정보관리연구, vol.40, no.2 2009, pp.71-94

플리커 이미지 자료에 대한 이용자 태깅 행태 분석과 활용 방안

Investigating the End-User Tagging Behavior and its Implications in Flickr

김 현 희* · 김 민 경**
Hyun-Hee Kim · Min-Kyung Kim

차 례

1. 서 론
2. 선행 연구
3. 태그 카테고리 모형 설계
4. 이용자 태깅 행태 분석
5. 연구 결과의 활용 방안
6. 결 론
• 참고문헌

초 록

이미지는 비주얼 특성과 다의적 해석 때문에 색인 전문가가 구성한 텍사노미와 같은 전통적인 메타데이터만으로는 효율적인 검색을 기대하기 어려운 경우가 있다. 본 연구는 폭소노미를 이미지 검색에 활용하기 위해서, 폭소노미를 분석하기 위한 5개의 카테고리와 17개의 서브 카테고리로 구성된 태그 카테고리 모형을 설계하였다. 설계된 모형을 플리커 이미지 자료인 141개 인기태그들, 3개의 개인 태그 구름들에 있는 105개 태그들 및 156개 개별적인 이미지들에 부여된 3,848개 태그들에 적용하여 이용자 태깅 행태를 분석하였다. 끝으로, 이러한 분석 결과에 기초하여 이미지 자료의 검색 효율성을 높이는 세 가지 방안, 즉, 온톨로지에 기반한 폭소노미 확장법, 폭소노미와 내용 기반 이미지 검색을 결합한 검색 효율성 개선법 및 폭소노미에 기반한 텍사노미 확장법을 제안하였다.

키 워 드

폭소노미, 플리커, 온톨로지, 내용 기반 이미지 검색, 텍사노미

* 명지대학교 문헌정보학과 교수
(Professor, Dept. of Library & Information Science, Myongji University, kimhh@mju.ac.kr)
** 명지대학교 대학원 문헌정보학과
(Graduate Student, Dept. of Library & Information Science, Myongji University, kmk0314@gmail.com)
• 논문접수일자 : 2009년 5월 9일
• 게재확정일자 : 2009년 6월 10일

ABSTRACT

Indexing images using traditional indexing methods like taxonomy is not always efficient because of its visual content. This study examined how to apply folksonomies to image retrieval. To do this, first, we developed a category model for image tags found in Flickr. The model includes five categories and seventeen subcategories. Second, in order to evaluate the usefulness of the model to represent the various image tags as well as to investigate the end-user tagging behavior, three researchers classified the sampled image tags(141 most popular tags, 105 tags on three individual tag clouds and 3,848 image tags assigned on 156 images) according to the model. Finally, based on the research results, we proposed three methods for efficient image retrieval: extending folksonomies by combining them with ontologies; improving image retrieval efficiency using visual content and folksonomies; and updating taxonomy using folksonomies.

KEYWORDS

Folksonomy, Ontology, Taxonomy, Flickr, Image Retrieval

1. 서 론

1.1 연구의 필요성과 목적

디지털도서관은 온라인 열람목록(Online Public Access Catalog, OPAC)을 통해서 도서관에서 소장하는 자료 이외에 이미지 및 웹 자원에 대한 접근을 제공하기 시작하였다. 점점 많은 이용자들은 OPAC을 통해서 관심 있는 사진이나 포스터 등을 검색하기를 원하고 있다(Choi and Hsieh-Yee 2008). 이미지 검색을 위한 질의는 전통적인 텍스트 자료에 대한 질의와 많은 차이가 난다. 이미지 검색은 색, 질감, 모양 등의 이미지 특징이나 사람이 할당한 해석을 포함한 텍스트와 관련된 메타데이터를 기초로 한다. 이미지 자료에 대한 질의는 '황금빛으로 물든 말레이시아의 골든 비치의 모든 일몰 사진을 표시하라'와 같이 구체적일 수 있다. 따라서 이러한 이미지 검색은 색인 전문가가 할당한 색인어와 같은 전통적인 메타데이터만으로는 효율적인 검색을 기대하기 어려운 경우가 있다.

이미지 검색에 최근 관심이 증대되고 있는 폭소노미(folksonomy)를 이용해 볼 수 있다. 폭소노미는 'folk'와 'taxonomy'가 결합된 용어로 주제 표목을 적용하기 위해서 일반 이용자에게 공개된다. 자유롭게 선택된 주제 표목을 태그라고 부르며, 폭소노미에 의한 색인 과

정을 소셜 태깅이라 지칭한다. 소셜 태깅의 잠재적 가치는 이미지에 특히 더 있다고 생각한다. 왜냐하면 이미지 자료는 증가하고 있는 반면 이미지의 비주얼 특성과 다의적 해석 때문에 자료를 효율적으로 분류, 검색하기 어렵기 때문이다(Geisler and Burns 2007).

이미지 검색은 크게 두 가지, 메타데이터 기반 및 내용 기반 이미지 검색(Content-Based Image Retrieval, CBIR)으로 구분할 수 있다. 내용 기반 이미지 검색은 이용자가 제시하는 이미지 또는 스케치가 질의가 되며 이미지의 기본적 그리고 논리적 특성을 사용한다. 즉, 이미지의 색상, 형태 및 질감 등을 분석하여 검색하는 방법이다. 이 외에 좀 더 정교한 내용 기반 이미지 검색으로 이미지 속에 있는 특정 객체 또는 인물을 포함하는 이미지를 검색하는 방법이 있다. 이러한 이미지 패턴 인식 기술은 아직까지는 실제 검색에 활용하기에는 한계가 있다.

이미지 이용자는 비주얼 정보를 표현하고 질의어를 만드는 데 대부분 텍스트 기반의 메타데이터를 사용하고 있다. 이는 무엇보다도 대부분의 디지털도서관과 인터넷 탐색 엔진이 텍스트 질의 옵션을 제공하고, 이미지의 의미 내용을 표현하고 검색하기 위해서 텍스트 주석을 주로 사용하고 있기 때문이다(Rorissa 2008; Clough, Gonzalo and Karlgren 2006). 앞에서 언급한 것처럼, 이미지 검색을 위한 키워드는 색인 작성자에 의해서 만들어진 것과 이용자가 부여한 태그, 즉, 폭소노미를 사용하는 방안이 있다. 이미지 자료 검색에 폭소노미 기법을 활용한 웹서비스에는 플리커(Flickr)가 대표적이다. 이와 같이 폭소노미를 정보검색에 활용하는 웹 2.0 서비스들이 전 세계적으로 많이 이용되고 있는데 실제 이러한 검색 방법이 전통적인 검색 방법과는 어떤 차이가 있는지 또한 어떤 효과가 있는지 충분히 검증되지 못하고 있다.

폭소노미의 이점을 살펴보면 다음과 같다. 먼저 이용자들의 용어들을 수집하여 색인 또는 정보검색에 사용함으로써 이제까지 정보검색의 문제점인 시스템과 이용자 용어 간의 차이를 극복할 수 있을 것으로 기대된다. 또한 정보검색에 폭소노미를 활용하면 우연적 발견, 즉, 관련된 태그 집합의 연결을 통해서 관련된 자료들을 브라우징 할 수 있다. 또 다른 이점은 폭소노미가 전통적인 시소러스, 텍사노미 및 온톨로지의 기초 자료로 활용될 수 있다는 점이다. 시소러스 또는 온톨로지 구성에서 가장 어려운 작업은 용어 수집인데 폭소노미를 통해서 용이하게 용어들을 수집할 수 있다. 폭소노미는 이미지 자료를 감정이나 분위기를 나타내는 검색어로 검색할 수 있게 할 것이다. 최근 이용자들은 주제뿐 아니라 함축적인 의미에 기초하여 이미지 자료를 검색하는 경향이 있는데 이는 전통적인 검색으로는 용이하지 않다(Yoon 2008).

폭소노미 활용을 위해서 해결해야 할 단점들도 많다. 먼저 폭소노미의 부족한 어휘제어 기준 때문에 생기는 동의어, 다의어 등의 문제

점이 있다. 또한 다양한 단계 즉, 기본적 수준, 논리적 수준, 추상적 수준 및 메타데이터의 용어들이 구분 없이 서로 혼재되어 사용되고 있다. 따라서 계층 및 연관관계를 들어내지 못하고 더 나아가 기술과 해석 수준 간의 명확한 구분을 만들지 못하고 모든 수준에서의 태그들이 단지 하나의 시맨틱 수준으로 모아진다는 점을 들 수 있다. 최근 플리커와 같은 사이트들은 소셜 메타데이터의 단점들을 해결하기 위한 노력들을 진행하고 있다. 예를 들어서, 플리커는 관련된 태그들을 그룹으로 묶어서 정보검색에 활용하고 있다. 플리커가 사용하고 있는 태그 클러스터의 기본 원리는 태그 간의 의미적 유사성에 기초하기 보다는 태그 간의 동시출현빈도에 기초하고 있다. 따라서 클러스터만으로는 태그 간의 의미적 유사성을 찾기가 충분하지 않다.

다양한 한계에도 불구하고 폭소노미를 자동색인, 정보검색, 분류 및 콘텐츠 의미 분석에 활용하기 위해서는 이러한 한계를 극복하기 위한 방안이 모색되어야 할 것이다. 본 연구의 목적은 폭소노미를 분석하기 위한 태그 카테고리 모형을 설계하고, 이 모형을 플리커 이미지 자료에 적용하여 이용자들의 태깅 행태를 파악한 후 그 결과에 기초하여 이미지 자료의 검색 효율성을 높이는 방안들을 제안하는 데 있다.

1.2 연구 문제

본 연구에서는 플리커 태그의 용어로 Panofsky(1955)의 전도상학, 도상학 및 도상해석학 단계의 용어들이 사용되고 있을 뿐만 아니라 메타데이터와 개인 정보도 함께 사용되고 있다고 가정하였다. 이러한 가정에 기초하여 태그 카테고리 모형을 설계한다. 제안된 모형에 기초하여, 표집된 플리커 이미지 태그들을 분석해 봄으로써 다음과 같은 연구 문제들에 대한 답을 얻고자 하였다. 첫째, 태그 카테고리 모형이 플리커 태그들의 분포를 잘 설명해 주고 있는가? 둘째, 어떤 유형의 태그들이 가장 많이 또는 적게 이용되고 있는가? 셋째, 개인 간에 태깅하는 유형에 차이가 있는가? 넷째, 협력적 태깅이 활성화되어 있는가? 다섯째, 이미지 검색의 효율성을 높이기 위해서 폭소노미가 어떻게 활용될 수 있는가?

2. 선행 연구

태그 카테고리 모형을 구현하기 위해서 사람들이 이미지나 비디오 자료를 인지하는 과정이나 방법에 대한 연구들을 살펴보았다. 이외에, 폭소노미를 이미지 분류와 검색에 활용한 연구들 그리고 폭소노미 개선 방안과 그 효율성 평가에 관한 연구들을 살펴보았다.

2.1 이미지 인지와 분류

Panofsky(1955)는 이미지에 대한 사람들의 이해 수준을 '전도상학(pre-iconography)',

'도상학(iconography)' 및 '도상해석학(iconology)'의 세 단계로 보았다. 즉, 전도상학 단계에서는 이미지의 기본적이며 자연적인 특징이 인지된다. 이 단계는 문헌이 무엇으로 이루어졌는가에 관한 정보인 'ofness'로 사용된다. 도상학 단계에서는, 이미지가 무엇에 관한 것인가를 관찰하는 단계이며 이미지 속의 객체 등이 인지된다. 이 단계는 문헌이 무엇에 관한 것인가에 관한 정보인 'aboutness'로 사용된다. 도상해석학 수준은 감정적인 단서와 분위기를 포함해 추상적인 특징에 관한 추론을 가진 이미지의 귀납적인 설명을 요구하는 데, 이미지가 갖는 고유의 의미를 파악하는 단계이다.

Shatford(1986)는 Panofsky 이론에 기초하여 영상에 대한 사람들의 이해 수준을 '일반적인 것(pre-iconography)', '특정적인 것(iconography)' 및 '추상 및 감정적인 것(iconology)'의 세 단계로 보았다. Jörgensen(1998)은 이미지 속성을 지각적(예, 객체), 해석적(예, 추상적 개념) 및 반응적(예, 이용자 관점)으로 구분한다.

Rorissa와 Iyer(2008)는 사람들에 의해서 이미지 그룹에 부여되는 주제 카테고리의 수

〈표 1〉 이미지 분류

연구 \ 카테고리	기술(Description)	분석(Analysis)	해석(Interpretation)
Panofsky(1955)	전도상학(ofness)	도상학(aboutness)	도상해석학(iconology)
Shatford(1986)	속(generics) (객체, 이벤트/활동, 시간, 공간)	종(specifics) (객체, 이벤트/활동, 시간, 공간)	추상 (객체, 감정/추상화, 시간, 공간)
Jörgensen(1998)	색상, 비주얼 요소, 기술	객체, 사람, 사람과 관련된 속성, 위치, 스토리	추상적 개념, 외부 관계, 이용자 관점, 예술 역사적 정보
Rorissa & Iyer (2008)	기본(basic) (예, 의자)	하위(subordinate) (예, 흔들의자)	상위(superordinate) (예, 가구)
Yoon(2008)	색상(초록, 흰색 등)	상징(denotation) (사람, 활동, 객체 등)	함축(connotation) (감정, 분위기 등)
Laine-Hermandez & Westman (2008)	비주얼(색상, 구성, 형태), 사진술(거리, B&W, 스타일 등), 메타-기술(속성, 수)	사람(개인, 사회적 직위 등), 객체(빌딩, 동물 등.), 씬(자연, 풍경 등), 스토리(이벤트, 시간, 활동)	감정적인 것(감정, 기분), 주제(패션, 스포츠 등), 기능(삽화, 광고 등)
AAT(Art the Architecture Thesaurus) (Chowdhury, 2004)	물리적 속성 패싯, 재료 패싯	양식과 시대 패싯, 행위자 패싯, 행위 패싯, 객체 패싯	연관 개념 패싯

준을 알아보기 위해서 '기본 단계 이론'을 적용해 보았다. '기본 단계 이론'은 객체의 카테고리가 세 가지 수준, 상위, 기본 및 하위로 구분되는 계층적 구조를 가지고 있다고 가정한다(Rosch and Mervis 1975). 그 결과 이미지 그룹을 분류할 때는 상위 단계의 용어를 사용하였고, 개별적인 이미지를 분류할 때는 기본 수준의 용어들을 가장 많이 사용하였다(Rorissa 2008).

Yoon(2008)은 이미지의 함축적인 의미(예, 감정)를 생성하는 데 문화가 개입한다고 제안한다. 이 연구는 한국인 및 미국인 학생들을 대상으로 실험을 실시하였다. 실험 결과는 사회문화적 요인이 이 두 그룹을 대상으로 한 이미지 검색 과정에 영향을 미친다고 제시하고 있다. Laine-Hermandez와 Westman(2008)은 잡지에 기술되는 이미지의 분류 카테고리로 크게 10개 즉, 기능, 씬, 주제 등을 사용한다. 마지막으로, 이미지에 색인어를 할당하기 위해서 사용되는 Getty 정보기관에서 사용하고 있는 AAT(Art and Architecture Thesaurus)가 있다. 이 시소러스는 예술 및 건축 등에 묘사되어 있는 약 12만5,000개의 용어를 포함하고 있다. 앞의 연구들의 내용을 기술, 분석 및 해석으로 분류하여 〈표 1〉에 정리하였다.

2.2 폭소노미를 활용한 이미지 분류와 검색

Peters와 Stock(2007)은 Panofsky의 세 단계를 이미지 분류와 색인 작업과 연관시켰다. 이들은 정보 전문가는 일반적으로 색인용어와 초록을 구성할 때 도상해석학 단계를 기술하지 않으나 일반 이용자는 자유롭게 기술할 수 있다고 제안하여 전통적인 색인 용어와 폭소노미가 서로 달라질 수 있다고 가정하였다.

Beaudoin(2007)은 플리커의 140개 태그들을 18개의 카테고리로 분류해 그 분포 패턴을 살펴보았다. 분석 결과, 가장 자주 사용된 태그 카테고리는 장소-명칭(28.21%)(예, 뉴욕)이었다. Stvilia와 Jörgensen(2007)은 플리커에서 이용자들이 포토셋과 그룹에 명칭을 부여하는 방식을 조사했다. 이용자 포토셋은 플리커 이용자들이 자신의 이미지들을 적절한 카테고리를 사용하여 구분하는 것으로 이용자의 맥락에 따른 다양한 구성 요소와 사건에 더 초점을 맞추고 있었다. 한편 그룹 컬렉션은 그룹의 목적에 맞게 일반적인 개념으로 조직되는 것으로 나타났다.

Morrison(2008)은 폭소노미의 검색 효율성을 최초로 실험을 통해서 살펴보았다. 폭소노미를 사용하고 있는 사회적 북마크 웹사이트들과 인터넷 디렉터리 및 검색 엔진과 비교하여 재현율과 정확률 측면에서 비교해 보았다. 검색 엔진이 재현율과 정확률에서 모두 우수하고, 디렉터리가 폭소노미 보다 더 정확한 것으로 나타났다. 저자는 폭소노미에는 전통적인 검색 기법 대신 폭소노미에 맞는 검색 로직 및 기법이 필요하다고 제안하고 있다. Trant(2006)는 폭소노미의 도입을 통해서 미술관

소장물에 대한 이용자의 접근성을 향상시킬 수 있다고 제안하였다. 즉, 이용자 태그를 분석한 결과 태그의 88%가 새로운 용어였으며, 입력된 용어의 77%가 적절한 용어로 판명되었다고 보고하고 있다.

국내 연구를 살펴보면, 조재인(2008)은 KERIS의 RISS에서 생성된 폭소노미 태그 1,000여개를 표집하여 분석하였다. 분석 결과, 대상 태그 중 81.7%가 사회적 태그였으며, 18%는 개인적 태그로 나타났다. 이성숙(2008)은 국내 대학 도서관 폭소노미 태그의 형태적 특성을 분석하였다. 분석 결과, 시소러스 가이드라인의 여러 형태적 분석 기준에 90% 부합하는 것을 알 수 있었다. 이정미(2007)는 딜리셔스, 플리커 등 웹 정보서비스에서 폭소노미를 적용한 사례들을 중심으로 하여 폭소노미 기반 서비스를 실용적인 차원에서 어떻게 사용할 것인가에 대해 제안하였다. 박찬표 등(2007)은 플리커의 경우 'airplane'과 같은 구체적인 키워드의 경우, 이용자가 만족할만한 결과가 나오지만, 'peaceful'과 같은 추상적인 키워드를 입력한 경우는 정보 요구와 다른 결과가 나오기 쉽다고 보고하고 있다.

2.3 폭소노미 개선 방안과 그 효율성 평가

Kern 등(2008)은 폭소노미가 멀티미디어 정보 조직에 점점 더 중요해지고 있다고 보고하였다. 그들은 폭소노미를 추가적 메타데이터(예, 표제)와 어떻게 확장할 것인지, 그리고 태그 추천을 위한 확장된 폭소노미의 품질을 논의하였다. Lindstaedt 등(2009)은 이미지의 색상, 질감 등과 같은 기본적인 속성과 폭소노미를 결합하여 이미지를 자동으로 색인하는 방법을 제안하였다. 즉, 태깅되지 않는 이미지 내용의 기본적인 속성을 분석한 후 결과가 나오면 검색된 유사 이미지에 할당된 태그들을 태그 미지정 이미지에 등록한다는 아이디어지만 태그를 태그 미지정 이미지에 할당하기 전에 수작업으로 체크하는 과정이 요망된다. Kolbitsch(2007)는 플리커의 질의를 워드넷을 활용하여 확장하는 방안을 제안하였다. Hayman(2007)은 시소러스에 의해 통제되는 폭소노미 모형을 소개하였다. 즉, 태그의 입력창에 이용자가 태그를 입력하면 등록되어 있는 시소러스를 제공하여 입력하려는 태그와 일치하거나 관련된 것을 선택할 수 있도록 한다. 이러한 시소러스 사용은 선택 사항이긴 하지만 이런 방식으로 통제하기 시작하면 폭소노미 고유의 특성을 잃어버릴 우려도 있다.

국내 연구를 살펴보면, 최윤희(2009)는 플리커에 시맨틱 웹의 핵심 개념인 온톨로지 기술을 적용하였다. 플리커의 이미지 데이터들과 이들의 메타데이터인 태그들로부터 위치정보 태그와 공간 관계를 추출하고 OWL형태의 온톨로지로 자동 구축하였다. 이선숙(2008)은 온톨로지적인 접근 방법을 적용하여 태그의 의미를 명확히 하고 태그 간의 관계를 설정하여 이를 태깅에 접목시키는 프로토타입 시스

템을 구현하였다. 이시화 등(2008)은 폭소노미가 가지고 있는 문제점인 부정확한 태그로 인한 낮은 검색 결과의 문제점을 해결하기 위해서 실험 시스템을 제안하였다. 이들은 연관 태그 간의 매핑을 통해서 태그 가중치 매트릭스를 생성하고 이를 기반으로 하여 연관성 높은 태그로 구성된 클러스터를 생성하기 위한 알고리즘을 제안하였다. 이강표 등(2008)은 딜리셔스 태그들을 대상으로 하여, 태그들이 위키피디아(Wikipedia) 텍스트에서 출현하는 빈도수를 기반으로 태그간 상하위 관계를 산출하는 통계적인 모형을 제안하였다.

3. 태그 카테고리 모형 설계

폭소노미 분석을 위한 태그 카테고리 모형을 설계하기 위해서, 선행연구에서 기술한 Panofsky의 세 단계 기준을 기본으로 가정하였다. 그 후, 플리커 사이트에 접속하여 이미지에 할당된 태그들을 무작위로 체크하였다. 플리커에서 사용된 태그들을 분석한 결과, 전도상학(기술), 도상학(분석) 및 도상해석학(해석) 단계의 용어들이 사용되고 있을 뿐만 아니라 이미지와 관련된 제작자, 소장 장소 그리고 해당 이미지가 속해 있는 그룹명과 같은 메타데이터(isness)에 해당되는 정보도 함께 사용되고 있었다. 이 외에 개인적인 표현인 "me"와 같은 단어들이 종종 눈에 띄었다. 따라서 위에서 언급한 세 가지 기준 이외에 메타데이터와 개인 정보를 포함하여 총 5개의 기준을 이론적 분석틀의 최상위 카테고리로 구성하였다. 그런 다음 각 카테고리에 적합한 하위 카테고리들을 포함시키기 위해서, Laine-Hermandez와 Westman(2008) 및 Yoon(2008)의 연구 내용을 분석하였다. 이 외에 AAT(Art and Architecture Thesaurus)에서 사용하고 있는 패싯들도 함께 분석하였다.

'기술' 카테고리는 색상, 질감/재료, 모양/구성, 숫자의 하위 카테고리는 물론 자막과 같은 텍스트도 하위 카테고리로 포함한다. '분석' 카테고리는 여섯 개의 하위 카테고리 즉, 사람, 사건/활동, 객체, 공간, 시간 및 씬을 포함한다. 특히 사람은 사람(일반), 사람(특정), 사회적 신분, 남녀, 그룹 등으로 다시 세분하였다. 예를 들어서 '어린이', '어른'과 같이 일반 사람을 기술하는 반면, '넬슨 만델라'와 같이 특정 인물을 기술하기도 한다. 이 외에 직업과 같은 사회적 신분, 그룹 등과 관련된 용어들도 '사람' 하위 카테고리에 속하도록 하였다. '해석' 클래스는 네 개의 하위 클래스 즉, 추상, 분위기/감정, 주제 및 기능을 기술한다. 이 외에 제작자, 아이디(ID), 그룹명, 사진술과 관련된 용어들은 '메타데이터' 카테고리로 구분하였고, 끝으로 이미지 등록자의 사적인 정보는 '개인 정보' 카테고리로 보았다(〈표 2〉 참조).

〈표 2〉 태그 카테고리 모형

카테고리	하위 카테고리	코드	구체적인 예
기술 (1)	색상(color)	1c	푸른색(blue), 초록(green)
	질감/재료(texture/material)	1x	부드러운(soft), 딱딱한(hard), 철(iron), 금속(metal), 플라스틱(plastic), 점토(clay)
	모양/구성 (shape/composition)	1s	둥근(round), 네모(triangle)
	숫자(number)	1m	7(seven), 9(nine)
	텍스트(text)	1t	자막(caption), 이미지속의 글자(letter(s) in an image)
분석 (2)	사람(people) 사람(일반, generic) 사람(특정, specific) 사회적 신분(social status) 남녀(gender) 그룹(groups) 관계(relationship) 포즈(posing) 나이(age)	2p	사람(일반): 어린이(children) 사람(특정): 넬슨 만델라(Nelson Mandela) 사회적 신분: 정치가(politicians), 학생(student) 남녀: 여자(woman) 그룹: 작업팀(work team), 남사당패(namsadang) 관계: 부부(couple), 가족(family) 포즈: 매력적인 포즈(attractive posing) 나이: 28세(28 years old)
	사건/활동 (activities/events)	2a	악수(handshake), 부활절(Easter), 여행(travel), 낚시(fishing), 사냥(hunting)
	객체(objects)	2o	비둘기(dove/pigeon), 지구(globe), 교회(church)
	공간(space)	2l	Seoul(서울), Milano(밀라노)
	시간(time)	2t	고대(ancient), 중세(medieval)
	씬(scenery)	2c	풍경(landscape), 자연(nature)(바다, 하늘, 구름 등(sea, sky, cloud, etc.)), 인테리어(interiors), 거리 사진(street photographs)
해석 (3)	추상(abstract)	3a	평화(peace), 협동(cooperation), 결의(resolution), 일치(accord), 희망(hope), aggression(호전성)
	분위기/감정 (atmosphere/emotion)	3e	고요함(serenity), 조용한(tranquil), calm(평온한), relax(느긋한), restful(편안한), warm(따뜻한), happy(행복한)
	주제(theme)	3t	음식(food), 음료(drink), 교통(transportation), 패션(fashion), 시네마(cinema), 스포츠(sports), 문화(culture), 예술(art), 건축(architecture)
	기능(function)	3f	삽화(illustration), 뉴스 사진(news photos), 광고(advertisement), 휴가 관련 사진(vacation/holiday photos), 초상화(portraits)
메타 데이터 (4)	메타데이터 요소 (metadata elements)	me	제작자(creator) 및 관련 정보, 소장 장소(holding location), 촬영 기술(cinematography), 사진술(photography)((거리, 흑백, 스타일 등(distance, B&W, style, etc.)), 촬영 카메라(camera), 아이디(ID), 그룹명(group)
개인 정보 (5)	사적인 정보 (personal information)	pr	나(me), 나의 것(mine), 나의 물건(mystuff)

4. 이용자 태깅 행태 분석

4.1 표본 자료

표본 자료는 크게 세 가지를 이용하였고, 분야에 따라서 태깅 행태가 달라질 수 있다고 판단되어 색상(기술), 객체(분석) 및 감정(해설)에 관련된 태그들이 고르게 분포될 것으로 예측되는 예술(art) 분야의 이미지 태그들을 분석하기로 하였다.

첫째, 플리커에서 가장 인기 있는 144개의 태그를 먼저 선정한 후 3개를 제외한 141개의 태그를 표본 자료로 이용하였다. 141개의 태그를 설계된 태그 카테고리 모형을 통해서 분석한 후 모형의 유용성 평가와 함께 태그들의 특성과 분포 패턴을 알아본다.

둘째, 검색어 '예술' 또는 'art'를 입력하여 검색된 결과 중에서 플리커 이용자 세 사람의 태그 구름을 선정하였다. 이 표본 자료는 주로 개인 간에 태깅하는 행태에 어떤 차이가 있는지 분석해 보기 위하여 선정한 것이다. 선정 기준은 태그 35개 이상으로 구성된 태그 구름을 갖고 있는 다양한 국적의 이용자들을 체크한 후 태깅 행태에서 차이가 나는 세 명의 이용자들을 선정하기로 하였다. 즉, 한국, 영국 및 미국 국적을 갖고 있는 세 명의 태그 구름이 선정되었고, 각 태그 구름에서 35개 태그들, 총 105개의 태그들을 최종적으로 선정하였다.

셋째, 검색어 '예술' 또는 'art'를 입력하여 검색된 결과 중에서 인기 있으면서 태그가 많이 부여된 156개의 이미지들을 일차적으로 선정하였다. 선정된 156개 이미지에 부여된 총 4,190개 태그들 중 단어가 너무 짧아서 의미가 없거나 해석이 불가능한 342개의 태그들은 제외한 3,848개의 태그들을 표본으로 채택하였다. 이 표본 자료를 이용하여 모형의 유용성 평가와 함께 협력적 태깅이 활성화되어 있는지 파악한다. 표본 자료는 플리커 사이트에서 직접 자료를 내려 받거나 플리커 Open API를 이용하여 수집하였다.

4.2 태그 분석

4.2.1 태그 분석 기준

태그 분석을 두 명의 저자(제1저자 및 공저자)들을 포함하여 총 세 사람이 하는 것으로 정하였다. 제1저자가 두 명의 분석자에게 태깅 분석 기준을 설명해 주고, 분석 자료를 이등분하여 공저자와 기타 분석자가 분석하도록 하였다. 이때 장소명이나 사람 등과 같이 명확하게 분석되는 것 등은 각자 분석하게 한 다음, 애매하거나 태그 분류를 정확하게 할 수 없는 경우에는 공란으로 남기도록 하였다. 제1저자가 분석된 모든 자료를 다시 크로스 체크한 후, 분석 결과가 명확하지 않은 경우에는 세 명의 연구자들이 모임을 갖고 최종적으로 합의를 이끌어내어 분류 작업을 진행하였다. 이런 과정을 거친 후에도 명확하게 결정이 되지 않은 경우가 있어서 다음과 같은 분석 가이

드를 정하였다.

첫째, 주제가 사건/활동과 겹치는 경우가 많이 생겨났다. 예를 들어서, DDC 분류표의 '639'에 속해 있는 "낚시", "사냥" 등을 주제로 볼 것인가, 아니면 사건/활동으로 볼 것인가 하는 문제이다. 둘째, 주제가 추상적인 개념과 겹치는 경우도 생겨났다. 이와 같이 개념이 중복되거나 명확하지 않은 경우에는 해당 이미지의 다른 태그 및 주석들을 분석하여 더 적합한 하위 카테고리로 분류하는 원칙을 세웠다. 이 외에 'cross(십자가, 수난, 교차하다, 교차한 등)'와 같이 여러 의미를 갖는 단어는 해당 이미지의 내용을 파악하여 적합한 서브 카테고리로 분류하도록 하였다. 끝으로, 앞의 단계들을 통해서 분석 결과가 명확하지 않는 경우에는 복수개의 서브 카테고리를 부여하도록 하였다.

4.2.2 인기 태그 분석

플리커 사이트에서 태그 구름으로 표현한 인기 태그 144개에서 'de', 'la'와 같은 불용어 태그는 삭제하였다. 이 외에 'new'라는 단어는 'New York', 'New Zealand', 'new year'의 일부분인 것이 많았다. 특히 무작위로 추출한 24개의 이미지를 분석한 결과 2개만 'New Zealand'를 의미하고 나머지 22개는 'New York'을 의미하여 본 연구에서는 'new'를 'New York'의 부분 문자열로 간주하였다. 또한 'new'는 대부분 'york'와 같이 쓰고 있어서, 'york'와 중복되는 점도 있어서 'new'를 삭제하였다. 위의 세 태그를 제거한 후 총 141개의 태그를 분석하였다.

〈표 3〉은 전체 분석 결과 중 처음 상위에 있는 70개 태그의 목록이다. 〈표 3〉을 보면 일부 선행 연구에서 지적한 것처럼 'New York'과 'NYC', 'flower'와 'flowers'처럼 약어와 완전한 이름 그리고 단수와 복수 등이 함께 사용되어 용어들이 통제되어 있지 않았다. 이와 같은 혼란을 줄이는 방법 중 하나는 약어/완전한 이름, 단수/복수 등을 통제해 주고, 태그가 복합어로 사용된 경우에는 현재 플리커에서 허용한 겹따옴표를 꼭 사용하도록 입력 지침을 강조하는 것이 필요한 것 같다.

〈표 4〉는 141개 태그들을 태그 카테고리 모형으로 분류한 후 빈도를 합산한 결과이다. 분석 결과는 분석(77.43%), 해석(11.33%), 메타데이터(6.25%), 기술(4.25%), 개인 정보(0.71%) 카테고리 순으로 나타났다. 서브 카테고리에서는 공간(31.53%)이 가장 높은 비율로 나타났고, 그 다음으로 사건/활동(14.54%), 씬(12.15%), 객체(8.58%)순으로 나타났다. 앞의 네 개의 서브 카테고리들이 모두 분석 카테고리에 속해 있었다. 이러한 태그 분포 패턴은 내용 기반 이미지 검색에서 아직까지 어려움이 있는 객체 인식을 폭소노미가 보완할 수 있다는 점에서 그 의미가 크다고 할 수 있다.

기술 카테고리는 상대적으로 낮게 나타났는데 색상, 질감, 자막 인식 등은 이미지 프로세싱 기술이 어느 정도 발달되어 있기 때문에 내용 기반 이미지 검색으로 커버할 수 있는 영역

〈표 3〉 인기 태그 목록

번호	태그명	빈도	카테고리		번호	태그명	빈도	카테고리	
1	wedding	9,690,610	2	2a	36	sky	3,451,359	2	2c
2	party	7,240,957	2	2a	37	night	3,354,660	2	2t
3	travel	7,123,794	2	2a	38	winter	3,300,324	2	2t
4	japan	6,280,945	2	2l	39	san francisco	3,288,309	2	2l
5	family	6,280,915	2	2p	40	canada	3,278,761	2	2l
6	nikon	5,791,873	4	me	41	australia	3,211,096	2	2l
7	nature	5,620,463	2	2c	42	sunset	3,200,079	2	2a
8	beach	5,601,473	2	2c	43	blue	3,131,171	1	1c
9	canon	5,495,472	4	me	44	germany	3,124,615	2	2l
10	vacation	5,408,603	3	3f	45	bw	3,052,371	4	me
11	lodon	5,370,441	2	2l	46	holiday	3,000,437	3	3f
12	california	5,236,248	2	2l	47	spain	2,980,158	2	2l
13	art	5,194,760	3	3t	48	food	2,978,251	3	3t
14	friends	4,653,520	2	2p	49	fun	2,949,647	3	3e
15	trip	4,616,957	2	2a	50	festival	2,918,547	2	2a
16	music	4,611,199	3	3t	51	red	2,905,453	1	1c
17	usa	4,508,924	2	2l	52	me	2,861,740	5	pr
18	italy	4,392,771	2	2l	53	taiwan	2,856,113	2	2l
19	france	4,251,498	2	2l	54	england	2,841,740	2	2l
20	birthday	4,138,514	2	2a	55	dog	2,838,978	2	2o
21	paris	4,103,335	2	2l	56	green	2,815,172	1	1c
22	water	4,091,616	2	2c	57	uk	2,784,255	2	2l
23	christmas	3,929,415	2	2a	58	concert	2,764,728	2	2a
24	nyc	3,876,358	2	2l	59	baby	2,746,050	2	2p
25	summer	3,822,302	2	2t	60	cat	2,744,275	2	2o
26	europe	3,815,142	2	2l	61	architecture	2,742,758	3	3t
27	flowers	3,763,323	2	2o	62	white	2,709,151	1	1c
28	china	3,712,387	2	2l	63	macro	2,699,053	4	me
29	park	3,711,771	2	2l	64	street	2,642,089	2	2c
30	newyork	3,664,286	2	2l	65	chicago	2,633,285	2	2l
31	flower	3,649,013	2	2o	66	mexico	2,602,290	2	2l
32	city	3,587,517	2	2c	67	india	2,564,782	2	2l
33	people	3,579,968	2	2p	68	tokyo	2,518,659	2	2l
34	snow	3,535,615	2	2c	69	florida	2,447,393	2	2l
35	portrait	3,530,673	3	3f	70	sea	2,435,892	2	2c

〈표 4〉 141개의 인기 태그 분석 결과

카테고리	서브 카테고리	빈도 (%)
기술(1)	색상(1c)	17,014,815 (4.25%)
	질감/재료(1x)	0 (0.0%)
	모양/구성(1s)	0 (0.0%)
	숫자(1m)	0 (0.0%)
	텍스트(1t)	0 (0.0%)
	합계	**17,014,815 (4.25%)**
분석(2)	공간(2l)	126,042,547 (31.53%)
	사건/활동(2a)	58,146,808 (14.54%)
	씬(2c)	48,568,888 (12.15%)
	객체(2o)	34,326,593 (8.58%)
	사람(2p)	22,811,597 (5.70%)
	시간(2t)	19,606,287 (4.90%)
	합계	**309,502,720 (77.43%)**
해석(3)	주제(3t)	25,995,460 (6.50%)
	기능(3f)	11,939,713 (2.98%)
	분위기/감정(3e)	4,421,341 (1.10%)
	추상(3a)	2,959,254 (0.74%)
	합계	**45,315,768 (11.33%)**
메타데이터(4)	메타 데이터 요소(me)	24,990,842 (6.25%)
	합계	**24,990,842 (6.25%)**
개인 정보(5)	사적인 정보(pr)	2,861,740 (0.71%)
	합계	**2,861,740 (0.71%)**
총 합 계		**399,685,885 (100%)**

이라 생각된다. 비록 개인 정보가 상대적으로 다른 카테고리 보다 가장 낮게 나왔지만 'me'라는 태그가 가장 인기 있는 태그 중 하나인 것은 아직도 플리커 이용자들이 이미지 자료를 다른 사람과 공유하여 사용한다는 인식이 그다지 높지 않다고 추측해 볼 수 있다.

4.2.3 개인 태그 구름 비교

세 사람의 태그 구름을 선정한 후 각 태그 구름에서 인기순으로 각 35개의 태그들, 총

105개의 태그들을 태그 카테고리 모형으로 분석한 결과가 〈표 5〉이다. 즉, 앞의 인기 태그 분석에서처럼, 각 태그를 태그 카테고리 모형에 따라서 분류한 후, 빈도를 합산한 것이다. britishcolumbia와 bc와 같이 약어와 완전한 이름이 구분 없이 사용되고 있었다. 이 외에 복합어가 단일어로 분리되어 태깅되다 보니 정확한 의미 파악이 어려웠다. 세 사람의 태깅

〈표 5〉 태그 구름 비교

카테고리	서브 카테고리	빈도 (%)			평 균
		A(영국)	B(미국)	C(한국)	
기술(1)	색상	0 (0.0%)	30 (1.80%)	0 (0.0%)	0.60%
	질감/재료	0 (0.0%)	0 (0.0%)	0 (0.0%)	0.0%
	모양/구성	0 (0.0%)	0 (0.0%)	0 (0.0%)	0.0%
	숫자	0 (0.0%)	0 (0.0%)	0 (0.0%)	0.0%
	텍스트	0 (0.0%)	0 (0.0%)	0 (0.0%)	0.0%
	합계	**0 (0.0%)**	**30 (1.80%)**	**0 (0.0%)**	**0.60%**
분석(2)	공간	904 (12.38%)	286 (17.06%)	14,088 (35.46%)	21.63%
	사람	440 (6.02%)	0 (0.0%)	9,273 (23.34%)	9.79%
	사건/활동	274 (3.80%)	274 (16.34%)	1,899 (4.78%)	8.31%
	시간	152 (2.08%)	0 (0.0%)	1,979 (4.98%)	2.35%
	객체	0 (0.0%)	34 (2.02%)	391 (0.98%)	1.00%
	씬	0 (0.0%)	315 (18.79%)	0 (0.0%)	6.26%
	합계	**1,770 (24.25%)**	**909 (54.23%)**	**27,630 (69.54%)**	**49.34%**
해석(3)	주제	4,248 (58.20%)	218 (13.00%)	9,410 (23.68%)	31.63%
	추상	273 (3.74%)	0 (0.0%)	0 (0.0%)	1.25%
	분위기/감정	137 (1.87%)	0 (0.0%)	0 (0.0%)	0.62%
	기능	0 (0.0%)	0 (0.0%)	0 (0.0%)	0.0%
	합계	**4,658 (63.82%)**	**218 (13.00%)**	**9,410 (23.68%)**	**33.50%**
메타 데이터(4)	메타데이터요소	870 (11.92%)	519 (30.96)	2,694 (6.78%)	16.55%
	합계	**870 (11.92%)**	**529 (30.96%)**	**2,694 (6.78%)**	**16.55%**
개인 정보(5)	사적인 정보	0 (0.0%)	0 (0.0%)	0 (0.0%)	0.0%
	합계	**0 (0.0%)**	**0 (0.0%)**	**0 (0.0%)**	**0.0%**
총 합 계		**7,298 (100%)**	**1,676 (100%)**	**39,734 (100%)**	**100%**

방식은 많은 차이가 났다. 먼저 이용자 'A'의 경우는 해석(63.82%), 분석(24.25%), 메타데이터(11.92%) 카테고리 순으로 나타났다. 해석 카테고리가 가장 높게 나온 것은 이미지의 주제인 'art'와 'magic'을 기술하면서 이 두 단어와 같은 의미를 갖는 다른 나라 언어, 즉 한국어, 스페인어, 불어 등의 태그들도 함께 사용하고 있기 때문이다.

이용자 'B'의 경우는 분석(54.23%), 메타데이터(30.96%), 해석(13.00%), 기술(1.80%) 카테고리 순으로 나타났다. 이용자 'B'는 주제를 영어로만 표시하고 다른 나라의 언어를 태그로 사용하지 않고 있었다. 또한 이용자 'B'의 수집물은 세계를 여행하면서 찍은 이미지가 주로 많아서 장소, 사건 등의 서브 카테고리들을 포함한 분석 카테고리가 가장 높게 나타났다. 또한 그룹명과 같은 메타데이터를 상대적으로 많이 사용하고 있었기 때문에 메타데이터 카테고리의 비율이 두 번째로 높게 나타났다. 마지막으로, 이용자 'C'의 경우는 분석(69.54%), 해석(23.68%), 메타데이터(6.78%) 카테고리 순으로 나타났다. 이용자 'C'는 한국인이지만 35개 태그 중 25개 태그는 영어로 기술하였고, 10개만 한국어로 된 태그를 사용하였다. 또한 'Korea'와 '코리아', 'Busan'과 '부산' 등과 같은 지역명을 영어와 한국어로 된 태그들을 함께 사용하고 있었고, 이는 공간과 관련된 태그의 비율(35.46%)이 가장 높게 나타나는 이유가 되기도 하였다. 또 다른 특징은 이용자 'C'는 이미지의 표제로 사용한 단어를 다시 태그로 등록하는 경향이 있었고, 본 연구에서는 표제에 있는 단어(태그)는 메타데이터로 간주하였기 때문에 메타데이터의 비율도 비교적 높게 나타났다.

세 개의 태그 구름들의 평균값을 구한 결과, 분석(49.34%), 해석(33.50%), 메타데이터(16.55%), 기술(0.60%), 개인 정보(0.0%) 카테고리 순으로 나타났다. 서브 카테고리에서는 주제(31.63%), 공간(21.63%), 메타데이터 요소(16.55%), 사람(9.79%) 순으로 나타났다.

4.2.4 표본 태그 분석

156개의 표본 이미지에 부여된 전체 4,190개 태그들 중 다른 이용자들이 부여한 협력 태그의 비율은 9.57%에 불과했다(〈표 6〉 참조). 이는 이미지의 60.90%가 협력 태그를 갖고 있지만 사실 각 이미지에 부여되는 본인의 태그를 제외한 타인의 태그는 평균적으로 극소수임을 알 수 있었다. 협력 태깅의 비율이 저

〈표 6〉 협력 태깅 분석 결과

협력 태깅 이미지수(%)	비협력 태깅 이미지수(%)	전체 이미지수(%)	협력 태그수(%)	비협력(본인) 태그수(%)	전체 태그수(%)
95(60.90%)	61(39.10)	156(100%)	401(9.57%)	3,789(90.43%)	4,190(100%)

조한 대신 이미지의 특정 부분을 지정하여 설명글을 기술할 수 있는 노트(note) 기능은 다른 이용자들이 활발하게 이용하고 있었다. 156개의 표본 이미지에 부여된 평균 태그 수는 약 27개로 평균값이 높은데 이는 인기 있는 이미지들을 분석하여 상대적으로 많은 태그들을 가지고 있었기 때문이다.

〈표 7〉은 156개 이미지의 총 4,190개 태그들 중 342개의 태그들은 제외한 3,848개의 태그들을 카테고리 모형에 따라서 분석한 결과이다.

〈표 7〉 3,848개 태그 분석 결과 (156개 이미지)

카테고리	서브 카테고리	빈도 (%)
기술(1)	색상	132 (3.40%)
	질감/재료	30 (0.77%)
	모양/구성	23 (0.59%)
	숫자	15 (0.39%)
	텍스트	6 (0.15%)
	합계	**206 (5.30%)**
분석(2)	사람	163 (4.19%)
	사건/활동	207 (5.32%)
	객체	484 (12.45%)
	공간	503 (12.93%)
	시간	81 (2.08%)
	씬	243 (6.25%)
	합계	**1,681 (43.24%)**
해석(3)	추상	205 (5.27%)
	분위기/감정	125 (3.22%)
	주제	429 (11.03%)
	기능	42 (1.08%)
	합계	**801 (20.60%)**
메타데이터(4)	메타 데이터 요소	1,183 (30.43%)
	합계	**1,183 (30.43%)**
개인 정보(5)	사적인 정보	17 (0.44%)
	합계	**17 (0.44%)**
총 합 계		**3,888(100%)(복수 태그 허용)**

제외된 태그의 종류는 단어가 너무 짧아서 의미가 없는 태그, 전치사와 같은 불용어 태그 또는 해석이 불가능한 외국어로 쓰여진 태그 등이 있다. 태그가 'blue sky'처럼 복합어인 경우 또는 의미가 다중적인 경우에는 복수 태그를 허용했기 때문에 〈표 7〉의 분석 결과는 총 3,888개이다. 분석 결과는 분석(43.24%), 메타데이터(30.43%), 해석(20.60%), 기술(5.30%), 개인 정보(0.44%) 카테고리 순으로 나타났다. 앞의 예들과 달리, 17개의 서브 카테고리에서 비율이 0(제로)인 경우는 하나도 없었다. 메타데이터 카테고리의 비율이 두 번째로 높게 나타나는 것은 많은 이용자들이 그룹명을 태그로 사용하고 있었기 때문이다.

4.5 논 의

본 연구에서는 태그 카테고리 모형을 이용하여 플리커 태그들의 분포 패턴을 분석해 보았다. 분석 결과를 서론에서 기술한 연구 문제들을 중심으로 기술하면 다음과 같다. 첫째, 제안된 태그 카테고리 모형이 폭소노미 분석을 위한 이론적인 틀로 적합한 것인가에 대한 문제이다. 141개 인기태그들 및 3개의 개인 태그 구름들에 있는 105개 태그들을 분석하는 데에도 적합했지만, 특히 156개 이미지의 3,848개의 태그들을 분석한 결과, 비율의 차이는 있지만 17개의 서브 카테고리에 모두 분포되고 있었다.

둘째, 어떤 유형의 태그들이 가장 많이 또는 적게 이용되고 있는지에 대한 것이다. 분석 결과, 분석 카테고리를 가장 많이 사용하고 있는 것으로 나타났다. 서브 카테고리에서는 공간(장소), 사건/활동, 객체 등이 높은 비율을 차지했다. 이는 플리커 이미지 자료의 특성상 당연한 결과로 생각된다. 플리커 자료는 주로 결혼, 여행, 휴가 등과 관련되어 있기 때문이다. 이와 같은 분포 패턴의 특성은 내용 기반 이미지 검색에서 아직까지 어려움이 있는 객체 인식을 폭소노미로 보완할 수 있다는 점에서 그 의미가 크다고 할 수 있다. 다음은 메타데이터 카테고리의 비율도 비교적 높다는 점이다. 특히 많은 태깅자들이 그룹명을 태그로 등록하고 있었다. 평균적으로 플리커 자료의 50% 이상이 태그를 갖고 있지 않기 때문에 그룹명이나 포토셋명이 유일한 메타데이터가 되는 경우도 있다(Stvilia and Jorgensen 2007). 이때 문제는 그룹명이 이미지에 대한 적합한 접근점이 될 수 있는가 하는 점이다. Stvilia와 Jörgensen(2007)의 주장에 의하면 많은 그룹명이 이미지의 내용에 기반하여 구성하기보다는 그룹의 목적에 맞게 일반적인 개념(예, TOP QUALITY IMAGES ONLY)이 사용된다는 점을 제안하고 있다. 물론 그룹명 중에서 'Dogs and Art'와 같이 이미지의 접근점으로 사용되기에 충분한 것들도 있다. 이러한 혼란을 최소화하고 태그를 효율적으로 관리하기 위해서 이용자가 태그를 입력할 때 일반 태그와 그룹명을 서로 구분하여 입력하는 방안도 고려해 볼 수 있다. 끝으로, 분석 카테고리의

분위기/감정이나 추상 서브 카테고리는 낮은 비율을 차지하고 있지만 이러한 태그들은 이용자들이 이미지를 함축적인 의미에 기초하여 검색될 수 있게 한다는 점에서 그 의미가 있다고 하겠다.

셋째, 개인 간에 태깅하는 유형에 차이가 있는가 하는 점이다. 무작위로 선정한 세 명의 태그 구름을 분석한 결과, 태깅 행태에 차이가 있었다. 특히 이용자 'A'는 동일한 개념을 나타내는 하나의 태그를 여러 나라 언어로 변환하여 여러 개의 태그들을 등록하고 있었다. 이러한 태깅 행태는 글로벌 검색 환경에서 특히 이미지 자료에 대한 접근을 향상시키는 데 기여할 것이다. Beaudoin(2007)도 이러한 플리커 이용자의 태깅 행태를 확인하였다. 또 다른 예로 이용자 'B'는 이미지의 주제를 표현하는 태그를 사용하는 대신에 이미지가 속한 그룹명과 같은 메타데이터를 주로 사용하고 있었고, 이용자 'C'는 이미지의 표제에 포함되어 있는 단어를 태그로 주로 사용하였다. 한편, 이용자 'A'는 그룹명을 태그로 거의 사용하고 있지 않았고 그 대신 본인의 아이디와 이름과 같은 메타데이터를 태그로 사용하고 있었다. 또 다른 차이는 추상적인 개념이나 분위기/감정을 표현하는 태그를 사용하는 이용자 'A'가 있는 반면, 전혀 사용하지 않는 이용자 'B'와 'C'도 있었다. 넷째, 협력적 태깅이 활성화되어 있는가 하는 점이다. 예상과 달리 다른 이용자들이 부여한 태그 비율은 9.57%에 불과했다. 그러나 이미지에 직접 표시하는 노트(note) 또는 덧글과 같은 주석은 인기 있는 이미지인 경우 활발하게 다른 이용자들에 의해서 활용되고 있었다.

5. 연구 결과의 활용 방안

폭소노미가 전통적인 텍사노미 또는 온톨로지를 대신하기 보다는 서로 영향을 받으면서 발전하여 이미지 자원은 물론 텍스트 자원에 대한 접근성을 향상시킬 것이다. 다음은 본 연구에서 제안한 태그 카테고리 모형, 이용자 태깅 행태의 분석 결과 그리고 폭소노미가 어떻게 전통적인 텍사노미 또는 온톨로지와 결합되어 이미지 정보 조직과 검색에 활용될 수 있는지 기술한다.

5.1 온톨로지에 기반한 폭소노미 확장법

폭소노미의 가장 큰 문제점 중 하나는 자연어로 이루어지기 때문에 동의어, 유의어, 다의어 등의 어휘 통제가 이루어지지 않는다는 점이다. 또 개인이 자신만의 상황이나 문맥에 맞게 태깅하기 때문에 일관성이 없고 계층에 관계없이 수평적으로 이루어진다. 이러한 단점으로 인해서 정보검색 시, 정확성을 낮추는 결과를 가져온다. 이러한 단점들을 해결하기 위한 방안으로 폭소노미를 구조화하기 위해서 온톨로지 기술을 적용할 수 있다. 폭소노미가 모두를 위한 메타데이터라면 온톨로지는 웹을

위한 의미 구조로써 문서나 사물의 의미를 명시적이고 모호하지 않은 방법으로 정의한다(Weller 2007). 즉, 온톨로지란 어떤 관심 분야를 개념화하기 위해 명시적으로 정형화한 명세서로, 어느 특정 도메인에 관련된 단어들을 계층적 구조로 표현하고 추가적으로 이를 확장할 수 있는 추론규칙을 포함한다.

온톨로지 구성에서 가장 어려운 작업은 용어 수집인데 폭소노미를 통해서 온톨로지의 기본 자료를 수집할 수 있다. 즉, 소셜 태깅을 통해서 수집된 용어들을 본 연구에서 제안한 태그 카테고리 모형 중 개인정보를 제외한 4개의 카테고리와 16개의 서브 카테고리를 이용하여 분류한다. 태그 간의 계층 관계(예, 상하위어)와 연관 관계(예, 동등어와 관련어)는 워드넷(WordNet), 위키피디아 및 이용자 태깅 행태에 기반하여 산출한 태그 간의 동시출현빈도에 기초하여 구성한다. 즉, 연관 또는 계층 관계를 구성할 때 먼저 워드넷을 이용하여 동의어 또는 상하위어격인 태그들을 추출한다. 그 중에서 동시출현빈도가 높은 태그들을 최종적으로 동의어 또는 상하위어로 선정하고, 워드넷의 동의어 목록에는 없지만 동시출현빈도가 높은 태그들은 관련어로 선정한다.

예를 들어서, 워드넷에서 'wedding'이라는 단어의 동의어로 'marriage', 'wedding party', 'wedding ceremony', 'naptials', 'hymeneals' 등을 열거하고 있다. 그리고 플리커에서 'wedding'과 동시출현빈도가 높은 태그들로 'bride', 'groom', 'flowers', 'love', 'dress', 'white', 'marriage' 등을 나열하고 있다. 위의 자료를 활용하면 'marriage'가 'wedding'의 동의어로 선정되고 관련어로 'flowers', 'love', 'dress', 'white' 등이 선정된다. 이 외에 위키피디아를 이용하여 'wedding'을 다른 나라 언어로 표현한 단어들(예, 婚禮)도 동의어로 표현할 수 있다. 또한 워드넷에 의하면 'bride', 'groom'은 'wedding'의 분의어(meronyms)로 기술되어 있다. 따라서 온톨로지에서 'bride' 및 'groom'을 'wedding'의 하위어들로 정의할 수 있다. 이와 같이 선정된 연관 및 계층 관계에 있는 태그들은 이용자가 이미지 자료를 태깅하는 과정에서 관련 태그를 추천하는 데 사용될 수 있다.

이 외에, 폭소노미 기반 온톨로지는 이미지 자료의 질의 확장에도 사용될 수 있다. 즉, 이용자가 태그를 입력할 때, 질의 확장을 원할 경우, 확장 대상, 즉, '동의어/관련어', '상하위어' 및 '외국어' 중 하나를 선택하게 한 다음 선택된 대로 질의 확장을 할 수 있는 선택 항목을 만들 수 있다. 예를 들어서 검색어로 'wedding'을 입력하고 동시에 이용자가 관련어에 의한 질의 확장을 요구할 때 질의는 'wedding or flowers or love or dress or white'로 확장될 것이다.

5.2 폭소노미와 내용 기반 이미지 검색을 결합한 검색 효율성 개선법

이미지의 기본적 특성(예, 색상)에 대한 분석 기술은 실제 검색시스템에서 많이 활용되

고 있을 정도로 발전된 상태이다. 그러나 특정 객체 또는 인물 등과 같은 논리적 특성을 이용하는 검색 방법은 실제 활용하기에는 많은 한계가 있다. 본 연구에서 141개의 인기 태그들, 표집된 3개의 개인 태그 구름들에 있는 105개 태그들 및 156개 이미지의 3,848개의 태그들을 분석한 결과, 이미지 태깅자의 사건/활동, 사람 및 객체와 같은 논리적 특성과 관련된 태그들의 이용 비율이 각각 77.43%, 49.34%(평균), 43.23%로 가장 높게 나왔다. 이는 많은 태깅자들이 태그를 통해서 이미지의 논리적 특성은 기술하고 있다는 것으로 이미지 내용이 폭소노미에 의해서 어느 정도 파악될 수 있음을 의미하기도 한다.

본 연구에서는 이러한 폭소노미와 내용 기반 이미지 검색 방법을 결합하여 이미지 검색의 효율성을 한 단계 높이는 방안을 제안한다. 즉, 현재 실용화할 수 있는 이미지의 기본적 속성에 대한 분석 기술을 활용하면서, 아직까지 복잡하고 고가의 비용과 시간이 요구되는 객체, 사람 등의 논리적 특성의 인지는 태그 정보를 활용하는 방법이다. 예를 들어서, '바닷가에 서 있는 베토벤'에 관한 이미지를 찾고 싶다는 정보 요구가 있다고 가정해 보자. 이 정보 요구에 대한 질의로 바닷가 풍경의 이미지와 '베토벤', '음악가', '작곡가' 등과 같은 키워드(검색어)가 모두 사용된다. 즉, 이미지 프로세싱 방식에 의해서 질의로 사용된 이미지와 유사한 이미지들을 플리커 데이터베이스에서 검색한다. 그런 다음 검색된 이미지들에 부여된 태그를 분석하여 검색어 '베토벤', '음악가' 및 '작곡가' 등과 동일한 또는 유사한 태그를 갖는 이미지들을 선정하여 검색 결과로 제시하는 방법이다.

5.3 폭소노미에 기반한 텍사노미 확장법

폭소노미가 검색의 중요한 부분을 차지할 것으로 예측되나, 전통적인 분류표, 시소러스 및 주제명 표목표, 즉, 텍사노미에 기초하여 정보전문가들이 이미지 자료를 분류하거나 색인어를 할당하는 방식은 여전히 디지털도서관에서 중요한 방법으로 남을 것으로 생각된다. 다시 말해서 폭소노미가 텍사노미를 대신하기보다는 서로 영향을 받으면서 발전하여 콘텐츠에 대한 접근성을 향상시킬 것으로 예측된다.

Weller(2007)는 자료의 색인 방식은 자료 가치의 중요도에 달려 있다고 보고 있다. 즉, 비교적 덜 중요한 자료는 이용자에 의해서 태깅되어 활용될 수 있는 반면, 중요한 자료는 여전히 정보전문가의 처리를 거쳐야 한다고 주장한다. 전문가들에 의해서 구성되는 텍사노미의 가장 큰 문제점 중 하나는 이용자들의 다양한 관점을 포함하지 않아서 정보전문가와 이용자 간의 개념 차이가 있다는 점을 든다. 이외에 텍사노미가 갱신되기 위해서 시간이 필요하며, 이러한 이유로 최신의 용어, 개념을 포함하는 것이 어려운 것으로 알려져 있다.

이러한 문제점을 극복하는 방안으로 이용자 관점에서 작성되고, 새로운 용어나 개념을 실시간으로 반영하고 있는 폭소노미를 활용하는

방안이 있다. 즉, 폭소노미를 분석하여 이용자 태깅 행태는 물론 구체적으로 태그들의 특성 및 분포 패턴 등을 조사하여 이를 텍사노미의 갱신에 적극적으로 활용하는 것이다. 폭소노미와 텍사노미가 갖는 특성은 이것들이 이미지 검색에서 독특한 역할을 하도록 할 것이다. 따라서 서로 영향을 받는다 해도 고유의 특성은 최대한 보존하는 것이 바람직 할 것으로 보인다.

6. 결 론

텍사노미는 비용 대 효과면에서 그리고 이용자와 정보전문가 간의 용어 차이면에서 개선이 요구된다. 최근 폭소노미를 이미지 검색의 효율성을 높이기 위한 하나의 방안으로 활용하려는 시도가 진행되고 있다. 본 연구에서는 플리커 자료의 이용자들의 태깅 행태를 분석하기 위해서 태그 카테고리 모형을 설계하고, 설계된 모형을 플리커 태그들에 적용하여 이용자들의 태깅 행태를 분석해 보았다. 분석 결과를 요약하면 다음과 같다.

첫째, 제안된 태그 카테고리 모형이 폭소노미 분석을 위한 이론적인 틀로 적합한 것으로 나타났다. 태그를 모형에 따라서 수작업으로 분류하는 것은 어려움이 없었으나, 자동 또는 반자동으로 분류하기 위해서 주제 서브 카테고리 그리고 사건/활동 서브 카테고리에 속하는 태그들을 분명히 정의할 필요가 있다.

둘째, 이용자들은 분석 카테고리에 속한 태그들을 가장 많이 사용하고 있는 것으로 나타났다. 특히 분석 카테고리에 속해 있는 공간(장소) 및 사건/활동과 관련된 태그들을 많이 사용하고 있었다. 많은 태깅자들이 그룹명을 태그로 등록하고 있어서, 플리커에서 그룹명을 효율적으로 사용하기 방안 모색이 필요하다. 분석 카테고리의 분위기/감정이나 추상 서브 카테고리에 속한 태그들의 비율은 높지 않지만 이러한 태그들은 이미지를 함축적인 의미에 기초하여 검색될 수 있게 한다는 점에서 의미가 있다고 할 수 있다.

셋째, 이용자 간의 태깅 행태에 차이가 있는 것으로 나타났으나 이러한 차이는 이용자 고유의 특성에 기인하기 보다는 태깅하는 방법에 대한 체계적인 가이드 부족에서 기인한 것으로 보인다.

넷째, 협력적 태깅의 비율은 9.57%에 불과했지만, 이미지에 직접 표시하는 노트 또는 덧글과 같은 소셜 주석은 인기 있는 이미지인 경우 활발하게 다른 이용자들에 의하여 작성되고 있었다. 끝으로 이러한 분석 결과에 기초하여 이미지 자료의 검색 효율성을 높이는 세 가지 방안, 즉, 온톨로지에 기반한 폭소노미 확장법, 폭소노미와 내용 기반 이미지 검색을 결합한 검색 효율성 개선법 및 폭소노미에 기반한 텍사노미 확장법을 제안하였다.

참고문헌

박찬표, 반영환, 정지홍. 2007. 웹 이미지의 협력

적 폭소노미에 관한 연구.『한국디자인학회 2007 봄 학술발표대회 논문집』, 2007 (29/135): 58-59.

이강표 등. 2008. FolksoViz: Wikipedia 본문을 이용한 상하위 관계 기반 폭소노미 시각화 기법.『정보과학회논문지: 컴퓨팅의 실제 및 레터』, 14(4): 401-411.

이선숙. 2008.『OntoSonomy: 온톨로지 기반의 폭소노미 확장법』. 석사학위논문, 이화여자대학교 대학원, 컴퓨터정보통신공학과.

이성숙. 2008. 대학도서관 폭소노미 태그의 형태적 특성에 관한 연구.『한국문헌정보학회지』, 42(4): 463-480.

이시화 등. 2008. Web 2.0 환경에서의 효율적인 이미지 검색을 위한 태그 클러스터링 시스템의 설계 및 구현.『멀티미디어학회논문지』, 11(8): 1169-1178.

이재윤, 황혜경. 2006. 이용자 생성 메타데이터에 관한 연구.『정보관리연구』, 37(3): 1-24.

이정미. 2007. 폭소노미의 개념적 접근과 웹정보 서비스에의 적용.『한국비블리아 학회지』, 18(2): 141-159.

정도헌, 김태수. 2003. 시소러스를 기반으로 한 온톨로지 시스템 구현에 관한 연구.『정보관리학회지』, 20(3): 155-175.

조재인. 2008. 학술정보서비스의 폭소노미 분석 연구.『한국문헌정보학회지』, 42(4): 95-112.

최윤희. 2009.『폭소노미에서 위치태그 분석을 통한 공간관계 추출 기법』. 석사학위논문, 이화여자대학교 대학원, 컴퓨터정보통신공학과.

Beaudoin, Joan. 2007. "Flickr image tagging: Patterns made visible." *Bulletin of the American Society for Information Science and Technology*, 34(1): 26-29.

Choi, Y. and Hsieh-Yee, I. 2008. "Subject access for images in an OPAC." Proceedings of the ASIST Annual Meeting. Columbus, Ohio, Nov. 2008.

Chowdhury, G. G. 2004. *Introduction to modern information retrieval*. London: Facet Publishing.

Clough, P., Gonzalo, J. and Karlgren, J. 2006. "Multilingual interactive experiments with Flickr." EACL 2006 Workshop on New Text - Wikis and blogs and other dynamic text sources.

Geisler, G. and Burns, S. 2007. "Tagging video: Conventions and strategies of the YouTube community." Proceedings of the 7th ACM/IEEE Joint Conference on Digital Libraries, 2007: 480.

Hayman, S. 2007. "Folksonomies and tagging: New developments in social

bookmarking." Ark Group Conference: Developing and Improving Classification Schemes, 27-29 June 2007, Sydney. [cited 2009. 03. 15]. 〈http://www.educationau.edu.au/jahia/webdav/site/myjahiasite/shared/papers/arkhayman.pdf〉.

Jörgensen, C. 1998. "Attributes of images in describing tasks." *Information Processing and Management*, 34(2): 161-174.

Jörgensen, C. and Stvilia, B. 2007. "End-user collection building behavior in Flickr." Proceedings of the ASIST Annual Meeting, 19-24 October 2007, Milwaukee, Wisconsin.

Kern. R., Granitzer, M. and Pammer, V. 2008. "Extending folksonomies for image tagging." 9th International Workshop on Image Analysis for Multimedia Interactive Services, 7-9 May 2008, Klagenfurt, Austria, 126-129.

Kolbitsch, J. 2007. "WordFlickr: A solution to the vocabulary problem in social tagging systems." Proceedings of I-MEDIA '07 and I-SEMANTICS '07, Graz, Austria, Sept 2007.

Laine-Hermandez, M. and Westman, S. 2008. "Multifaceted image similarity criteria as revealed by sorting tasks." Proceedings of the ASIST Annual Meeting. Columbus, Ohio, Nov. 2008.

Lindstaedt, S., et. al. 2009. "Automatic image annotation using visual content and folksonomies." *Multimedia Tools and Applications*, 42(1): 97-113.

Morrison, J. 2008. "Tagging and searching: Search retrieval effectiveness of folksonomies on the World Wide Web." *Information Processing and Management*, 44: 1562-1579.

Panofsky, E. 1955. *Meaning in the visual arts*. New York: Doubleday.

Peters, I. and Stock, W. G. 2007. "Folksonomy and information retrieval." Proceedings of the ASIST Annual Meeting, 19-24 October 2007, Milwaukee, Wisconsin.

Rorissa, A. 2008. "User generated descriptions of individual images versus labels of groups of images: A comparison using basic level theory." *Information Processing and Management*, 44(5): 1741-1753.

Rorissa, A. and Iyer, H. 2008. "Theories of cognition and image categorization: What category labels

reveal about basic level theory." *Journal of American Society for Information Science and Technology*, 59(9): 1383-1392.

Rosch, E., and Mervis, C. 1975. "Family resemblances: Studies in the internal structure of categories." *Cognitive Psychology*, 7(4): 573-605.

Shatford, S. 1986. "Analyzing the subject of a picture: A theoretical approach." *Cataloging and Classification Quarterly*, 6(3): 39-62.

Stvilia, B. and Jörgensen, C. 2007. "End-user collection building behavior in Flickr." Proceedings of the ASIST Annual Meeting, 19-24 October 2007, Milwaukee, Wisconsin.

Trant, J. 2006. "Exploring the potential for social tagging and folksonomy in art museums: Proof of concept." *New Review of Hypermedia and Multimedia*, 12(1): 83-105.

Weller, Katrin. 2007. "Folksonomies and ontologies: Two new players in indexing and knowledge representation." H. Jezzard (Hrsg.): Applying Web 2.0. Innovation, Impact and Implementation. Online Information 2007 Conference Proceedings, London 2007.

Yoon, J. 2008. "Searching for an image conveying connotative meanings: An exploratory cross-cultural study." *Library and Information Science Research*, 30: 312-318.