocab_size=30000	Word2Vec	80.13%

KNN

Tokenizer	Word Embedding	Classify Accuracy
Bigram + min_df=1	TfidfVectorizer	81%
Bigram + min_df=3	TfidfVectorizer	81%
Trigram + min_df=1	TfidfVectorizer	81.95%
Trigram + min_df=3	TfidfVectorizer	81.95%
Bigram + min_df=1	Word2Vec	62.15%
Trigram + min_df=1	Word2Vec	60.9%
SentencePiece + vocab_size=5000	Word2Vec	72.05%
SentencePiece + vocab_size=30000	Word2Vec	63.05%

=> 분류 성능 측정 결과를 보았을 때, SVM 분류기가 KNN 분류기보다 성능이 좋고, Word Embedding의 경우 TF-IDF가 Word2Vec보다 우수함을 알 수 있다. min_df의 경우 높을수록 성능이 좋을 것이라 생각한 것과 다르게 min_df=1일 경우가 min_df=3일 경우보다 미세하게 성능이 좋았다. 다음 번에는 조금 더 차이를 둬서 min_df=5, 10 등에 대하여 실험해보고싶다. SentencePieceTokenizer의 vocab_size의 경우에도 30000일 경우가 5000일 경우보다 성능이 우수할 것이라고 예상했지만 반대의 결과가 나왔다. 무조건적으로 vocab_size가 클수록 성능이 좋다기보다, 적절한 값이 있을 것이라는 생각이 들었다. 분류 성능면에서는 Trigram이 Bigram보다 미세하게 앞서지만, 직접 유사한 영화평을 출력해봤을 때엔 Bigram이 더 유사한 영화평을 잘 찾는다는 느낌이 들었다.