

# 암묵적 사용자 프로파일링을 통한 딥러닝기반 지능형 선호 패션 추천

이설화<sup>1</sup>, 이찬희<sup>1</sup>, 조재춘<sup>2</sup>, 임희석<sup>3\*</sup>

<sup>1</sup>고려대학교 컴퓨터학과 박사과정, <sup>2</sup>고려대학교 컴퓨터학과 박사, <sup>3</sup>고려대학교 컴퓨터학과 교수

## Deep Learning-based Intelligent Preferred Fashion Recommendation using Implicit User Profiling

Seolhwa Lee<sup>1</sup>, Chanhee Lee<sup>1</sup>, Jaechoon Jo<sup>2</sup>, Heuseok Lim<sup>3\*</sup>

<sup>1</sup>Ph. D. Candidate, Dept of Computer Science and Engineering, Korea University

<sup>2</sup>Ph. D., Dept of Computer Science and Engineering, Korea University

<sup>3</sup>Professor, Dept of Computer Science and Engineering, Korea University

요 약 방대해지고 있는 온라인 패션 시장에서는 소비자도 자신이 원하는 스타일에 대해 키워드 검색으로 원하는 패션 스타일을 일일이 찾기로 쉽지 않은 일이다. 이를 해소해줄 수 있는 것은 소비자의 니즈를 반영한 패션 추천이다. 기존 온라인 쇼핑 사이트는 소비자의 니즈를 파악하고 추천하기 위하여 설문조사 형식으로 소비자의 선호 스타일을 파악하는 것이 대부분이었다. 본 논문에서는 기존 방법의 한계점을 해소하고자 암묵적 프로파일링 방법을 통하여 소비자들의 니즈와 선호하는 스타일에 대해 간편하고 효과적으로 파악할 수 있는 모델을 제안하였다. 또한 이렇게 수집된 데이터로 학습한 딥러닝기반의 지능형 선호 패션 모델을 통하여 이미지 자체에 대한 특성을 반영하도록 학습하는 방법을 제안하였다. 제안한 모델의 정성적 평가를 통하여 의미있는 결과를 얻을 수 있었다.

주제어 : 융합, 지능형 패션 추천, 암묵적 프로파일링, 심층 신경망, 심층 학습

**Abstract** In the massive online fashion market, it is not easy for consumers to find the fashion style they want by keyword search for their preferred style. It can be resolved into consumer needs based fashion recommendation. Most of the existing online shopping sites have collected customer's preference style using the online questionnaire. In this paper, we propose a simple but effective novel model that resolve the traditional method in fashion profiling for consumer's preference style and needs using implicit profiling method. In addition, we proposed a learning model that reflects the characteristics of the images itself through the deep learning-based intelligent preferred fashion model learned from the collected data. We show that the proposed model gave meaningful results through the qualitative evaluation.

**Key Words** : Convergence, Intelligent fashion recommendation, Implicit profiling, Deep neural network, Deep learning

\*This work was supported by the National Research Foundation of Korea(NRF) grant funded by the Korea government(MSIP) (No. NRF-2016R1A2B2015912).

\*Corresponding Author : Heuseok Lim (limhseok@korea.ac.kr)

Received October 24, 2018

Revised December 4, 2018

Accepted December 28, 2018

Published December 20, 2018

## 1. 서론

국내 및 해외 패션 시장의 규모는 지속적인 증가 추세에 있으며, 2017년 대비 2018년 국내 패션 시장 규모는 3.0% 상승하여 약 44조에 달할 것으로 전망되며, 해외 패션 시장 규모 또한 연평균 증가율 2.4%로 2020년에는 2,400조원에 달할 것으로 전망하였다[1,2]. 특히, 2017년 기준 의류 및 패션 온라인 시장은 12조원 규모로 매년 약 18% 성장하고 있다. 그 중에서도 모바일 쇼핑이 약 40%를 차지하고 있다[3].

패션 시장 규모의 급격한 성장으로 인해 많은 패션 의류들이 생산되는 가운데 소비자들은 자신이 원하는 다양한 패션 의류들을 접할 수 있다. 다양한 종류의 의류를 접한다는 것은 소비자에게 선택권이 많아지는 이점을 제공하지만, 온라인상에서 그 중 자신이 원하는 스타일을 일일이 검색하여 찾기가 쉽지 않을 것이다. 온라인에서 자신이 원하는 스타일의 옷을 찾을 때, 일반 소비자들은 원하는 스타일은 본인이 인지하고 있으나, 해당 스타일을 찾기 위해서 어떤 키워드로 찾을지조차 모르는 경우가 많다. 따라서, 온라인 패션 쇼핑물 내에서도 이런 소비자들의 한계를 해소하고 알맞은 서비스를 제공하기 위해서는 온라인 패션 쇼핑물 내에 사용자들의 선호 스타일을 파악하여 맞춤형 추천을 해줄 필요가 있다. 사용자의 선호 스타일을 파악하는 데는 사용자의 선호 패션 프로파일링을 활용할 수 있다.

기존 사용자 선호 패션 프로파일링 수집 방법은 동적인 방법과 정적인 방법으로 분류할 수 있다. 정적인 프로파일링 방법은 이름, 성별, 나이, 선호 취향 등에 대한 정적인 데이터를 수집하는 설문조사 형식을 많이 사용하였으나 사용자가 쉽게 지루함을 느낄 수 있고, 많은 질문에 일일이 답변해야 하기 때문에 시간이 소요되는 한계점이 있다. 대표적인 국외 사례로 패션 추천 서비스 플랫폼 스티치 픽스(Stitch fix)는 사용자 맞춤 패션 추천을 위해 온라인 설문조사 형식으로 사용자의 선호 패션 프로파일링을 수집한다. 스티치 픽스에서는 설문조사에서 사용자의 체형, 신체 사이즈, 선호하는 가격대, 선호 스타일 (엠티 스타일, 보헤미안 등) 등의 정보를 수집하여 추천에 사용한다. 수집한 사용자 프로파일링을 이용하여 support vector machine, logistic regression 등의 기계학습 방법과 패션 전문가의 자문을 통해 최종 선호 패션을 제안하였다[4].

동적인 프로파일링 방법은 온라인 패션 쇼핑물 내에서 사용자의 활동 로그를 기반으로 수집하는 방법이다. 수집되는 정보에는 이전 구매내역에 대한 정보들이 포함되며, 대표적으로 아마존의 추천 시스템이 이를 기반으로 두고 있다[16]. 아마존은 의류 카테고리를 별도로 보유하고 있으며, 동적 프로파일링을 기반으로 상품을 추천해준다. 추천하는 방법은 item-to-item 협업 필터링(Collaborative filtering)을 기반으로, 실시간 추천 서비스를 제공한다. 해당 기법은 사용자들이 구매한 의류 아이템과 유사한 평점으로 평가된 아이템을 추천 리스트에 넣고 그 중 다른 사용자들이 함께 구매한 경향이 있는 아이템을 찾아 추천해준다[5]. 하지만, 동적 프로파일링 방법 역시 추천을 위해서는 새로운 사용자에 대해 데이터가 쌓여야 하는데, 그렇지 못하는 cold-start 문제가 있을 수 있다. 이는 협업 필터링 추천 시스템에 있는 고질적인 문제이다[6].

본 논문은 기존 사용자 선호 패션 프로파일링 방법이 아닌 암묵적 방법을 통한 사용자 선호 패션 프로파일링 방법을 통한 맞춤형 선호 패션 추천방법을 제안한다. 제안하는 방법은 기존의 정적 및 동적 프로파일링 방법의 한계를 해소할 수 있는 방법으로, 제안한 모델은 사용자가 설문조사형식을 일일이 입력하지 않고, 선호하는 이미지에 대해 클릭한 데이터를 프로파일링으로 사용하고 선호 패션 이미지 자체에 대한 특성을 반영하는 딥러닝 기반의 추천 모델이다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장은 기존 사용자 선호 패션 프로파일링과 스타일 추천에 대한 관련 연구에 대해, 3, 4, 5장은 각각 본 연구에서 제안한 프로파일링 모델, 지능형 패션 추천 모델 및 매칭 추천 모델에 대해, 6장에서는 실험 결과에 대해, 마지막으로 7장은 결론으로 구성된다.

## 2. 관련 연구

### 2.1 사용자 선호 패션 프로파일링

쇼핑몰내에서 사용자의 패션 프로파일링은 크게 두 가지로 분류할 수 있으며, 사이트내에서 행동이력을 통한 동적인 프로파일링과 설문조사 형식을 통한 정적인 프로파일링이 해당된다.

정적인 프로파일링은 설문조사형식이며, 대표적으로 스티치 픽스(stitch fix)가 국외 패션 추천 플랫폼을 서비

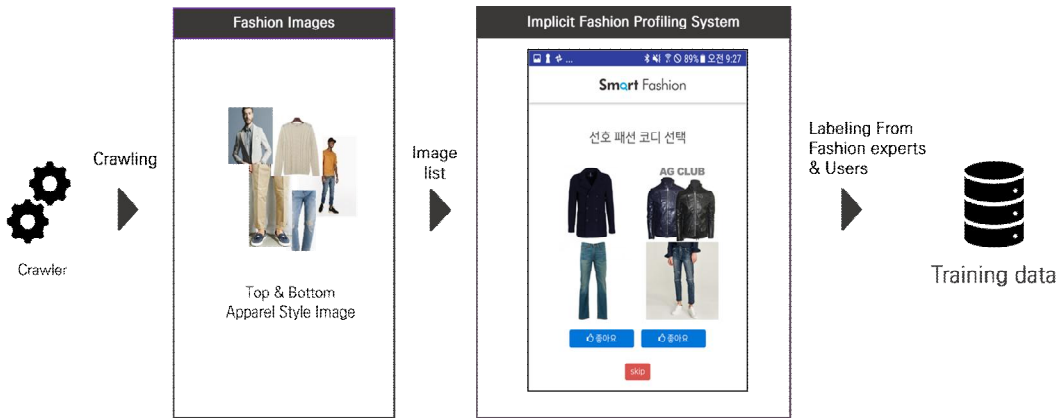


Fig. 1. Overview of implicit fashion profiling system

스하고 있다. 스티치 픽스는 사용자의 선호 패션에 대한 프로파일링을 총 5단계의 설문조사를 통하여 진행하고 수집하는 내용에는 사용자의 신체 사이즈, 체형, 선호 스타일(엠티 스타일 등), 선호 가격 등이 있다. 이렇게 수집한 데이터를 이용하여 support vector machine, logistic regression 등의 기계학습 및 딥 러닝 방법과 패션 전문가의 자문을 통해 최종 선호 패션을 제안하였다[12].

동적 프로파일링은 사이트 내에서의 활동 정보와 같은 행동이력 정보를 기반으로 프로파일링하는 것이다. 행동이력 정보에는 이전 구매내역 등의 로그 정보가 같이 수반되며, 대표적으로 아마존의 추천 시스템도 이와 같은 정보들을 이용하여 추천 서비스를 제공하고 있다. 아마존은 의류 구매에 대한 별도의 카테고리를 보유하고 있으며, 행동이력 정보 등을 바탕으로 의류를 추천해주는 서비스를 제공하고 있다. 더 구체적으로는 이렇게 수집된 데이터를 활용하여 item-to-item 기반 협업 필터링(collaborative filtering)을 도입하고, 실시간으로 추천 서비스를 제공한다. Item-to-item 기반 협업 필터링 방식은 다른 구매자들이 기 구매한 상품과 비슷한 평점을 받은 상품을 추천 리스트에 넣고 그 중에서 다른 구매자들이 함께 구매한 경향이 있는 상품을 찾아 추천해준다 [13]. 본 연구에서 제안한 모델은 새로운 형식의 암묵적인 프로파일링 방법으로, 기존의 방법과는 프로파일링 방법에서 차이가 있으며 사용자의 취향을 더 간편하게 파악할 수 있어서 효과적이다,

## 2.2 스타일 추천

과거 의류에 대한 스타일 추천은 단순히 소비자들의

선호 패션을 설문조사 등을 통하여 파악하고, 추천해주는 구조를 가졌었다. 그러나 최근에는 딥러닝 기술의 발달로 의류 추천에도 다양한 시도들이 수행되고 있다. Charles et al.(2018)[11]의 연구에서는 CNN(Convolutional neural network)를 이용한 이미지 자질 추출에 대해 너무 높은 차원으로의 표현은 결과를 해석하는데 어렵다는 한계를 해소하고자 사용자가 선호하는 의류 상품 이미지에 대한 visual 정보를 이용하여 사용자에게 개인 취향에 대한 해석가능한 피드백을 제공함으로써 상품을 추천하는 연구를 수행하였다. 하지만 해당 연구는 본 연구에서 제안한 방법과는 다른 접근 방식을 사용하여 딥러닝의 본질적인 문제 중 하나인 black box문제에 초점을 맞추고 있다. 또한 본 연구에서 제안한 지능형 패션 추천 모델은 Deep neural network를 기반으로 이미지의 특성이 반영된 벡터를 이용하여 학습하기 때문에 패션 스타일 이미지 자체에 대한 특성을 잘 반영하여 모델을 학습할 수 있다.

## 3. 암묵적 사용자 패션 프로파일링 방법

본 연구에서 제안하는 암묵적 사용자 패션 프로파일링 방법은 시스템이 제안하는 패션 스타일에서 사용자가 선호하는 스타일을 선택하는 암묵적 프로파일링 방법을 통하여 학습에 필요한 데이터를 수집한다. 스타일 사진 자체에 대한 선호 스타일을 선택함으로써, 사용자가 자신이 선호하는 스타일을 따로 언급 또는 기록하지 않아도 사진에 내재된 스타일의 특성을 수집할 수 있기 때문에 암묵적인 프로파일링 방법이라고 할 수 있다.

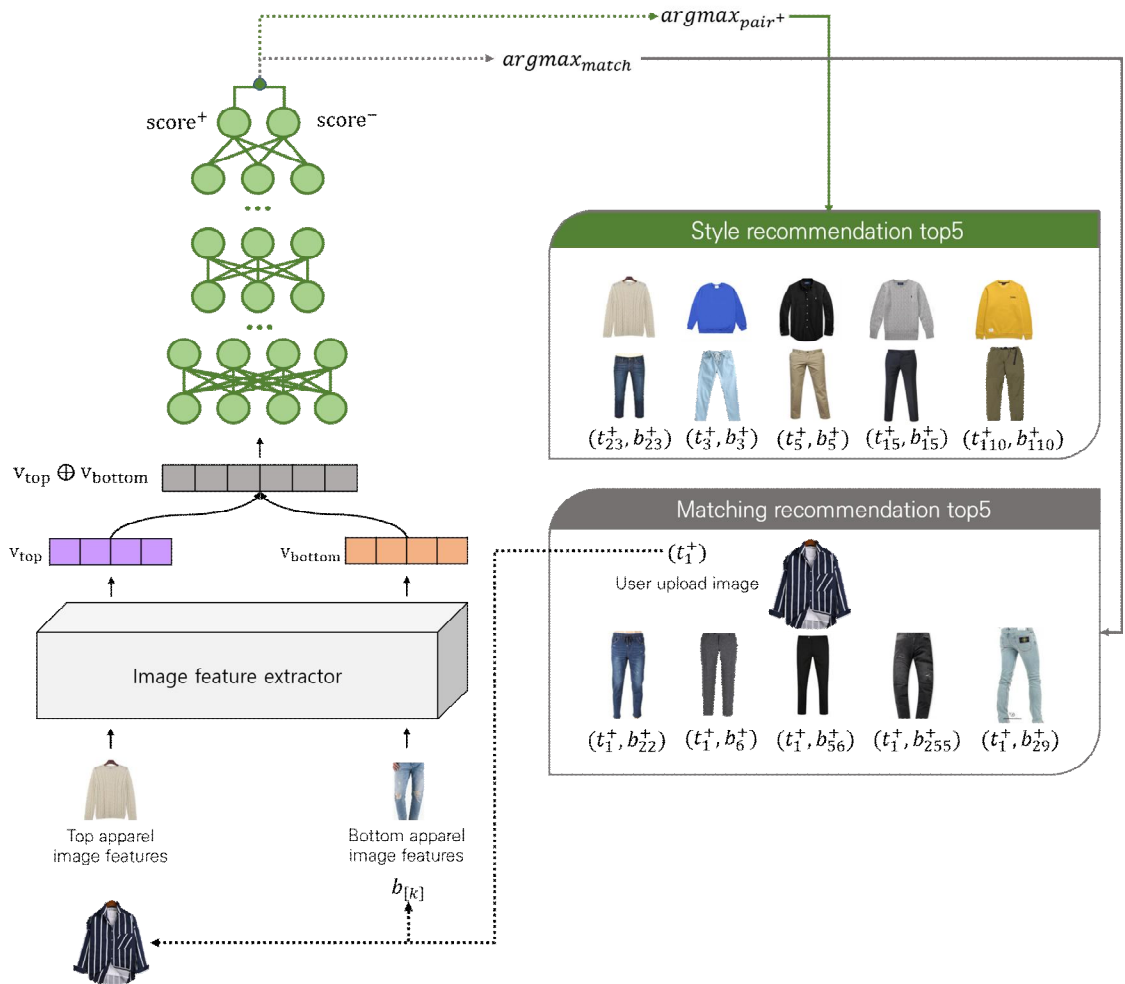


Fig. 2. Overview of deeplearning-based user preferred fashion style & apparel matching recommendation model

Fig. 1은 암묵적 사용자 패션 프로파일링 수집 시스템의 모델 개요이다. 암묵적 사용자 패션 프로파일링 수집 시스템은 랜덤으로 상의 및 하의 스타일 사진을 2가지씩 사용자에게 제시한다. 사용자는 그 중 자신이 선호하는 스타일의 이미지 사진을 선택할 수 있으며, 제시된 사진 중 마음에 드는 스타일이 없다면 시스템은 그 다음 스타일 이미지를 제시한다. 암묵적 사용자 패션 프로파일링 수집 시스템을 통하여 사용자마다 선호 스타일 이미지 프로파일을 보유하게 된다. 수집된 개인 프로파일을 통하여 상의 및 하의 추천을 해주는 사용자 선호 코드 추천 모델과 상의 또는 하의를 추천해주는 매칭 추천 모델을 학습하게 된다.

### 3.1 전문가 필터링

본 연구에서 제안한 암묵적 사용자 패션 프로파일링 방법은 크게 두 가지로 분류하여 학습 데이터를 수집한다. 첫째는 전문가를 통한 필터링이고 두 번째는 일반 사용자를 대상으로 데이터를 수집한다.

전문가 필터링을 수행하는 목적은 크게 두 가지로 볼 수 있다. 첫째, 일반 사용자들에게 제시되는 스타일 이미지들 중에서도 패션 전문가들이 판단하기에 일반적으로 사용자들이 선호하지 않는 스타일을 필터링하여 일반 사용자들에게 제공한다. 둘째, 상의 및 하의 추천 또는 상의 또는 하의 매칭 추천을 위한 모델을 학습할 때, 전문가 필터링을 거친 비슷한 스타일 이미지들의 추천 가중치를 줄여주기 위하여 수행한다.

### 3.2 일반 사용자

일반 사용자들은 전문가 필터링을 거친 프로파일링 시스템을 통해 스타일 이미지를 제시받는다. 제시되는 이미지들은 이미 3.1에서 필터링 작업을 가졌으므로, 일반 사용자들은 다른 사람들이 보기에 불편하거나 스타일이 좋지 않다는 인식에서 벗어날 수 있는 이미지들 중 선호하는 취향의 스타일을 선택할 수 있다.

## 4. 딥러닝기반 지능형 선호 패션 추천 모델

본 연구에서 제안된 딥러닝기반 지능형 선호 패션 추천 모델은 Deep neural network기반의 추천모델이다. 모델 학습을 위한 과정은 크게 두 가지로 나뉘어진다. (1) 전문가 필터링을 통해 획득한 프로파일 데이터로 pre-training을 진행한다. (2) (1)과정에서 수행한 모델에서 나오는 weight값을 개인화된 모델에 default로 설정한다. 개인화 모델 학습과정에서 default로 설정한 weight값이 업데이트되며 개인의 선호 스타일에 맞도록 학습된다. 해당 과정을 통해 3장에서 사용자마다 수집한 프로파일 데이터를 이용해 각 사용자마다 별도의 학습 모델을 갖게 된다.

Fig. 2는 위의 과정에 대한 모델 개요이다. 더 구체적으로는 각 사용자는 3장의 시스템을 통하여 수집된 프로파일링을 갖고 있으며, 이동엽 외(2017)[10, 15]의 이미지 자질 추출기 모델을 통하여 프로파일링에서 상의 및 하의 이미지를 벡터화시킨다. 각각의 이미지 벡터는 Item1과 Item2로 사용되며, concatenation을 통하여 하나의 벡터로 합쳐진다. 학습하는 과정에서 일반 사용자는 첫번째 과정에서 전문가 필터링을 통하여 pre-training된 weight값을 초기값으로 가지고 있으며, 추가로 개인의 프로파일링 데이터가 더해져 weight 학습을 통해 모델에 반영된다. 학습된 모델은 총 두 가지 (1) 딥러닝기반 사용자 선호 패션 추천과(Style recommendation), (2) 딥러닝기반 사용자 선호 패션 매칭 추천(Apparel matching recommendation)로 결과를 도출할 수 있다. (1)은 사용자 프로파일링을 기반으로 상의 및 하의를 추천해주는 것이며, (2)는 사용자가 상의 또는 하의 이미지를 제시했을 때, 각각 제시한 이미지와 어울리는 하의 또는 상의를 추천해주는 것이다.

### 4.1 Problem Formulation

전문가 필터링을 통해 레이블(label)된 데이터들을 학습 데이터로 이용하며, 학습에 사용되는 데이터의 형태는 제시된 상의 및 하의에 대한 쌍(pair)으로 학습을 수행한다. 상의 및 하의에 대한 각각의 이미지는 [10]의 연구에서 사용한 이미지 자질 추출기를 통하여 벡터로 변환한다. 프로파일링된 데이터에서 상의 이미지  $\{t_1, t_2, \dots, t_n\} \in top$ 와 하의 이미지  $\{b_1, b_2, \dots, b_n\} \in bottom$ 는 사용자가 제시된 이미지 중 선호하거나 비 선호하는 것에 따라 두 개의 레이블  $pair^-, pair^+ \in \{0, 1\}$ 으로 레이블링한다. 사용자가 선호하는 상의 및 하의 이미지  $pair^+ = \{(t_1^+, b_1^+), (t_2^+, b_2^+), \dots, (t_n^+, b_n^+)\}$ 와 같은 인덱스로 제시된 스타일에 대한 비 선호 이미지는  $pair^- = \{(t_1^-, b_1^-), (t_2^-, b_2^-), \dots, (t_n^-, b_n^-)\}$ 일 때, 각 이미지  $t, b$ 는 이미지 자질 추출기를 통하여 각각  $v_{top}$ 와  $v_{bottom}$ 으로 벡터화가 가능하다.

$$\begin{aligned} v_{top} &= ImageFeatureExtractor(t) \\ v_{bottom} &= ImageFeatureExtractor(b) \\ x &= v_{top} \oplus v_{bottom} \end{aligned} \quad (1)$$

상의 및 하의에 대한 각 이미지에 대한 벡터값은 concatenation(i.e.,  $\oplus$ )을 통하여  $x$ 로 정의한다. 결국 최종적으로 학습되는 모델은  $pair^+$ 와  $pair^-$ 의 거리가 최대화가 되도록 학습하는 것을 목표로 하며, 이를 만족하는  $t_1^+$ 와  $b_n^+$ 을 찾는 것이다. 이를 공식화(Formulization)하면 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$argmax_{(t_n^+, b_n^+) \in pair^+} \|score^+ - score^-\| \quad (2)$$

### 4.2 모델 학습

4.1에서 정의한  $x$ 는 deep neural network를 통해 학습에 사용된다. 선호하는 스타일에 대한 score값은 식 (3)과 같다.  $g^{[l]}$ 은  $l^{th}$ 레이어의 활성화 함수(Activation function)이며,  $W_{[l]}$ 과  $b_{[l]}$ 은 각각  $l^{th}$ 레이어에서 학습되는 weight값과 bias값이다.  $W_{[l]}$ 값은  $x^+$ 와  $x^-$ 가 함께 공유한다. 최종적으로 도출되는 score값은 output 레이어를 통해 나오며,  $W_o$ 와  $b_o$ 은 각각 output레이어에

서 나오는 weight와 bias값이며, 모델이 완성되는 동안 학습된다.

$$\begin{aligned} x^+ &= g^{[l]}(W_{[l]}x + b_{[l]}) \\ x^- &= g^{[l]}(W_{[l]}x + b_{[l]}) \\ score^+ &= W_o x^+ + b \\ score^- &= W_o x^- + b \end{aligned} \quad (3)$$

#### 4.2.1 Loss function

제안한 모델의 loss function은 point-wise ranking loss function[7]을 최적화되도록 학습시킨다. Point-wise ranking은 서로 다른 쌍들에 대해 상대적인 랭킹 점수를 통하여 순위화하는 것이다. 해당 과정을 거치면 마지막으로 어떤 상의와 하의 쌍이 랭킹 점수가 높은지 도출되어, 가장 높은 순위의 스타일을 사용자에게 추천한다. loss function은 식 (4)와 같다.

$$\mathcal{L} = \min[l2(score^+) - l2(score^-), \lambda] \quad (4)$$

$l2$ 는 l2-regularization[8]이며,  $\lambda$ 는 최소치 임계값이며, 휴리스틱(Heuristic)하게 실험하여 10으로 설정하였다.

## 5. 딥 러닝기반 사용자 선호 패션 매칭 추천 모델

딥 러닝기반 사용자 선호 패션 매칭 추천 모델은 사용자가 상의 또는 하의 이미지를 제시하면 그에 맞는 하의 또는 상의를 각각 추천해주는 모델이다. 예를 들어 사용자가 상의 이미지를 제시하였으면, 시스템은 해당 이미지와 어울리는 하의 이미지를 추천해준다. 매칭 추천 모델은 4장의 모델구조와 동일하며,  $t_1^+$ 을 사용자가 제시하였다면 이와 어울리는 모든 하의를 대조해보기 위해 input을  $pair^+ = \{(t_1^+, b_1^+), (t_1^+, b_2^+), \dots, (t_1^+, b_n^+)\}$ 와 같이 제시한 이미지로 설정하여 score값을 도출하여 비교한다. 식(5)는 다음을 만족한다.  $\{t_n^+, b_n^+ \in pair^+ | match = t_n^+ \text{ or } b_n^+\}$ 와 같이 하의를 추천받고 싶을 때는  $match$ 는  $t_n^+$ 가 되며 시스템에서 score값을 도출하기위한 input은  $(t_n^+, b_{[k]}^+)$ 가 된다. 이때  $[k] = \{1, 2, 3, \dots, n\}$ 을 의미한다.

$$\operatorname{argmax}_{match} score^+ \quad (5)$$

## 6. 실험

### 6.1 Implementation Details

제안한 모델의 실험은 남성복 웹 쇼핑몰 크롤링 데이터 1만건을 대상으로 수행되었으며, 각 이미지에는 계절감(춘추/하복/동복), 상의 또는 하의 등의 태깅 정보가 들어있다. 각 데이터에 대한 태깅은 크롤링을 통해 쇼핑몰에서 가져온 정보 및 패션 전문가들을 통한 추가 태깅 정보가 들어있다. 네트워크 레이어는 10개를 사용하였으며, input 벡터는 64차원으로 구성되어 있다. 각 레이어는 500차원으로 구성하였으며, batch 사이즈는 10, l2-regularizer learning rate는 0.01로 설정하였다. 또한 optimizer로는 Adam optimizer[9]를 사용하였다.

### 6.2 실험 결과

Fig. 3은 사용자 프로파일링을 통해 top5의 상의 및 하의에 대한 선호 패션 추천을 수행한 결과이다.



Fig. 3. Example of top & bottom apparel style recommendation (Top 5)



Fig. 4. Example of bottom matching recommendation for top apparel (Top 5)



Fig. 5. Example of top matching recommendation for bottom apparel (Top 5)

Fig. 4와 Fig. 5는 각각 상의에 대한 하의 매칭 추천과 하의에 대한 상의 매칭 추천 결과이다. 두 결과 모두 사용자가 자신이 마음에 드는 옷을 제시하고 시스템이 이에 맞는 옷을 추천해주는 결과이다. 개인화된 패션 추천에서는 정량적인 평가가 이루어지기 힘들기 때문에, 본 연구에서는 정성적인 평가를 수행하였다. 이와 같은 시도들은 [11, 14]에서도 있었다. Packer et al.(2018)[11]의 연구에서는 개인화된 선호도를 affinity vector를 이용하여 나타내고 scaled affinity vector를 통하여 refined recommendation을 제안하였지만 이에 대한 정량적인 평가를 수행하지는 않았으며, 추천 결과에 대한 예시만을 제시하였다. McAuley et al.(2015)[14]의 연구에서도 마찬가지로 query에 대한 추천 결과 예시만을 제시하였다.

## 7. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 암묵적 프로파일링 기법을 통한 딥러닝기반 지능형 선호 패션 추천 모델을 제안하였다. 제안한 모델은 기존의 사용자 프로파일링 방법의 한계점을 해소하고자 암묵적 프로파일링 방법을 사용하였다. 또한 이미지의 특성을 반영한 벡터를 이용한 지능형 패션 추천모델을 제안하였다. 제안한 모델을 통하여 정성적인 평가를 수행하여 의미있는 결과를 도출하였다. 비록 정량적인 평가를 수행하지는 못 하였지만 향후 패션 추천에 대한 정답 태깅 데이터가 있으면 이 한계점은 해소될 것으로 기대한다.

딥 러닝의 특성상 많은 데이터의 양을 확보할수록 모델의 성능을 상승시키는데 더 많은 기여를 할 수 있다. 따라서 본 연구의 향후 연구는 패션 추천을 위한 태깅 데이터를 많이 확보하여 정량적인 평가가 가능하도록 모델 개선이 필요할 것으로 생각된다.

## REFERENCES

- [1] Korea Federation of Textile Industries. (2017). Korean fashion trend 2018. Seoul : KOFOTI.
- [2] Korean Fashion Association. (2018). World fashion industry status. Seoul : KFA.
- [3] Acetrader. (2018). Online marketing trend on fashion. OpenAds(acetrader). <http://www.openads.co.kr/nTrend/article/2678>.
- [4] Colson, E. (2013). Using human and machine processing in recommendation systems. in *First AAAI Conference on Human Computation and Crowdsourcing*. 16-17.
- [5] Linden, G. B. Smith & J. York. (2003) Amazon. com recommendations: Item-to-item collaborative filtering. *IEEE Internet computing.*, 7(1), 76-80. DOI : 10.1109/MIC.2003.1167344
- [6] Lam, X.N. Vu, T. Le, T.D. & Duong, A.D., (2008). Addressing cold-start problem in recommendation systems. In *Proceedings of the 2nd international conference on Ubiquitous information management and communication ACM.*, 208-211. DOI : 10.1145/1352793.1352837
- [7] Liu, T. Y. (2009). Learning to rank for information retrieval. *Foundations and Trends® in Information Retrieval*, 3(3), 225-331. DOI : 10.1561/1500000016
- [8] S. Wager, S. Wang, & P. S. Liang, (2013). Dropout training as adaptive regularization. In *Advances in neural information processing systems*, 351-359.
- [9] D.P. Kingma & J.Ba, (2014). Adam: A method for stochastic optimization. *arXiv preprint arXiv:1412.6980*.
- [10] D. Lee, C. Lee, S. Lee, J. Jo & H. Lim. (2017). Automatic Classification and Embedding of Fashion Products using Deep Residual Network. *Korea Computer Congress(KSC)*, 975-977.
- [11] C. Packer, J. McAuley & A.Ramisa, (2018). Visually-Aware Personalized Recommendation using Interpretable Image Representations. *arXiv preprint arXiv:1806.09820*.
- [12] E.Colson (2013). Using human and machine processing in recommendation systems. in *First AAAI Conference on Human Computation and Crowdsourcing*.
- [13] G. Linden, B. Smith & J. York, (2003). Amazon. com recommendations: Item-to-item collaborative filtering. *IEEE Internet computing*, 7(1), 76-80. DOI : 10.1109/MIC.2003.1167344
- [14] J. McAuley, C. Targett, Q. Shi & A. Van Den Hengel. (2015). Image-based recommendations on styles and substitutes. In *Proceedings of the 38th International*

*ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*. 43-52.

DOI : 10.1145/2766462.2767755

- [15] . Lee, J. Jo, C. Lee, D. Lee & H. Lim. (2017). Implicit User Profiling Technique for Intelligent Fashion Product Search and Recommendation. *Korea Computer Congress(KSC)*, 862-864.
- [16] D. Lee, J. Jo & H. Lim. (2017). User Sentiment Analysis on Amazon Fashion Product Review Using Word Embedding. *Journal of the Korea Convergence Society*, 8(4), 1-8.  
DOI : 10.15207/JKCS.2017.8.4.001

임 희 석(Lim, Heuseok)

[정회원]



- 1992년 2월 : 고려대학교 컴퓨터학과(이학사)
- 1994년 2월 : 고려대학교 컴퓨터학과 (이학석사)
- 1997년 2월 : 고려대학교 컴퓨터학과 (이학박사)
- 2008년 ~ 현재 : 고려대학교 정보대학 컴퓨터학과 교수
- 관심분야 : 자연어처리, 인공지능, 딥러닝
- E-Mail : limhseok@korea.ac.kr

이 설 화(Lee, Seolhwa)

[정회원]



- 2015년 2월 : 백석대학교 소프트웨어학과 (공학사)
- 2018년 8월 : 고려대학교 컴퓨터학과 (박사수료)
- 2018년 9월 ~ 현재 : 고려대학교 컴퓨터학과 강사
- 관심분야 : 인공지능, 자연어처리, 딥러닝
- E-Mail : whiteldark@korea.ac.kr

이 찬 희(Lee, Chanhee)

[정회원]



- 2013년 8월 : 서강대학교 컴퓨터공학심화 (학사)
- 2016년 8월 ~ 현재 : 고려대학교 컴퓨터학과 석박사 통합 과정
- 관심분야 : 인공지능, 자연어처리, 딥러닝
- E-Mail : chanhee0222@korea.ac.kr

조 재 춘(Jo, Jaechoon)

[정회원]



- 2010년 2월 : 제주대학교 컴퓨터교육과(이학사)
- 2012년 2월 : 고려대학교 컴퓨터교육과 (이학석사)
- 2018년 2월 : 고려대학교 컴퓨터과 (공학박사)
- 2018년 3월 ~ 현재 : 고려대학교 정보대학 연구교수
- 관심분야 : AI in Education, NLP, Deep Learning
- E-Mail : jaechoon@korea.ac.kr