

# 잡지기사 관련 상품 연계 추천 서비스를 위한 하이퍼네트워크 기반의 상품이미지 자동 태깅 기법

## (Auto-tagging Method for Unlabeled Item Images with Hypernetworks for Article-related Item Recommender Systems)

하 정 우 \*      김 병 희 \*  
 (Jung-Woo Ha)    (Byoung-Hee Kim)

이 바 도 \*      장 병 탁 \*\*  
 (Bado Lee)      (Byoung-Tak Zhang)

**요 약** 잡지기사 관련 상품 연계 추천 서비스는 온라인 상에서 잡지 기사의 컨텍스트를 반영하여 상품을 추천하는 서비스이다. 현재 이러한 서비스는 잡지기사와 상품에 부여되어 있는 태그 간의 유사성을 기준으로 한 추천 기술에 의존하고 있으나, 태그 부여 비용과 추천의 정확도가 높지 않은 단점이 있다. 본 논문에서는 잡지 기사 컨텍스트 관련 상품연계 추천 기술의 한 요소로서 상품이미지 정보로부터

상품의 종류를 자동으로 분류하고 이를 상품의 태그로 활용하는 방법을 제안한다. 이미지에서 추출한 시각단어(visual word)와 상품 종류 간의 고차 연관관계를 하이퍼네트워크 기법을 통해 학습하고, 학습된 하이퍼네트워크를 이용하여 상품 이미지에 한 개 이상의 태그를 자동으로 부여한다. 실제 온라인 쇼핑몰에서 사용되는 10가지 종류의 상품 1,251개의 이미지 데이터를 기반으로, 하이퍼네트워크를 이용한 상품이미지 자동 태깅 기법이 다른 기계학습 방법과 비교하여 경쟁력 있는 성능을 보여준과 동시에, 복수개의 태그 부여를 통해 상품 이미지 태깅의 정확성이 향상됨을 보인다.

키워드 : 하이퍼네트워크, 이미지 자동 태깅, 멀티 레이블 분류, 상품 추천

**Abstract** Article-related product recommender system is an emerging e-commerce service which recommends items based on association in contexts between items and articles. Current services recommend based on the similarity between tags of articles and items, which is deficient not only due to the high cost in manual tagging but also low accuracies in recommendation. As a component of novel article-related item recommender system, we propose a new method for tagging item images based on pre-defined categories. We suggest a hypernetwork-based algorithm for learning association between images, which is represented by visual words, and categories of products. Learned hypernetwork are used to assign multiple tags to unlabeled item images. We show the ability of our method with a product set of real-world online shopping-mall including 1,251 product images with 10 categories. Experimental results not only show that the proposed method has competitive tagging performance compared with other classifiers but also present that the proposed multi-tagging method based on hypernetworks improves the accuracy of tagging.

Key words : Hypernetwork, Image auto-tagging, Multi-label classification, Item recommender system

\* 본 연구는 지식경제부 및 한국산업기술평가관리원의 IT산업원천기술개발사업(KI002138, 차세대 맞춤형 서비스를 위한 기계학습 기반 멀티모달 복합 정보 추출 및 추천기술 개발, MARS) 및 지식경제부 산업원천기술개발사업(10035348, 모바일 플랫폼 기반 계획 및 학습 인지 모델 프레임워크 기술 개발)의 일환으로 수행하였으며, 교육과학기술부의 지원으로 국가연구재단의 지원을 받아 수행된 연구(314-2008-1-D00377, Xtran) 및 교육과학기술부의 BK21-IT사업에 의해 일부 지원되었음.

· 이 논문은 2010 한국컴퓨터종합학술대회에서 '잡지기사 관련 상품 연계 추천 서비스를 위한 하이퍼네트워크 기반의 상품이미지 자동 태깅 기법'의 제목으로 발표된 논문을 확장한 것임

\* 학생회원 : 서울대학교 전기컴퓨터공학부  
 jwha@bi.snu.ac.kr  
 bhkim@bi.snu.ac.kr  
 blee@bi.snu.ac.kr

\*\* 종신회원 : 서울대학교 전기컴퓨터공학부 교수  
 btzhang@bi.snu.ac.kr

논문접수 : 2010년 8월 10일  
 심사완료 : 2010년 9월 9일

Copyright©2010 한국정보과학회: 개인 목적이나 교육 목적인 경우, 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.

정보과학회논문지: 컴퓨팅의 실제 및 레터 제16권 제10호(2010.10)

### 1. 서 론

온라인 상거래가 활발해짐에 따라 다양한 방식의 상품 추천 서비스가 등장하였으며, 최근 새로운 상품 추천 서비스로서 잡지 기사검색과 온라인 상품 쇼핑을 연계 추천하는 서비스가 등장하고 있다. 이 서비스에서는 사용자가 온라인상에서 잡지 기사를 열람하면 기사 하단에 잡지 기사의 내용과 관련된 상품의 목록이 자동으로 생성되어 쇼핑몰의 구매 사이트로 직접 연결된다. 대표적인 추천 기법인 협력적 여과(collaborative filtering) [1] 기법은 상품의 컨텍스트 자체보다는 상품과 사용자와의 이력 관계를 기반으로 추천 여부를 결정하기 때문에 이러한 연계 서비스에 적용되기에는 제한적이다. 현

재의 서비스는 잡지 기사와 상품 각각에 수동으로 부여된 태그들 간의 유사도를 기반으로 추천 여부를 결정하고 있다. 그러나 수동 태깅의 낮은 비용 대비 효율성과 대규모 데이터 처리 시의 시간적 한계로 인해 잡지 기사 컨텍스트와 상품 정보간의 연관성을 모델링 할 새로운 방법이 필요하다. 특히 잡지 기사와 상품 정보 모두 멀티모달(multimodal) 특성을 갖는 데이터이므로 모달리티 간의 크로스모달(cross-modal) 연관성을 학습하는 기술[2-5]이 필요하다.

이를 위해 본 연구진은 멀티모달 연상 추천시스템(MARS) 프로젝트를 통하여 이미지와 텍스트 문서로 구성된 잡지기사의 컨텍스트와 이미지와 메타정보로 구성된 상품 정보간의 멀티모달 연상 연관관계를 모델링하는 방법을 연구 중이며 본 논문에서는 해당 기술의 한 구성요소로서 상품의 이미지를 입력받아 상품의 종류를 분류하고, 분류명을 태그로서 상품에 부여하는 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 확률 그래프모델의 하나인 하이퍼네트워크를 이용하여 인자들 간의 고차 연관관계 학습을 핵심 요소로 포함한다[6]. 본 연구에서 상품이미지는 시각단어(visual words)로 표현되며, 하이퍼네트워크를 이용하여 시각단어들과 상품의 분류명 간의 고차 연관관계를 학습후, 학습된 하이퍼네트워크를 이용하여 새로운 상품이미지가 주어졌을 때 상품의 종류를 분류하고 복수 개의 태그를 부여한다. 이를 위해 본 연구에서는 실제 온라인 쇼핑몰인 스토리샵(www.storyshop.kr)에서 거래되고 있는 10가지 종류의 상품 1,251점의 이미지와 상품카테고리를 하이퍼네트워크를 학습하고 태깅하는 데 이용한다. 실험결과는 하이퍼네트워크를 이용하여 상품을 태깅하는 것이 다른 기계학습 알고리즘들의 결과에 비해 성능이 우수함을 보인다. 또한 하나의 상품이미지에 복수 개의 태그를 부여할 경우 태깅 정확도가 현저히 상승한다는 것을 보여주고 있다.

## 2. MARS(Multimodal Associative Recommender System)

멀티모달 연상 추천시스템(MARS)은 온라인 상에서 이미지, 텍스트, 사용자 정보 및 선호도 등 다양한 모달리티의 데이터의 통합 연관성 모델링 및 학습 기법과 추천 기법을 개발하고, 사용자의 상황 및 컨텍스트를 고려하여 사용자에게 추천 서비스를 제공하고자 개발 중인 플랫폼이다(그림 1). MARS 연구개발 과정은 총 5년 동안(2009~2014) 진행되는 프로젝트이며, 온라인 기사 검색(www.storysearch.co.kr) 및 쇼핑몰(www.storyshop.kr) 서비스를 운영하는 (주)ddh와의 협력 하에 현재 2년차 연구가 진행되어 컨텍스트 기반 멀티모달 연상 모델링 기술을 연구 중이다. 선행 연구로서 텍스트와 이미지간의 크로스 모달 상호 생성 기술을 이용한 이미지 검색 기법을 제안한 바 있다[7]. 또한 2년차 결과물로서 컨텍스트 기반 텍스트-이미지 크로스 모달 연관관계 분석을 통하여 잡지기사 관련 상품 연계 및 추천서비스에 적용할 예정이다. 이미지-텍스트 공동 출현 빈도 행렬 연산 기반의 기존의 멀티모달 연상 기법과는 달리 [2] 본 연구는 수십 개 이상의 시각단어와 텍스트 단어들로 구성된 모듈들로 구성된 하이퍼네트워크로서 컨텍스트 기반 텍스트-이미지 크로스 모달 연관관계 분석을 통하여 잡지기사 관련 상품 연계 및 추천서비스에 적용할 예정이다. 이미지-텍스트 공동 출현 빈도 행렬 연산 기반의 기존의 멀티모달 연상 기법과는 달리[2] 본 연구는 수십 개 이상의 시각단어와 텍스트 단어들로 구성된 모듈들로 구성된 하이퍼네트워크를 이용하여 이미지-텍스트 간의 고차연관관계를 표현하고, 학습을 통해 탐색된 모듈들을 추천을 위한 컨텍스트로서 활용한다는 측면에서 차별성을 갖는다. 그림 2는 MARS 프로젝트의 2년차 연구내용의 결과물인 잡지기사 관련 상품 연계

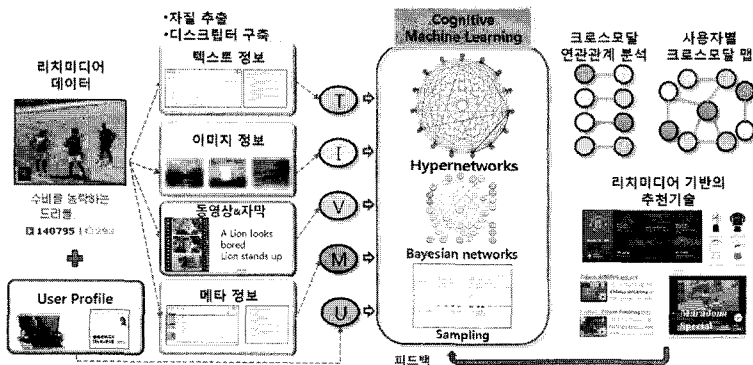


그림 1 멀티모달 연상 추천시스템(MARS)의 개념도. (1) 리미미디어의 멀티모달 특성을 반영한 패턴 인식 및 복합정보 분석기술 (2) 사용자의 개별 특성에 따른 크로스모달 연관정보 분석 및 추천 기술을 포함한다.

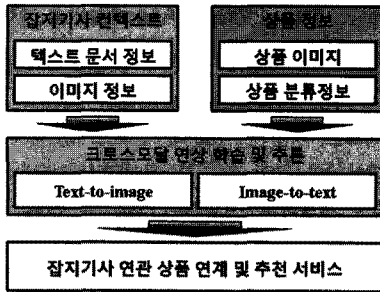


그림 2 잡지기사 컨텍스트 기반 상품 추천기술의 구조

추천서비스의 구조를 도식화하고 있으며 본 논문에서는 그 일부분으로서 상품이미지 정보를 이용한 상품 분류 및 멀티 태깅 방법을 제시하고 있다.

### 3. 하이퍼네트워크 기반의 상품이미지 정보 모델링

#### 3.1 하이퍼네트워크 모델

하이퍼네트워크 모델은 자기조직(self-organizing) 원리를 반영한 확률그래프모델로서 데이터를 구성하는 인자(feature)들 간의 고차 연관관계를 표현 및 학습 가능한 기계학습 방법론이다[6]. 하이퍼네트워크는 인자의 값을 나타내는 벡터(vertex)와 벡터 간의 임의의 조합으로서 고유의 가중치(weight)를 갖는 하이퍼에지(hyper-edge)로 구성되며 하이퍼에지가 동시에 연결하는 벡터의 수를 하이퍼에지의 '오더(order)'라고 정의한다. 하이퍼네트워크의 특성은 아래와 같이 요약 정리될 수 있다.

- 1) 회상기억(Recall memory): 부분정보를 통한 데이터의 저장과 재생성을 통한 인출
- 2) 전역지역성(Glocality): 하이퍼에지의 다양한 오더 구성을 통하여 전역 및 지역적 정보를 동시에 표현
- 3) 조합성(Compositionality): 수많은 인자들의 조합을 통하여 넓은 조합의 공간을 표현 및 탐색
- 4) 자가조립(Self-assembly): 진화연산 기반의 학습을 통해 분자 자가조립을 모사

하이퍼네트워크 특성은 [6]에 자세하게 설명되어 있다. 하이퍼네트워크  $H$ 는 벡터  $v$ , 하이퍼에지  $E_i$ , 가중치  $w$ 의 집합  $V, E, W$ 가 주어졌을 때  $H=(V, E, W)$ 로 표현된다. 하이퍼네트워크는 주어진 데이터의 부분 정보를 저장하고 이후에 부분 정보가 주어질 때 인출하는 가능한 확률 연상 메모리로서 해석 가능하며, 이 때 하이퍼네트워크를 통해 데이터가 생성될 우도 확률  $P(D|W)$ 는

$$P(D|W) = \prod_{n=1}^N P(x^{(n)}|W) = \prod_{n=1}^N \left[ \frac{1}{Z(W)} \exp\{-\varepsilon(x^{(n)}; W)\} \right] \quad (1)$$

결국 하이퍼네트워크는 주어진 데이터의 분포를 가장 잘 반영하는 형태로 하이퍼에지의 구성과 가중치를 변

화시킴으로써 학습이 진행된다. 하이퍼네트워크의 학습에 대한 구체적인 설명은 [6]에 제시되어 있다.

#### 3.2 하이퍼네트워크를 이용한 상품정보 학습

시각단어의 벡터로 표현된 상품이미지 데이터 집합이 주어지면, 그림 3과 같은 과정을 통해 하이퍼네트워크가 생성 및 학습된다. 즉 데이터가 주어지면 랜덤 샘플링 기반으로 하이퍼에지가 생성된 하이퍼에지들은 초기 하이퍼네트워크  $H$ 를 구성한다. 그리고 훈련데이터와의 비교를 통해 하이퍼에지들의 가중치가 학습이 된다. 그리

1. 상품종류의 집합  $Y$ , 시각단어 벡터로 표현된 상품이미지를  $x$ , 상품종류를  $y$ 라 할 때 데이터 집합  $D=\{d|d=(x_i, y_i)\}$ 를 훈련 데이터와 테스트 데이터로 분할
2. 다음 과정을 통해  $k$ -하이퍼네트워크 생성
  - 1) 하나의 훈련 데이터 샘플이 주어지면 랜덤하게  $k$ 개의 인자를 선택하여 하이퍼에지를 생성
  - 2) 하이퍼에지의 가중치 초기화 및 하이퍼에지 집합에 추가
  - 3) 하나의 데이터로부터 생성되는 하이퍼에지의 수를 샘플링 수로 정의하며 샘플링 수만큼 1)-2)를 반복수행
  - 4) 전체 훈련 데이터에 대하여 1)-3)를 반복수행하여 하이퍼네트워크 생성
3. 다음 과정을 통하여 학습 수행
  - 1) 하나의 훈련 데이터 샘플  $d_i$ 이 주어지면 하이퍼네트워크에 속한 전체 하이퍼에지  $E$ 에 대하여 다음을 수행
    - a) 하나의 하이퍼에지  $E_j$ 가 주어지면 하이퍼에지에 포함된  $k$ 개의 벡터로 표현된 시각단어 값들과  $d_i$ 의 시각단어 값들을 비교
    - b)  $E_j$ 내의 모든 시각단어 값들이  $d_i$ 의 시각단어 값들과 동일한 경우에 대하여
      - 가)  $E_j$ 의  $y_j$ 와  $d_i$ 의  $y_i$ 가 같은 경우  $\#c$ 를 1증가.
      - 나) 다른 경우  $\#w$ 를 1증가.
    - c) 전체 하이퍼에지 집합  $E$ 에 대하여 반복 수행
  - 2) 전체 훈련데이터 집합에 대하여 반복 수행
  - 3) 수식을 이용해  $E_j$ 의 가중치 계산
4. 다음 과정을 통하여 학습된 하이퍼네트워크의 태깅 정확도 산출
  - 1) 하나의 훈련 데이터 샘플  $d_i$ 이 주어지면 하이퍼네트워크에 속한 전체 하이퍼에지  $E$ 에 대하여 다음을 수행
    - a)  $E_j$ 가 주어지면 하이퍼에지에 포함된  $k$ 개의 벡터로 표현된 시각단어 값들과  $d_i$ 의 시각단어 값들을 비교하고 같은 경우에 대하여  $E_j$ 의 상품정보  $y_j = c$ 라고 하면 다음과 같이 가중치 반영:  $w_c = w_c + w_j$
    - b)  $E$ 에 대하여 a)를 반복 수행
    - c)  $d_i$ 의 예측된 상품종류를  $\hat{y}_i$ 라고 하면
 
$$\hat{y}_i = \arg \max_c \sum_{c \in Y} \frac{w_c}{w_c}$$
    - d)  $\hat{y}_i = y_i$  이면  $\#correct$  1 증가
    - e) 멀티 태깅인 경우  $w_c$ 가 큰 순서대로  $c$ 값을 정렬하고 부여할 태그 수만큼  $c$ 를 선택
  - 2) 모든 훈련 데이터에 대하여 반복 수행
  - 3)  $accuracy = \#correct / \#total$
5. 전체 하이퍼에지 집합  $E$ 에서 가중치가 낮은 하위 10%를 집합에서 제거
6. 5에서 제거된 하이퍼에지가 생성된 데이터로부터 새로운 하이퍼에지 생성
7. 2-6까지 정해진 횟수만큼 반복 수행
8. 7까지 학습된 하이퍼네트워크를 이용하여 테스트 데이터 집합에 대하여 태깅 성능 측정

그림 3 하이퍼네트워크 이용 학습 및 태깅 알고리즘

고 학습된 하이퍼네트워크  $H'$ 를 이용하여 훈련데이터의 분류 성능을 측정한다. 그 후 가중치가 낮은 일부 하이퍼에지는 하이퍼네트워크로부터 제거되고 새로운 하이퍼에지가 생성되어 하이퍼네트워크에 포함된다. 이러한 과정을 정해진 숫자만큼 반복을 통해 학습이 진행된다. 이때 학습과정에서 하이퍼에지  $E_j$ 의 가중치  $w_j$ 를 계산하는 수식은 다음과 같이 정의된다.

$$w_j = \frac{\alpha}{\#_w} + \beta \times \#_c \quad (2)$$

식 (2)에서  $\alpha$ 와  $\beta$ 는 임의의 상수로서 덜 틀린 경우와 더 많이 맞추는 경우에 대하여 가중치에 영향을 주는 요소이다. 경험적 실험에서 비추어 볼 때  $\alpha >> \beta$ 인 경우 일반적으로 분류 성능이 높게 나온다. 이는 덜 틀리는 방향으로 학습하는 것이 분류 성능을 높이는 중요한 학습방향이 된다는 것을 의미한다.

## 4. 실험결과

### 4.1 실험 설정 및 데이터

본 실험에서는 스토리샵(www.storyshop.kr)에서 실제 활용되고 있는 10가지 종류 1,251점의 상품이미지를 데이터로 활용하였다(표 1). 각각의 상품 이미지는 전처리로서 SURF[8]와 mean-shift 클러스터링을 기반으로 하여 추출된 4,022개의 시각단어 인자 집합(feature set) 중에서 모든 샘플에서 동일한 값을 갖는 인자들을 제외한 81개의 인자들에 대하여 히스토그램 벡터로 표현되며, 표현된 히스토그램은 TF-IDF[9]를 이용하여 정규화한다.<sup>1)</sup> 그리고 마지막으로 하이퍼네트워크 모델은 이산화한 데이터에 대해서만 효과적으로 학습이 가능하므로 정규화한 시각단어 벡터 데이터를 0에서 4까지 5단계로 이산화 표현하였다. 실험에 사용된 10가지 상품의 종류와 데이터 수는 표 1과 같다. 일반화 성능을 검증하기 위해 전체 데이터 샘플 중 70%를 훈련데이터로 활용하고 나머지 30%를 테스트 데이터로 사용하였으며, 실험 결과의 재현성을 위하여 매 실험마다 훈련 데이터와 테스트 데이터의 구성이 변하도록 실험하였다. 비교 분석을 위하여 기존의 분류 알고리즘을 적용하여 동일

표 1 상품데이터의 구성

상품종류	샘플수	상품종류	샘플수
디자인시계	129	열쇠고리/핸드폰줄	164
바인더	129	와인잔	93
수저/포크/ナイ프	123	칼	140
아동용완구/인형	127	컴퓨터용품	82
아트액자	134	홈베이킹	130

1) 시각 단어 추출 기법 및 상품 이미지에서의 시각단어 추출 처리는 서울대학교 ISPL 연구실의 하성종 연구원이 제공하였음.

표 2 하이퍼네트워크 파라미터

파라미터 명칭	설정값	
샘플링 수	20	
하이퍼에지 교체 비율	10%	
반복실험 횟수	10회	
가중치	$\alpha$	10
	$\beta$	0.0001

한 데이터에 대해 태깅 성능을 측정하였다. 그리고 각 상품에 부여되는 태그의 수가  $m$ 인 경우 ' $m$ 차 태깅'이라고 정의한다. 이 실험에서 사용된 하이퍼네트워크의 파라미터는 표 2와 같다.

### 4.2 실험결과

표 3은 하이퍼네트워크 기반의 상품이미지 태깅 정확도를 일반적으로 널리 활용되는 기계학습 기법을 이용한 태깅 결과와 비교한 것이다. 표 3에서 알 수 있듯이 하이퍼네트워크는 SVM과 Bayesian Network와 비교했을 때 경쟁력 있는 태깅 성능을 나타내며 그 외의 알고리즘들에 비해서 우수한 태깅 정확도를 보여주고 있다. 그림 4는 하이퍼네트워크의 오더별 태깅 정확도를 나타내고 있다. 하이퍼네트워크의 오더가 30이 될 때까지 오더가 증가할수록 전반적으로 태깅 정확도가 증가하지만 30이 넘어서게 되면 감소하는 추세를 보이고 있다. 그러므로 현재의 문제에 대해서는 최적의 오더값은 30으로 판단된다. 이는 하이퍼네트워크의 오더가 일정한 수준을 넘어서게 되면 너무 지역적이고 세부적인 정보만 하이퍼네트워크에 저장되어 일반화 성능이 저하되기 때문이다. 그림 5는 각 상품 이미지 당 복수 개의 태그를 부여한 경우 태깅 정확도를 나타낸 결과이다.  $m$ 차 태깅의 정확도는  $m$ 개의 태그 중에 실제 상품의 태그가 포함된 경우 정확하게 태깅한 것으로 간주한다. 그림에서 알 수 있듯이 상품에 3차 태깅을 수행하면 태깅 정확도가 65% 정도까지 상승하는데 이는 1차 태깅에서는 실패하더라도 정답 태그정보의 순위가 높게 학습되었음을 알 수 있다. 그림 6은 3차 태그가 부여된 상품의 이미지의 예를 보여

표 3 다른 알고리즘과의 태깅 정확도 비교. 비교된 기계학습 모델의 정확도는 10회 실험 후 평균 값

기계학습 모델 <sup>2)</sup> (세부 세팅)	1차 태깅 정확도(%)	표준편차
하이퍼네트워크(오더=30)	36.15	2.44
SVM (SMO+2차 다항커널)	35.24	1.95
Decision Tree (J48)	28.33	2.10
Random Forest	29.51	1.68
kNN (k=1)	30.6	2.71
Bayesian Network (K2, #Par =3)	35.78	2.28
Naive Bayes	33.48	1.49

2) 하이퍼네트워크 이외의 기법은 Weka[10]를 이용하여 실험하였음

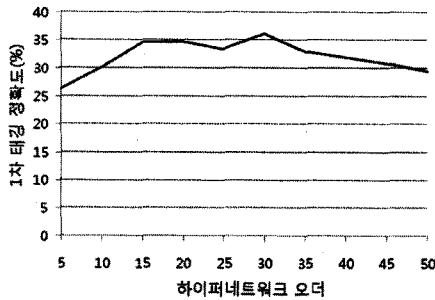


그림 4 오더 증가에 따른 태깅 정확도 변화

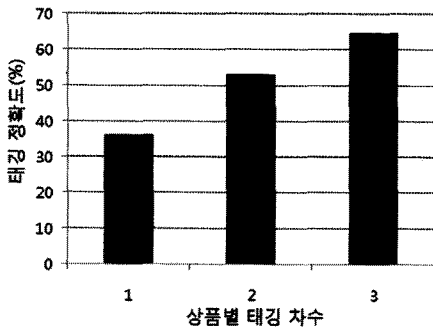


그림 5 태깅 차수별 정확도의 증가

주고 있다. 그림에서 알 수 있듯이 상품이미지가 나타내는 컨텍스트와 부여된 태그들 사이에는 의미의 유사성이 있음을 알 수 있다.

5. 결론

본 연구는 멀티모달 환경 하에서 다양한 모달리티 정보로부터 사용자에게 가장 적합한 추천 서비스를 제공하는 MARS 프로젝트의 2년차 연구의 일환으로, 하이퍼네트워크를 기반의 상품이미지 및 정보를 이용한 멀티태깅 방법을 제안하고 있다. 실험결과는 하이퍼네트워크 기반의 상품이미지 태깅 방법이 다른 알고리즘에 비하여 우수한 성능을 보여주고 있으며 멀티태깅 기법을 통해 태깅 정확도를 향상시킬 수 있음을 보여주었다. 본 연구는 본 연구전의 이전 연구인 멀티모달 추론을 이용한 크로스 모달 상호 키워드 생성 기법과 통합

되어 컨텍스트 기반의 잡지기사 관련 상품 연계 및 추천 서비스에 활용될 수 있으며, 더 나아가 더 넓은 영역에서 이미지 자동 태깅 기술에 활용될 수 있고 멀티모달 정보 검색 분야에 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

참고문헌

- [1] S. Vucetic and Z. Obradovic, "A regression-based approach for scaling-up personalized recommender systems in e-commerce," In *ACM WebKDD 2000 Web Mining for E-Commerce Workshop*, 2000.
- [2] D. Li et al. "Multimedia content processing through cross-modal association," In *Proc. of the 11th annual ACM International Conference on Multimedia (MM'03)*, pp.604-611, 2003.
- [3] J.M. Fuster et al. "Cross-modal and cross-temporal association in neurons of frontal cortex," *Nature*, 405, pp.347-351. 2000.
- [4] K.-S. Goh et al. "Multimodal concept-dependent active learning for image retrieval," In *Proc. of the 12th annual ACM international conference on Multimedia (MM'04)*, pp.564-571, 2004.
- [5] F. Quek et al. "Multimodal human discourse: gesture and speech," *ACM Trans. on Computer-Human Interaction*, vol.9, no.3, pp.171-193, 2002.
- [6] B.-T. Zhang, "Hypernetworks: A molecular evolutionary architecture for cognitive learning and memory," *IEEE Computational Intelligence Magazine*, vol.3, no.3, pp.49-63, 2008.
- [7] J.-W. Ha et al. "Text-to-image cross-modal retrieval of magazine articles based on higher-order pattern recall by hypernetworks," *The 10th International Symposium on Advanced Intelligent Systems (ISIS 2009)*, pp.274-277, 2009.
- [8] H. Bay et al. "Surf: Speed up robust features," In *Proc. of the 9th European Conference on Computer Vision (ECCV '06)*, pp.404-417, 2006.
- [9] G. Salton and C. Buckley, "Term-weighting approaches in automatic text retrieval," *Information Processing & Management*, vol.24, no.5, pp.513-523. 1988.
- [10] University of Waikato New Zealand, Waikato Environment for Knowledge Analysis (Weka) Version 3.6.1, Available at: <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/index.html>

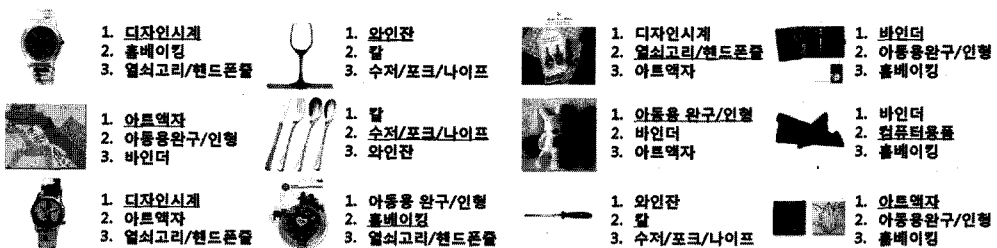


그림 6 3차 태깅된 상품이미지 예. 밑줄 표시가 된 태그가 실제 상품의 종류임