

Word2Vec과 앙상블 합성곱 신경망을 활용한 영화추천 시스템의 정확도 개선에 관한 연구

강부식
목원대학교 서비스경영학부 교수

A Study on the Accuracy Improvement of Movie Recommender System Using Word2Vec and Ensemble Convolutional Neural Networks

Boo-Sik Kang

Professor, Division of Service Management, Mokwon University

요 약 웹 추천기법에서 가장 많이 사용하는 방식 중의 하나는 협업필터링 기법이다. 협업필터링 관련 많은 연구에서 정확도를 개선하기 위한 방안이 제시되어 왔다. 본 연구는 Word2Vec과 앙상블 합성곱 신경망을 활용한 영화추천 방안에 대해 제안한다. 먼저 사용자, 영화, 평점 정보에서 사용자 문장과 영화 문장을 구성한다. 사용자 문장과 영화 문장을 Word2Vec에 입력으로 넣어 사용자 벡터와 영화 벡터를 구한다. 사용자 벡터는 사용자 합성곱 모델에 입력하고, 영화 벡터는 영화 합성곱 모델에 입력한다. 사용자 합성곱 모델과 영화 합성곱 모델은 완전연결 신경망 모델로 연결된다. 최종적으로 완전연결 신경망의 출력 계층은 사용자 영화 평점의 예측값을 출력한다. 실험결과 전통적인 협업필터링 기법과 유사 연구에서 제안한 Word2Vec과 심층 신경망을 사용한 기법에 비해 본 연구의 제안기법이 정확도를 개선함을 알 수 있었다.

주제어 : 텍스트 분석(Word2Vec), 협업필터링, 추천시스템, 앙상블 모델, 합성곱 신경망, 딥러닝

Abstract One of the most commonly used methods of web recommendation techniques is collaborative filtering. Many studies on collaborative filtering have suggested ways to improve accuracy. This study proposes a method of movie recommendation using Word2Vec and an ensemble convolutional neural networks. First, in the user, movie, and rating information, construct the user sentences and movie sentences. It inputs user sentences and movie sentences into Word2Vec to obtain user vectors and movie vectors. User vectors are entered into user convolution model and movie vectors are input to movie convolution model. The user and the movie convolution models are linked to a fully connected neural network model. Finally, the output layer of the fully connected neural network outputs forecasts of user movie ratings. Experimentation results showed that the accuracy of the technique proposed in this study accuracy of conventional collaborative filtering techniques was improved compared to those of conventional collaborative filtering technique and the technique using Word2Vec and deep neural networks proposed in a similar study.

Key Words : Text Analysis(Word2Vec), Collaborative Filtering, Recommender Systems, Ensemble Model, Convolutional Neural Networks, Deep Learning

1. 서론

전자상거래가 증가할수록 상품추천의 필요성은 더욱 증가하고 있으며, 상품추천의 정확성을 높이는 것은 웹 환경하의 상품추천시스템의 주요 주제 중 하나이다[1,2]. 웹 환경하의 상품추천시스템에서 가장 많이 활용하고 있는 기법 중의 하나는 협업필터링 방식이다[3]. 일반적인 협업필터링 방식은 사용자가 부여한 상품의 평점 정보를 이용하여 상관 유사도를 구하고, 유사도가 높은 이웃 사용자들을 선정하고, 이웃 사용자들의 구매정보를 이용하여 상품을 추천한다. [1]은 사용자 유사도 계산에 사회연결망의 구조적 공백기법을 활용함으로써 추천정확도를 개선하는 연구를 제안하였다.

최근 자연어 처리 분야중 하나인 텍스트 분석 분야에서 Word2Vec[4]이 활발하게 사용되고 있다[5-7]. Word2Vec은 단어를 벡터로 변환하는 기법으로, 문장 내부의 단어 간 연관성을 파악해 벡터로 변환하며, 유사한 단어는 벡터 공간에서 가까운 거리에 위치하게 된다[4]. Word2Vec은 텍스트 분석외의 영역에서도 응용할 수 있는데, 협업필터링 방식의 추천 기법에서도 활용하는 방안이 여러 연구에서 제안되고 있다[2,8,9]. 이와 같은 연구에서는 사용자 유사도를 구하기 위해 사용자 평점을 직접 사용하는 대신에 Word2Vec을 이용해 도출한 사용자 벡터 정보나 상품 벡터 정보를 사용하여 사용자간 유사도를 구하고 이를 이용하여 이웃 사용자들을 선정하는 것이 추천 정확도를 개선할 수 있음을 보이고 있다. 그러나 유사도 기반 이웃 사용자 선정을 통한 추천방식은 기본적으로 신규 사용자나 신규 상품의 추천이 어려운 문제점을 갖고 있다.

최근 이미지 처리나 자연어 처리 영역에서 딥러닝 기법이 높은 성과를 나타내면서, 다양한 분야에 딥러닝을 활용하고 있고[10,11], 최근에는 딥러닝 기법을 추천시스템에 적용하는 연구도 제안되고 있다[12-14]. 추천에 사용가능한 사용자 평점 정보가 없는 환경에서 순환신경망 기법을 활용하여 추천하는 방안이 제시되었고[12,13], 사용자 평점 정보가 있는 환경하에서 Word2Vec과 심층 신경망을 이용하여 전통적인 사용자 기반 협업필터링 방식보다 추천 정확도를 높일 수 있음을 보인 연구가 제시되었다[14].

이미지 처리 분야에서 가장 활발하게 사용하는 딥러닝 기술은 합성곱 신경망(Convolution Neural Networks)

으로 영상 패턴인식 능력에서 좋은 성능을 보이고 있다 [15,16].

본 논문은 사용자 평점 정보가 있는 영화 추천을 위해 텍스트 분석 분야에서 활발하게 사용되고 있는 Word2Vec과 영상처리 분야에서 가장 활발하게 적용되는 합성곱 신경망을 영화추천에 활용하는 방안에 대해 제안한다. 제안된 기법은 먼저, Word2Vec을 이용하여 사용자 벡터와 영화 벡터를 구한다. 다음에, 사용자 벡터와 영화 벡터로 학습 데이터를 구성하고, 합성곱 신경망을 학습한 후 영화를 추천한다. 연구에서 제안된 기법의 성능 평가는 사용자 협업필터링 방식에 비해 추천 정확도가 개선된 심층 신경망을 이용한 추천 기법[14]과 비교하여 검증하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 Word2Vec과 합성곱 신경망에 대해서 살펴본다. 제 3장에서는 본 연구에서 제안한 방안에 대해 설명한다. 제 4장에서는 제안한 방법을 filmtrust 데이터[17]에 적용하여 실험하고 분석한다. 제 5장에서는 결론을 기술한다.

2. 관련 연구

2.1 Word2Vec

Word2Vec은 2013년 구글에서 발표된 연구로, 자연어, 음성, 이미지와 같이 사람과 관련된 영역에서 많이 사용되고 있으며, 모델 내부에서 심층 신경망을 이용해 문장내의 단어들의 연관성을 분석해 단어를 다차원의 벡터로 변환하여 주는 모델로, CBOW(Continuous Bag-of-Words) 모델과 Skip-gram 모델이 있다[2,4].

Word2Vec의 Skip-gram 모델을 사용하는 과정은 개략적으로 Fig. 1과 같다[2,4]. 먼저, 하나의 문서는 여러 문장으로 구분되고, 각 문장은 의미있는 단어들의 조합으로 구성된 말뭉치로 정리된다. 각 문장은 다양한 단어들로 구성되어 있어 문서를 문장-단어 매트릭스로 표현하면 매우 큰 사이즈의 희박행렬로 표현된다. 정리된 전체 말뭉치를 Word2Vec에 입력으로 넣으면 Word2Vec은 단어 간 연관성을 파악하여 단어를 다차원 벡터로 변환하여 출력한다. 이때 유사성이 높은 단어일수록 다차원 공간 내에서 가까운 공간에 위치하게 된다.

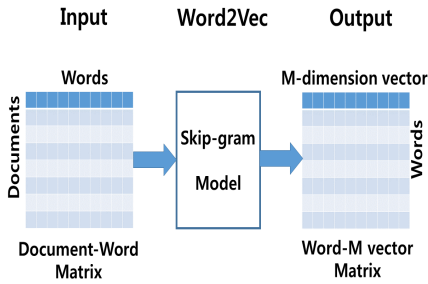


Fig. 1. Word2Vec skip-gram model

2.2 합성곱 신경망

합성곱 신경망[18]은 현재 가장 활발하게 사용되는 딥러닝 기술 중 하나로서 영상 패턴인식 능력에서 좋은 성능을 보이고 있다[15]. 합성곱 신경망은 Fig. 2와 같이 입력계층, 하나 이상의 합성곱 계층(Convolution Layer)과 풀링 계층(Pooling Layer), 그리고 완전연결 계층으로 구성되어 있다. 합성곱 계층은 여러 개의 합성 커널(Convolution Kernel)을 가지며, 합성 커널은 영상과 같은 차원수가 아주 높은 데이터로부터 유용한 특징과 표현을 자동으로 추출해 준다[15]. 풀링 계층은 합성 계층의 출력값을 압축하여 간결하게 만들어 주고 잡음을 감소시켜 준다. 완전연결 계층은 일반적인 신경망의 형태를 가지며, 입력 계층, 하나 이상의 은닉 계층, 출력 계층을 갖는다. 합성곱 신경망의 학습에서는 ReLU 활성화 함수를 주로 사용하며 신경망이 커짐에 따라 저하되는 학습속도는 GPU를 활용함으로써 개선하였다.

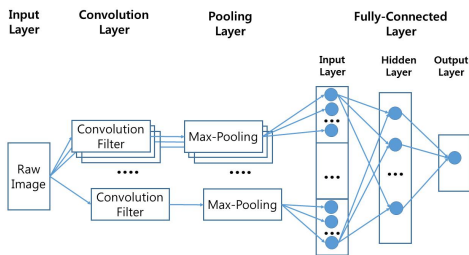


Fig. 2. Convolution neural network with one convolution layer and one pooling layer

2.3 심층신경망

심층 신경망은 신경망의 은닉계층이 2개 이상인 신경망으로, 복잡한 문제를 모델링할 수 있으나 그래디언트 소실문제, 낮은 학습속도 등의 문제가 있었다[14,15]. 심

층 신경망의 역전파 알고리즘이 가졌던 그래디언트 소실 문제는 ReLU 활성화 함수와 드롭아웃 방법을 활용하여 개선하고, 낮은 학습속도는 GPU를 활용함으로써 개선되어, 심층 신경망이 가졌던 문제들이 해결되고 이미지 처리, 자연어 처리 등 많은 영역에서 활발하게 사용되고 있다[14,15]. Kang[14]은 Fig. 3과 같은 은닉계층 2계층을 갖는 심층신경망을 사용하여 추천하는 wDNN 기법에 대해 제안하였다. 사용자가 부여한 영화의 평점 정보를 가지고 문장-사용자 매트릭스와 문장-영화 매트릭스를 구성하고 Word2Vec을 이용해 사용자 벡터와 영화 벡터를 구하였다. 이후 심층신경망으로 사용자의 영화 평점을 학습하여 이를 추천에 사용하였다.

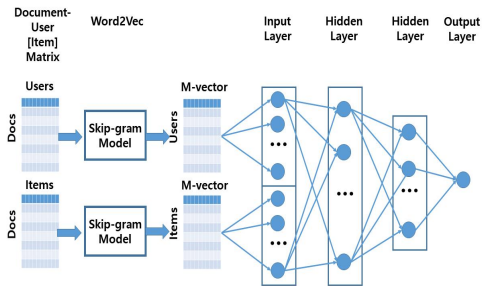


Fig. 3. wDNN configuration

3. Word2Vec과 앙상블 합성곱 신경망을 이용한 영화추천 기법

본 연구에서는 합성곱 신경망을 활용하여 영화를 추천하는 기법에 대해 제안한다. 사용자의 영화평점을 학습하기 위한 학습망의 구성은 Fig. 4와 같다.

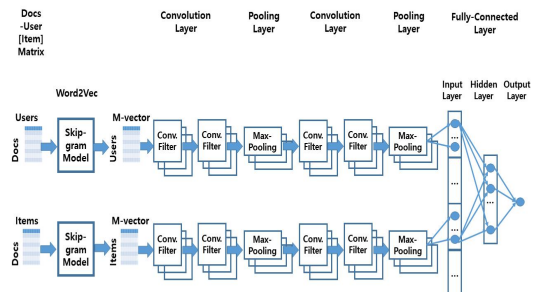


Fig. 4. wCNN configuration

Word2Vec과 앙상블 합성곱 신경망을 이용한 영화추천 기법의 절차는 Fig. 5과 같다.

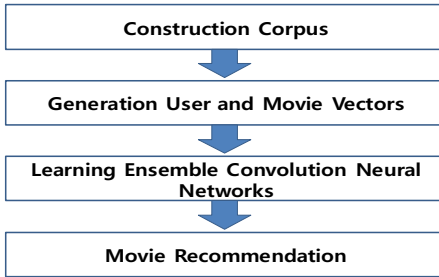


Fig. 5. Procedure of movie recommendation algorithm

3.1 말뭉치 구성

텍스트 분석에서 문서는 문장으로 나누어지고 문장 내에 있는 단어들로 말뭉치가 구성된다. 영화데이터는 {사용자 ID, 영화 ID, 영화 평점}으로 구성되어 있어 일반 텍스트 분석처럼 문장을 구성할 수 없고, 의사 문장을 구성하여 분석하여야 한다. 말뭉치 구성단계에서는 wDNN과 같은 방법으로 사용자가 시청한 영화 및 평점 정보를 이용하여 사용자로 구성된 문장과 영화로 구성된 문장을 각각 생성하여 사용자 말뭉치와 영화 말뭉치를 구성한다. 문장은 단어로 구성되는 데, 이 연구에는 사용자 ID와 영화 ID를 단어로 간주한다. 사용자 문장은 사용자 ID로만 구성되고, 영화 문장은 영화 ID로만 구성된다.

사용자 ID로 구성된 문장을 생성하는 과정은 다음과 같다[14]. 같은 영화를 본 모든 사용자 ID와 영화 평점을 찾는다. 이 사용자 ID를 단어로 간주하여 영화 당 문장을 구성한다. 예를 들어, 영화1을 시청한 모든 사용자 ID를 찾고 같은 평점을 부여한 사용자 리스트로 하나의 문장을 구성한다. 즉 최고점을 부여한 사용자 리스트부터 최저점을 부여한 사용자 리스트까지 영화1에 대해 여러 개의 문장을 구성한다. 이 과정을 모든 영화에 대해 반복하여 사용자 전체 문장을 생성한다. 각 문장 내에 있는 단어(사용자 ID)의 조합으로 사용자 말뭉치가 구성된다. 영화에 대한 문장을 구하는 과정은 개별 사용자가 시청한 영화들을 찾고, 같은 평점을 부여한 영화 리스트로 문장을 구성한다. 전체 사용자에게 대해 반복하면 영화 전체 문장을 구할 수 있고, 각 문장 내에 있는 단어(영화 ID)의 조합으로 영화 말뭉치가 구성된다.

3.2 Word2Vec의 사용자 및 영화 벡터 생성

Word2Vec을 이용한 사용자 벡터 생성은 3.1단계에서 구성한 사용자 전체 문장을 입력으로 넣어 사용자 벡터를 생성한다. Word2Vec은 파이썬의 Gensim[19] 라이브러리를 사용한다. Word2Vec은 실행전에 출력되는 단어 벡터의 크기와 단어의 연관성을 찾기 위한 윈도우 크기를 지정하여야 한다. 본 연구에서는 [2]의 연구와 같이 출력되는 단어 벡터의 크기는 200, 윈도우 크기는 10으로 설정하였다. 200차원 벡터는 단어의 연관성을 파악하여 구하는 데, 각 문장 내 인접 단어 10개(윈도우 크기)까지의 연관성을 고려하여 구한다. 영화 벡터에 대해서도 동일하게 생성한다. 결과적으로 사용자 ID별로 200차원의 벡터와 영화 ID별로 200차원의 벡터를 얻게 된다.

3.3 합성곱 신경망 학습

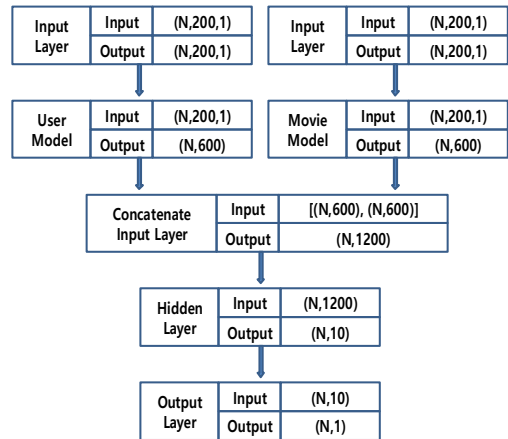


Fig. 6. The model architecture of ensemble convolutional neural networks

{사용자 ID, 영화 ID, 영화 평점}으로 구성된 원시 데이터를 {사용자 벡터, 영화 벡터, 평점}으로 변환하여 학습데이터를 구성하여 합성곱 신경망 학습을 한다. 앙상블 합성곱 신경망 전체 모델은 Fig. 6과 같다. 본 연구 합성곱 신경망의 학습은 파이썬으로 작성된 오픈소스 라이브러리인 Keras를 사용하고, Keras내 딥러닝 엔진은 텐서플로를 사용한다.

합성곱 신경망은 입력으로 받은 데이터에 대해 먼저 합성곱 계층에서 합성 커널을 이용하여 지정된 영역의 중요 특징을 추출한다. 지정된 영역은 서로 관련성이 있

는 데이터로 구성되어야 의미가 있다. 사용자 ID를 나타내는 200차원 벡터와 영화 ID를 나타내는 200차원 벡터는 서로 관련성이 없으므로 각각 합성곱 계층을 구성하여야 한다. 따라서 본 연구에서는 사용자 벡터를 입력으로 받아 학습하는 사용자 합성곱 모델(User Model)과 영화 벡터를 입력으로 받아 학습하는 영화 합성곱 모델(Movie Model)을 별도로 구성하고, 완전연결 단계의 입력단계에서 두 개의 모델을 합치는 앙상블 합성곱 모델을 구성하였다.

입력 계층은 200차원 벡터로 구성된 N개의 학습사례를 입력으로 받아 변환과정 없이 출력한다. User Model과 Movie Model은 입력데이터를 합성곱 계층과 풀링 계층을 거쳐 처리하여 최종적으로 600차원 벡터의 N개 사례를 출력한다. 사용자 모델과 영화 모델의 출력 벡터는 연결되어 1200차원 벡터로 합쳐지고 완전연결 계층으로 입력된다(완전연결 계층의 입력노드는 1200개가 된다). 완전연결 계층의 은닉계층은 10개의 노드로 구성되고, 1200차원 벡터의 데이터를 10개 차원 벡터로 변환하여 출력한다. 은닉 계층의 활성화함수는 ReLU를 사용한다. 출력계층은 1개 노드로 구성되어 10차원 벡터 데이터를 입력으로 받아 1차원 스칼라로 출력한다. 활성화함수는 지정하지 않으며 출력 계층의 출력값은 학습사례에서 주어진 실제 평점을 예측하도록 전체 합성곱 신경망이 학습된다. 전체 합성곱 모델의 최적화 기법은 'RMSprop'을 사용하고, 손실함수는 'MSE'를 사용하였다.

Fig. 6의 User Model과 Movie Model의 구성 형태는 동일하며, 세부 형태는 Fig. 7과 같다.

일반적인 합성곱 신경망의 합성곱 계층은 주로 이미지를 처리하기 때문에 2차원 구조의 필터(커널)를 이용하여 합성곱 처리를 한다. 반면, 본 연구의 대상인 사용자 벡터나 영화 벡터는 200차원 벡터의 1차원 배열 형태를 갖고 있다. 따라서 1차원 구조 필터를 사용하여 합성곱 처리를 하여야 한다. 1차원 합성곱 처리는 Keras 2.1.3 라이브러리의 Conv1D를 사용하며, 필터크기는 5, 필터 수는 50, 패딩은 'same', 활성화함수는 ReLU, 스트라이드는 1로 설정하였다. Conv1D는 입력으로 받은 데이터를 1차원 필터와 합성곱 연산을 하여 출력을 내는 데, 이 출력결과가 하나의 특징맵이 된다. 50개의 필터가 설정되었으므로, 합성곱 계층은 200차원의 개별 사용자 벡터마다 50개의 특징맵을 산출한다.

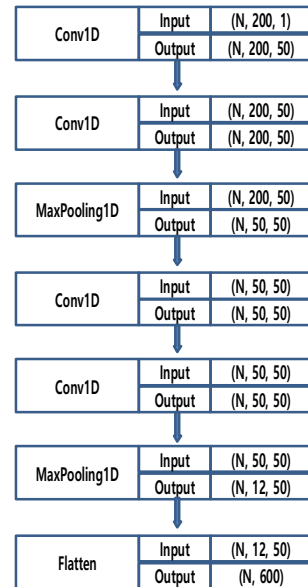


Fig. 7. The user and movie convolution model

풀링 계층에서는 1차원 배열 데이터를 압축하기 위해 Keras 내의 MaxPooling1D를 사용하며, 풀링 크기는 4로 설정하였다. 입력으로 들어온 데이터는 1/4의 크기로 압축된다. MaxPooling1D는 입력으로 들어온 벡터 데이터에서 4개 요소씩을 차례로 선정하여 그중 제일 큰 수를 선택하고 나머지는 버리게 된다. 두 번째 풀링 계층은 50차원 벡터의 50개 특징맵을 입력으로 받아, 12차원 벡터로 압축된 50개 특징맵을 출력한다.

플래튼(Flatten) 계층은 $12 \times 50 = 600$ 차원 벡터의 1차원 배열 형태로 변환한다.

3.4 영화 추천

합성곱 신경망을 학습시킨 이후 추천 대상자의 사용자 벡터와 추천 대상 영화 벡터를 입력으로 넣으면 대상 영화의 예측 평점을 출력으로 얻는다. 가장 평점이 높은 순으로 추천 대상자에게 영화를 추천한다.

4. 실험분석

4.1 실험데이터

본 연구에서 제안된 방안을 평가하기 위해 LibRec[20]

에서 제공하는 filmtrust 데이터를 사용하였다. filmtrust 데이터는 1508명의 사용자가 2071개 영화에 대해 0.5점에서 4점사이의 영화 평점을 부여한 데이터로 {userid, movieid, movieRating} 3개의 속성과 35,497개의 사례로 구성되어 있고 데이터 밀도는 1.14%이다[2,17].

4.2 실험 및 결과분석

본 연구에서 제안한 방식의 추천 정확도 평가를 위한 평가척도로 정확도 성능평가에서 많이 사용되고 있는 예측 평점과 실제 평점과의 절대값 평균인 MAE(Mean Absolute Error)를 사용하였다[3]. 전체 데이터는 학습데이터(90%)와 시험데이터(10%)로 구분되고, 학습데이터를 이용하여 영화추천 모델을 구축하고 시험데이터내의 영화 평점을 예측하였다. 실험에 사용할 모델 구성 및 파라미터 설정을 위해 학습데이터 중 일부를 검증데이터로 사용하여 학습모델을 찾았고 학습모델을 확정한 이후에는 전체 학습데이터를 이용하여 학습모델을 학습하였다. 시험데이터에 대한 성능평가는 10점 교차검증시험을 실시하였다. 실험은 파이썬 3.5, 파이썬 오픈 라이브러리인 Keras 2.1.3, 텐서플루, Gensim 라이브러리의 Word2Vec을 사용하였고, 하드웨어 환경은 i7 프로세서, 16G 메모리, GTX1060이 설치된 PC에서 실험하였다. Word2Vec의 하이퍼 파라미터인 출력 벡터 크기 M과 윈도우 크기 W은 [2]의 연구에 따라 M=200, W=10으로 설정하여 실험하였다. 합성곱 신경망의 구성은 사전 실험에서 다양한 형태로 실험하였으며 비교적 성능이 우수한 Fig. 2와 Fig. 3의 모델을 최종 선택하여 실험하였다. 사용자 및 영화 합성곱 모델에서 합성곱 계층은 커널수는 50, 커널 크기는 5, 패딩은 'same', 활성화함수는 'ReLU', 스트라이드는 1이 채택되었고, 풀링 계층에서는 풀링 사이즈가 4인 맥스 풀링을 설정하였다. 완전연결 계층에서 은닉계층은 1계층이 채택되었고 은닉노드는 10개, 은닉 계층의 활성화함수는 'ReLU'를 채택하였다. 추가로 드롭아웃에 대해 사전 실험한 결과 드롭아웃은 0으로 설정하였다. 본 연구의 제안기법(wCNN)의 추천정확도 평가를 위해 심층신경망을 활용한 기법(wDNN)과 비교하였다.

wDNN은 Word2Vec을 이용하여 사용자 벡터와 영화 벡터를 구하고, 둘을 결합한 400차원 데이터를 은닉계층 2계층으로 구성된 심층신경망이고, CF는 전통적인 사용자기반 협업필터링 기법이다. 실험데이터에 대해 10-겹 교차검증을 실시한 결과는 Table 1과 같다. wDNN의 평

균 MAE는 0.66909, wCNN의 평균 MAE는 0.65748로, 본 연구에서 제안한 기법(wCNN)이 wDNN에 비해 정확도를 개선시켰음을 알 수 있다. wDNN과 wCNN의 정확도 차이에 통계적 유의성 검정을 위해, 쌍체 t-검정을 실시하여, Table 2의 결과를 얻었다. 쌍체 t-검정의 결과 유의 수준 0.05에서 통계적으로 유의한 결과를 얻었다.

Table 1. MAEs of 10-fold cross validation test

| | CF | wDNN | wCNN |
|------|---------|---------|---------|
| 1 | 0.97775 | 0.66283 | 0.64559 |
| 2 | 1.0287 | 0.67518 | 0.67276 |
| 3 | 1.00804 | 0.66355 | 0.62291 |
| 4 | 1.0217 | 0.66239 | 0.67633 |
| 5 | 1.03705 | 0.675 | 0.651 |
| 6 | 1.00795 | 0.65444 | 0.65204 |
| 7 | 1.01932 | 0.66949 | 0.6646 |
| 8 | 0.9664 | 0.65885 | 0.63982 |
| 9 | 1.03004 | 0.69103 | 0.69472 |
| 10 | 1.09247 | 0.67813 | 0.65503 |
| mean | 1.01894 | 0.66909 | 0.65748 |

Table 2. Results of pair-wise t-test of wDNN and wCNN

| | mean | var. | t-value | p-value |
|------|---------|---------|---------|---------|
| wDNN | 0.66909 | 0.00012 | 2.29 | 0.024 |
| wCNN | 0.65748 | 0.00042 | | |

추가적으로, 신규고객에 대해서는 사용자 벡터의 평균 벡터로 대체하고, 신규상품에 대해서는 영화 벡터의 평균 벡터로 대체하여, 신규고객이나 신규상품을 포함한 10겹 교차검증시험을 실시한 결과에서도 wDNN은 평균 MAE가 0.67163이고, wCNN은 0.66018이었고, 쌍체 t-검정결과의 p값이 0.025로 통계적으로 유의하였다.

실험결과를 통해 Word2Vec과 앙상블 합성곱 신경망을 활용하여 영화추천의 정확도를 개선할 수 있음을 알 수 있었다.

5. 결론

웹 상품추천시스템의 추천 정확도를 높이는 것은 전자상거래에서 다루는 상품의 수가 늘어남에 따라 더욱 필요한 과제라고 할 수 있다. 전통적으로는 협업필터링 방식이 많이 활용되었으나, 최근 Word2Vec이나 딥 러닝 기술을 이용한 방안이 제시되고 있다. 본 연구에서는 영

화추천의 예측 정확도를 높이기 위해서, Word2Vec과 앙상블 합성곱 신경망을 이용하는 기법에 대해 제안하였다. 제안기법은 Word2Vec을 이용하여 사용자 벡터와 영화 벡터를 구하고, 사용자 벡터를 입력으로 받아 평점을 예측하는 사용자 합성곱 모델과 영화 벡터를 입력으로 받아 평점을 예측하는 영화 합성곱 모델을 구성한 후, 두 개의 모델을 하나로 연결하는 앙상블 합성곱 신경망 모델을 구성하였다. 합성곱 모델은 1차원 필터로 합성곱 처리하는 합성 계층과 1차원 형태의 입력값에서 1차원 맥스 풀링하는 풀링계층, 그리고 완전연결 계층의 입력계층과 연결시키는 플래튼 계층으로 구성하였다.

본 연구에서 제안기법(wCNN)의 추천정확도 평가를 위해 선행연구[14]의 기법인 wDNN과 비교하였다. 제안기법은 전통적 사용자 기반 협업필터링 방식(CF)에 비해 영화추천시스템의 정확도를 크게 개선하였다. 또한 심층 신경망을 이용한 기법(wDNN)에 비해서도 정확도가 개선되었다.

본 연구는 영화추천의 추천정확도를 개선하기 위해 Word2Vec과 앙상블 합성곱 신경망을 활용하는 방안을 제시하였고 filmtrust 영화데이터에 대해 실험하여 검증하였다. 제안한 추천방식의 일반화를 위해서는 추가적으로 다양한 데이터에 대해 적용하여 실험할 필요가 있다. 또한 딥러닝 기술은 빠르게 발전하고 있어 이러한 모델을 포함한 새로운 앙상블 모델을 구축하여 정확도 개선을 시도하는 추가 연구가 계속될 필요가 있다.

REFERENCES

- [1] B. S. Kang. (2017). The study of recommendation algorithm's predictive accuracy improvement using structural holes on trust-based social networks. *Journal of Knowledge Information Technology and Systems*, 12(1), 209-217.
- [2] B. S. Kang. (2018). Improving Predictive Accuracy of User-based Collaborative Filtering Using Word2Vec. *Journal of Knowledge Information Technology and Systems*, 13(1), 169-176.
- [3] B. Sarwar, G. Karypis, J. Konstan & J. Ried. (2001). Item-based collaborative filtering recommendation algorithms. *Proceedings of the 10th International Conference on World Wide Web*, 285-295.
- [4] T. Mikolov, I. Sutskever, K. Chen, G. S. Corrado & J. Dean. (2013). Distributed representations of words and phrases and their compositionality. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 26, 3111-3119.
- [5] J. M. Kim & J. H. Lee. (2017). Text document classification based on recurrent neural network using word2vec. *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, 27(6), 560-565.
- [6] D. W. Kim & M. W. Koo. (2017). Categorization of korean news articles based on convolutional neural networks using doc2vec and word2vec. *Journal of Korean Institute of Information Scientists and Engineers*, 44(7), 742-747.
- [7] D. Y. Lee, J. C. Jo & H. S. Lim. (2017). User sentiment analysis on amazon fashion product review using word embedding. *Journal of the Korean Convergence Society*, 8(4), 1-8.
- [8] B. Oren & K. Noam. (2016. Sep). Item2vec: neural item embedding for collaborative filtering. *2016 IEEE 26th International Workshop on Machine Learning for Signal Processing*, 1-6.
- [9] G. S. Jeon, S. G. Kong & Y. S. Cho. (2017). Word2Vec based collaborative filtering for movie Rating prediction. *Korea Software Congress 2017*, 844-846.
- [10] J. K. Sung, S. M. Park, S. Y. Sin, Y. B. Kim & Y. G. Kim. (2017). Deep learning based image retrieval system for o2o shopping mall platform service design. *Journal of Digital Convergence*, 15(7), 213-222.
- [11] S. J. Baek. (2017). Multi-document summarization method based on semantic relationship using VAE. *Journal of Digital Convergence*, 15(12), 341-347.
- [12] R. Devooght & H. Bersini. (2016). Collaborative filtering with recurrent neural networks. *arXiv preprint arXiv:1608.07400*.
- [13] M. H. Kwon, S. E. Kong & Y. S. Choi. (2018). Improving recurrent neural network based recommendations by utilizing embedding matrix. *Journal of KIISE*, 45(7), 659-666.
- [14] B. S. Kang. (2018). Improving accuracy of movie recommender system using word2vec and deep neural networks. *Journal of Knowledge Information Technology and Systems*, 13(5), 561-568.
- [15] B. T. Zhang. (2015). Deep hypernetwork models. *Communications of the Korean Institute of Information Scientists and Engineers*, 33(8), 11-24.
- [16] M. K. Kwon & H. S. Yang. (2017). Performance improvement of object recognition system in broadcast media using hierarchical CNN. *Journal of Digital Convergence*, 15(3), 201-209.

- [17] G. Guo, J. Zhang & N. Yorke-Smith. (2013). A novel bayesian similarity measure for recommender systems. *Proceedings of the 23th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 2619-2625.
- [18] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio & P. Haffner. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the Institute of Electrical and Electronics Engineers*, 86(11), 2278-2324.
- [19] Gensim. (2017). <https://radimrehurek.com/gensim/>.
- [20] Librec. (2016). <http://www.librec.net/datasets.html>.

강 부 식(Kang, Boo Sik)

[정회원]



- 1985년 2월 : 경희대학교 산업공학과 (공학사)
- 1989년 2월 : 한국과학기술원 산업공학과 (공학석사)
- 2000년 2월 : 한국과학기술원 산업공학과 (공학박사)
- 2001년 3월 ~ 현재 : 목원대학교 서비스경영학부 교수
- 관심분야 : 데이터마이닝, 딥러닝, 고객관계관리
- E-Mail : bookang@mokwon.ac.kr