20CTAP-C151886-02

지능형 장소기반 관광 서비스 제공을 위한 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)을 활용한 이미지 분류 모형 개발 최종보고서

2020

국토교통과학기술진흥원

국토교통부

보안 과제 ( ), 일반 과제 (○) / 공개 (○), 비공개( )

국토교통기술촉진연구사업 제2차 연도 최종보고서

R&D / 20CTAP-C151886-02

지능형 장소기반 관광 서비스 제공을 위한 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)을 활용한 이미지 분류 모형 개발 최종보고서

2021. 01. 15.

주관연구기관 / 이화여자대학교 산학협력단

국토교통부

국토교통과학기술진흥원

제 출 문

국토교통과학기술진흥원장 귀하

'지능형 장소기반 관광 서비스 제공을 위한 합성곱 신경망(Conveolutional Neural Network, CNN)을 활용한 이미지 분류 모형 개발' (연구개발 기간 : 2019. 04. 15 ~ 2020. 12.31) 과제의 최종보고서 10부를 제출합니다.

2021. 01. 15.

주관연구기관명 : 이화여자대학교 산학협력단 (대표자) 반효경 (인)

주관연구기관책임자: 강영옥 (인)

국토교통부소관 연구개발사업 운영규정 제29조에 따라 최종보고서 열람에 동의합니다.

보고서 요약서

<table>
<tr><td>과제 고유 번호</td><td>20CTAP-C151886-02</td><td>해당 단계
연구 기간</td><td>2020. 01. 01.
~ 2020. 12. 31</td><td>단계구분</td><td>2 / 2
(해당단계)/(총단계)</td></tr>
<tr><td rowspan="2">연구사업명</td><td>중사업명</td><td colspan="4">국토교통기술촉진연구사업</td></tr>
<tr><td>세부사업명</td><td colspan="4">기초원천</td></tr>
<tr><td rowspan="2">연구과제명</td><td>대과제명</td><td colspan="4">-</td></tr>
<tr><td>세부과제명</td><td colspan="4">지능형 장소기반 관광 서비스 제공을 위한 합성곱 신경망
(Convolutional Neural Network, CNN)을 활용한 이미지 분류 모형 개발</td></tr>
<tr><td rowspan="2">연구책임자</td><td rowspan="2">강 영 옥</td><td>해당단계
참여연구원 수</td><td>총: 8명
내부: 8명
외부: 0명</td><td>해당단계
연구비</td><td>정부: 200,000천원
민간: 천원
정부외: 천원
상대국: 천원
계: 200,000천원</td></tr>
<tr><td>총 연구기간
참여연구원 수</td><td>총: 9명
내부: 9명
외부: 0명</td><td>총 연구비</td><td>정부: 350,000천원
민간: 천원
정부외: 천원
상대국: 천원
계: 350,000천원</td></tr>
<tr><td>연구기관명 및
소속 부서명</td><td colspan="3">이화여자대학교 산학협력단
사회과교육과</td><td>참여기업명</td><td></td></tr>
<tr><td>국제공동연구</td><td colspan="3">상대국명:</td><td>상대국 연구기관명:</td><td></td></tr>
<tr><td>위탁연구</td><td colspan="3">연구기관명:</td><td>연구책임자:</td><td></td></tr>
<tr><td colspan="6">※ 국내·외의 기술개발 현황은 연구개발계획서에 기재한 내용으로 갈음</td></tr>
<tr><td>연구개발성과의
보안등급 및 사유</td><td colspan="5"></td></tr>
</table>

9대 성과 등록·기탁번호

구분	논문	특허	보고서 원문	연구시설·장비	기술요약 정보	소프트웨어	화합물	생명자원		신품종	
								생명 정보	생물 자원	정보	실물
등록·기탁 번호											

국가과학기술종합정보시스템에 등록한 연구시설·장비 현황

구입기관	연구시설·장비명	규격 (모델명)	수량	구입연월일	구입가격 (천원)	구입처 (전화)	비고 (설치장소)	NTIS 등록번호

요약

○ 1년차 핵심성과: 관광분야 이미지 분류체계 개발
- 지난 6년간 사진공유 SNS인 플리커에 한국 방문 관광객이 게시한 사진을 수집함
- 관광객/거주자 분류 알고리즘을 통한 관광객이 게시한 사진을 구분함
- 사전 훈련된 Inception v3 모델을 활용하여 관광객이 게시한 사진을 분류함
- 지능형 관광서비스를 위한 관광사진 분류체계를 개발함. (75개 씬, 12개 카테고리)

○ 2년차 핵심성과: 딥러닝 기반 이미지 분류모형개발
- 관광사진 분류체계 75개씬별로 300장씩의 훈련데이타 셋을 구축함
- 이미지 분류를 위한 CNN모델은 Inception v3 모델을 전이학습함
- Inception v3 모델의 마지막 분류부분 수정, hyper-parameter tuning, data augmentation등을 통해 재훈련 실시함
- 재훈련 모델의 성능은 top 1 기준 85.77%, top 5기준 95.69% 달성함
- 최종 모델을 이용하여 관광객이 게시한 168,216장의 사진을 분류함
- 지능형 장소기반 관광서비스 제공 전략의 예시로서 i) 한국방문 관광객의 관광이미지 분석, ii) 관광객 선호에 기반한 관광장소 추천, iii)산출물들의 활용가능성을 이해하기 쉽도록 이미지 기반 웹사이트를 설계하고 프로토타입을 개발함

보고서 면수 : 97

요약문

<table>
<tr><td>연구의
목적 및 내용</td><td colspan="5">ㅇ 본 연구개발의 목표는 지능형 장소기반 관광서비스 제공을 위한 CNN을 활용한 이미지 분류모형을 개발하는 것임.
ㅇ 본 연구는 대한민국을 방문한 관광객들이 사진공유 SNS 중 하나인 플리커(Flickr)에 게시한 지난 6년간의 데이터를 활용하였고, 해당 연구 목표를 달성하기 위해 2개의 세부 목표를 가짐.
- 한국 방문 관광객이 게시한 사진을 기반으로 관광서비스를 제공을 위한 관광 사진 분류체계를 개발함. 2013~2018년 사이 한국방문 관광객이 게시한 플리커 사진을 다운받고, 관광객이 게시한 사진의 특성과 관광분야 문헌분석, 전문가 의견수렴, 기존 이미지 DB 등을 참고하여 관광서비스를 위한 관광사진 분류체계를 개발함.
- Inception v3 모델 재훈련을 통해 관광분야에 적합한 CNN을 활용한 이미지 분류모형을 개발함. 관광 사진 분류체계에 맞춰 사진을 분류하기 위해 이미지 분류에 높은 성능을 보이는 CNN모델 중 하나인 InceptionV3 모델을 전이학습함. Inception v3 모델의 재훈련은 classifier 수정, hyper-parameter tuning, data augmentation등을 통해 이루어짐. 재훈련 모델의 성능은 top 1 기준 85.77%, top 5기준 95.69% 달성함. 최종 모델을 이용하여 관광객이 게시한 168,216장의 사진을 분류함. 지능형 장소기반 관광서비스 제공 전략의 예시로서 i) 한국방문 관광객의 관광이미지 분석, ii) 관광객 선호에 기반한 관광장소 추천, iii) 산출물들의 활용가능성을 이해하기 쉽도록 이미지 기반 웹사이트를 설계하고 프로토타입을 개발함</td></tr>
<tr><td>연구개발성과</td><td colspan="5">본 연구를 통해 개발되는 연구 성과는 4가지임
ㅇ 관광객이 게시한 SNS 사진을 한국 관광특성을 반영하여 분류하기 위한 관광사진 분류체계
ㅇ Inception v3 모델의 재훈련을 통해 개발된 CNN을 활용한 이미지 분류모형
ㅇ 관광사진 분류체계에 맞게 라벨링된 관광객이 게시한 이미지 DB
ㅇ 연구의 개발 및 실험과정을 기록한 보고서</td></tr>
<tr><td>연구개발성과의
활용계획
(기대효과)</td><td colspan="5">ㅇ 활용계획
- 중앙정부차원에서 관광객 선호 및 특성에 기반한 관광정책 수립 및 관광마케팅에 활용
- 지방자치단체 차원에서 관광객의 선호에 기반한 관광 상품 개발에 활용
- 관광분야 인공지능 기술을 접목한 비즈니스 모델로 활용
ㅇ 기대효과
- 기술적 측면: 관광영역에 AI기술을 융합・활용하는 계기를 만들 수 있음. 본 연구를 통해 관광분야에도 빅데이터, 공간정보, AI기술이 접목된 영역으로 고도화할 수 있을 것으로 기대됨. 본 연구에서 개발한 Inception v3모델의 재훈련 및 이와 관련된 소스코드 공개는 다양한 영역에서 AI기술을 쉽게 응용하고, 활용할 수 있는 계기를 만들 것으로 기대됨
- 경제・산업적 측면: 중앙정부차원에서 관광정책 수립을 위해 수행해왔던 설문조사를 일정부분은 SNS 데이터로 대체하면서 관광객의 선호도 및 관광활동 분석에 소요되는 시간과 비용을 줄일 수 있을 것으로 기대됨
- 사회문화적 측면: 관광영역에서 SNS 데이터를 보다 구체적이고 효율적으로 활용할 수 있는 방안을 제시함으로써 지능형 장소기반 관광서비스의 가능성을 확대함</td></tr>
<tr><td>국문핵심어
(5개 이내)</td><td>합성곱신경망</td><td>GeoAI</td><td>지능형
관광서비스</td><td>SNS 데이터</td><td>관광이미지 분류</td></tr>
<tr><td>영문핵심어
(5개 이내)</td><td>Convolutional
Neural Network</td><td>GeoAI</td><td>Intelligent tourism
service</td><td>SNS data</td><td>Tourism image
classification</td></tr>
</table>

〈 목 차 〉

1. 연구개발과제의 개요 ····· 1
1-1. 연구개발의 배경 및 필요성 ····· 1
1-2. 연구개발 목표 및 범위 ····· 2
2. 연구수행내용 및 성과 ····· 5
2-1. 연구개발 추진전략 · 방법 ····· 5
2-2. 연구개발 추진체계 ····· 6
2-3. 추진 일정 ····· 7
2-4. 연구수행내용 ····· 8
2-5. 연구 결과 ····· 85
2-6. 연구개발 성과 ····· 87
3. 목표 달성도 및 관련 분야 기여도 ····· 90
3-1. 목표 ····· 90
3-2. 목표 달성여부 ····· 91
3-3. 목표 미달성 시 원인(사유) 및 차후대책 (후속연구의 필요성 등) ····· 93
4. 연구개발성과의 활용 계획 ····· 94
4-1. 연구개발성과의 활용 방안 ····· 94
4-2. 기대효과 ····· 95
붙임. 참고문헌 ····· 96

1. 연구개발과제의 개요

1-1. 연구개발의 배경 및 필요성

ㅇ 소셜 미디어 데이터의 중요성

- 최근 모바일 기기의 보편화로 소셜 네트워크 서비스(Social network service)의 사용이 일상화되고, 이와 관련된 방대한 양의 데이터가 생산되고 있음. SNS 사용자는 어디서든 사진을 쉽게 찍어 올릴 수 있게 되어 사용자의 활동, 의견 등을 다양한 형태로 표출하는 것이 가능해졌음.
- 이러한 SNS 데이터는 사용자가 게시한 텍스트나 사진뿐 아니라 사용자의 위치 정보 또한 제공되어 양질의 데이터가 양산되는 추세임.
- SNS 데이터는 특정 이슈에 대한 여론 분석 및 흐름파악 등에 적극적으로 활용되고 있으며, 이뿐만 아니라 행정·마케팅·홍보 등 다양한 분야에서 이를 적극 활용하려는 노력이 증가하는 추세임.

ㅇ 관광 분야에서 소셜 미디어 데이터의 중요성

- 관광 산업은 다양한 서비스 산업과 연계되어 연쇄효과를 내기 때문에 고용 창출 효과 및 경제적 부가가치가 높은 산업임. 이러한 관광 산업의 경쟁력 확보를 위해 관광지 및 관광객에 대한 다각적인 분석을 통해 관광객의 선호 및 특성을 파악하고, 이를 바탕으로 한 관광지 운영 및 관리가 필수적 이지만 관광객의 행동 패턴이나 수용에 대한 자료를 부족한 실정임(박석희·박상곤, 2005).
- 이러한 점에서 SNS 데이터는 그 활용성이 매우 크다고 할 수 있음. 관광객들이 생성한 UGC(User - Generated Contents)는 새로운 관광지를 발굴하거나 관광콘텐츠를 보강하는 등 관광 정책의 보완에 도움을 주는 기초자료로 활용될 수 있음.
- 사용자들은 SNS를 통해 관광정보를 얻고, 여행 중에는 글이나 사진을 게시하여 다른 사람들과 이를 공유하기 때문임(Parra-Lopez et al, 2011). 관광 활동 후 게시하는 지오태깅된 사진(Geo-tagged photos)은 관광지에서 사용자들의 인식과 행위를 보여주는데, 이는 대표 관광 요소 및 해당 관광지에 대해 그들이 가지는 이미지를 나타냄(Donaire et al., 2014).
- 관광지에 대한 이미지는 관광객이 느끼는 매력 및 방문 의사와 관련이 있기 때문에 사용자들이 소셜 미디어에 게시한 사진은 다른 사용자들이 방문하고자 하는 관광지를 선정할 때 참고가 됨(Park et al, 2012).
- 소셜 미디어에 게시된 관광 활동 관련 사진을 분석함으로써 대표 관광 요소 및 관광지에 대한 이미지, 관광 트렌드 등을 알아낼 수 있으며, 이 과정은 관광지 발굴 및 개발, 개선 등과 관련된 관광 분야 기초 연구에 일조할 수 있음(Saito et al., 2018).
- 관광객은 텍스트 혹은 사진을 통해 관광지에서의 감성을 표현하는데, SNS에 게시된 텍스트에 대한 분석은 여러 연구들이 진행되었지만 사진에 대한 분석은 거의 이루어지지 못하였음. 이는 사진 이미지 데이터 분석방법론의 한계에 기인한 것으로 볼 수 있음.

ㅇ CNN을 활용한 딥러닝 기반 이미지 데이터 마이닝 기술의 발전

- 최근에는 이미지 데이터의 양이 증가하고 훈련 알고리즘이 향상되면서 딥러닝 기반 인공신경망을 활용한 이미지 데이터 마이닝 기법이 의학・환경・정보・과학・컴퓨터그래픽 등 여러 분야에 적용되고 있음(Garon, 2017). 2015년 구글(Google) 브레인팀에서 오픈소스 기계학습 라이브러리

Tensorflow를 개발하였고, 이를 통해 이미지 분석의 가능성이 확장됨.

- 기계학습이 가능한 인공신경망 중 하나인 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, 이하 CNN)은 이미지 식별 및 분류에 있어 높은 성능을 보이고 있기 때문에 대부분의 사진 데이터 마이닝 연구에서 주로 활용되고 있는 추세임. 인공지능의 한 분야의 시각지능 구현기술의 경우, 사물 인식 정확도를 경쟁하며 매년 열리고 있는 ImageNet 경진대회에서 2015년 마이크로소프트가 96.43%의 정확도를 달성하여 인간의 인식률(94.90%)를 추월하였고, 2017년도에 정확도가 97.85%에 이르렀음.
- 다양한 이미지 정보를 보유하고 있는 ImageNet에서는 매년 이미지 인식의 에러율이 낮은 모델을 선정하여 수상하고 있는데, 대표적 수상 경험이 있는 모델로는 LeNet-5, AlexNet, GoogleNet, ResNet 등의 구조로 만든 모델이 있음. 특히 구글에서 개발한 GoogleNet 구조의 Inception v3 모델은 소스코드가 널리 공개되어 있으며 높은 정확도 때문에 여러 연구에서 활용되고 있음.

o 사진을 포함하는 SNS 데이터의 딥러닝을 활용한 마이닝 필요

- 관광영역에서 SNS 데이터의 분석은 필수적 요소이지만 기존에는 SNS 데이터를 게시하는 위치나 거주자 위치, SNS에 게시된 텍스트의 분석이 주를 이루었음. 그러나 최근 관광객들은 본인이 경험한 바를 사진을 찍어서 남기고 이를 공유하는 문화가 널리 확산되어 있음.
- 대한민국을 방문한 관광객들이 소셜 미디어에 게시한 사진을 분류할 때 기존 모델을 그대로 활용하면 사진들이 제대로 분류되지 못한다는 문제가 있음. 이는 기존에 외국에서 개발된 이미지분류 모델의 학습 데이터 셋이 관광 활동 후 생성된 사진을 분류하기 위해 적합한 학습 데이터 셋이 아니며, 한국 관광요소의 특성을 포함하고 있지 않기 때문임. 따라서 소셜 미디어에 게시된 대한민국에서 이루어진 관광 활동 관련 사진을 분석할 수 있도록 새로운 훈련 데이터 셋을 생성하고 기존 CNN 모델을 재훈련 및 변형해야 할 필요성이 있음.

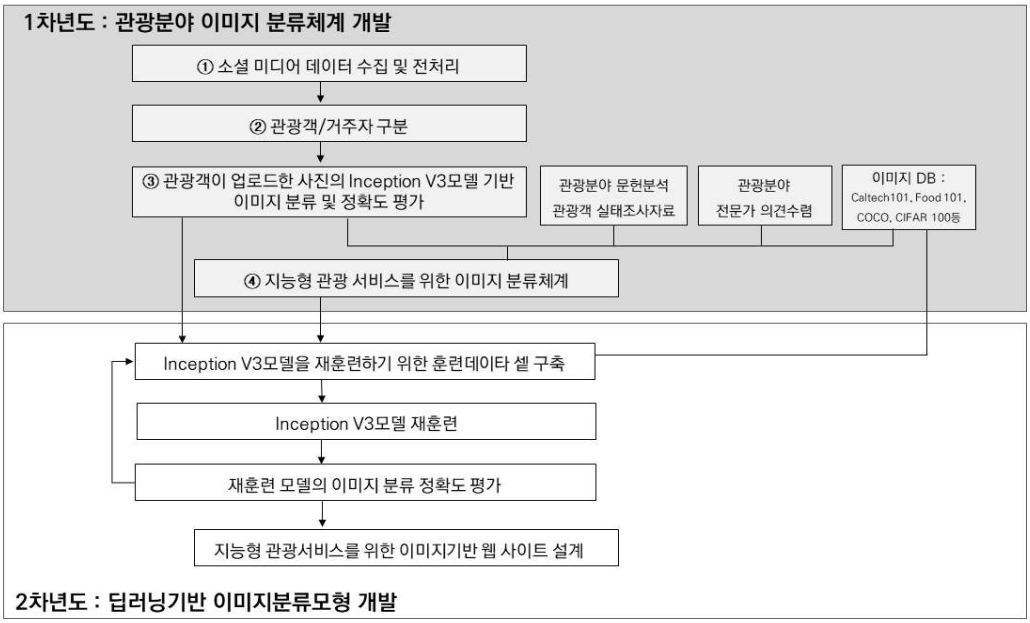
1-2. 연구개발 목표 및 범위

o 지능형 장소기반 관광서비스란, 관광객이 소셜 미디어에 업로드한 이미지를 분석하여 관광객의 유형을 분류하고, 관광객의 유형에 맞는 맞춤형 관광지역 및 관광컨텐츠를 제안하는 스마트한 관광서비스를 의미함.

o 이를 위해 사진공유 SNS 중 하나인 플리커에 지난 6년간 대한민국을 방문하는 관광객들이 게시한 사진을 기반으로 관광서비스를 위한 이미지 분류체계를 생성하고, Inception v3 모델의 재훈련 및 변형을 통해 관광분야에 적합한 CNN을 활용한 이미지 분류모형을 개발하고자 함.

가. 1차 연도 연구목표

(1) 개발 목표 : 관광분야 이미지 분류체계 개발

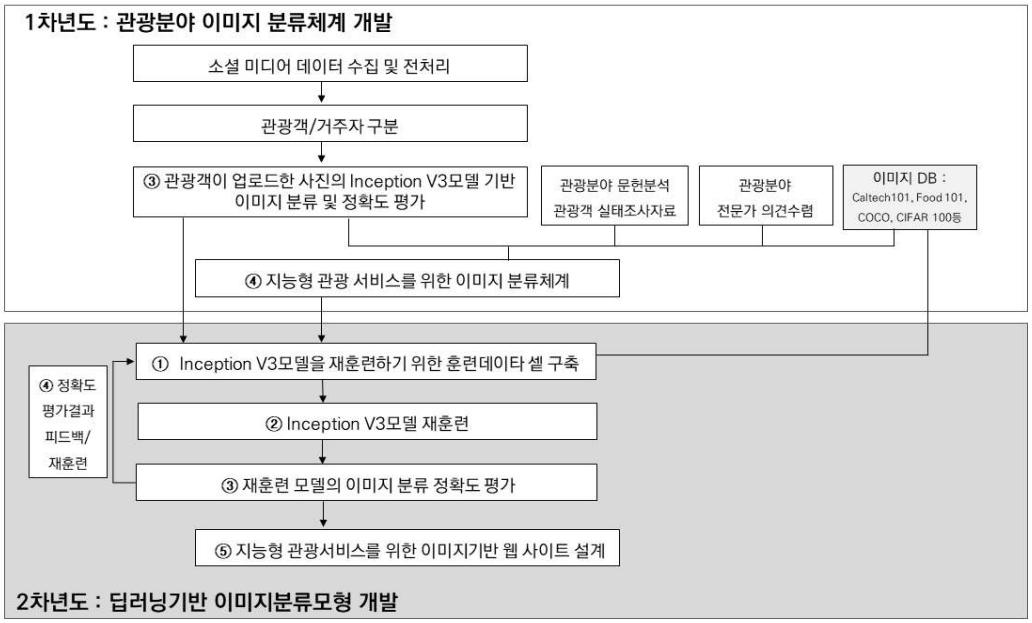


(2) 개발 내용 및 범위

핵심성과	연구목표	연구 내용
관광분야 이미지 분류체계 개발	소셜 미디어 데이터 수집 및 전처리	- 본 과제에서 활용할 소셜미디어 데이터는 플리커(Flickr)로 한정함. - 플리커에서 제공되는 공개 API를 통하여 2013년 1월 1일부터 2018년 12월 31일까지 대한민국 범위내 데이터를 수집함.
	관광객/거주자 분류 알고리즘 개발	- 플리커에 사용자는 거주자와 관광객이 혼재되어 있음. 관광분야에서 거주자와 관광객이 느끼는 관광 이미지는 서로 상이하기 때문에 거주자와 관광객을 분리하는 과정이 필요함. - 관광객과 거주자 분류 알고리즘 개발
	관광객이 게시한 사진의 Inception V3모델 기반 이미지 분류 및 정확도 평가	- 사진 분류는 딥러닝 학습모델 중 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, 이하 CNN)모델을 사용함. - 이미지넷의 1000개 카테고리로 분류하는 사전 학습된 Inception v3 모델을 활용하면, 이미지넷 기준 사진 분류결과는 관광목적에 맞지 않아 오분류되는 사례가 많이 존재하지만, 분류결과를 확인 과정은 한국 관광분야 이미지 분류를 위해 필요한 카테고리 확인 등을 위해 필요한 과정임.
	이미지 분류 정확도 평가	- 사전 학습된 Inception v3 모델의 이미지 분류 정확도 평가는 첫째 혼동행렬을 작성하여 정확도를 평가하며, 둘째 top 1 accuracy가 낮게 도출된 사진의 씬(scene) 및 컨텐츠를 분석하도록 함.
	지능형 관광서비스를 위한 이미지 분류체계 개발	- 지능형 관광서비스를 위한 이미지 분류체계 개발은 사전 학습된 Inception v3 모델의 이미지 분류정확도 평가를 통해 정확도가 낮게 도출된 사진 및 씬, 오분류된 카테고리 등을 분석하고, 관광 관련 문헌분석, 관광분야 전문가 의견수렴, 그리고 기존의 데이터베이스 제공 사이트[COCO(Common Object in Context), Caltech 101, CIFAR-100 dataset, Food 101 dataset] 등을 참고하여 관광분야에 적합한 이미지 분류체계를 개발하도록 함.

나. 2차 연도 연구목표

(1) 개발 목표 : 딥러닝기반 이미지분류모형 개발



(2) 개발 내용 및 범위

핵심성과	연구목표	연구 내용
딥러닝 기반 이미지 분류모형 개발	Inception v3 모델을 재훈련하기 위한 훈련 데이터 셋 구축	- 관광목적에 맞게 개발된 관광사진 분류체계를 기반으로 이미지에 라벨링을 부여하여 훈련 데이터 셋을 구축함. 씬(scene)별로 최소 100장 이상의 사진이 확보될 수 있도록 하며, 다양한 각도와 모습의 이미지가 포함되도록 함.
	Inception v3 모델 재훈련	- 새롭게 구축한 관광 이미지 훈련 데이터 셋을 활용하여 Inception v3 모델을 재훈련함.
	재훈련 모델의 이미지 분류 정확도 평가	- 사진의 라벨과 재훈련된 Inception v3 모델에 의해 분류된 결과를 비교하여 분류 정확도를 평가함. 이를 위해 혼동행렬을 작성함.
	정확도 평가결과에 따른 훈련 데이터 셋 보완 및 모델 재훈련/정확도 평가	- 씬별로 정확도 평가결과가 낮은 씬과 이미지 등을 확인하고, 해당 씬의 훈련 데이터 셋을 보완하도록 함. 분류 정확도가 95%이상이 나올 때까지 훈련 데이터 셋 보완, Inception V3 모델 재훈련, 정확도 평가 반복 작업을 수행함.
	지능형 관광 서비스를 위한 이미지 기반 웹사이트 설계 및 서비스 시나리오 개발	- 사업화 전략을 구체화하기 위해 몇 개의 활용방안을 제안하고자 함. 첫째, 관광지별로는 관광객이 선호하는 관광이미지를 분석, 둘째, 관광객이 업로드한 사진을 통한 관광객 유형 분류, 관광객 유형에 맞춘 관광지 추천. 셋째, 이미지 기반 웹사이트 설계 및 프로토타입 개발. 이는 이미지 분류 산출물들의 효과적인 활용과 활용 가능성을 이해하기 쉽도록 하도록 함.

2. 연구수행내용 및 성과

2-1. 연구개발 추진전략 · 방법

가. 연구개발 추진전략

○ 지능형 장소기반 관광서비스 제공을 위한 CNN을 활용한 이미지 분류모형 개발을 위해 그림 1과 같은 전략으로 과제를 수행함.

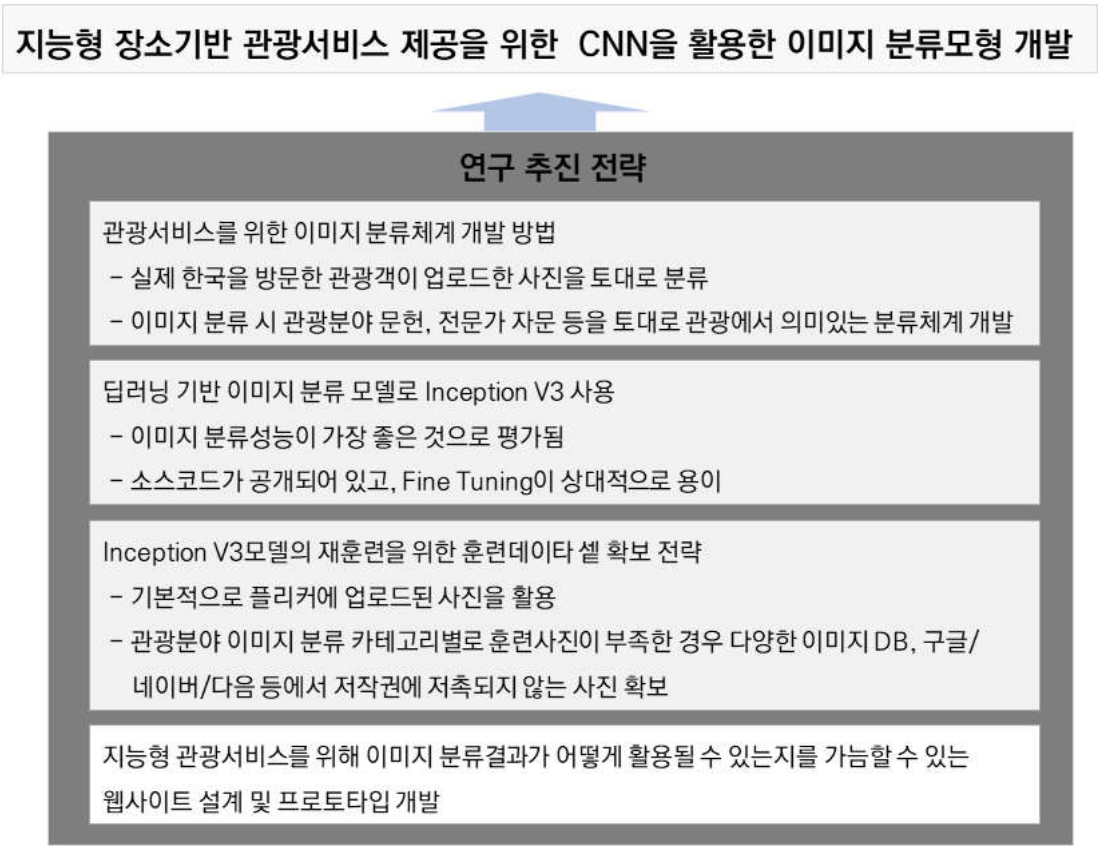


그림 1 연구추진 전략

나. 연구개발 방법

○ 본 연구개발과제의 성공적 수행을 위한 방법은 다음과 같음.

○ 문헌연구
- 소셜미디어 데이터에서 거주지정보가 확보되지 않은 경우 거주지 추론 알고리즘 관련 연구
- 딥러닝, 머신러닝 분야에서 데이터 분류 정확도 평가 방법론 관련 문헌
- 관광객의 주요 활동과 관련된 보고서, 외래관광객 실태조사 자료 등의 문헌
- 이미지 마이닝 분야에서 정확도 향상을 위한 이미지 훈련 방법론 관련 문헌

o 이미지 DB사이트 조사 및 분석
- 훈련 데이터 셋의 추가확보를 위한 관련 사이트 조사 및 분석 : ImageNet, COCO, Caltech 101, CIFAR 101, Food 101등
- 구글, 네이버, 다음 등에서 저작권 문제 없이 사용가능한 사진 자료 조사

o Github 등을 통해 데이터 수집 및 딥러닝 소스코드 수집
- 플리커 데이터 크롤링을 위한 플리커 API분석 및 활용
- 플리커 데이터 DB저장 자동화 코드
- Inception v3 소스 코드 및 fine tuning 소스 코드

o 데이터 수집, 분석, 시각화를 위한 SW활용
- Phython 3.6: 데이터 수집, Tensorflow 라이브러리 및 Inception v3 모델 활용
- R 3.5.2: 거주지 추론을 위한 머신러닝 기법 적용, 주요 관광지 분석
- ArcGIS Pro 2.3: 관광지 시각화 및 특정주제 관광지의 시계열 변동성 분석

o 지능형 관광서비스를 위한 이미지 기반 웹사이트 설계
- 관광분야 등 관련분야 사용자 요구사항 분석
- 지능형 관광서비스를 위한 이미지기반 웹사이트 기능 정의서
- 지능형 관광서비스를 위한 이미지기반 웹사이트 개념 설계 및 프로토타입 개발

2-2. 연구개발 추진체계

연구개발과제		총 참 여 연 구 원
과제명	지능형 장소기반 관광 서비스 제공을 위한 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)을 활용한 이미지 분류 모형 개발	주관연구책임자 (강영옥)외 총 8명

기 관 별 참 여 현 황		
구 분	연구기관수	참여연구원수
대 기 업	0	0
중견기업	0	0
중소기업	0	0
대 학	1	9
국공립(연)	0	0
출 연 (연)	0	0
기 타	0	0

주관연구기관명
지능형 장소기반 관광서비스 제공을 위한 CNN을 활용한 이미지 분류모형 개발
연구책임자명 (강영옥)외 8명
담당기술개발내용
관광분야 이미지 분류체계 개발 딥러닝 기반 이미지 분류모형 개발

2-3. 추진 일정

1차년도															
일련번호	연구내용	추진 일정												연구개발비 (단위: 천원)	책임자 (소속 기관)
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12		
1	소셜미디어데이터 수집 및 전처리				■	■	■							20,000	강영옥 (이화여대)
2	관광객/거주자 구분					■	■	■						30,000	강영옥 (이화여대)
3	Inception v3 모델을 활용한 관광객 이미지 분류							■	■	■				30,000	강영옥 (이화여대)
4	이미지 분류 정확도 평가							■	■	■				20,000	강영옥 (이화여대)
5	지능형 관광서비스를 위한 이미지 분류체계 개발								■	■	■	■	■	50,000	강영옥 (이화여대)

2차년도															
1	Inception v3 모델을 재훈련하기 위한 훈련 데이터 셋 구축	■	■	■	■	■								60,000	강영옥 (이화여대)
2	Inception v3 모델 재훈련			■	■	■	■							30,000	강영옥 (이화여대)
3	재훈련 모델의 이미지 분류 정확도 평가			■	■	■	■							40,000	강영옥 (이화여대)
4	정확도 평가결과에 따른 훈련 데이터 셋 보완 및 재훈련/정확도평가					■	■	■	■	■	■			40,000	강영옥 (이화여대)
5	지능형 관광서비스를 위한 이미지기반 웹사이트 설계 및 프로토타입 개발									■	■	■	■	30,000	강영옥 (이화여대)

2-4. 연구수행내용

가. 핵심성과 1: 관광분야 이미지 분류체계 개발

(1) 소셜미디어데이터 수집 및 전처리

(가) 데이터 수집 및 전처리

- 플리커 데이터의 수집은 플리커에서 제공하는 공개 API인 flickr.photos.search, flickr.photo.getInfo 메소드를 활용하여 이루어짐. 데이터 수집기간은 2013년 1월 1일부터 2018년 12월 31일까지 6년이며, 대한민국 범위에서 업로드된 사진 데이터를 크롤링함.
- 대한민국 범위의 위경도 내에서 2013년 65,922건, 2014년 61,371건, 2015년 49,276건, 2016년 45,290건, 2017년 36,130건, 2018년 26,105건으로, 6개년 간 총 284,094개의 데이터가 수집된 것을 확인할 수 있었음. 2013년부터 2018년까지 국내에서 Flickr를 사용한 총 사용자의 수는 5609명으로, 이들 중 Owner_Location을 기록한 사용자는 2080명으로 전체 사용자 중 37.08%를 차지하며, 기록하지 않은 사용자는 3529명으로 전체 사용자 중 62.92%를 차지함. 이들은 각각 122,594건, 161,500건의 데이터를 업로드하였음.

표 1 연도별로 수집된 데이터 통계

연도별 Data(개)	
2013년	65,922
2014년	61,371
2015년	49,276
2016년	45,290
2017년	36,130
2018년	26,105
총합계	284,094

표 2 Owner_location 기재 유무에 따른 사용자 통계

	사용자(명)	사용자(%)	Data(개)
Location	2,080	37.08%	122,594
Null	3,529	62.92%	161,500
총합계	5,609	100.00%	284,094

(나) DB 구축

ㅇ 본 연구에 활용한 SNS 데이터 및 분석 결과 데이터는 데이터베이스를 생성하여 저장하였음. 데이터 베이스 프로그램에는 Oracle에서 제공하는 오픈 소스 프로그램인 MySQL을 사용했음. 연구 데이터 베이스의 ER_Diagram은 다음과 같음.

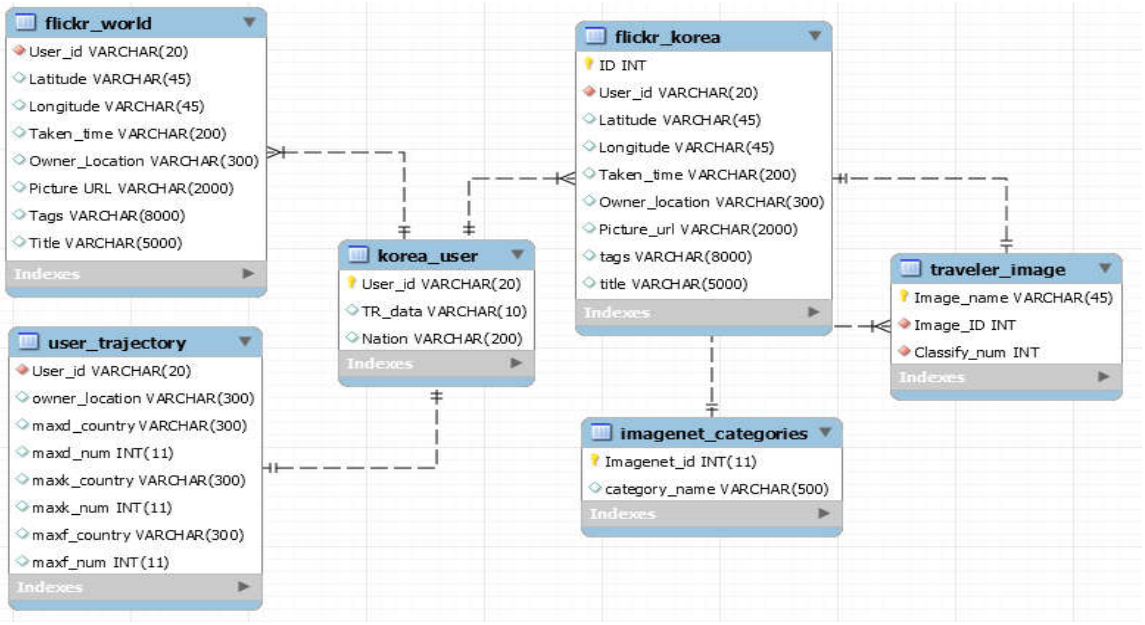


그림 2 연구 데이터베이스의 ER_Diagram

ㅇ 총 테이블은 6개로, 국내에서 flickr에 업로드된 크롤링 데이터(flickr_data), 국내 사용자의 데이터(korea_user), 한국 flickr 사용자의 전세계 크롤링 데이터(flickr_world). 관광객 분류에 활용된 사용자의 트레젝토리 데이터(user_trajectory), 관광객의 사진 데이터(image_data), 이미지넷 사진 카테고리(imagenet_categories)임. 각 테이블의 예시는 다음과 같음.

- 국내에서 flickr에 업로드된 크롤링 데이터 (flickr_korea, 284,094건)
  - ID : 데이터의 주요키(primary key)
  - user_id, longitude, latitude, taken_time, owner_location, picture_url, tags, title

  : 플리커 제공 데이터인 사용자 아이디, 사진 촬영 경위도, 사진 촬영 일시, 사용자가 기재한 거주국, 사진 URL, 태그, 제목

```
9 •   select * from flickr_korea;
```

sult Grid | Filter Rows: | Export: | Wrap Cell Content:

User_id	Latitude	Longitude	Taken_time	Owner_Location	Picture URL	Tags	Titles
22717576@N06	37.669419	127.044455	2014-11-03 10:21:17	'Napier, New ...	https://farm8....	[b'seoul', b'kor...	b"
22717576@N06	37.455683	127.003869	2014-11-01 10:22:01	'Napier, New ...	https://farm4....	[]	b"
22717576@N06	37.640986	127.027869	2014-10-27 20:02:35	'Napier, New ...	https://farm6....	[]	b"
22717576@N06	37.569644	127.019425	2014-10-27 16:56:07	'Napier, New ...	https://farm4....	[]	b"
22717576@N06	37.566383	127.018744	2014-10-27 15:44:58	'Napier, New ...	https://farm6....	[]	b"
22717576@N06	37.564522	127.020766	2014-10-27 15:28:34	'Napier, New ...	https://farm4....	[]	b"
22717576@N06	37.706969	127.047408	2014-10-26 18:20:31	'Napier, New ...	https://farm6....	[b'iphone', b'se...	b"

그림 3 국내에서 flickr에 업로드된 크롤링 데이터

- korea_use (국내 사용자의 데이터, 5609건)
  - travler_id : user_id(플리커 제공해주는 아이디) key
  - TR_data : 관광객 여부 (관광객(1), 거주자(0))
  - Nation : 트레젝토리 분석을 통해 추정한 국가

```
select * from flickr_world;
```

ult Grid | Filter Rows: | Edit:

User_id	TR_data	Nation
100004405@N07	0	South Korea
100023975@N03	1	UK
100029768@N02	0	South Korea
100030571@N02	0	South Korea
100063617@N06	1	USA
100083504@N07	0	South Korea
100142742@N08	0	South Korea
100152465@N08	0	South Korea

그림 4 국내 사용자의 데이터

- 한국 사용자의 마지막 태그 기준 3년치 전세계 크롤링 데이터(Flickr_world, 2,281,803건)
  - user_id, longitude, latitude, taken_time, owner_location, picture_url, tags, title
  : 플리커 제공 데이터인 사용자 아이디, 사진 촬영 경위도, 사진 촬영 일시, 사용자가 기재한 거주국, 사진 URL, 태그, 제목

```
select * from flickr_world;
```

ult Grid | Filter Rows: | Export: | Wrap Cell Content: | Fetch rows:

User_id	Latitude	Longitude	Taken_time	Owner_Location	Picture URL	Tags	Titles
100640170@N05	4.232747	100.545673	2018-02-25 10:41:07	'Malaysia'	https://farm5....	[b'pangkor']	b'Ghazali Clan ...
100640170@N05	4.232747	100.545673	2018-02-25 10:41:05	'Malaysia'	https://farm5....	[b'pangkor']	b'Ghazali Clan ...
100640170@N05	4.232747	100.545673	2018-02-25 10:41:03	'Malaysia'	https://farm5....	[b'pangkor']	b'Ghazali Clan ...
100640170@N05	4.232747	100.545673	2018-02-25 10:41:00	'Malaysia'	https://farm5....	[b'pangkor']	b'Ghazali Clan ...
100640170@N05	4.232747	100.545673	2018-02-25 10:40:58	'Malaysia'	https://farm5....	[b'pangkor']	b'Ghazali Clan ...
100640170@N05	4.232747	100.545673	2018-02-25 10:12:27	'Malaysia'	https://farm5....	[b'pangkor']	b'Ghazali Clan ...
100640170@N05	4.232747	100.545673	2018-02-25 10:06:18	'Malaysia'	https://farm5....	[b'pangkor']	b'Ghazali Clan ...
100640170@N05	4.232747	100.545673	2018-02-25 10:01:12	'Malaysia'	https://farm5....	[b'pangkor']	b'Ghazali Clan ...
100640170@N05	4.232747	100.545673	2018-02-25 10:01:12	'Malaysia'	https://farm5....	[b'pangkor']	b'Ghazali Clan ...

그림 5 한국 flickr 사용자의 전세계 크롤링 데이터(Flickr_world)

- 관광객 분류에 활용된 사용자의 트레젝토리 데이터 (User_trajectory, 5,384건)
  - User_id, Owner_location : 사용자 아이디와 사용자가 기재한 거주국
  - maxd_country, maxd_num : 최장 체류국와 체류 일수
  - maxk_country, maxk_num : 최다 방문국과 방문 일수
  - maxf_country, maxf_num, : 최빈 방문국과 방문 일수

```
5 •  select * from user_trajectory;
```

Result Grid | Filter Rows: | Edit: | Export/Import: | Wrap Cell Content: | Fetch rows:

User_id	owner_location	maxd_country	maxd_num	maxk_country	maxk_num	maxf_country	maxf_num
100004405@N07	Waegwan, South Korea	South Korea	1	South Korea	2	South Korea	1
100023975@N03	Cambridge, MA	Canada	1	Canada	10	Canada	1
100029768@N02	Seoul, United Kingdom	South Korea	158	South Korea	1328	South Korea	2
100030571@N02	~	South Korea	4	South Korea	4	South Korea	1
100063617@N06	Overland Park	United States	81	United States	12	United States//China	2
100083504@N07	~	South Korea	295	South Korea	5	South Korea	1
100142742@N08	~	South Korea	52	South Korea	22	South Korea	1

그림 6 관광객 분류에 활용된 사용자의 트레젝토리 데이터

- 관광객의 사진 데이터셋 (image_data, 168,545건)
  - image_id : Flickr_world 테이블에서 지정한 object_id
  - image_name : 폴더에 저장된 이미지의 파일명 (ex) HOH0001)
  - Classify_num : Inception v3로 분류한 카테고리 숫자

```
3 •  select * from traveler_image;
```

Result Grid | Filter Rows: | Edit:

Image_id	Image_name	Classify_num
1	HOH0001	793
2	HOH0002	976
3	HOH0003	979
4	HOH0004	699
5	HOH0005	416
6	HOH0006	927
7	HOH0007	924

그림 7 관광객의 사진 데이터셋

- 이미지넷 카테고리 (imagenet_categories, 1000건)
  - imagenet_id : 이미지넷 카테고리 숫자
  - category_name : 이미지넷 카테고리의 이름 (ex : pier)

```
1 •  select * from imagenet_categories;
```

Result Grid | Filter Rows: | Edit:

Imagenet_id	category_name
1	tench, Tinca tinca
2	goldfish, Carassius auratus
3	great white shark, white shark, man-eater, man...
4	tiger shark, Galeocerdo cuvieri
5	hammerhead, hammerhead shark
6	electric ray, crampfish, numbfish, torpedo
7	stingray

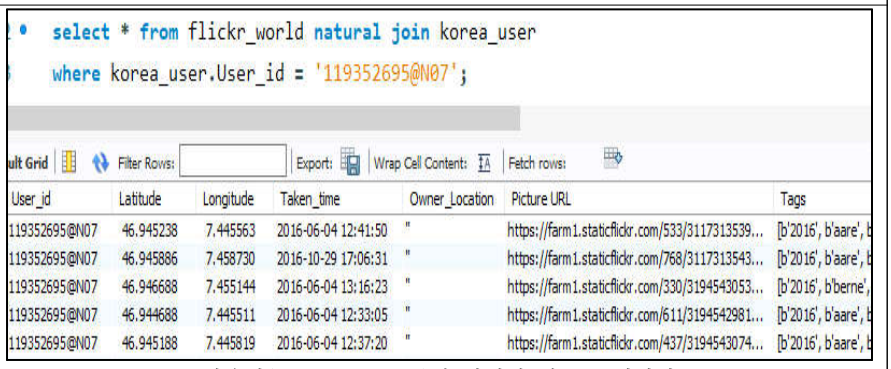
그림 8 이미지넷 카테고리

o 본 연구의 데이터 베이스(flickr_database) 활용 예시는 다음과 같음.

표 3 DB 활용 예시

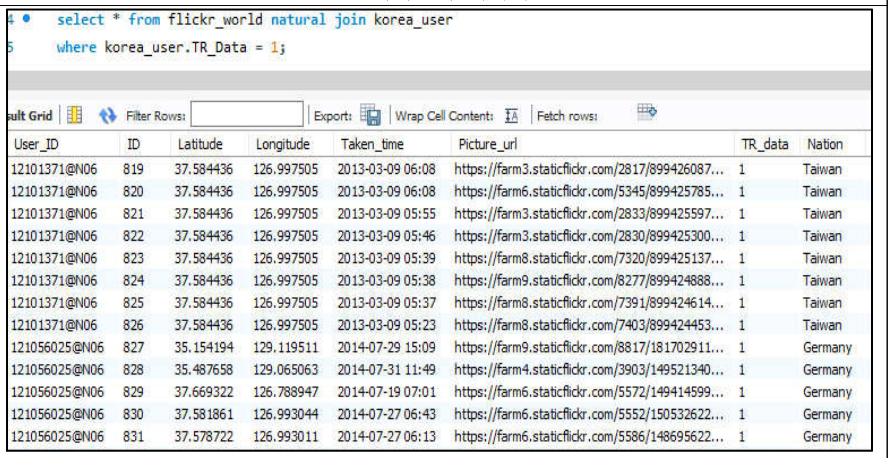
<table>
<tr>
<td>①</td>
<td>국내에서 업로드된 2013년 데이터</td>
<td>
<pre>
select * from flickr_korea
where flickr_korea.taken_time Like '2013%';
</pre>

ID	User_ID	Latitude	Longitude	Taken_time	Owner_location	Picture_url
90946	63209703@N00	36.558532	128.721284	2013-09-28 16:57	Zizur Mayor, Navarra	https://farm3.staticflickr.com/2812/12131
90980	63209703@N00	33.457797	126.919097	2013-09-20 15:02	Zizur Mayor, Navarra	https://farm9.staticflickr.com/8116/101926
90981	63209703@N00	35.133948	126.967048	2013-09-24 14:24	Zizur Mayor, Navarra	https://farm6.staticflickr.com/5485/10121
90982	63209703@N00	33.510269	126.528654	2013-09-18 21:49	Zizur Mayor, Navarra	https://farm3.staticflickr.com/2824/10189
90983	63209703@N00	35.16416	129.162025	2013-09-16 16:41	Zizur Mayor, Navarra	https://farm8.staticflickr.com/7304/10120
90984	63209703@N00	35.159775	126.928253	2013-09-22 19:51	Zizur Mayor, Navarra	https://farm8.staticflickr.com/7435/10158
90985	63209703@N00	35.157529	126.922073	2013-09-22 19:28	Zizur Mayor, Navarra	https://farm4.staticflickr.com/3781/10156
90986	63209703@N00	33.380712	126.224555	2013-09-20 18:22	Zizur Mayor, Navarra	https://farm8.staticflickr.com/7322/10120

국내에서 업로드된 2013년 데이터 예시
</td>
</tr>
<tr>
<td>②</td>
<td>특정 사용자의 마지막 태그 기준 3년치 전세계 크롤링 데이터 : 한국 사용자 데이터(korea_user)와 전세계 데이터(flickr_world)를 조인하여 질의하였음.</td>
<td>
<pre>
select * from flickr_world natural join korea_user
where korea_user.User_id = '119352695@N07';
</pre>

User_id	Latitude	Longitude	Taken_time	Owner_Location	Picture URL	Tags
119352695@N07	46.945238	7.445563	2016-06-04 12:41:50	"	https://farm1.staticflickr.com/533/3117313539...	[b'2016', b'aare', b
119352695@N07	46.945886	7.458730	2016-10-29 17:06:31	"	https://farm1.staticflickr.com/768/3117313543...	[b'2016', b'aare', b
119352695@N07	46.946688	7.455144	2016-06-04 13:16:23	"	https://farm1.staticflickr.com/330/3194543053...	[b'2016', b'berne',
119352695@N07	46.944688	7.445511	2016-06-04 12:33:05	"	https://farm1.staticflickr.com/611/3194542981...	[b'2016', b'aare', b
119352695@N07	46.945188	7.445819	2016-06-04 12:37:20	"	https://farm1.staticflickr.com/437/3194543074...	[b'2016', b'aare', b

사용자(119352695@N07)의 전세계 업로드 데이터
</td>
</tr>
<tr>
<td>③</td>
<td>특정 사용자의 관광객 여부와 트레젝토리 데이터 : 한국 사용자 데이터(korea_user)와 트레젝토리 데이터(user_trajectory)를 조인하여 질의함.</td>
<td>
<pre>
select * from user_trajectory natural join korea_user
where korea_user.User_id = '96443216@N06';
</pre>

User_id	owner_location	Nation	maxd_country	maxd_num	maxk_country	maxk_num	maxf_country	maxf_num	TR_data
96443216@N06	~	Taiwan	Taiwan	171	Japan	292	Taiwan	5	1

사용자(96443216@N06)의 관광객 여부(TR_data)와 최종 추론 거주국(nation), 트레젝토리 데이터
</td>
</tr>
<tr>
<td>④</td>
<td>관광객(TR_data = 1)의 전세계 데이터와 국내 데이터 예시 : 한국 사용자 데이터(korea_user)와 전세계 데이터(flickr_world), 국내 데이터(flikr_korea)을 조인하여 질의 진행함.</td>
<td>
<pre>
select * from flickr_world natural join korea_user
where korea_user.TR_Data = 1;
</pre>

User_ID	ID	Latitude	Longitude	Taken_time	Picture_url	TR_data	Nation
12101371@N06	819	37.584436	126.997505	2013-03-09 06:08	https://farm3.staticflickr.com/2817/899426087...	1	Taiwan
12101371@N06	820	37.584436	126.997505	2013-03-09 06:08	https://farm6.staticflickr.com/5345/899425785...	1	Taiwan
12101371@N06	821	37.584436	126.997505	2013-03-09 05:55	https://farm3.staticflickr.com/2833/899425597...	1	Taiwan
12101371@N06	822	37.584436	126.997505	2013-03-09 05:46	https://farm3.staticflickr.com/2830/899425300...	1	Taiwan
12101371@N06	823	37.584436	126.997505	2013-03-09 05:39	https://farm8.staticflickr.com/7320/899425137...	1	Taiwan
12101371@N06	824	37.584436	126.997505	2013-03-09 05:38	https://farm9.staticflickr.com/8277/899424888...	1	Taiwan
12101371@N06	825	37.584436	126.997505	2013-03-09 05:37	https://farm8.staticflickr.com/7391/899424614...	1	Taiwan
12101371@N06	826	37.584436	126.997505	2013-03-09 05:23	https://farm8.staticflickr.com/7403/899424453...	1	Taiwan
121056025@N06	827	35.154194	129.119511	2014-07-29 15:09	https://farm9.staticflickr.com/8817/181702911...	1	Germany
121056025@N06	828	35.487658	129.065063	2014-07-31 11:49	https://farm4.staticflickr.com/3903/149521340...	1	Germany
121056025@N06	829	37.669322	126.788947	2014-07-19 07:01	https://farm6.staticflickr.com/5572/149414599...	1	Germany
121056025@N06	830	37.581861	126.993044	2014-07-27 06:43	https://farm6.staticflickr.com/5552/150532622...	1	Germany
121056025@N06	831	37.578722	126.993011	2014-07-27 06:13	https://farm6.staticflickr.com/5586/148695622...	1	Germany

관광객인 사용자(korea_user.TR_data=1)의 전세계 데이터(flickr_korea)
</td>
</tr>
</table>

(2) 관광객/거주자 구분

- 플리커 사용자 가운데 거주자와 관광객이 포함되어 있기 때문에 관광객 추정이 필요함.
- 각 사용자의 거주국 추정을 위해 마지막으로 사진을 올린 시점으로부터 이전 3년 동안 사용자가 전 세계에 업로드한 데이터를 크롤링함. 이를 위해, 앞서 설명한 방법과 마찬가지로 플리커 API 중, flickr.photos.search 메소드를 사용했으며, 전세계 범위의 위도 -90° ~ 90° , 경도 -180° ~ 180° 범위의 Bounding Box와 각 사용자별 id를 이용하여 해당하는 사진의 Photo id를 수집하였음. 수집한 Photo id를 이용하여, flickr.photo.getInfo 메소드를 이용하여 해당 사진의 지리적 위치, 사진의 찍힌 시간, 사용자 정보(입력한 거주지), 태그, 제목을 포함하는 사진의 메타데이터를 파싱하였음. 전세계 데이터 크롤링을 통해 수집된 데이터는 2,281,803건이며, 사용자 수로는 5,609명이었으나, 사용자에 의해 게시물이 삭제되거나, 위경도 및 시간적 오류가 있는 데이터를 제거한 후 최종 수집된 데이터는 2,281,586건이며, 사용자 수로는 5,384명이었음. 수집된 데이터로부터 사용자의 프로필 정보를 확인할 수 있는데, 수집된 전체 사용자 5,384명 중 프로필에 본인의 거주국 정보(Owner location)를 기입한 사용자는 2,020명(1,284,469건), 거주국 정보를 기입하지 않은 사용자는 3,342명(997,334건)으로 나타났음.

표 4 한국 방문 사용자의 전세계 업로드 데이터 통계

파싱한 사용자 수(명)			Data(개)
total	결측	실제	total
5,609	225	5,384	2,281,803

표 5 전세계 대상 크롤링 데이터의 사용자 주소 기재 유무

		전체	null	Owner_location
total	data	2,281,803	997,334	1,284,469
	user	5,384	3,342	2,020

- 거주국 정보를 기입하지 않은 사용자의 거주국 추정을 위해 거주국 추정 알고리즘(강영옥 외 4명, 2019)(그림 9)을 적용하여 관광객 여부를 분류하였음. 경험적 방법 4가지와 머신러닝 기법 5가지를 수행하여 관광객 분류 정확도를 비교 분석함.

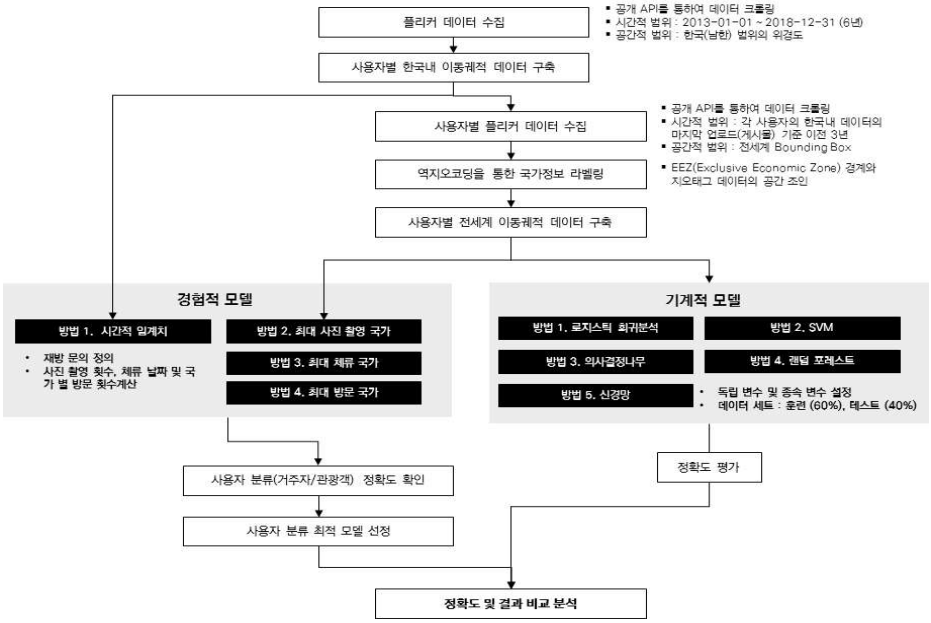


그림 9 관광객/거주자 분류 알고리즘 개요

- 경험적 모델과 머신러닝 모델의 비교 결과, 본 연구는 관광객을 분류하여 관광객의 관광 행태를 분석함이 목적이기 때문에 전반적인 분류 정확도나 민감도 정확도에 차이가 크지 않은 상태에서 (거주자를 거주자로 판단하는) 특이도 차이가 크다면, 특이도 정확도가 높은 모델이 의미 있다고 판단하였음. 특이도가 낮다는 것은 거주자를 관광객으로 오분류할 확률이 높아진다는 것으로 의미할 수 있으며, 이는 거주자가 관광객으로 분류되어 관광객의 특성 분석에 거주자 특성이 혼재될 가능성이 높아진다고 해석할 수 있음. 즉 랜덤 포레스트 모델보다는 혼합 모델이 연구 목적에 적합하다고 판단함. 하지만 관광객이 아닌 거주자의 관광특성을 분석하고자 한다면 전체적인 분류 정확도와 민감도 정확도가 높은 모델을 선택하는 것이 좋을 수도 있음.

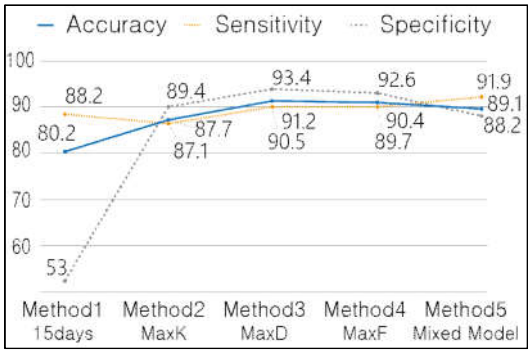


그림 10 경험적 모델의 정확도 평가

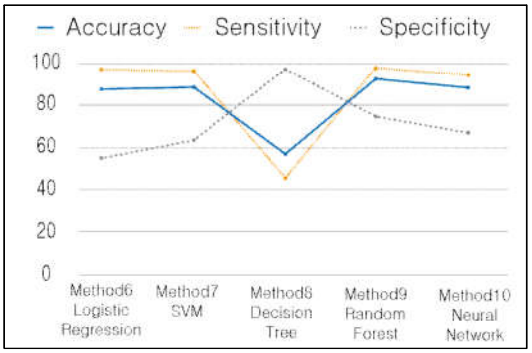


그림 11 머신러닝 모델의 정확도 평가

표 6. 정확도 비교 분석

	혼합 모델	랜덤 포레스트
정확도	0.8909	0.9298
민감도	0.9193	0.9837
특이도	0.8822	0.7534

- 분류결과, 대한민국을 방문한 관광객은 총 3,259명이며, 이들이 게시한 사진 중 결측이 있는 데이터를 제외하고 데이터 건수로는 총 168,216건을 추출할 수 있었음. 그림 12는 플리커에서 제공하는 공개 API를 통해 수집된 사용자의 프로필 정보와 사용자가 게시한 사진 정보를 보여줌.

Owner ID	Lat	Lon	Taken Time	Owner Location	Picture URL	Tags	Titles	Picture
10403459@N00	37.570431	127.0 0068	2016-04-07 04:16:00 AM	SanFrancisco, USA	https://farm2.static flickr.com/1637/26195616172_426347292c.jpg	Sampling Seouls street food scene for lunch today. These Teokbokki rice noodle cakes were a tad spicy for my taste	Street food	
75404268@N00	37.5512	126.988	2013-11-25 06:57:00 PM	-	https://farm3.static flickr.com/2806/11046980835_9e5a6429db.jpg	The glittering Seoul in the night. A perfect end to my lovely #sofarseoulgood holiday	Night view	

그림 12 수집 데이터 예시

- 본 연구에서 수집한 사진 자료는 온라인 사진 공개 웹 사이트인 flickr로부터 수집한 것으로, 사용자가 사진을 업로드할 때 다른 사람들에게 공개됨을 허용하였으며, 사진을 올린 사용자에 대해서는 개인을 식별할 수 없도록 익명처리된 자료임. 하지만 사진을 통해 얼굴이 나타나는 경우 개인식별이 가능할 수 있음. 딥러닝을 통한 이미지 분류 및 분석을 할 때 원본을 그대로 사용하지만, 보고서, 논문 등의 연구 결과물로 배포할 때에는 개인식별이 불가능하도록 블러(blur) 처리를 함.

(3) Inception v3 모델을 활용한 관광객 이미지 분류

(가) 사전 훈련된 Inception v3 모델을 활용한 관광객 이미지 분류

- 해당 사진들을 CNN 모델 중 하나인 Inception v3 이미지 분류모델을 사용하여 이미지 분류를 진행함.

* Inception v3 모델:

- 네트워크가 깊어짐에 따라 발생하는 과적합, 처리속도, 메모리 사용량 증가 등의 문제점을 해결하기 위해 네트워크의 깊이는 깊게 하면서 전체적인 연산량과 파라미터의 수는 줄이는 방법으로 제안된 기법임(이민학, 2016). 그림 13은 Inception v3 모델의 아키텍처를 나타냄(Szegedy et al., 2016). 첫 번째 입력 층에서 수용할 수 있는 데이터 크기는 (299*299*3)이며 마지막 출력 층의 데이터 크기는 (1*1*1,000)임. Inception v3 모델은 여러 위계의 카테고리로 구성되어 있으며 최상위층 카테고리는 27개, 최하위층 카테고리는 1,000개로 구성되어 있는 ImageNet의 데이터 셋을 활용하여 훈련된 모델이기 때문에 마지막 분류 레이어 출력 데이터 크기가 (1*1*1,000)이며 이는 출력 개수가 1,000개임을 의미함.

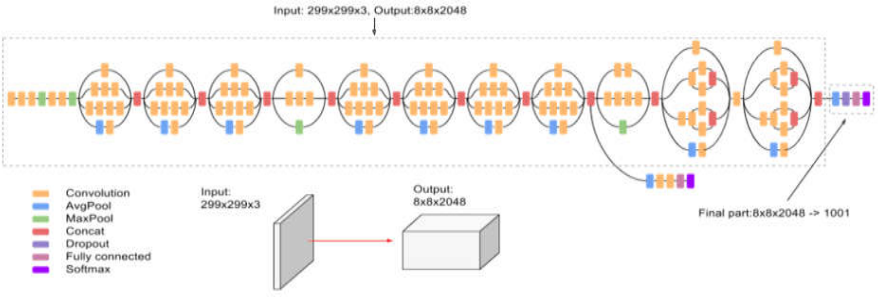


그림 13 Inception v3 모델 아키텍처
(https://cloud.google.com/tpu/docs/inception-v3-advanced)

- Inception V3는 해당 사진에 대해 ImageNet의 1,000개의 카테고리 중 정확도가 높은 상위 Top 5 카테고리를 제공하며, 가장 정확도가 높은 Top 1 카테고리로 해당 사진을 분류함(표 7). 국내에서 업로드된 사진은 1,000개의 카테고리 중에서 총 985개의 카테고리로 분류되었으며, 1,000개의 카테고리에서 985개를 제외한 나머지 25개의 카테고리는 국내에서 업로드된 사진에서 단 1장도 해당 카테고리로 분류되지 않은 카테고리라고 할 수 있음.

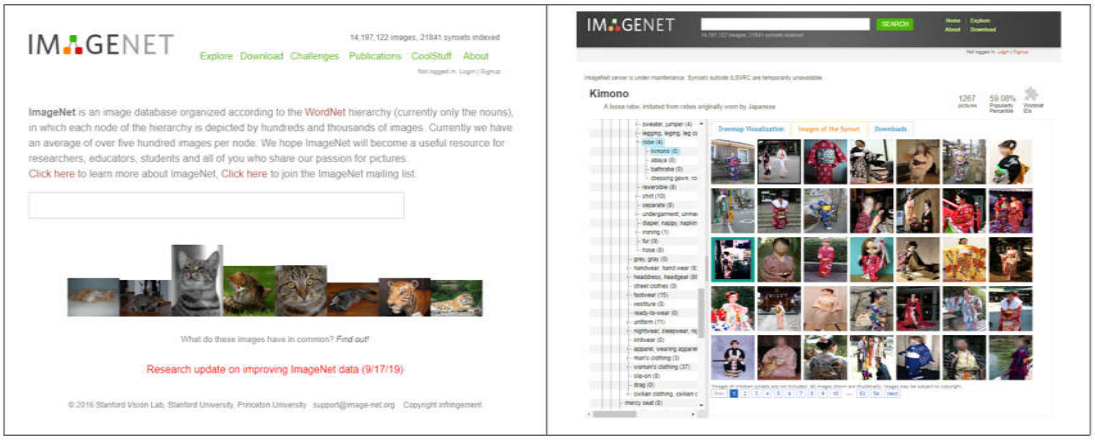
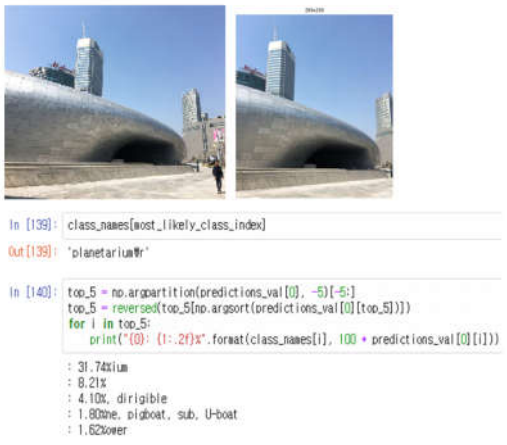


그림 14 이미지넷(http://www.image-net.org/)

표 7 Inception V3 모델을 이용한 사진 분류결과 예시

	
동대문 디자인 플라자 이미지 입력 시 ‘planetarium’, ‘dirigible’, ‘pigboat, sub, U-boat’ 등의 카테고리로 분류됨	한복 이미지 입력 시 ‘hoopskirt, crinoline’, ‘bridegroom’, ‘poke bonnet’ 등의 카테고리로 분류됨

- 표 8은 168,544개의 데이터에서 해당 카테고리에 분류되는 사진이 1%(1,685개) 이상인 상위 14개의 카테고리 및 대표 사진의 예시임. 전체 사진 중 가장 많은 사진이 분류된 카테고리는 palace(4,472장/2.66%)이며, 그 다음으로 많은 사진이 분류된 카테고리는 lakeside(4,380장/2.60%), bell cote(3,818장/2.27%), restaurant(2,771장/1.65%)임. 이를 통해 한국을 방문하는 관광객들은 궁/한옥 등 전통적 요소, 자연경관, 음식 등에 관심이 많음을 알 수 있음.

표 8 관광객이 국내에서 업로드한 사진을 분류한 상위 Top 14 카테고리(전체 사진 1% 이상)

(개수 /비율)	Top 1	Top 2	Top 3	Top 4	Top 5
대표 사진	palace (4,472/ 2.66%)	lakeside (4,380/ 2.60%)	bell cote (3,818/ 2.27%)	restaurant (2,771/ 1.65%)	valley (1848/ 1.63%)
					
	Top 6	Top 7	Top 8	Top 9	Top 10
	movie theater (2,577/ 1.53%)	plate (2,509/ 1.49%)	food market (2,339/ 1.39%)	toyshop (2,334/ 1.39%)	stage (2,330/ 1.39%)
					
	Top 11	Top 12	Top 13	Top 14	
	seashore (2,039/ 1.21%)	pier (1915/ 1.14%)	tile roof (1,885/ 1.12%)	patio (1,828/ 1.09%)	
					

(나) Inception V3 이미지 분류 데이터 및 DB 연계

① 한국 방문 관광객이 업로드한 InceptionV3 기준 분류 결과 데이터

: traveler.image 테이블의 분류 결과(Classify_num)를 Forienkey로 사용하여, imagenet_categories 테이블의 이미지넷 카테고리 명을 질의하였음.

```
8 •  select * from traveler_image inner join imagenet_categories
9    on imagenet_categories.Imagenet_id= traveler_image.Classify_num;
0
```

sult Grid | Filter Rows: | Export: | Wrap Cell Content: | Fetch rows:

Image_id	Image_name	Classify_num	Imagenet_id	category_name
1	HOH0001	793	793	shovel
2	HOH0002	976	976	lakeside, lakeshore
3	HOH0003	979	979	seashore, coast, seacoast, sea-coast
4	HOH0004	699	699	palace
5	HOH0005	416	416	bakery, bakeshop, bakehouse
6	HOH0006	927	927	hot pot, hotpot
7	HOH0007	924	924	plate
8	HOH0008	924	924	plate

그림 15 관광객이 업로드한 InceptionV3 기준 분류결과 데이터 예시

② ImageNet 카테고리 별로 분류된 이미지 데이터의 개수

: 관광객 사진 데이터(traveler.image)와 이미지넷 카테고리(imagenet_categories)을 조인하고 많은 사진이 분류된 카테고리의 순서대로 사진의 개수를 보여주는 'image_classify' 라는 view를 생성하여 질의하였음.

```
1 • create view image_classify as
2   select Classify_num,category_name,count(*)
3   from traveler_image inner join imagenet_categories
4   on imagenet_categories.Imagenet_id= traveler_image.Classify_num
5   group by imagenet_categories.category_name order by count(*) DESC;
6 • select * from image_classify;
```

sult Grid | Filter Rows: | Export: | Wrap Cell Content:

Classify_num	category_name	count(*)
699	palace	4472
976	lakeside, lakeshore	4380
443	bell cote, bell cot	3818
763	restaurant, eating house, eating place, eatery	2771
980	valley, vale	2738
499	cinema, movie theater, movie theatre, movie h...	2577
924	plate	2509
583	grocery store, grocery, food market, market	2339
866	toyshop	2334
820	stage	2330
979	seashore, coast, seacoast, sea-coast	2039
719	pier	1915
859	tile roof	1885
707	patio, terrace	1828
704	park bench	1590
469	cab, hack, taxi, taxicab	1492
921	traffic light, traffic signal, stoplight	1460
664	monastery	1452
744	prison, prison house	1407
920	street sign	1397
563	fountain	1385
927	hot pot, hotpot	1379
973	cliff, drop, drop-off	1337
977	promontory, headland, head, foreland	1291
971	alp	1271
833	stupa, tope	1173
709	pedestal, plinth, footstall	1130
728	planetarium	1098
840	suspension bridge	1090
461	breakwater, groin, groyne, mole, bulwark, sea...	1069
830	streetcar, tram, tramcar, trolley, trolley car	1051
422	bannister, banister, balustrade, balusters, han...	1051
923	menu	1047
459	brass, memorial tablet, plaque	1026

그림 16 카테고리별로 분류된 관광객 사진의 개수

③ 특정 카테고리로 분류된 데이터 예시

- 관광객의 사진 데이터(traveler_image)와 이미지넷(imagenet_categories)을 조인하여 질의하였음.
- palace로 분류된 (imagenet_categories.categories = ‘palace’) 관광객의 사진 수는 다음과 같음.

```
7 •  select * from traveler_image inner join imagenet_categories
8    on imagenet_categories.Imagenet_id= traveler_image.Classify_num
9    where imagenet_categories.category_name = 'palace';
0
```

sult Grid | Filter Rows: | Export: | Wrap Cell Content: | Fetch rows:

Image_id	Image_name	Classify_num	Imagenet_id	category_name
4	HOH0004	699	699	palace
518	HOH0518	699	699	palace
828	HOH0828	699	699	palace
835	HOH0835	699	699	palace
917	HOH0917	699	699	palace
1069	HOH1069	699	699	palace
1131	HOH1131	699	699	palace
1133	HOH1133	699	699	palace
1135	HOH1135	699	699	palace
1491	HOH1491	699	699	palace
1837	HOH1837	699	699	palace
2156	HOH2156	699	699	palace
2281	HOH2281	699	699	palace
2289	HOH2289	699	699	palace
2353	HOH2353	699	699	palace
2737	HOH2737	699	699	palace
2793	HOH2793	699	699	palace
2794	HOH2794	699	699	palace
2795	HOH2795	699	699	palace
2828	HOH2828	699	699	palace
2836	HOH2836	699	699	palace
2839	HOH2839	699	699	palace
2840	HOH2840	699	699	palace

그림 17 palace로 분류된 관광객의 사진 수

(4) 이미지 분류 정확도 평가

(가) 1차 정확도 평가

- 전체 데이터셋 약 168,216장의 23%에 달하는 약 38,691장의 사진에 대해 inception v3 모델에 따른 이미지 분류결과가 맞으면 T(True), 틀리면 F(False)로 표시하고, 각 사진 자료에 대해 사진의 내용이 무엇인지 수동 라벨링을 함(표 9).

표 9 수동 라벨링 결과(일부)

Image_ID	Owner_ID	Photo_URL	RoA_ID	Predicted_Label_No	Predicted_Label_Name	T/F	True_Label_1
KDE0	100023975@N03	https://farm2.staticflickr.com/1459/23496355013_7c7201b03a.jpg	1	442	beer glass	T	칵테일
KDE1	100023975@N03	https://farm2.staticflickr.com/1495/23494840584_dff72ec59f.jpg	1	712	perfume, essence	F	워터 디스펜서
KDE2	100023975@N03	https://farm2.staticflickr.com/1585/24122896665_3ba98f9579.jpg	1	504	cocktail shaker	F	칵테일
KDE3	100023975@N03	https://farm2.staticflickr.com/1693/24097126826_f49d1fa15c.jpg	1	819	spotlight, spot	F	술병
KDE4	100023975@N03	https://farm6.staticflickr.com/5649/23494783474_42bfdfb558.jpg	1	583	grocery store, grocery, food market, market	F	칵테일 셰이커

- 카테고리별로 True 비율이 높은 카테고리는 ‘Plate’, ‘Tile roof’, ‘Palace’가 각각 99.73%, 83.67%, 78.85%의 순으로 나타났으며, ‘Prison’, ‘Bell cote’, ‘Monastery’는 각각 3.75%, 3.16%, 0.51%로 전체적으로는 약 27. 93%의 정확도를 보임(표 10). 분류 정확도가 높은 카테고리와 분류 정확도가 낮은 카테고리의 이미지 사례는 표 11, 12와 같음.

표 10 카테고리별 정확도 평가결과

카테고리 명	사진수	True	False	Ratio(%)
Palace	1,357	1,070	287	78.85
Bell cote, bell cot	791	25	766	3.16
Plate	752	750	2	99.73
Restaurant, eating house, eating place, eatery	672	450	222	66.96
Toyshop	636	201	435	31.60
Grocery store, grocery, food market, market	628	317	311	50.48
Cinema, movie theater, movie theatre, movie house, picture palace	605	37	568	6.12
Lakeside, lakeshore	598	168	430	28.09
Patio, terrace	516	140	376	27.13
Cab, hack, taxi, taxicab	501	84	417	16.77
Tile roof	496	415	81	83.67
Hot pot, hotpot	434	290	144	66.82
Pier	432	216	216	50.00
Menu	431	134	297	31.09
Stage	428	185	243	43.22
Prison, prison house	427	16	411	3.75
Traffic light, traffic signal, stoplight	406	139	267	34.24
Monastery	394	2	392	0.51
Total	**38,691**	**10,807**	**27,884**	**27.93**

표 11. 분류 정확도가 높은 카테고리 예시

	카테고리 명	대표 사진	
1	Palace		
2	Tile roof		
3	Plate		

표 12. 분류 정확도가 낮은 카테고리 예시

	카테고리 명	대표 사진	
1	Prison, prison house		
2	Bell cote, bell cot		
3	Monastery		

(나) 2차 정확도 평가

- 2차 정확도 평가는 5%에 해당하는 8,400장에 대한 T/F 확인 및 전체 혼동행렬을 작성하였음. 8400장 사진의 분류 정확도를 판단한 결과 True로 판단되는 분류결과는 약 39.9%였음.
- 관광사진 분류체계에 따른 씬(scene)별 정확도 평가를 위해 두 가지 작업을 수행하였음. 첫째는 새롭게 설계된 관광사진 분류체계의 씬과 1000개 이미지넷 분류 카테고리의 교차표(표 13)를 생성하여 관광사진 분류체계의 씬별 정확도를 확인하고자 하였으며, 정확도 확인방법은 혼동행렬 작성을 통해 평가하였음(표 14).
- 관광사진 분류체계의 씬별로 imagenet의 1000개 카테고리가 어떻게 분류될 수 있는지 교차표를 작성하였음. 사진 분류과정에서 관광사진 분류체계의 씬과 이미지넷 카테고리를 교차 비교한 결과, 특정 이미지넷 카테고리는 관광목적에 맞게 사진을 분류하고 있으며, 관광목적으로 개발한 분류체계 범주 내에서는 사진 분류가 가능하지만, 이미지넷에는 적절하게 분류 가능한 카테고리가 없는 경우도 다수 존재함. 예를 들면 관광사진 분류체계 카테고리 상 “궁/문화재/유적”에 해당하는 카테고리는 우리나라의 문화를 반영하는 항목이기 때문에 이미지넷 카테고리에는 존재하지 않음. IA02(고궁 문/성문), IA03(문살/ 문창살), IA04(지붕/서까래), IA06(현판), IB01(석상/동상), IB02(왕좌/옥자), IB03(전각/누각/정자), IB04(종탑/종/종각), IB05(제단), IB06(솟대/촛대/풍기대), IB07(성황당) 씬은 이미지넷 카테고리 내에 존재하지 않음. 또한, 관광목적 사진의 특성상 인물 사진이 많다는 특징으로 관광사진 분류체계 카테고리에는 인물 사진을 H로 분류하였지만, 이미지넷 카테고리에는 인물에 대한 카테고리가 존재하지 않음.

표 13. 관광목적 사진 분류 카테고리와 이미지넷 카테고리 교차표(일부)

카테고리	씬(scene)	CODE	image.net
I. 궁/ 문화재/ 유적	궁/ 궁 벽/ 성 벽/ 돌담 등	IA01	*성/성벽 {406: 'altar', 698: 'palace', 825: 'stone wall', 853: 'thatch, thatched roof', 858: 'tile roof',} *온실{580: 'greenhouse, nursery, glasshouse',}
	고궁 문/ 성 문 등	IA02	
	문살/ 문창살 등	IA03	*문 {789: 'shoji', 799: 'sliding door',}
	지붕/ 서까래 등	IA04	
	기념비	IA05	*왕릉 {832: 'stupa, tope',} *고인돌 {649: 'megalith, megalithic structure',} *기념비/솟대류 {458: 'brass, memorial tablet, plaque', 682: 'obelisk', 863: 'totem pole',}
	현판	IA06	
	석상/ 동상	IB01	
	왕좌/ 옥좌 등	IB02	*왕좌 {857: 'throne',} *벨벳 {885: 'velvet',}
	전각/ 누각/ 정자 등	IB03	
	종탑/ 종/ 종각 등	IB04	
	제단	IB05	
	솟대/ 촛대/ 풍기대 등	IB06	
	성황당	IB07	
	거대 석조물	IB08	*개선문 {873: 'triumphal arch',}
H. 인물	사람/ 여러사람	HA01	
	집단/ 단체	HA02	
	손/팔	HB01	
	발/다리	HB02	

표 14. 혼동행렬 예시

		예측값		Total
		Positive	Negative	
실제값	True	TP (True Positive)	FN (False Negative)	P
	False	FP (False positive)	TN (True Negative)	N
Total		P′	N′	P+N

- 정확도: 전체 분류결과에서 실제값과 예측값이 일치하게 분류할 확률 ((TP+TN)/(TP+FN+FP+TN))
- 민감도: 실제값 중 실제값으로 올바르게 분류할 확률(TP/(TP+FN))
- 정밀도: 예측값 중 실제값과 일치하게 분류할 확률(TP/(TP+FP))

- 혼동행렬의 실제값은 교차표를 통해 작성된 관광사진 분류체계의 코드값이며, 예측값은 Inception v3 모델에 의한 분류된 값으로 이미지넷 카테고리를 관광사진 분류체계에 따라 할당한 후 산출하였음. 따라서 실제값은 141개의 행을 가지고 있고, 예측값은 83개 씬과 N/C를 합한 84개의 열을 가지고 있음. 행렬이 정방행렬이 아닌 이유는 이미지넷 카테고리를 관광사진 분류체계상의 씬별로 그룹화한 결과, 이미지넷에서 포함하고 있지 않은 카테고리가 관광사진 분류체계안에 존재하기 때문임. 이를 N/C로 표시하였음. 표 15는 AA01(고기구이)의 혼동행렬 작성 예시임.

표 15. 혼동행렬 예시 (AA01: 고기구이)

		예측값																						
		AA01	AA03	AB01	⋯	AG01	⋯	AH01	AH02	AI01	⋯	BC02	⋯	DD02	⋯	JA01	JA02	⋯	KA04	KA05	⋯	KB03	N/C	합계
	AA01	**2 (2.7%)**	**2**	**22**	**-**	**3**		**2**	**1**	**3**	**-**	**1**	**-**	**1**	**-**	**2**	**16**	**-**	**2**	**1**	**-**	**2**	**14**	**74**
	AA02	**1**	-	4		-		-	-	-		-		-		-	3		-	-		-	-	9
	⋯																							⋯
	AA08	**2**	-	2		-		-	-	-		-		-		-	1		-	-		-	-	5
	⋯																							⋯
실제값	AB01	**6**	3	218 (62.5%)		6		-	12	-		-		-		1	46		15	-		5	10	349
	AB02	**1**	-	8		4		-	1	-		-		-		2	-		-	-		-	1	27
	⋯																							⋯
	AG01	**4**	-	14		13 (18.1%)		1	2	3		-		-		1	8		-	-		-	2	72
	⋯																							⋯
	AI01	**1**	-	-		2		1	-	- (0%)		-		-		-	2		1	-		-	4	24
	⋯															-								⋯
	합계	**17**	25	332	⋯	42	⋯	26	60	12	⋯	20	⋯	13	⋯	246	338	⋯	114	56	⋯	19	64	8399

- 약 8,400장 사진 기준으로 전체적인 정확도를 평가한 결과 약 15% 정도만이 정확하게 분류되는 것으로 판단되었음.

표 16 IA01 분류결과

	TP (True Positive)	FN (False Negative)	FP (False positive)
대표 사진			
실제값	IA01	IA01	ED02
예측값	IA01	ED02	IA01

표 17 AA01 분류결과

	TP (True Positive)	FN (False Negative)	FP (False positive)
대표 사진			
실제값	AA01	AA01	AG01
예측값	AA01	BC02	AA01

(5) 지능형 관광서비스를 위한 관광사진 분류체계 개발

- 관광사진 분류체계를 개발하기 위해 방법론적으로는 첫째, 관광분야 문헌조사 및 주요 관광 웹 사이트 및 관광 어플리케이션의 분류체계 확인, 둘째 수집된 플리커 사진 데이터의 약 20% 해당되는 사진에 수동으로 라벨을 부여한 후 관광사진의 특성 분석, 셋째, 관광분야 전문가의 조언을 통해 관광사진 분류체계 초안을 개발하였음.
- 내용적인 측면에서는 첫째, 관광 활동 유형별로 먹거리(한국에서 경험할 수 있는 음식, 길거리 음식

등), 볼거리(궁이나 한옥과 같은 전통 건축물, 유적지/문화재, 도시 경관), 즐길거리(쇼핑, 체험, 활동, 엔터테인먼트), 그리고 주요 관광 활동(한국 대표 음식, 쇼핑 품목, 전통 체험) 특성을 분석할 수 있도록 고려하였음. 둘째, 기존 설문조사 등에서 나타난 한국의 매력적 관광요소(궁/ 유적지/ 박물관/ 역사관 방문; 축제/ 이벤트/ 한류 관련 공연 관람; 한복 체험, 전통 놀이 체험)를 고려하였음. 셋째, SNS에 게시된 관광사진이란 특성을 살려 셀프 카메라와 같은 인물 중심 사진, 임의의 집단을 강조한 사진들을 분류할 수 있도록 하였음. 넷째, '날씨', '계절', 그리고 야간 경관과 같은 시간이나 계절 흐름에 따른 사진을 분류할 수 있도록 하였음. 다섯째, 지하철, 버스, 전시관 등에서 교통 수단이나 주요 시설을 이용할 때 관련 정보를 얻기 위한 목적으로 안내판, 안내도 등을 촬영하여 게시하는 경우도 다수 존재하여 이를 분류할 수 있도록 하였음. 관광사진 분류체계 개발을 위한 연구 흐름은 다음과 같음(조나혜 외, 2019)

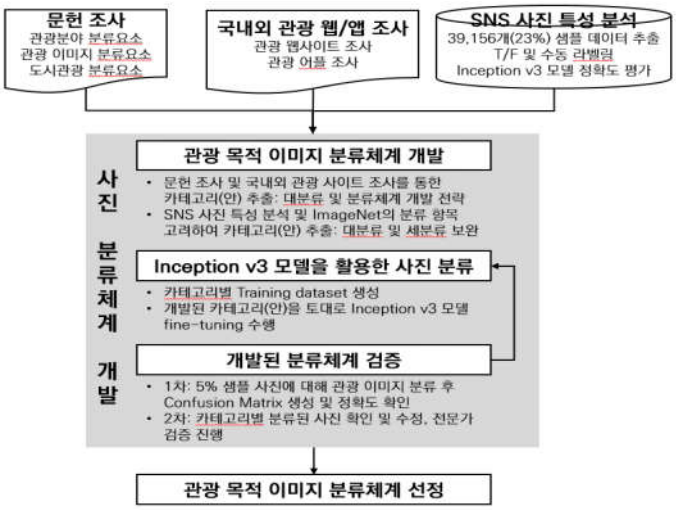


그림 18 관광사진 분류체계 개발과정(조나혜 외, 2019; 수정)

(가) 1차년도의 관광사진 분류체계

- 1년차에는 관광분야 문헌조사 및 주요 관광 웹 사이트 및 애플리케이션의 분류체계를 확인하여 관광사진 분류체계를 설계함. 문헌분석을 통해 각 연구별 목적에 따라 분류체계는 상이하지만 공통적인 특징과 의미있는 결과들을 확인할 수 있었음. 기존 연구에서 가장 많이 언급된 카테고리는 역사/문화 유산 활동이며, 그 다음은 음식, 랜드마크/명소, 쇼핑, 자연경관 순으로 나타나 이들이 주요한 항목들로 고려될 수 있음을 확인함. 또한, 한류와 같은 한국의 특성을 반영하는 항목이 카테고리로 반영될 필요성을 확인함. 그러나 한류는 한국관광에서 중요한 키워드이지만, 이러한 항목이 사진 이미지에서 어떻게 반영될 수 있을지에 대해서는 심도있는 분석이 필요하다고 판단되었음.
- 관광 사진의 특성을 잘 반영하는 카테고리 개발을 위해 수집된 플리커 사진에 수동으로 라벨을 부여하였음. 수집된 사진 데이터셋에서 샘플 23%(39,156건)를 추출하여 각 사진에 대한 수동 라벨링 작업을 수행하였음.
- 참여 연구원의 지속적인 논의와 보완을 통해 11개 카테고리, 148개 씬으로 구성된 관광사진 분류체계를 개발함.

표 18 1차년도 관광사진 분류체계

카테고리	씬
A.음식/음료	고기구이(AA01), 비빔밥(AA02), 치킨(AA03), 삼계탕(AA04), 김밥(AA05), 떡볶이(AA06), 전 및 해물파전(AA07), 김치볶음밥(AA08), 김치찌개 및 부대찌개(AA09), 식사류(AB01), 길거리 음식(AB02), 음식점 내부(AC01), 커피 및 음료(AD01), 캔 및 플라스틱 통(AD02), 카페 내부(AE01), 주류(AF01), 베이커리(AG01), 아이스크림(AG02), 사탕 및 초콜릿(AG03), 과일(AH01), 채소(AH02), 푸드트럭(AI01)
B.쇼핑	재래시장(BA01), 쇼핑센터(BB01), 의류(BC01), 화장품(BC02), 가방/장갑/모자(BC03), 양말/신발(BC04), 액세서리(BC05), 문구 및 캐릭터(BC06), 장바구니 및 포장(BD01), 카운터/진열대(BD02)
C.체험/활동	수영장(CA01), 아이스링크장(CA02), 헬스(CA03), 썰매(CA04), 운동/스포츠(CA05), 오리배(CA06), 레일바이크(CA07), 한복 체험(CB01), 바둑/장기/체스(CB02), 카드/화투(CB03), 찜질방(CC01), 놀이공원(CD01), 아쿠아리움(CD02), 놀이터(CE01), 노래방(CF01), 오락실(CF02), 각종 축제(CG01), 졸업식(CG02)
D.문화/예술	무기(DA01), 전차/전투기(DA02), 밀랍인형 및 의복류(DA03), 지도/그림/병풍(DA04), 항아리 및 도자기(DA05), 관측기구(DA06), 장신구(DA07), 유물(DA08), 조각상 및 각종 조형물(DB01), 박물관 및 전시관(DB02), 사물놀이(DC01), 근위대 및 취타대(DC02), 전통 공연(DC03), 공연장 입구(DD01), 공연장 내부(DD02), 경기장(DE01), 경기 및 선수(DE02)
E.도시 경관	아파트 및 빌딩 경관(EA01), 주택 경관(EA02), 한옥(EA03), 벽화(EB01), 사찰(EC01), 불상(EC02), 불탑(EC03), 연등 및 등불축제(EC04), 교회/성당 내부(ED01), 서양식 건축물(ED02), 건물 외관(EE01), 화단/계단(EF01), 건물 천장 및 바닥(EF02), 문/회전문(EF03), 교량/다리/가교(EG01), 터널(EG02), 도로/교차로/횡단보도(EH01), 거리/골목/길거리(EH02), 광장(EI01), 공원(EI02), 분수(EI03), 폭포(EI04), 하천(EJ01), 타워(EK01), 거대 조형물(EL01), 도시 야경(EM01), 네온사인/포장마차(EM02), 야간 고궁(EM03), 야간 불꽃놀이(EM04), 공사장/운동장/주차장(EN01), 도시 시설물(EN02), 전봇대/가로등(EN03), 광고판/현수막(EN04), 홍보물/전단지(EN05)
F.교통수단	차(FA01), 버스(FB01), 지하철(FC01), 기차(FD01), 비행기(FE01), 오토바이/자전거(FF01), 배(FG01), 차량 부속품 등(FH01)
G.자연환경	구름/하늘(GA01), 비/눈(GA02), 강/댐(GB01), 호수/연못(GB02), 산/숲/숲길GC01), 계곡/골짜기(GC02), 바다/모래사장(GD01), 논/밭(GE01)
H.인물	사람/여러 사람(HA01), 집단/단체(HA02), 손/팔(HB01), 발/다리(HB02)
I.궁/문화재/유적	궁/궁벽(IA01), 고궁 문/성 문(IA02), 문살/문창살(IA03), 지붕/서까래(IA04), 기념비(IA05), 현판(IA06), 석상(IB01), 왕좌/옥좌(IB02), 전각(IB03), 종탑(IB04), 제단(IB05), 솟대(IB06), 성황당(IB07), 거대 석조물(IB08)
J.사물	전자기기 및 기계류(JA01), 가구/주방용품(JA02), 화장실 관련 물품(JA03), 사무용품(JA04), 악기류(JA05)
K.동식물	강아지(KA01), 고양이(KA02), 동물(KA03), 물고기(KA04), 새(KA05), 꽃(KB01), 나무(KB02), 풀/잎(KB03)

(나) 2차년도 수정된 관광사진 분류체계

① 관광사진 분류체계 수정 과정 및 수정내용

- 1차로 개발한 관광사진 분류체계를 기반으로 수차례의 모델 훈련 및 정확도 평가 과정을 진행하여 사진 분류체계를 수정하였음.
- 관광사진 분류체계를 수정함에 있어 주안점을 둔 것은 첫째는 객체를 구분할 것인가 장면(scene)을 구분할 것인가의 문제였음. 관광 사진이란 목적으로 볼 때 객체 단위보다는 장면 단위의 분석이 더 적합하다고 판단하였고, 도시전경, 자연경관, 음식점 내부, 주택경관, 계절경관 등 씬을 수정하였음.
- 둘째는 일부 세분화된 씬별 사진의 특징을 차별화하는 것에 한계가 있음이 확인되어 세분화된 씬을 묶는 작업을 수행하였음. 예를 들면 한국 음식의 다양한 종류나 체험활동의 다양한 유형을 세밀하게 분석하는 것에는 한계가 있었음.
- 셋째는 사용자가 게시한 사진 가운데 분류가 어렵거나 관광과 관련이 없는 사진을 제거할 수 있는 카테고리가 필요함을 확인하였음. 예를 들면 다양한 유형의 렌즈를 사용한 사진이나 영수증사진, 카메라 확대사진 등은 의미있는 사진으로 분류하기 어려워 관광사진 데이터에서 제외될 수 있도록 별도 카테고리를 생성하였음. 그 결과 최종 정리된 관광사진 분류체계는 13개 카테고리, 75개 씬으로 구성하였으며, 관광사진 분류체계 개발 결과는 표 19와 같음.

표 19 최종 관광사진 분류체계

카테고리	씬
A. 음식 및 음료	요리(aa01), 길거리 음식(ab01), 디저트(ab02), 커피 및 차 (ac01), 주류(ac02), 음식점 내부(ad01)
B. 쇼핑	재래시장(ba01), 상점가(bb01), 상점내부(bb02), 장난감가게(bb03), 포장상품(bc01)
C. 체험 활동	여가 놀이(ca01), 겨울 즐길거리(ca02), 조망하기(ca03), 소원쓰기(ca04), 전통한복체험(ca05), 무대공연(cb01), 스포츠관람(cb02), 전통공연관람(cb03), 등불불꽃축제(cc01)
D. 문화 및 유물	전쟁기념물(da01), 유물(da02), 고지도 및 현대미술(da03), 실내조형물 및 전시관내부(db01), 실외조형물(db02), 동상(db03)
E. 도시경관	건물경관(ea01), 건물내부(ea02), 주택경관(ea03), 스카이라인(ea04), 벽화 및 트릭아트(eb01), 서구식건축물(ec01), 도로와 인도(ed01), 교량 및 다리(ed02), 광장 및 도심하천(ee01), 타워(eg01), 야경(eh01), 도시시설물(ei01)
F. 교통	자동차(fa01), 버스(fb01), 기차 및 지하철(fc01), 플랫폼(fc02), 비행기(fd01), 오토바이 및 자전거(fe01), 배(ff01), 차량내부(fg01)
G. 자연경관	하늘(ga01), 산(ga02), 골짜기(ga03), 강(gb01), 바다(gb02), 꽃(gc01), 공원 및 산책로(gc02), 계절경관(gc03)
H. 사람들	셀프카메라 및 단체사진(ha01), 인파 및 군중(hb01)
I. 한국전통건축물	고궁(ia01), 왕좌 및 고궁 내부(ia02), 전각 및 정자(ia03), 기와집 및 돌담(ib01), 초가집 및 움집(ib02), 문살 및 한옥내부(ib03), 서까래(ib04), 탑(ic01), 연등 및 제단(ic02)
J. 동물	강아지(ja01), 고양이(ja02), 동물(ja03), 물고기(jb01), 새 및 곤충(jc01)
K. 정보	안내판(ka01), 기념비 및 거대석조물(kb01)
L 숙소 및 비지니스	숙소(la01), 컨퍼런스(lb01)
M. 기타	분류 어려운 항목(ma01)

② 최종 관광사진 분류체계

- 1차년도에 개발되었던 11개 카테고리, 148개 씬은 13개 카테고리, 75개 씬으로 최종 수정됨. 최종 관광사진 분류체계는 분류 어려운 항목(ma01)을 포함하여 75개의 씬으로 구성됨. 75개 씬에 대한 설명과 대표 사진은 다음과 같음.

표 20 75개 씬별 설명

카테고리	씬(scene)	세부 내용
A. 음식 및 음료	요리(aa01)	• 여행시 먹었던 음식의 다양한 종류들을 기억하기 위해 음식 위주의 확대 사진 • 그릇 및 수저 세팅, 다양한 요리류들이 한꺼번에 촬영된 확대 사진
	길거리 음식(ab01)	• 한국의 길거리 음식 확대사진, 알록달록 화려한 푸드트럭 사진, 꼬치류나 종이컵에 담긴 길거리 음식을 들고 서있는 사람 사진
	디저트(ab02)	• 주로 카페에서 볼 수 있는 다양한 종류의 디저트와 음료가 함께 확대된 사진 • 빙수, 아이스크림, 빵이나 햄버거류 등을 포함 • 경우에 따라 한식 디저트 예를 들어 떡, 유과 등과 함께 티팟이 촬영된 사진
	커피 및 차 (ac01)	• 카페에서 마실 수 있는 다양한 종류의 음료류만을 확대한 사진 커피, 차, 물, 음료가 포함된 유리잔, 머그잔, 텀블러, 일회용 컵 등 포함
	주류(ac02)	• 주로 맥주 펍, 와인바, 음식점 내에서 다양한 형태의 주류를 즐기고 있는 사람들 모습 • 여기서 주류는 한국에서 일반적으로 볼 수 있는 소주, 맥주 뿐 아니라 양주, 사케, 그리고 막걸리와 같은 전통주 모두 포함
	음식점 내부(ad01)	• 카페 내부 인테리어, 음식점 내부, 호텔 뷔페 등의 음식점 내부 전경 모습
B. 쇼핑	재래시장(ba01)	• 좁은 골목길에 소상인들이 모여서 찬거리를 비롯해 일상 잡화를 파는 곳임 • 좁은 공간에 플라스틱 의자에 앉아 순대나 빈대떡 등을 먹는 모습
	상점가(bb01)	• 한국에서 명동과 같이 길 양쪽으로 많은 상점들이 모여 있는 쇼핑 거리의 사진 • 간판이 있는 상점 외관 사진 및 한 건물에 여러 상점들의 간판이 모여 있는 사진을 포함함 • 한국의 인사동 쌈지길과 같이 각 층마다 상점들이 모여 있는 건물 외관 모습도 포함함
	상점내부(bb02)	• 마트, 옷가게 등 각종 물건을 파는 상점의 내부의 전경을 의미함 • 상점에 진열된 상품 및 진열대, 키오스크, 계산대 등을 포함함 • 미용실, 타투샵 등 다양한 상점들도 여기에 포함됨
	장난감가게 (bb03)	• 귀여운 인형들로 채워진 상점 내부로 라인프렌즈샵과 장난감을 파는 가게도 여기에 포함됨 • 전시된 인형, 각종 장난감, 피규어 등의 사진을 포함함 • 실내외의 각종 캐릭터 조형물은 캐릭터 인형 및 장난감과 유사하여 장난감 가게에 포함됨
	포장상품(bc01)	• 관광객이 구매한 상품 전체를 한 곳에 모아 찍은 사진 • 페트병 음료, 캔 음료, 팩에 담긴 딸기 등 비닐이나 플라스틱 등으로 포장된 상품의 사진을 포함함
C. 체험 활동	여가 놀이(ca01)	• 돌아다니며 구경하거나 놀 수 있도록 여러 가지 시설이나 놀이 기구를 갖춰놓은곳에서 기구를 타거나 관람하는 사진등을 포함함. 놀이공원에는 대형 테마파크 뿐 아니라 아쿠아리움, 실내외 수영장, 레일바이크, 케이블 카 등도 포함되며, 찜질방이나 노래방, 아파트 놀이터 등에서 게시한 사진도 포함됨
	겨울 즐길거리(ca02)	• 겨울에 즐기는 다양한 놀이 사진이 포함됨. 스케이트, 스키, 눈썰매 등은 대표적인 겨울놀이이며, 이외에 빙어축제, 눈사람 만들기 등의 사진을 포함함.
	조망하기(ca03)	• 전망이 좋은 곳에서 주변을 조망하는 사진을 포함함. 예를 들면 통일전망대에서 북한을 조망하거나 높은 빌딩이나 경관을 조망하기 좋은 곳에서 경

		치를 조망하는 사진을 포함함.
	소원쓰기(ca04)	• 사랑의 자물쇠는 연인들이 다리, 울타리, 입구, 기념물 등 공공 시설물에 사랑을 상징화하기 위해 다는 맹꽁이 자물쇠인데, 사랑의 자물쇠 외에 사람들이 소망을 종이나 다양한 형태에 적어 전시한 것을 포함하였음. 대표적으로 남산의 사랑의 자물쇠, 세월호 리본, 기와에 소망쓰기 등이 포함됨.
	전통한복체험 (ca05)	• 한국고유의 전통의상인 한복을 대여하여 빌려입고 찍은 사진. 한복 대여점, 한복을 입고 고궁이나 거리를 다니며 찍은 사진이 포함됨.
	무대공연(cb01)	• 다양한 형태의 공연을 관람하면서 찍은 사진으로, 공연의 유형에는 대형 스테디움에서 개최되는 뮤직 훼스티벌 외에도 버스킹, 길거리 캐리커쳐, 소규모 무대공연, 연극, e-스포츠게임, 외국인 학교에서 학생들 발표공연 등도 포함됨.
	스포츠관람 (cb02)	• 야구, 축구, 농구, 아이스하키 등 스포츠를 관람하는 사진이 포함됨. 야구장이나 축구장, 농구장등에서 선수들의 경기모습외에 관람석에서 응원하는 관중모습등도 포함됨.
	전통공연관람 (cb03)	• 한국의 전통공연을 관람하는 모습이 포함된 사진으로 덕수궁 수문장교대식, 인천공항의 임금님 행차식, 사물놀이, 하회탈놀이, 국악공연, 전통재래악 공연 등 전통공연 사진이 포함됨.
	등불불꽃축제 (cc01)	• 서울에서 개최되는 빛초롱축제나 세계불꽃축제 등과 같이 다양한 유형의 등불축제나 불꽃축제 사진이 포함됨. 도시내 밤에 불빛을 찍은 사진은 야경카테고리로 분류됨.
D. 문화 및 유물	전쟁기념물 (da01)	• 전차, 전투기, 갑옷, 거북선 등 전투 또는 전쟁과 관련된 기념물
	유물(da02)	• 주로 청자, 백자 자기류 외 장식품이나, 측우기, 해시계 등과 같은 유물이 확대된 사진
	고지도 및 현대미술(da03)	• 고지도, 병풍, 현대 미술 작품들이 확대된 사진 액자 속 사진, 작품, 그림 등을 모두 포함함
	실내조형물 및 전시관내부 (db01)	• 실내 전시관 전경(전시된 유물이나, 그림들이 확대되지 않고 전체 내부 전경이 보일 때)이나 실내에 장식된 화려한 조형물 중심의 사진
	실외조형물 (db02)	• 특히 큰 건물 주변이나 해당 장소를 상징하는 실외 조형물을 중심으로 촬영된 사진
	동상(db03)	• 조각품에 해당하는 동상, 석상 등을 의미하며, 사람이나 동물 형태를 포함함
E. 도시 경관	건물경관(ea01)	• 서울 강남구 테헤란로처럼 높은 빌딩들이 도로 양 옆으로 줄 지어있는 경관 • 종로타워, 이화여대 ECC, 동대문 DDP처럼 하나의 건물만 집중적으로 촬영한 사진 • 건물의 일부만 촬영한 사진
	건물내부(ea02)	• 주로 적갈색의 벽돌로 지어진 주택이 자주 등장함 • 이에 더해 주택가, 주택가의 골목, 담벼락을 촬영한 사진도 포함됨 • 가평 쁘띠 프랑스에 있는 주택의 형상을 한 낮은 건물들도 포함됨
	주택경관(ea03)	• 대표적인 예로는 교회, 성당, 이화여대 대강당, 경희대 평화의 전당, 옛 서울역, 국회의사당 등이 있음 • 네오 르네상스 양식, 고딕 양식으로 지어진 건물이나, 돔형의 지붕 또는 서양식 기둥을 가진 건물이 포함됨 • 스테인드글라스와 같은 교회나 성당의 내부도 포함됨
	스카이라인 (ea04)	• 남산타워, 롯데타워101, 등대, 철탑, 풍차 등이 포함됨
	벽화 및 트릭아트(eb01)	• 코엑스 내부의 별마당 도서관, DDP 내부의 조형 계단, 건물 내부의 넓은 홀, 건물 내부에서 찍은 건물 유리창 등이 포함됨
	서구식건축물 (ec01)	• 경남 통영의 동피랑 마을, 부산의 감천 문화 마을, 서울의 이화 벽화 마을 등에서 찍은 벽화와 관련된 사진이 다수를 차지함 • 주택이나 건물의 벽이나 계단에 그려진 형형색색의 그림들이 포함됨

		• 트릭아트 전시관을 방문하여 트릭아트 작품 속에서 사람들이 다양한 포즈를 취하며 찍은 사진
	도로와 인도(ed01)	• 서울 광장, 광화문 광장, 광장처럼 비어있는 공간, 넓은 주차장, 경복궁에 있는 넓은 마당, 한강 공원 등이 포함됨 • 청계천의 인공폭포, 공원에 있는 분수가 등장하는 사진
	교량 및 다리(ed02)	• 한강대교, 마포대교, 한강철교, 성수대교 등이 자주 등장함. 뿐만 아니라 절이나 고궁의 연못에 있는 돌다리, 산 속에 있는 흔들다리 등을 담은 사진들도 포함됨. • 다리 전체가 나오게 멀리서 찍은 사진도 있지만, 다리의 아래에서 교각이나 교대를 찍은 사진도 다수를 차지함.
	광장 및 도심하천(ee01)	• 4차선, 8차선의 넓은 도로와 건물이나 주택 사이에 있는 좁은 도로가 촬영된 사진
	타워(eg01)	• 건물이나 주택이 즐비한 곳을 위에서 혹은 수평으로 찍은 사진 부산의 감천 문화 마을의 주택 전경을 고도가 높은 곳에서 찍은 사진
	야경(eh01)	• 어두운 밤 시간대에 발광하는 네온사인, 내부에 불이 켜진 건물, 조명이 켜진 다리를 찍은 사진
	도시시설물 (ei01)	• 전봇대, 송전탑, 무인 택배함, 우체통, 자전거 거치대, 지하철역 내에 있는 표 발권기, 공중전화기, 공중 쓰레기통, atm기, 자판기, 소화전 등이 포함됨
F. 교통	자동차(fa01)	• 자가용, 트럭, 소방차, 경찰차 등을 포함한 자동차
	버스(fb01)	• 미니버스나 대형 버스 등의 10인 이상 탑승 가능한 대형 차량
	기차 및 지하철(fc01)	• 기차와 지하철 등의 철길을 달리는 이동수단(철길 포함)
	플랫폼(fc02)	• 교통수단을 이용하기 위해 사람들이 서거나 앉아서 대기하고 있는 장소
	비행기(fd01)	• 비행기나 헬리콥터 등의 하늘을 나는 이동수단
	오토바이 및 자전거(fe01)	• 오토바이, 자전거, 유모차, 손수레 등의 사람이 야외에 노출되게 탑승하는 이동수단
	배(ff01)	• 유람선, 나룻배, 오리배 등의 물 위의 이동수단
	차량내부(fg01)	• 자동차, 버스, 지하철, 비행기 등 모든 교통 수단의 의자나 운전대 등을 포함한 내부 전경
G. 자연 경관	하늘(ga01)	• 하늘이 60% 이상을 차지하는 사진으로 하늘에 초점을 두고 찍은 사진을 말함 • 구름, 노을, 무지개 등을 찍은 풍경 사진
	산(ga02)	• 관광객이 위에서 올려다 본 산의 모습처럼 산의 외관 모습을 포함함 산과 함께 보이는 케이블카도 여기에 포함됨
	골짜기(ga03)	• 등산을 하면 볼 수 있는 산 속의 바위, 동굴, 물을 마실 수 있는 약수터, 등산로 입구 등을 포함함 • 양쪽에 나무가 심어져 있고, 길은 돌로 이루어진 산 길 계곡과 폭포가 포함됨
	강(gb01)	• 도시, 시골 모두에서 볼 수 있는 강의 모습을 찍은 사진으로 강변 산책로 등의 모습도 포함함 • 댐, 호수 등도 여기에 포함되고, 규모가 작은 연못의 모습도 여기에 포함됨
	바다(gb02)	• 바다를 포함하는 사진으로 모래사장의 사진도 포함됨 • 바다가 육지 속으로 파고들어 와 있는 곳인 만을 포함함 • 부산 해운대와 같이 모래사장과 바다, 건물이 함께 있는 사진도 여기에 포함됨
	꽃(gc01)	• 벚꽃을 제외한 각종 꽃을 포함하고, 꽃밭도 포함됨
	공원 및 산책로(gc02)	• 공원와 같이 산책을 하도록 나무와 풀을 심어둔 산책길 사진을 포함함 • 산책을 하면서 볼 수 있는 나무나 들을 포함하고 푸릇푸릇한 각종 식생을 포함함 • 경주에서 볼 수 있는 왕릉은 공원처럼 각종 수목이 있고, 산책로가 있기 때

		문에 왕릉의 사진도 여기에 포함됨
	계절경관(gc03)	• 한국의 사계절적 요소를 보여주는 사진으로 단풍나무, 단풍, 벚꽃나무, 핑크뮬리, 갈대 등을 찍은 사진 • 10월~11월경 벼가 무르익은 노르스름한 농촌의 풍경을 포함함
H. 사람들	셀프카메라 및 단체사진 (ha01)	• 셀프 카메라 또는 지인에 의해 촬영된 단체 사진(촬영하고자 하는 특정 대상자가 있음) • 주로 사람의 얼굴이나 신체가 확대된 사진이며, 사진을 응시하거나 설정에 의해 뒷모습, 옆모습 등을 촬영
	인파 및 군중(hb01)	• 누군가를 대상으로 사진을 촬영한 것이 아니라 집단, 군중 등 카메라 화면에 나오는 전체 이미지를 중심으로 촬영한 사진
I. 한국전통건축물	고궁(ia01)	• 한국의 왕족이 거주하던 궁전, 산 위의 성곽 또는 종교 사원인 절 등에 해당하는 대규모의 한옥 건축물
	왕좌 및 고궁 내부(ia02)	• 고궁의 중심에 있는 왕좌 또는 보개천장, 기둥, 복도, 방 등의 고궁 내부 전경
	전각 및 정자(ia03)	• 연못 가에 있는 전각이나 팔각정, 종각 등 고궁보다는 소규모의 건축물
	기와집 및 돌담(ib01)	• 왕족을 제외한 백성들이 살아가던 집으로 기와로 지어진 한옥 또는 한옥 마을
	초가집 및 움집(ib02)	• 짚으로 지붕을 올린 초가집 또는 나무로 지어진 움집
	문살 및 한옥내부 (ib03)	• 문살이나 마루, 방 등이 포함된 한옥의 내부 전경
	서까래(ib04)	• 고궁이나 한옥의 아래에서 하늘 방향으로 보이는 단청무늬의 처마 또는 현판
	탑(ic01)	• 층층이 쌓아올린 돌탑이나 목탑
	연등 및 제단(ic02)	• 알록달록한 불교식 연등이나 금빛의 부처상이 올려진 제단
J. 동물	강아지(ja01)	• 강아지가 등장하는 사진
	고양이(ja02)	• 고양이가 등장하는 사진
	동물(ja03)	• 강아지와 고양이 외의 동물이 등장한 사진 • 에버랜드나 서울동물원에서 촬영된 동물 사진들이 주로 포함됨
	물고기(jb01)	• 수족관에 있는 해초, 열대어, 상어, 고래 등 다양한 어류와 해양 식물을 찍은 사진 • 재래시장이나 횟집에서 확대 촬영된 어류 사진
	새 및 곤충(jc01)	• 새와 곤충이 등장하는 사진
K. 정보	안내판(ka01)	• 방향표지판, 건물안내도, 안내현수막 등 방향이나 정보를 확대하여 찍은 사진이 포함됨. 이 외에도 창문에 안내 그림, 입간판, 설명판, 메뉴판, 전시관내 작품 설명만 확대한 사진 등도 포함됨.
	기념비 및 거대석조물 (kb01)	• 거대석상, 거대 조형물 혹은 돌이나 청동에 음각으로 글씨가 쓰여있는 조형물을 촬영한 사진으로 첨성대, 봉수대, 폼계석이 확대된 사진등을 포함함.
L. 숙소 및 비지니스	숙소(la01)	• 숙소와 관련된 사진으로 호텔이나 숙소의 침대, 방, 화장실, 세면대, 욕실등의 사진이 포함됨. 숙소의 유형에는 호텔뿐 아니라 전통한옥, 민박 등도 포함되며, 호텔의 프론트테스크 사진도 포함됨
	컨퍼런스 (lb01)	• 업무상 한국에 방문한 것으로 보이는 컨퍼런스나 세미나 참석 사진을 포함함. 보통 컨퍼런스 참석 시 착용하는 네임택을 달고 있거나 발표사진이 포함됨. 대형 컨퍼런스에서 발표하는 모습, 참석한 사람들 모습등이 포함됨.
M. 기타	분류 어려운 항목(ma01)	• 분류하기 어렵고, 의미해석이 어려운 사진들로 휴대폰 확대사진, 스마트패드/핸드폰 화면 사진,영수증, 돈/지폐, 사진이 흔들린 경우, 360도 파노라마로 찍어 구분이 어려운 사진 등을 포함함.

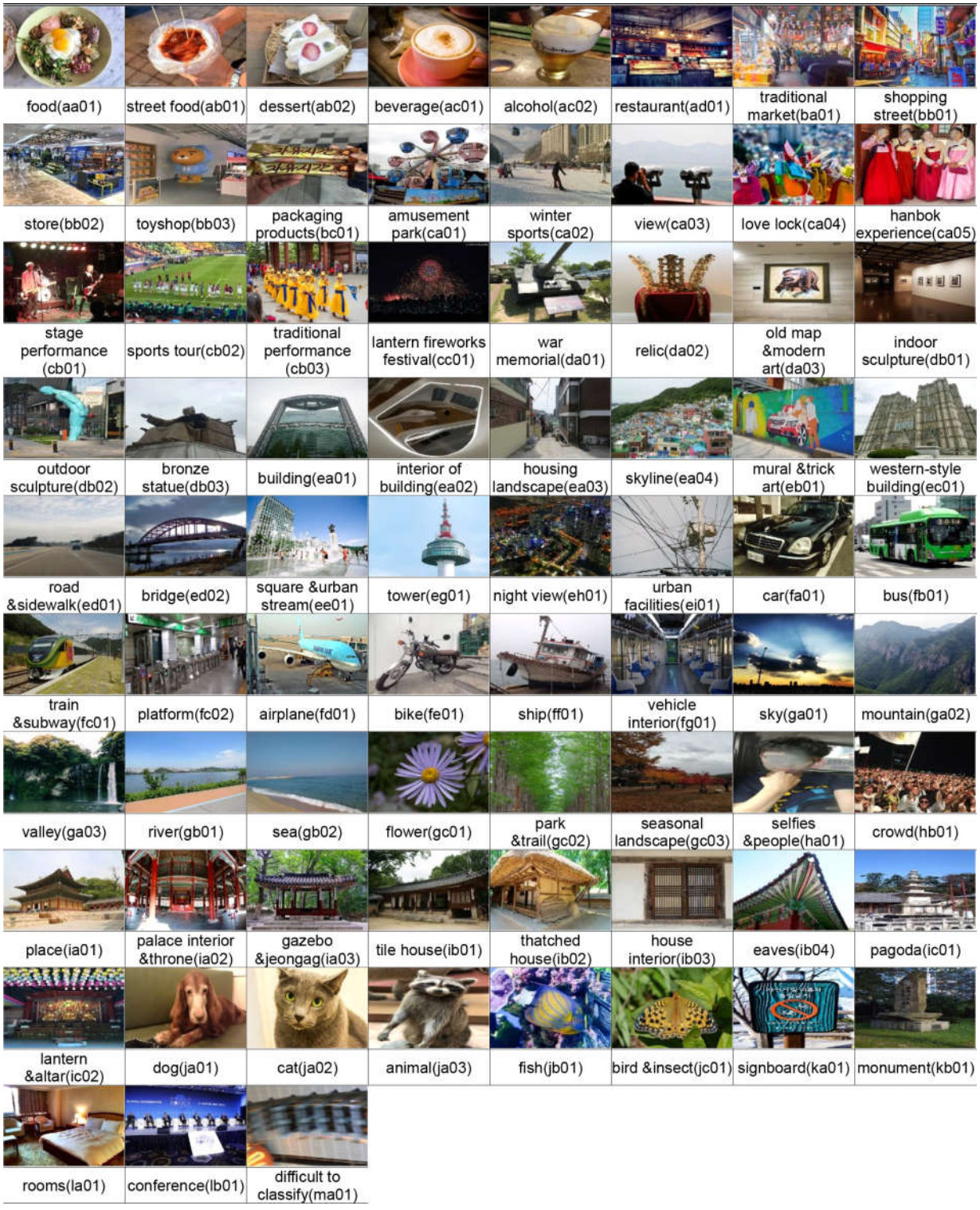

food(aa01)
street food(ab01)
dessert(ab02)
beverage(ac01)
alcohol(ac02)
restaurant(ad01)
traditional market(ba01)
shopping street(bb01)
store(bb02)
toyshop(bb03)
packaging products(bc01)
amusement park(ca01)
winter sports(ca02)
view(ca03)
love lock(ca04)
hanbok experience(ca05)
stage performance (cb01)
sports tour(cb02)
traditional performance (cb03)
lantern fireworks festival(cc01)
war memorial(da01)
relic(da02)
old map &modern art(da03)
indoor sculpture(db01)
outdoor sculpture(db02)
bronze statue(db03)
building(ea01)
interior of building(ea02)
housing landscape(ea03)
skyline(ea04)
mural &trick art(eb01)
western-style building(ec01)
road &sidewalk(ed01)
bridge(ed02)
square &urban stream(ee01)
tower(eg01)
night view(eh01)
urban facilities(ei01)
car(fa01)
bus(fb01)
train &subway(fc01)
platform(fc02)
airplane(fd01)
bike(fe01)
ship(ff01)
vehicle interior(fg01)
sky(ga01)
mountain(ga02)
valley(ga03)
river(gb01)
sea(gb02)
flower(gc01)
park &trail(gc02)
seasonal landscape(gc03)
selfies &people(ha01)
crowd(hb01)
place(ia01)
palace interior &throne(ia02)
gazebo &jeongag(ia03)
tile house(ib01)
thatched house(ib02)
house interior(ib03)
eaves(ib04)
pagoda(ic01)
lantern &altar(ic02)
dog(ja01)
cat(ja02)
animal(ja03)
fish(jb01)
bird &insect(jc01)
signboard(ka01)
monument(kb01)
rooms(la01)
conference(lb01)
difficult to classify(ma01)

그림 19 씬별 대표 사진

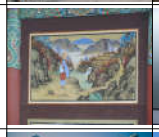
- 관광사진 분류체계는 지역의 특성이 강하게 담긴 씬, 어느 지역에서나 적용 가능한 일반적인 씬, 지역적 특성 및 일반적인 특성이 혼합된 씬 모두를 포함하고 있음(표 21). 지역의 특성이 강하거나 지역적 특성과 일반적인 특성이 혼합된 씬의 수는 33개로 전체 75개 씬 중 약 44%임. 표 22를 보면, 고궁(ia01), 길거리 음식(ab01), 재래시장(ba01), 전통한복체험(ca05), 전통공연관람(cb03) 등의 씬은 지역 특성이 강한 풍경임을 알 수 있음.

표 21 지역적 특성을 가진 관광사진 분류체계

카테고리	씬(scene)
A. 음식 및 음료	요리(aa01)*, 길거리 음식(ab01)**, 디저트(ab02), 커피 및 차 (ac01), 주류(ac02)*, 음식점 내부(ad01)*
B. 쇼핑	재래시장(ba01)**, 상점가(bb01)*, 상점내부(bb02), 장난감가게(bb03), 포장상품(bc01)*
C. 체험 활동	여가 놀이(ca01)**, 겨울 즐길거리(ca02)*, 조망하기(ca03)*, 소원쓰기(ca04)**, 전통한복체험(ca05)**, 무대공연(cb01)*, 스포츠관람(cb02)*, 전통공연관람(cb03)**, 등불불꽃축제(cc01)**
D. 문화 및 유물	전쟁기념물(da01)**, 유물(da02)**, 고지도 및 현대미술(da03)**, 실내조형물 및 전시관내부(db01), 실외조형물(db02), 동상(db03)
E. 도시경관	건물경관(ea01), 건물내부(ea02), 주택경관(ea03)**, 스카이라인(ea04)*, 벽화 및 트릭아트(eb01)*, 서구식건축물(ec01), 도로와 인도(ed01), 교량 및 다리(ed02), 광장 및 도심하천(ee01), 타워(eg01), 야경(eh01)**, 도시시설물(ei01)
F. 교통	자동차(fa01), 버스(fb01), 기차 및 지하철(fc01), 플랫폼(fc02), 비행기(fd01), 오토바이 및 자전거(fe01), 배(ff01), 차량내부(fg01)
G. 자연경관	하늘(ga01), 산(ga02), 골짜기(ga03), 강(gb01), 바다(gb02), 꽃(gc01), 공원 및 산책로(gc02), 계절경관(gc03)*
H. 사람들	셀프카메라 및 단체사진(ha01), 인파 및 군중(hb01)
I. 한국전통건축물	고궁(ia01)**, 왕좌 및 고궁 내부(ia02)**, 전각 및 정자(ia03)**, 기와집 및 돌담(ib01)**, 초가집 및 움집(ib02)**, 문살 및 한옥내부(ib03)**, 서까래(ib04)**, 탑(ic01)**, 연등 및 제단(ic02)**
J. 동물	강아지(ja01), 고양이(ja02), 동물(ja03), 물고기(jb01), 새 및 곤충(jc01)
K. 정보	안내판(ka01), 기념비 및 거대석조물(kb01)
L 숙소 및 비지니스	숙소(la01), 컨퍼런스(lb01)
M. 기타	분류 어려운 항목(ma01)

* : 지역적 특성과 일반적 특성이 혼합된 씬, ** : 지역적 특성이 강한 씬

표 22 지역적 특성이 강한 씬 예시

씬(scene)	사진			씬(scene)	사진		
길거리 음식 (ab01)				재래시장 (ba01)			
여가 놀이 (ca01)				소원쓰기 (ca04)			
전통한복 체험 (ca05)				전통공연 관람 (cb03)			
등불불꽃 축제 (cc01)				전쟁기념물 (da01)			
유물 (da02)				고지도 및 현대미술 (da03)			
주택경관 (ea03)				고궁 (ia01)			
왕좌 및 고궁 내부 (ia02)				전각 및 정자 (ia03)			
기와집 및 돌담 (ib01)				초가집 및 움집 (ib02)			
문살 및 한옥내부 (ib03)				서까래 (ib04)			
탑 (ic01)				연등 및 제단 (ic02)			

나. 핵심성과 2: CNN을 활용한 딥러닝 기반 이미지 분류모형 개발

(1) Inception v3 모델을 재훈련하기 위한 훈련 데이터 셋 구축

(가) 이미지 라벨링

- 이미지에 라벨을 부여하는 작업은 훈련 데이터 셋의 구축과 모델의 정확도 평가를 위해 매우 중요한 과정임. 본 연구에서 사용한 사진은 총 168,216건이며, 이 가운데 60% 데이터를 트레이닝 단계에서 사용하였는데, 60%에 해당하는 약 10만장의 사진에 일관성있게 라벨을 부여하여 훈련 데이터 셋을 구축하는 것은 매우 어려운 과정임.
- 본 연구에서는 소규모 라벨링된 데이터를 사용하여 모델을 만들고, 모델을 새로운 데이터셋에 적용하여 자동으로 라벨을 부여하는 준 지도학습 분류 방법(semi-supervised classification methods)를 사용하였음(Triguero et al., 2015; Gu, Y., Leroy, G., 2019). 이 방법은 라벨이 부착되지 않은 대량의 데이터와 소량의 라벨이 부착된 데이터를 기반으로 훈련 데이터 셋을 만들 때 적합한 방법임. 본 연구에서는 전체 60% 해당하는 트레이닝 데이터 중 약 5% 데이터에 수동으로 라벨을 부여하여 모델을 훈련시키고, 훈련된 모델을 새로운 트레이닝 데이터에 적용하여 라벨을 자동으로 부여하도록 하였음. 자동으로 부여된 라벨에 대해 수동으로 true, false를 표시하여 false로 표시된 사진만 라벨을 수정하고, 이를 점진적으로 트레이닝 데이터에 적용함으로써 정확도를 확인하며 훈련 데이터 셋을 보완하고 증가시켜 나갔음.

(나) 훈련 데이터 셋 구축 과정

- 사전 학습된 Inception v3 모델은 1,000개의 클래스로 일반 객체를 인식할 수 있음. 그러나 대한민국을 방문한 관광객들이 소셜미디어에 게시한 사진을 분류할 때 기존 모델을 그대로 활용하면 사진들이 제대로 분류되지 못한다는 문제가 발생하였음. 이는 사전 학습된 Inception v3 모델은 관광목적에 맞는 훈련 데이터 셋이 아니며, 외국에서 개발되어 한국 관광요소의 특성을 포함하고 있지 않음. 이에 소셜미디어에 게시된 대한민국에서 이루어진 관광 활동 관련 사진을 분류할 수 있도록 새로운 훈련 데이터 셋을 생성하고 Inception v3 모델을 재훈련하였음.
- 관광사진 분류체계를 개발하기 위한 첫 단추로 관광목적에 맞는 분류체계를 개발하였음. 이를 바탕으로 훈련 데이터 셋을 수집하였고, 관광사진 분류체계 및 훈련 데이터 셋을 수정 및 보완하는 작업을 반복 수행하였음.
- Inception v3 모델 재훈련을 위해 총 168,216장의 이미지 데이터를 training 60%, validation 20%, testing 20%로 데이터를 나누었음. 훈련 데이터 셋 중에서 재훈련을 한 후, 훈련된 모델이 잘 예측을 하는지 그 성능을 평가하고, 이에 근거하여 훈련 데이터 셋을 보완하기 위해서 training의 20%를 validation 데이터로 사용하여 모델 성능 평가에 사용됨.

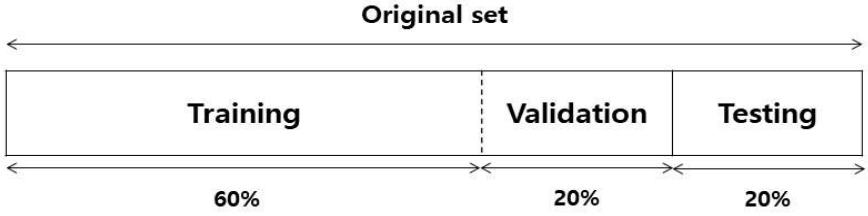


그림 20 training-testing 데이터 셋

- 훈련 데이터 셋 구축 단계는 모델의 성능을 향상시키기 위해 그림 21과 같이 수행됨. 먼저 훈련 데이터(training data) 중 랜덤 샘플링된 5% 이미지를 수동 라벨링하고 명확한 이미지를 추출하여 씬별 50장으로 예비 훈련 데이터 셋을 구축함. 이를 시작으로 분류 모델의 정확도 향상을 위해 100장, 200장, 300장으로 훈련 데이터 셋의 이미지 수를 점진적으로 늘려가면서 정확도를 확인하고, 정확도가 80% 이상인 최종 훈련 데이터 셋을 구축함.

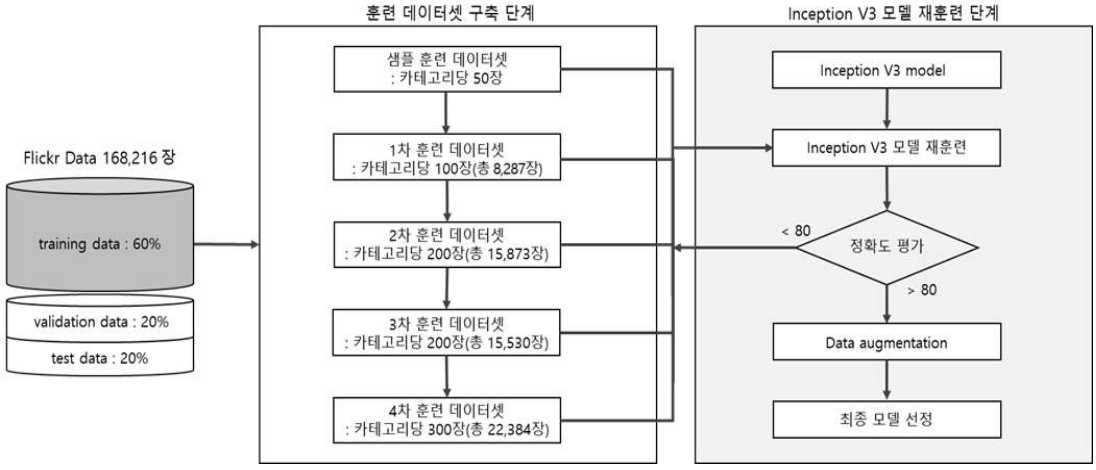


그림 21 훈련 데이터 셋 구축 과정 흐름도

표 23 훈련 데이터 셋 구축 시 사용한 데이터 및 정확도

훈련 데이터 셋 구분	샘플	1차	2차	3차	4차
씬(scene) 수	91개	76개	79개	75개	75개
씬당 사진 수 (전체 사진 수)	50장	100장 (8,287장)	200장 (15,873장)	200장 (15,530장)	300장 (22,384장)
훈련 데이터 셋 구축시 사용 데이터	랜덤 샘플링된 5% 이미지를 수동 라벨링	훈련 데이터 10%	훈련 데이터 누적 20% + 구글링	훈련 데이터 누적 40% + 구글링	훈련 데이터 누적 60% + 구글링
정확도	**66.99%**	**70.39%**	**79.53%**	**84.23%**	-
정확도 측정을 위해 사용한 데이터	훈련 데이터 10%	훈련 데이터 10%	훈련 데이터 20%	훈련 데이터 20%	-

- 첫 번째, 훈련 데이터 중 랜덤 샘플링된 5% 이미지를 수동 라벨링하고 명확한 이미지를 추출하여 샘플 훈련 데이터 셋을 구축함. 훈련된 모델을 훈련 데이터 10%(1)에 적용하고, 해당 데이터의 이미지 분류결과를 활용하여 1차 훈련 데이터 셋을 구축함.
- 두 번째, 1차 훈련 데이터 셋으로 모델 재훈련하고, 이를 training data 10%(2)에 적용함. 이미지 분류 정확도를 확인하였고, training set 10%(2)의 이미지 분류결과를 활용하여 훈련 데이터 셋을 수정 및 보완함. 그 결과 2차 훈련 데이터 셋이 구축됨.
- 세 번째, 2차 훈련 데이터 셋으로 재훈련한 모델을 training data 20%(1)에 적용하였고, 이미지 분류결과는 3차 훈련 데이터 셋을 구축하는 데 활용됨.
- 네 번째, 3차 훈련 데이터 셋으로 훈련된 모델을 training set 20%(2)에 적용하였고, 정확도가 80% 이상임을 확인하였음. training set 20%(2)의 분류결과는 최종적으로 4차 훈련 데이터 셋을 보완하는 데 활용함.
- 훈련 데이터 셋을 구축할 때 고려 사항으로는 첫째, 각 씬의 특징을 명확하게 담고 있는 사진만을 훈련 데이터 셋으로 사용하였으며, 필요시 전체 사진을 사용하기보다 씬의 특징을 나타내는 부분만

을 잘라서 훈련 데이터 셋을 구축함. 둘째, 씬별로 유사한 사진이 없도록 씬별 훈련 데이터 셋의 사진을 크로스체크함. 셋째, 씬별 실제 사진 수는 차이가 크지만 훈련 데이터 셋에 포함되는 수는 유사하도록 하였음. 씬별로 이미지 수가 불균형한 훈련 데이터 셋을 사용한다면, 이미지 수가 적은 씬은 학습되지 않거나 학습이 불안정하게 진행되는 경우가 존재함. 넷째, 훈련 데이터 셋을 구축하는데 있어서 씬별로 부족한 이미지는 구글링을 통해 보충함. 다섯째, 분류하기 애매한 사진은 '분류 어려운 항목(ma01)' 씬를 만들어 라벨을 붙어주었음(그림 22). 모델 훈련 과정에서는 분류 어려운 항목(ma01) 씬를 포함하여 분류가 어려운 사진을 잘 걸러낼 수 있도록 재훈련 모델을 만들었음. 최종 모델 평가에서는 ma01을 포함한 재훈련 모델을 테스트 데이터에 적용하여 ma01로 분류된 사진을 제거하고, 최종적으로 ma01를 제외한 재훈련 모델을 테스트 데이터(ma01 사진이 제거된 나머지 데이터)에 적용하여 모델의 성능을 평가함. 이를 통해 ma01를 제외하고 모델 성능을 평가하도록 함.



그림 22 분류 어려운 항목(ma01)의 예시: (a) 바코드 사진, (b) 의미없는 사진, (c) 전자기기 확대 사진, (d) 영수증 사진

(다) 관광 분류체계별 훈련 DB 구축

① 데이터베이스 구조도

- 본 연구에 활용한 SNS 데이터 및 분석 결과 데이터는 데이터베이스를 생성하여 저장하였음. 데이터베이스 프로그램에는 Oracle에서 제공하는 오픈 소스 프로그램인 MySQL을 사용하였음. 연구 데이터 베이스의 ER_Diagram은 그림 23에서 확인할 수 있음.

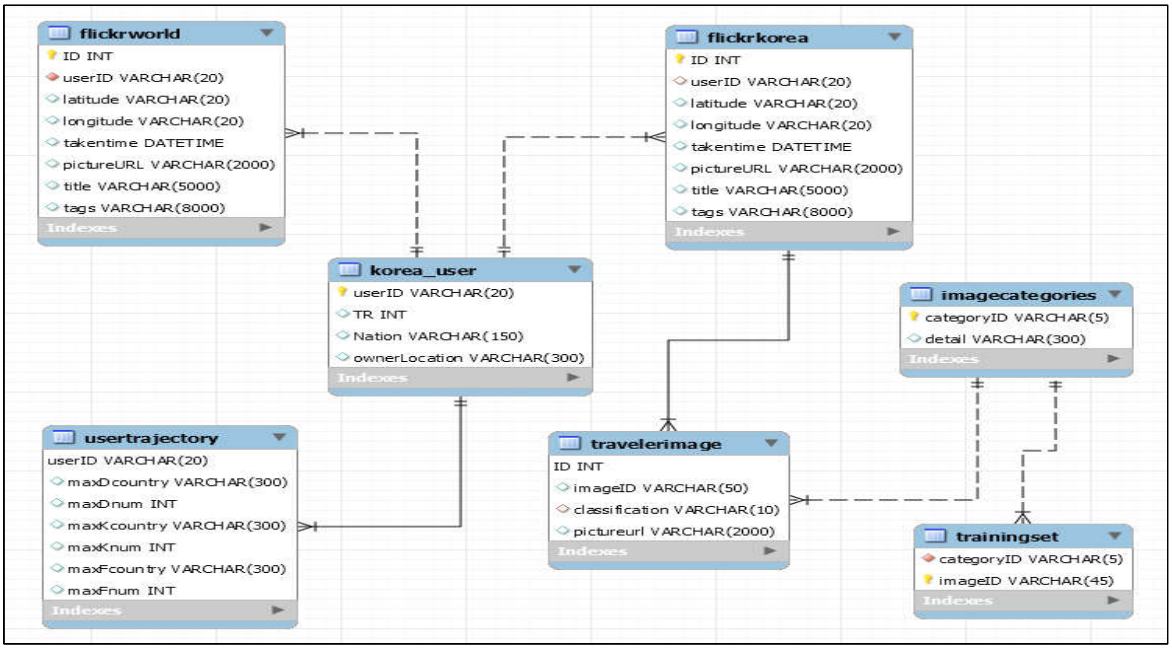


그림 23 연구 데이터베이스의 ER_Diagram

- 총 테이블은 7개로, 국내에서 flickr에 업로드된 크롤링 데이터(flickrkorea), 국내 사용자의 데이터(koreauser), 한국 flickr 사용자의 전세계 크롤링 데이터(flickrworld). 관광객 분류에 활용된 사용자의 트레젝토리 데이터(Usertrajectory), 관광객의 사진 데이터(travelerimage), 관광사진 분류체계(Imagecategories), 훈련에 사용한 데이터셋(trainingset)임.

② 데이터베이스 저장 테이블

- 국내에서 flickr에 업로드된 크롤링 데이터(flickrkorea, 284,094건)
  - ID : primary key
  - userID, longitude, latitude, takentime, pictureURL, title, tags
    : 플리커 제공 사용자 아이디, 사진 촬영 경위도, 사진 촬영 일시, 사진 URL, 제목, 태그

```
161 •  select * from flickrkorea;
```

Result Grid | Filter Rows: | Edit: | Export/Import: | Wrap Cell Content: | Fetch rows:

ID	userID	latitude	longitude	takentime	pictureURL	title	tags
1	100004405@N07	36.102258	128.416623	2014-07-14 14:44:00	https://farm4.staticflickr.com/3896/146740808...	korea, southkorea, seo...	#korea #so
2	100403576@N07	37.417942	126.685475	2016-01-09 20:34:00	https://farm2.staticflickr.com/1494/241605759...	instagramapp, square, ...	http://tw.gs
3	100636250@N07	37.534405	126.991333	2014-03-06 14:09:00	https://farm4.staticflickr.com/3032/129780038...		
4	100803011@N08	36.6345	127.468166	2013-01-01 16:12:00	https://farm3.staticflickr.com/2814/958503641...		
5	100803011@N08	36.615619	127.47255	2013-03-26 18:12:00	https://farm6.staticflickr.com/5460/969816544...		
6	100803011@N08	36.637666	127.488833	2013-04-04 20:05:00	https://farm6.staticflickr.com/5453/958790945...		
7	100803011@N08	36.632311	127.456846	2013-04-22 19:30:00	https://farm4.staticflickr.com/3697/969491895...	artespresso, originalfilt...	
8	100803011@N08	36.625274	127.430832	2013-05-04 20:50:00	https://farm6.staticflickr.com/5484/969814821...	52laplace, originalfilter, ...	52
9	100803011@N08	36.645098	127.494648	2013-06-08 13:16:00	https://farm4.staticflickr.com/3716/969491035...	able703, originalfilter, fl...	
10	100803011@N08	36.607212	127.467005	2013-06-09 13:17:00	https://farm4.staticflickr.com/3809/969489976...		
11	100803011@N08	36.414326	127.378487	2013-07-25 19:09:00	https://farm6.staticflickr.com/5345/969812380...		
12	100803011@N08	36.856266	127.849841	2013-08-15 14:48:00	https://farm8.staticflickr.com/7366/958206172...		
13	100803011@N08	36.350697	127.377289	2013-08-29 22:32:00	https://farm4.staticflickr.com/3676/963027847...		
14	100803011@N08	36.994487	127.44124	2013-08-25 10:32:00	https://farm8.staticflickr.com/7329/958782653...	jejuisland,	

그림 24 국내에서 flickr에 업로드된 크롤링 데이터

- 국내 사용자의 데이터(korea_user, 5609건)
  - userID : 플리커 제공 사용자 아이디 / primary key
  - TR : 관광객 여부 (관광객(1), 거주자(0))
  - Nation : 트레젝토리 분석을 통해 추정한 국가
  - ownerLocation : 사용자가 입력한 위치

```
18 •  select * from korea_user
```

Result Grid | Filter Rows: | Edit:

userID	TR	Nation	ownerLocation
100004405@N07	0	South Korea	Waegwan, South Korea
100023975@N03	1	UK	Cambridge, MA
100029768@N02	0	South Korea	Seoul, United Kingdom
100030571@N02	0	South Korea	~
100063617@N06	1	USA	Overland Park
100083504@N07	0	South Korea	~
100142742@N08	0	South Korea	~
100152465@N08	0	South Korea	~
100156064@N08	1	France	~
100167249@N07	1	Romania	~
100181140@N02	1	Malaysia	~
10018191@N08	1	UK	Gateshead, UK
100185488@N02	0	South Korea	~
100185863@N03	1	Australia	~

그림 25 국내 사용자의 데이터

- 한국 사용자의 마지막 태그 기준 3년치 전세계 크롤링 데이터(flickrworld, 2,281,803건)
  - ID : primary key
  - userID, longitude, latitude, taken_time, picture_url, tags, title
    : 플리커 제공 사용자 아이디, 사진 촬영 경위도, 사진 촬영 일시, 사진 URL, 태그, 제목

```
192 •  select * from flickrworld;
193
```

Result Grid | Filter Rows: | Edit: | Export/Import: | Wrap Cell Content: | Fetch rows:

ID	userID	latitude	longitude	takentime	pictureurl	title	tags
1	118436055@N05	37.566436	126.972126	2015-10-05 13:29:35	https://farm1.staticflickr.com/694/2233311454...	[]	b'PA050374 xebx9dxbcxebxa3xb8'
2	118436055@N05	37.546499	126.985387	2015-01-09 17:09:20	https://farm9.staticflickr.com/8675/159841674...	[]	b'The sunset'
3	118714307@N08	32.748291	-97.092667	2017-04-09 16:38:30	https://farm8.staticflickr.com/7852/471202847...	[]	b'IMG_5109'
4	118714307@N08	32.748761	-97.092537	2017-04-09 16:37:42	https://farm8.staticflickr.com/7893/471202829...	[]	b'IMG_5105'
5	118714307@N08	32.748211	-97.092828	2017-04-09 16:04:02	https://farm8.staticflickr.com/7889/463967262...	[]	b'IMG_5097'
6	118714307@N08	32.747811	-97.092803	2017-04-09 15:50:36	https://farm8.staticflickr.com/7867/463967256...	[]	b'IMG_5094'
7	118714307@N08	32.747905	-97.092681	2017-04-09 13:55:20	https://farm8.staticflickr.com/7875/463967247...	[]	b'IMG_5084'
8	118714307@N08	32.747500	-97.093170	2017-04-09 13:06:29	https://farm8.staticflickr.com/7843/463967237...	[]	b'IMG_5064'
9	118714307@N08	32.746655	-97.093270	2017-04-09 12:32:09	https://farm8.staticflickr.com/7863/401554948...	[]	b'IMG_5044'
10	118714307@N08	32.747622	-97.092462	2017-04-09 11:57:52	https://farm8.staticflickr.com/7806/401554918...	[]	b'IMG_5034'
11	118714307@N08	32.747925	-97.092925	2017-04-09 11:29:11	https://farm8.staticflickr.com/7810/401554891...	[]	b'IMG_5017'
12	118714307@N08	32.748283	-97.092623	2017-04-09 11:06:17	https://farm8.staticflickr.com/7860/462063058...	[]	b'IMG_4972'
13	118714307@N08	32.748622	-97.093025	2017-04-09 11:02:45	https://farm8.staticflickr.com/7819/471202593...	[]	b'IMG_4965'
14	118714307@N08	32.748413	-97.091095	2017-04-09 09:38:31	https://farm8.staticflickr.com/7830/470677955...	[]	b'IMG_4960'

그림 26 한국 flickr 사용자의 전세계 크롤링 데이터(Flickr_world)

- 관광객 분류에 활용된 사용자의 트레젝토리 데이터 (usertrajectory, 5,384건)
  - userid: 플리커 제공 사용자 아이디 / primary key
  - maxDcountry, maxDnum : 최장 체류국과 체류 일수
  - maxKcountry, maxKnum : 최다 방문국과 방문 일수
  - maxFcountry, maxFnum, : 최빈 방문국과 방문 일수

```
48 •  select * from usertrajectory;
```

Result Grid | Filter Rows: | Edit: | Export/Import: | Wrap Cell Cont

userID	maxDcountry	maxDnum	maxKcountry	maxKnum	maxFcountry	maxFnum
100004405@N07	South Korea	1	South Korea	2	South Korea	1
100023975@N03	Canada	1	Canada	10	Canada	1
100029768@N02	South Korea	158	South Korea	1328	South Korea	2
100030571@N02	South Korea	4	South Korea	4	South Korea	1
100063617@N06	United States	81	United States	12	United States//China	2
100083504@N07	South Korea	295	South Korea	5	South Korea	1
100142742@N08	South Korea	52	South Korea	22	South Korea	1
100152465@N08	South Korea	488	South Korea	6	South Korea	1
100156064@N08	France	287	France	45	South Korea	2
100167249@N07	Romania	100	United Kingdom	88	Netherlands	4
100181140@N02	Malaysia	41	Malaysia	3	Malaysia//South Korea	1
10018191@N08	United Kingdom	838	United Kingdo...	303	United Kingdom	6
100185488@N02	South Korea	798	South Korea	10	South Korea	1
100185863@N03	Australia	457	Australia	46	Australia	5
100208196@N07	United States	738	United States	271	United States//Ger...	2

그림 27 관광객 분류에 활용된 사용자의 트레젝토리 데이터

- 관광객 사진 데이터셋 (travelerimage, 168,545건)
  - ID : Flickr_korea 테이블에서 지정한 ID / primary key
  - imageID : 폴더에 저장된 이미지의 파일명 (ex) HOH0001.jpg)
  - Classification : 재분류 모델 inception-v3으로 분류한 카테고리 숫자
  - pictureurl : 관광객이 업로드한 사진의 url

```
185 •  select * from travelerimage;
```

Result Grid | Filter Rows: | Edit: | Export/Import:

ID	imageID	classification	pictureurl
172999	HOH0001.jpg	db02	https://farm1.staticflickr.com/694/2233311454...
173000	HOH0010.jpg	ab01	https://farm5.staticflickr.com/4889/311138110...
173001	HOH0100.jpg	da01	https://farm1.staticflickr.com/727/3312545652...
173002	HOH1000.jpg	ac02	https://farm6.staticflickr.com/5323/174150699...
173003	HOH108107.jpg	ia03	https://farm9.staticflickr.com/8583/160572296...
173004	HOH37874.jpg	gb02	https://farm5.staticflickr.com/4828/456262919...
173005	HOH37875.jpg	ga03	https://farm5.staticflickr.com/4807/324775160...
173006	HOH37876.jpg	ga03	https://farm5.staticflickr.com/4825/454370478...
173007	HOH37877.jpg	db03	https://farm5.staticflickr.com/4892/456262855...
173008	HOH37878.jpg	kb01	https://farm5.staticflickr.com/4825/445326261...
173009	HOH37879.jpg	db03	https://farm5.staticflickr.com/4910/454370427...

그림 28 관광객 사진 데이터셋

- 관광사진 분류체계(Image_categories, 75건)
  - categoryID : 씬 코드(ID) / primary key
  - detail : 관광사진 분류체계의 설명

```
11 •  select * from imagecategories
```

Result Grid | Filter Rows: | Ed

categoryID	detail
aa01	요리
ab01	길거리음식
ab02	디저트_빵
ac01	커피
ac02	주류
ad01	카페내부
ba01	재래시장
bb01	상점가
bb02	상점내부
bb03	장난감가게
bc01	포장상품
ca01	놀이공원
ca02	winterSports
ca03	조망하기
ca04	사랑의자물쇠
ca05	전통한복체험
cb01	무대공연
cb02	스포츠관람

그림 29 관광사진 분류체계 데이터 예시

- 관광 사진 훈련 데이터 셋(trainingset, 22,490건)
  - categoryID : 카테고리 코드(ID)
  - imageID : 트레이닝 셋 이미지 이름 / primary key

```
122 •  select * from trainingset;
```

Result Grid | Filter Rows:

categoryID	imageID
aa01	Flickr_aa01 (1).jpg
aa01	Flickr_aa01 (10).jpg
aa01	Flickr_aa01 (100).jpg
aa01	Flickr_aa01 (101).jpg
aa01	Flickr_aa01 (102).jpg
aa01	Flickr_aa01 (103).jpg
aa01	Flickr_aa01 (104).jpg

그림 30 훈련 데이터 셋

(2) Inception v3 모델 재훈련

(가) 전이학습의 개념

- 딥러닝은 인공지능의 응용 분야에서 핵심 기술로 빠르게 성장하고 있으며, 컴퓨터 비전, 자연어 처리, 그리고 음성인식 등의 여러 분야에서 뛰어난 성과를 보여주었음. 특히 이미지 분류(image classification) 분야에서 특정 이미지들을 주어진 카테고리로 정확하게 분류함으로써 높은 성과를 보여주고 있음(LeCun et al., 2015). 딥러닝 관점에서 이미지 분류 문제는 전이 학습으로 접근이 가능한데, 전이 학습은 비교적 짧은 시간 내에 높은 정확도로 모델을 구축할 수 있기 때문에 컴퓨터 비전 분야에서 널리 사용되는 방법임(Rawat & Wang, 2017). 전이 학습을 사용하면 처음부터 학습 과정을 시작하는 것이 아닌 학습된 패턴을 활용하기 때문에 시간을 절약할 수 있음.
- 컴퓨터 비전에서 전이 학습은 사전 훈련된 모델이라고 표현하며, 사전 훈련된 모델은 분류하고자 하는 데이터 셋과 유사한 형태의 대규모 벤치 마크 데이터 셋(사전 훈련된 모델의 데이터 셋)에서 훈련되어진 모델임(Pan & Yang, 2009). 따라서 이러한 모델을 훈련하는데 오랜 시간과 연산량이 필요하므로 관례적으로 이미 공개되어 있는 모델들을 적용하여 활용하며, 대표적으로 AlexNet, VGGNet, GoogLeNet(Inception), ResNet 등이 있음(Krizhevsky et al., 2012; Simonyan & Zisserman, 2014; He et al., 2016).
- Fine-tuning에도 여러 방법이 있으며, 데이터 셋의 크기와 사전 훈련된 모델의 데이터 셋과의 유사 정도를 고려하여 fine-tuning을 진행하는 것이 좋음. 예를 들어, 데이터 셋의 크기도 크며 사전 훈련된 모델의 데이터 셋과 유사성이 거의 없는 경우 전체 데이터를 재훈련하여 분류하는 방법을 선택하는 것이 좋음. 이때 사전 훈련 모델의 구조와 파라미터들을 모두 조정하여 새로 시작하는 방법임. 반대로 데이터 셋의 크기도 적고, 사전 훈련된 모델의 데이터 셋과 유사도가 높은 경우는 Convolutional base는 그대로 둔 채 classifier만 조정하여 활용할 수 있음. 본 연구에서 활용할 flickr 데이터는 large dataset에 속하며, ImageNet 데이터와 일부 유사성을 가짐. 그러나 ImageNet을 사전훈련한 Inception v3 모델을 그대로 활용할 경우, 한국 고유의 건축물이나 독특한 경관 등 지역 특성을 살라지 못하기 때문에 관광사진 분류체계를 개발하여 전체 재훈련(train the entire model)해야 할 필요성이 있음.

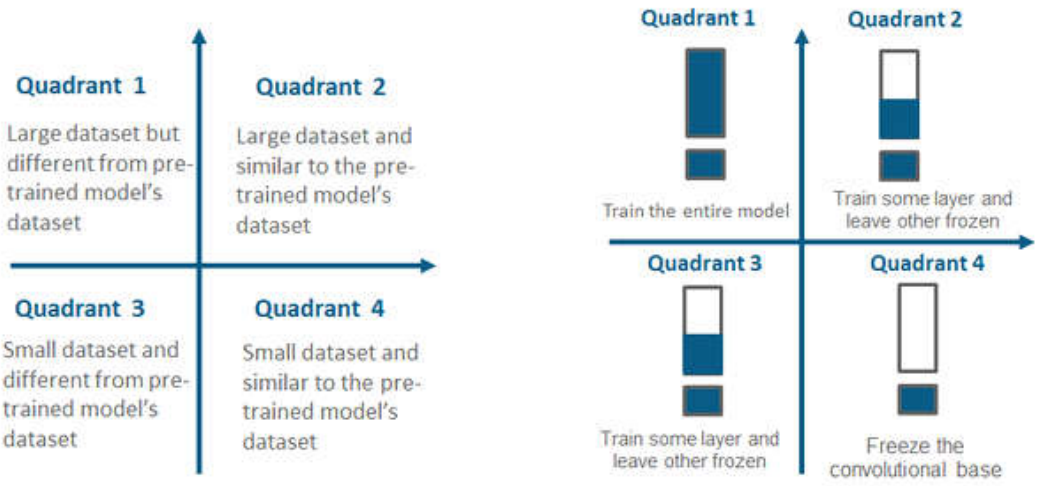


그림 31 미세 조정(fine-tuning) 유형

(나) 모델 성능향상을 위한 고려요소

① data augmentation

- augmentation은 input 이미지에 약간의 변형을 주어 새로운 이미지를 만들어 내는 기법임. 이를 통해 제한된 데이터 양을 증가시킬 수 있음. 일반적으로 딥러닝은 대규모 데이터가 요구되는데 현실에서 쓸 수 있는 데이터는 제한된 경우가 많음. augmentation 기술을 활용하여 이와 같은 훈련 데이터 부족 문제를 해결할 수 있음. augmentation은 keras 라이브러리에서 제공하는 ImageDataGenerator 클래스를 활용하여 구현할 수 있음.
- ImageDataGenerator가 제공하는 augmentation 방식에는 회전, 확대, 가로 뒤집기, 위·아래 뒤집기, 밝기 조절, 층 밀리기 등이 있음. 고양이 이미지에서 모든 픽셀을 2칸씩 오른쪽으로 이동시키더라도 인간의 눈에는 같은 이미지로 보임. 하지만 딥러닝 모델은 인풋 이미지의 픽셀을 벡터의 형태로 변환한 후 인식하기 때문에 원본 이미지와는 다른 새로운 이미지로 인식하게 됨.
- 앞서 소개한 방식 중 본 연구에서는 '회전', '밝기 조절', '확대', '가로 뒤집기', '층 밀리기'를 적용시킴. 이 방식은 가장 보편적으로 사용될 뿐만 아니라 본 연구 과정에서 구축된 트레이닝 셋에도 적합한 방식임. 예를 들어, '위 아래 뒤집기'를 적용할 경우 '하늘(ga01)'에 포함된 사진들의 하늘과 땅이 뒤바껴 오분류가 발생할 가능성이 높아짐. 이와 같이 데이터 셋의 특징을 고려하여 아래의 ①~⑤와 같은 5가지 방식을 선택했음. data augmentation에 사용된 코드는 표 24와 같음.
- 이에 더해 늘릴 데이터 양을 설정해줘야 함. 예를 들어, 앞서 언급한 5가지 방식을 이용하여 기존 데이터의 3배에 달하는 양을 증가시킬 경우, 5가지 방식 중 3가지 방식을 이용하여 새로운 데이터를 생성하게 됨.

표 24 ImageDataGenerator에 사용된 파라미터

```
datagen = ImageDataGenerator(
          rotation_range = 10,      #회전
          shear_range = 0.15,       #층밀리기
          zoom_range = 0.15,        #확대
          horizontal_flip = True,   #가로 뒤집기
          brightness_range = (0.5, 1.5), #밝기 조절
)
```

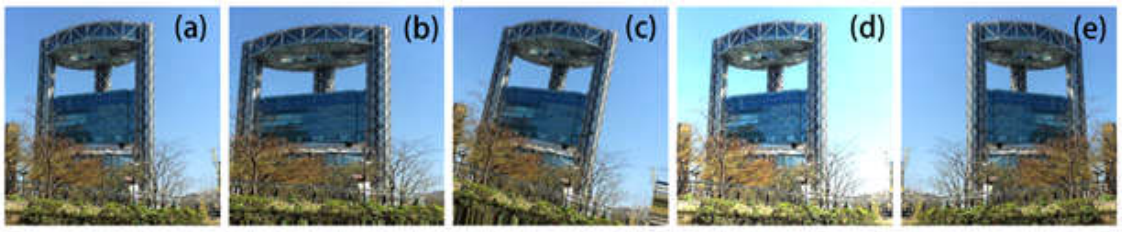


그림 32 data augmentation 적용 예시((a) 원본, (b) 확대, (c) 회전, (d) 밝기 조절, (e) 좌우 뒤집기)

② 하이퍼 파라미터 튜닝 (hyperparameter tuning)

- 하이퍼 파라미터는 모델 내부에서 결정되는 파라미터와는 달리 모델링 과정에서 사용자가 직접 설정해주는 값을 의미함. 대표적으로 learning rate, step, optimizer, batch size 등이 있음. 이뿐만 아

니라 머신러닝 모델을 구현할 때 사용자가 직접 설정해야 하는 값이 상당히 많은데 이들 모두를 하이퍼 파라미터라고 부름. 하이퍼 파라미터는 정답이라고 여겨지는 최적의 값이 존재하지 않음. 따라서 연구의 특성에 맞게 최적화된 값을 찾아가는 과정이 필요하고 이를 하이퍼 파라미터 튜닝이라 부름.

(다) 모델 재훈련과정

- inceptionV3 모델을 재훈련한 아키텍처는 그림 33과 같음. 재훈련 과정을 통해 모델의 전체 파라미터를 업데이트할 뿐만 아니라 softmax layer를 본 연구에 맞게 75개의 씬에 대한 확률값을 배출하도록 모델을 최적화함.
- 본 연구에서는 모델에 최적화된 파라미터를 찾기 위해 여러 번의 재훈련 과정을 거침. 모델 트레이닝 과정에서 적절한 학습 step 값을 찾는 것이 중요함. 과도한 step은 과대적합(overfitting)을 유발하고 너무 적은 step은 과소적합(underfitting)을 유발하기 때문임.
- step을 정할 때 사용할 수 있는 earlystopping(조기 종료) 기법이 있음. Kearas 라이브러리에서 제공하는 earlystopping은 현재 스텝과 이전 스텝들의 손실값을 비교하여 학습을 멈추는 시점을 결정하는 기술임. 예를 들어, N+1번째부터 N+10번째까지의 훈련 과정에서 측정된 손실값이 연속적으로 올랐다면, 학습을 멈추고 N번째 학습상태로 모델을 돌려놓는 것임. 즉, early stopping은 매우 큰 훈련 횟수를 설정한 후, validation set의 cost가 연속적으로 오를 경우 오르기 직전 상태로 모델의 학습 상태를 돌려놓는 것임.
- 앞서 설명한 개념에 따르면 earlystopping의 경우 cost function의 모습이 감소하다가 증가하는 형태로 그려지는 경우에 효과적으로 쓸 수 있음. 본 연구에서도 earlystopping을 적용하려고 했으나, 모델의 특성상 validation의 cost가 감소하다가 증가하는 모습도 일부 나타나지만, 재훈련 결과로 생성된 다수의 cost 그래프에서 손실값이 감소하다가 일정해지는 모습을 보이기에 early stopping을 효과적으로 사용하기 힘들었음. 따라서 early stopping의 개념을 활용하여 충분히 많은 step 횟수로 모델을 훈련한 후, 저장된 cost 값으로 그래프를 그리고 이를 통해 적절한 step 횟수를 정해주는 방식으로 연구를 진행함.

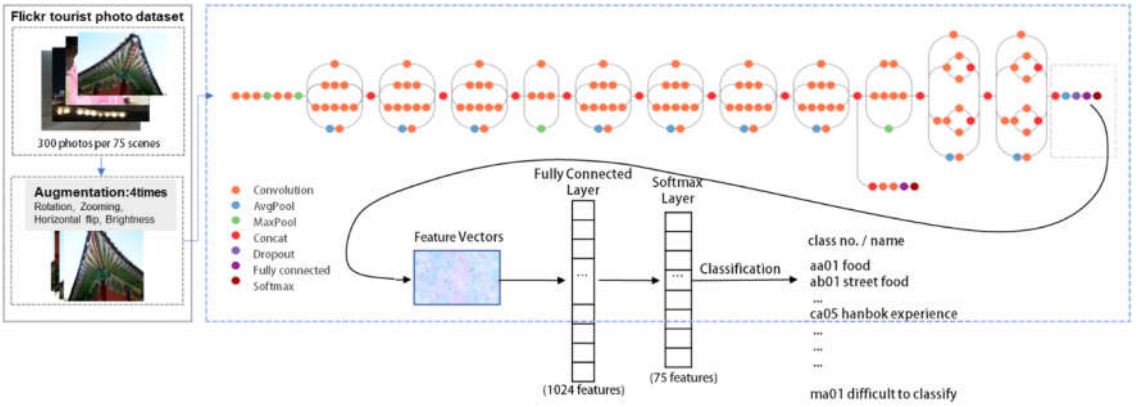


그림 33 관광사진 분류를 위한 Inception V3 아키텍처 fine-tuning

① 3차 훈련 데이터 셋 (씬별 훈련 데이터 셋 200장)을 활용한 모델 재훈련

- 75개 씬별 훈련 데이터 셋을 200장까지 늘린 3차 훈련 데이터 셋을 활용하여 모델의 성능향상을 위해 data augmentation이 필요한 지 실험을 진행함. augmentation 관련 실험의 목적은 어떤 효과를 주어 사진을 늘릴 것인지와 몇 배까지 사진을 늘린 것인지를 확인하는 것임. 이에 더해 씬별로 augmentation을 활용하여 늘려주는 이미지의 양을 다르게 설정했을 때 성능 상의 변화가 있는지도 확인해봄.
- 사진 수의 확대와 관련해서는 이미지 수를 점진적으로 늘려가면서 총 8개 케이스의 성능을 확인함. 케이스 ①은 augmentation을 적용하지 않은 원본(15.530장) 트레이닝 셋으로 생성된 케이스이며, 이후에 생성된 케이스 ②~⑧은 augmentation을 활용하여 이미지 수를 2배에서 8배까지 늘린 트레이닝 셋을 활용하여 훈련을 진행함. 케이스 ⑨의 경우 씬별로 augmentation 값을 상이하게 적용하여 훈련을 진행함. 재훈련 시 설정한 하이퍼파라미터 세팅은 표 25와 같음.
- 각 케이스의 성능은 validation 셋을 활용하여 Top 1 accuracy, Top 5 accracy, Recall, Precision, F1 score를 측정함.
- 케이스별 정확도가 정리된 표 26을 보면 augmentation을 활용하여 이미지 수를 점진적으로 늘릴 경우 정확도가 증가하다가 일정 수준을 넘으면 정확도가 감소하는 것을 알 수 있음. 다시 말해, 이미지 수를 2배에서 7배까지 늘린 케이스 ②~⑦의 정확도 추이를 살펴보면 계속 증가하지만 이미지 수를 8배 늘린 케이스 ⑧의 정확도를 보면 감소하는 것을 알 수 있음. 따라서 이미지를 7배 늘려준 케이스(케이스 ⑦) 경우 모든 지표에서 정확도가 가장 높게 나온 것을 알 수 있음. 이에 더해 씬별로 augmentation 적용을 다르게 설정한 경우(Aug mix)보다는 일정하게 설정한 경우가 더 높은 성능을 보이는 것을 확인할 수 있었음.

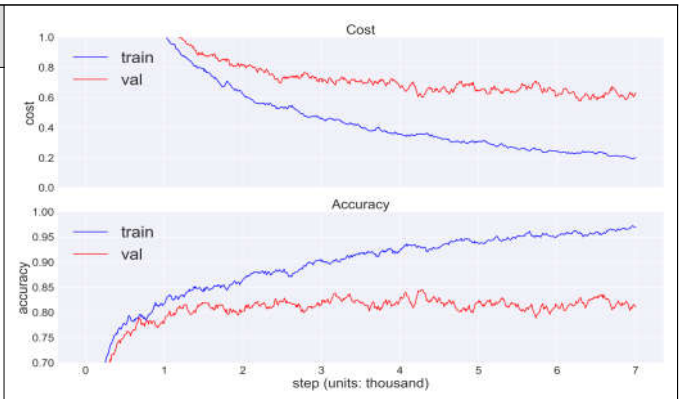
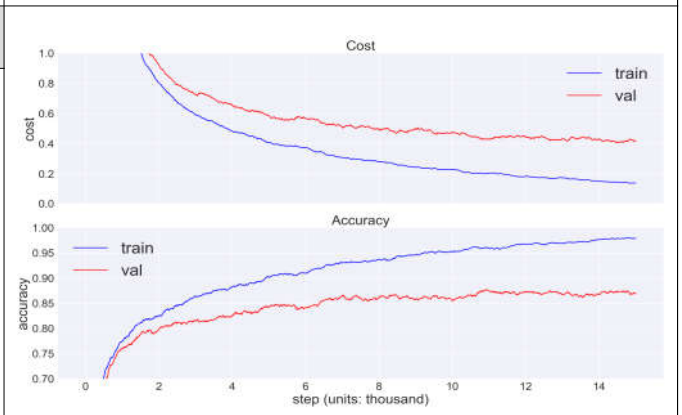
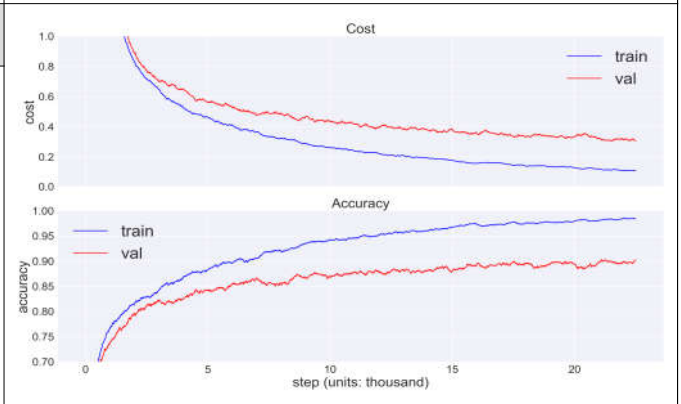
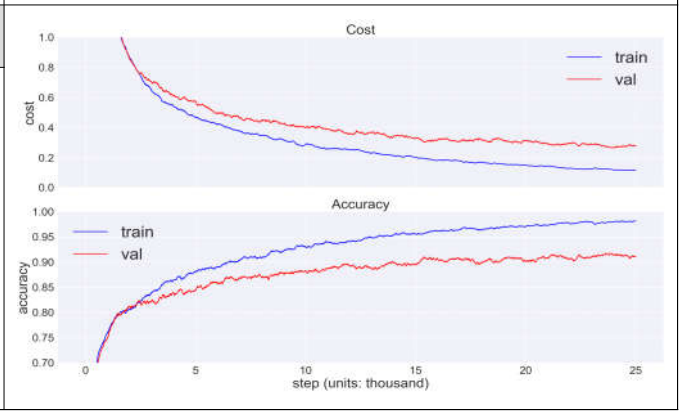
표 25 재훈련 케이스별로 적용한 하이퍼파라미터 (훈련 데이터 셋 : 씬별 200장, 테스트 데이터에 적용)

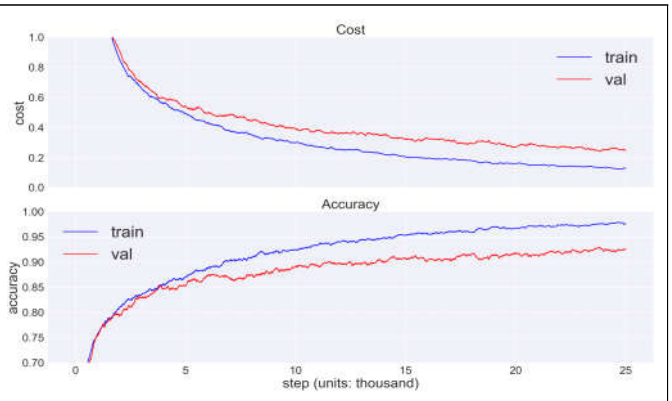
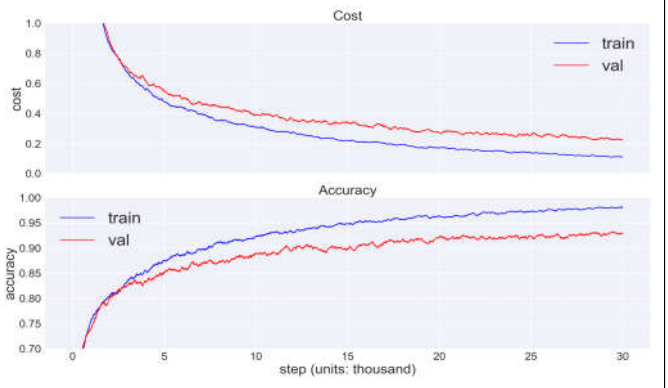
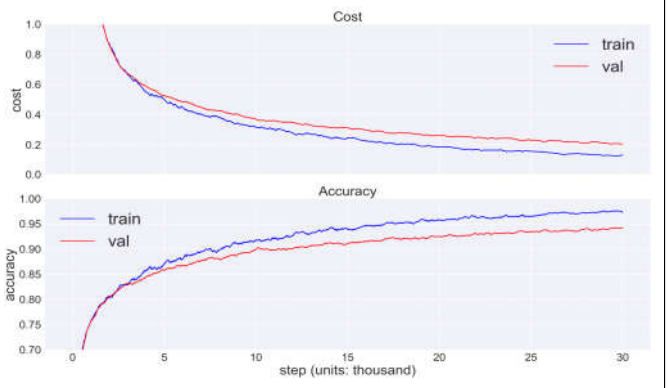
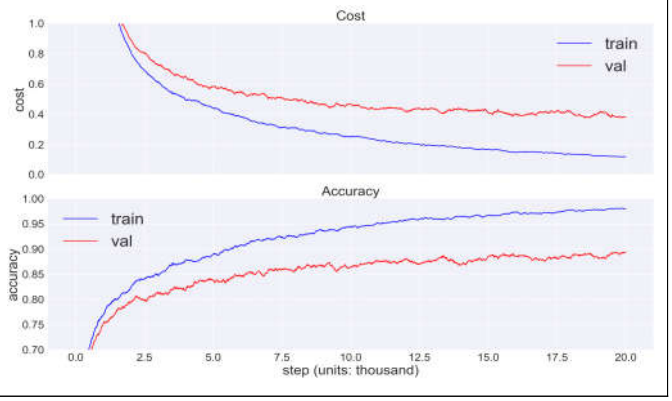
case	Augmentation	총 사진 수	Learning rate	Step	Batch size	accuracy
①	적용 안 함	15,530	0.0001	7,000	128	81.8%
②	2배 증가	30,884	0.0001	15,000	128	86.6%
③	3배 증가	45,952	0.0001	22,500	128	89.1%
④	4배 증가	60,480	0.0001	25,000	128	90.4%
⑤	5배 증가	74,919	0.0001	25,000	128	91.0%
⑥	씬(scene)별로 상이	51,504	0.0001	20,000	128	90.7%
⑦	6배 증가	88,866	0.0001	30,000	128	92.9%
⑧	7배 증가	102,562	0.0001	30,000	128	91.5%

표 26 재훈련 케이스별 이미지 분류 전체 정확도(훈련 데이터 셋 : 씬별 200장, 검증용 데이터에 적용)

	case ①	case ②	case ③	case ④	case ⑤	case ⑥	case ⑦	case ⑧	case ⑨
top 1 accuracy	71.55%	72.92%	73.17%	73.33%	73.71%	73.81%	**74.22%**	73.94%	72.94%
Top 5 accuracy	90.51%	91.80%	91.70%	91.66%	91.67%	91.77%	**91.87%**	91.84%	91.51%
Recall	74.18%	75.29%	75.70%	75.90%	76.28%	76.18%	**76.51%**	76.29%	75.26%
Precision	69.36%	70.68%	71.63%	71.30%	71.81%	71.97%	**72.14%**	72.12%	71.05%
F1 score	71.69%	72.91%	73.61%	73.52%	73.98%	74.02%	**74.26%**	74.15%	73.09%

표 27 실험 상세 설명

① 훈련 데이터 씬별 200장, augmentation 적용하지 않음 • augmentation을 적용하지 않은 15,530장의 트레이닝 셋을 활용하여 모델 재훈련 과정을 진행함. • learning rate=0.0001, step=7000, training batch=128로 설정하고 모델 재훈련 과정을 진행함. • 손실값·정확도 그래프에 따르면 7,000번의 훈련을 반복하는 과정에서 validation(val)의 손실값(cost)이 약 0.6으로 수렴되며 모델이 안정 상태에 이른 것을 알 수 있음. • 훈련 과정에서 측정된 final test accuracy는 0.818을 기록함.	
② 훈련 데이터 씬별 200장, augmentation 2배 증가 • augmentation 기법으로 장의 새로운 데이터를 추가하여 총 30,884장의 트레이닝 셋을 활용하여 모델 훈련을 진행함. • learning rate=0.0001, step=15000, training batch=128로 설정하고 모델 재훈련 과정을 진행함. • 손실값·정확도 그래프에 따르면 15,000번의 훈련을 반복하는 과정에서 validation(val)의 손실값(cost)이 약 0.42로 수렴되며 모델이 안정 상태에 이른 것을 알 수 있음. • 훈련과정에서 측정된 final test accuracy는 0.866을 기록함	
③ 훈련 데이터 씬별 200장, augmentation 3배 증가 • augmentation 기법으로 30,420장의 새로운 데이터를 추가하여 총 45,952장의 트레이닝 셋을 활용하여 모델 훈련을 진행함. • learning rate=0.0001, step=22500, training batch=128로 설정하고 모델 재훈련 과정을 진행함. • 손실값·정확도 그래프에 따르면 22,500번의 훈련을 반복하는 과정에서 validation(val)의 손실값(cost)이 약 0.32로 수렴되며 모델이 안정 상태에 이른 것을 알 수 있음. • 훈련과정에서 측정된 final test accuracy는 0.891을 기록함	
④ 훈련 데이터 씬별 200장, augmentation 4배 증가 • augmentation 기법으로 44,878장의 새로운 데이터를 추가하여 총 60,480장의 트레이닝 셋을 활용하여 모델 훈련을 진행함. • learning rate=0.0001, step=25000, training batch=128로 설정하고 모델 재훈련 과정을 진행함. • 손실값·정확도 그래프에 따르면 25,000번의 훈련을 반복하는 과정에서 validation(val)의 손실값(cost)이 약 0.3으로 수렴되며 모델이 안정 상태에 이른 것을 알 수 있음. • 훈련과정에서 측정된 final test accuracy는 0.904를 기록함	

⑤ 훈련 데이터 씬별 200장, augmentation 5배 증가 • augmentation 기법으로 59,384장의 새로운 데이터를 추가하여 총 74,914장의 트레이닝 셋을 활용하여 모델 훈련을 진행함. • learning rate=0.0001, step=25000, training batch=128로 설정하고 모델 재훈련 과정을 진행함. • 손실값·정확도 그래프에 따르면 25,000번의 훈련을 반복하는 과정에서 validation(val)의 손실값(cost)이 약 0.28로 수렴되며 모델이 안정 상태에 이른 것을 알 수 있음. • 훈련과정에서 측정된 final test accuracy는 0.910을 기록함	
⑥ 훈련 데이터 씬별 200장, augmentation 7배 증가 • augmentation 기법으로 73,336장의 새로운 데이터를 추가하여 총 88,866장의 트레이닝 셋을 활용하여 모델 훈련을 진행함. • learning rate=0.0001, step=30000, training batch=128로 설정하고 모델 재훈련 과정을 진행함. • 손실값·정확도 그래프에 따르면 30,000번의 훈련을 반복하는 과정에서 validation(val)의 손실값(cost)이 약 0.23으로 수렴되며 모델이 안정 상태에 이른 것을 알 수 있음. • 훈련 과정에서 측정된 final test accuracy는 0.907을 기록함	
⑦ 훈련 데이터 씬별 200장, augmentation 8배 증가 • augmentation 기법으로 87,032장의 새로운 데이터를 추가하여 총 102,562장의 트레이닝 셋을 활용하여 모델 훈련을 진행함. • learning rate=0.0001, step=30000, training batch=128로 설정하고 모델 재훈련 과정을 진행함. • 손실값·정확도 그래프에 따르면 30,000번의 훈련을 반복하는 과정에서 validation(val)의 손실값(cost)이 약 0.2로 수렴되며 모델이 안정 상태에 이른 것을 알 수 있음. • 훈련 과정에서 측정된 final test accuracy는 0.929를 기록함	
⑨ 훈련 데이터 씬별 200장, 씬 별로 augmentation 다르게 적용 • augmentation 기법으로 35,974장의 새로운 데이터를 추가하여 총 51,504장의 트레이닝 셋을 활용하여 모델 훈련을 진행함. • learning rate=0.0001, step=20000 training batch=128로 설정하고 모델 재훈련 과정을 진행함. • 손실값·정확도 그래프에 따르면 20,000번의 훈련을 반복하는 과정에서 validation(val)의 손실값(cost)이 약 0.4로 수렴되며 모델이 안정 상태에 이른 것을 알 수 있음. • 훈련 과정에서 측정된 final test accuracy는 0.904를 기록함	

② 4차 훈련 데이터 셋 (씬별 훈련데이타 셋 300장)을 활용한 모델 재훈련

- 3차 훈련 데이터 셋으로 진행된 실험에서 모델의 성능향상을 위해 augmentation이 필요하다는 것을 확인했음. 4차 트레이닝 셋은 모델 성능 향상을 위해 augmentation 적용뿐만 아니라 씬 간에 존재하는 이미지 수의 불균형을 해소하고 최대한 더 많은 실제 사진을 트레이닝 셋에 담는 과정의 결과물임.
- 4차 훈련 데이터 셋을 활용하여 서로 다른 실험 조건에서 5개의 케이스를 생성함. 이번 실험의 목적은 augmentation을 활용하여 훈련 데이터 셋의 이미지를 얼마만큼 증가시킬지 결정하는 것임. 3차 트레이닝 셋의 경우 이미지를 6배 증가시킬 경우 가장 좋은 성능을 보이는 것을 알 수 있었음. 이때와 동일하게 6배를 늘리기엔 훈련 데이터 셋이 바뀌었기 때문에 새로 실험을 해볼 필요성이 생김. 케이스 ①은 augmentation을 적용하지 않은 원본(22,384장)으로 생성된 케이스이며, 케이스 ②~⑤은 augmentation을 활용하여 이미지 수를 2배에서 6배까지 늘린 훈련 데이터 셋을 활용하여 훈련을 진행함. 재훈련 시 설정한 하이퍼파라미터 세팅은 표 28과 같음.
- 각 케이스의 성능은 validation 셋을 활용하여 Top 1 accuracy, Top 5 accracy, Recall, Precision, F1 score를 측정함. 케이스별 정확도가 정리된 표 29를 보면, augmentation을 활용하여 3배로 만든 케이스 ④가 Recall을 제외한 모든 지표에서 가장 우수한 성능을 보여 최종 모델로 확정함.

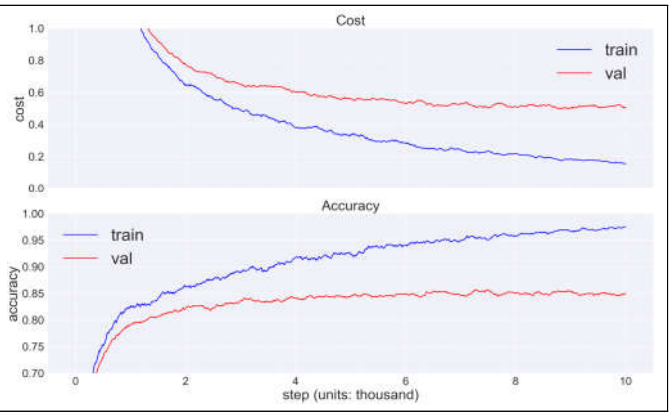
표 28 4차 재훈련 케이스별로 적용한 하이퍼파라미터 (훈련 데이터 셋: 씬별 300장, 테스트데이타에 적용)

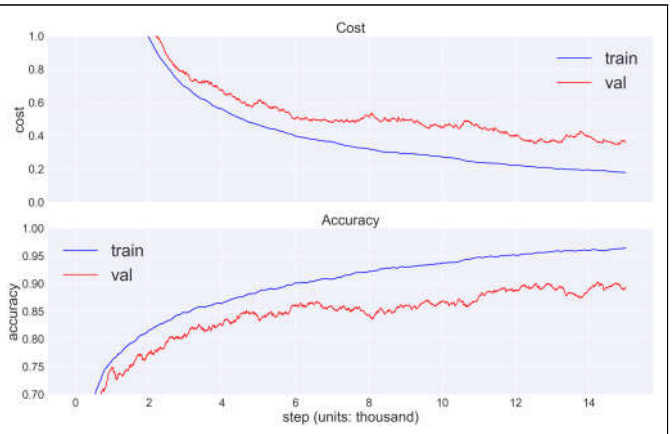
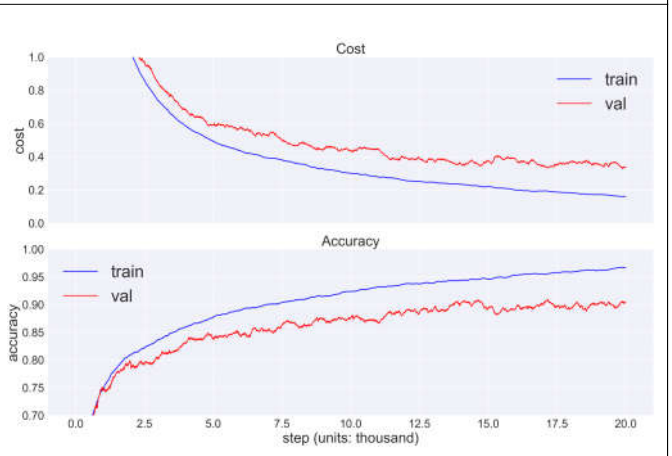
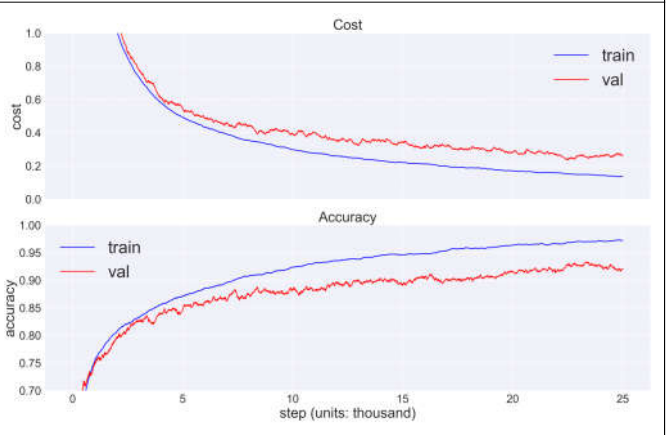
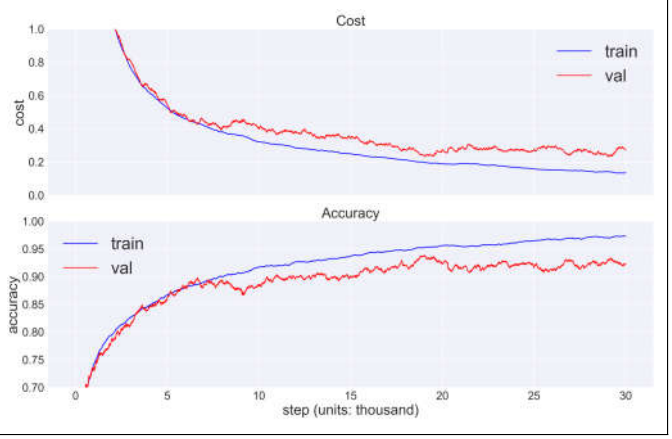
case	Augmentation	총 사진 수	Learning rate	Step	Batch size	훈련 정확도
①	적용 안 함	15,530	0.0001	7,000	128	85.5%
②	2배 증가	30,884	0.0001	15,000	128	88.8%
③	3배 증가	45,952	0.0001	22,500	128	90.7%
④	4배 증가	60,480	0.0001	25,000	128	91.9%
⑤	5배 증가	74,919	0.0001	25,000	128	92.1%

표 29 4차 재훈련 모델 정확도 평가 (훈련 데이터 셋 : 씬별 300장, 검증용데이타에 적용)

	case ①	case ②	case ③	case ④	case ⑤
Top 1 accuracy	73.51%	72.45%	72.78%	**72.99%**	72.73%
Top 5 accuracy	91.82%	92.00%	91.96%	**92.07%**	92.00 %
Recall	74.89%	76.13%	76.10%	**76.07%**	76.31%
Precision	68.58%	69.57%	70.00%	**70.36%**	70.15%
F1 score	71.59%	72.70%	72.92%	**73.1025%**	73.1021%

표 30 실험 상세 설명

① 훈련 데이터 씬별 300장, augmentation 적용하지 않음	
• augmentation을 적용하지 않은 22,384장의 트레이닝 셋을 활용하여 모델 재훈련 과정을 진행함. • learning rate=0.0001, step=10000, training batch=150으로 설정하고 모델 재훈련 과정을 진행함. • 손실값・정확도 그래프에 따르면 10,000번의 훈련을 반복하는 과정에서 validation(val)의 손실값(cost)이 약 0.39로 수렴되며 모델이 안정 상태에 이른 것을 알 수 있음. • 훈련 과정에서 측정된 final test accuracy는 0.855를 기록함	

② 훈련 데이터 씬별 300장, data augmentation 2배 증가 • augmentation 기법으로 22,049장의 새로운 데이터를 추가하여 총 44,433장의 트레이닝 셋을 활용하여 모델 훈련을 진행함. • learning rate=0.0001, step=15000, training batch=150으로 설정하고 모델 재훈련 과정을 진행함. • 손실값·정확도 그래프에 따르면 15,000번의 훈련을 반복하는 과정에서 validation(val)의 손실값(cost)이 약 0.4로 수렴되며 모델이 안정 상태에 이른 것을 알 수 있음. • 훈련 과정에서 측정된 final test accuracy는 0.888을 기록함	
③ 훈련 데이터 씬별 300장, data augmentation 3배 증가 • augmentation 기법으로 43,440장의 새로운 데이터를 추가하여 총 65,824장의 트레이닝 셋을 활용하여 모델 훈련을 진행함. • learning rate=0.0001, step=20000, training batch=150으로 설정하고 모델 재훈련 과정을 진행함. • 손실값·정확도 그래프에 따르면 20,000번의 훈련을 반복하는 과정에서 validation(val)의 손실값(cost)이 약 0.39로 수렴되며 모델이 안정 상태에 이른 것을 알 수 있음. • 훈련 과정에서 측정된 final test accuracy는 0.907을 기록함	
④ 훈련 데이터 씬별 300장, augmentation 4배 증가 • augmentation 기법으로 64,309장의 새로운 데이터를 추가하여 총 86,693장의 트레이닝 셋을 활용하여 모델 훈련을 진행함. • learning rate=0.0001, step=25000, training batch=150으로 설정하고 모델 재훈련 과정을 진행함. • 손실값·정확도 그래프에 따르면 25,000번의 훈련을 반복하는 과정에서 validation(val)의 손실값(cost)이 약 0.28로 수렴되며 모델이 안정 상태에 이른 것을 알 수 있음. • 훈련 과정에서 측정된 final test accuracy는 0.919 기록함	
⑤ 훈련 데이터 씬별 300장, data augmentation 5배 증가 • augmentation 기법으로 84,157장의 새로운 데이터를 추가하여 총 106,541장의 트레이닝 셋을 활용하여 모델 훈련을 진행함. • learning rate=0.0001, step=30000, training batch=150으로 설정하고 모델 재훈련 과정을 진행함. • 손실값·정확도 그래프에 따르면 30,000번의 훈련을 반복하는 과정에서 validation(val)의손실값(cost)이 약 0.28로 수렴되며 모델이 안정 상태에 이른 것을 알 수 있음. • 훈련 과정에서 측정된 final test accuracy는 0.921 기록함	

(3) 멀티라벨을 활용한 정확도 평가

- case 4의 정확도를 평가할 때 한 가지 더 고려할 사항이 존재하였음. 앞선 정확도 평가는 validation set에 하나의 라벨을 부여한 후 확인한 것이었음. 관광 이미지를 라벨링할 때 여러 객체가 혼합되어있는 사진에 하나의 라벨만 달아야 한다는 문제점이 존재함. validation 과정에서는 단일 라벨 기준으로 모델의 성능을 평가하지만, 단일 라벨링의 문제점을 보완하기 위해 추가로 실제 사진과 예측값을 비교하면서 정확도를 확인하는 작업을 수행함. Inception v3 모델은 단일 라벨 이미지 분류를 위해 훈련된 모델이기 때문에 하나의 라벨을 예측해주지만 관광분야의 이미지는 한 장면에 여러 객체를 담고 있다는 특징이 있기 때문에 한 이미지에 하나의 라벨을 붙인다는 건 한계가 있음. 구체적으로 표 31의 첫 번째 예시는 db02 실외조형물로 라벨링하고 gc02 초록길로 예측되어 true label을 기준으로는 오분류된 경우지만, 사진을 보면 db02 실외조형물과 gc02 초록길이 함께 있는 경우이기 때문에 실제로는 잘 분류된 사진임. 따라서, 잘 분류된 이미지를 오분류된 이미지로 판단되는 경우를 막기 위해 true label을 기준으로 모델이 성능을 평가하고, 추가적으로 실제 사진과 예측값을 비교하면서 정확도를 확인하는 작업을 수행하여 단일 라벨링의 문제점을 보완함

표 31 단일 라벨링의 문제점을 가진 예시

사진				
true label	실외조형물(db02)	도로(ed01)	비행기(fd01)	교량 및 다리(ed02)
top 1 예측값	초록길(gc02)	주택경관(ea03)	건물내부(ea02)	강(gb01)
true label 기준 T/F 평가 결과	False	False	False	False
단일 라벨의 한계를 보완한 T/F 평가 결과	True	True	True	True

(3) 재훈련 모델의 이미지 분류 정확도 평가

(가) 정확도 평가 방법

- 최종 재훈련 모델 결과에 대한 정확도 평가에는 전체 사진의 약 20%에 해당하는 약 33,192장 중 오류 사진(ma01 분류하기 어려운 항목) 510장을 제외한 32,682장의 사진을 테스트 데이터셋으로 사용하였음. 테스트 데이터셋에 최종 재훈련 모델을 적용하여 이미지를 분류한 뒤, 재훈련 모델이 가장 높은 점수로 예측한 Top 1 라벨과 수동 라벨링을 통해 맞게 분류되었으면 T, 잘못 분류되었으면 F로 표시하였음.
- 전체 모델 정확도 평가를 위해 Top 1-accuracy, Top 5-accuracy, F1 score를 사용하였으며, 이를 위해 혼동행렬을 적용하여 씬별 정확도, 민감도, 특이도를 살펴보았음. 혼동행렬(Confusion matrix)은 실제와 예측이 일치하는 정도에 대한 정확도를 평가할 때 많이 사용되는 지표임. 혼동행렬에서 활용하는 평가지표인 정확도, 재현율, 정밀도를 도출함. 정확도(Accuracy)는 전체 분류 결과에서 실제값과 예측값이 일치하게 분류할 확률이며, 재현율(recall)은 실제값 중 실제값으로 올바르게 분류할

확률이고, 정밀도(Precision)은 예측값 중 실제값과 일치하게 분류할 확률임. 본 연구의 모델은 다중클래스 분류를 목적으로 하는 모델로, 모델 평가를 위해 그림 39의 형태로 다중클래스 혼동행렬을 작성하였음. 실제값은 수동으로 라벨링한 관광사진 분류체계의 코드값이며, 예측값은 최종 재훈련 모델에 의한 예측된 씬에 해당함. 재현율과 정밀도는 trade-off 관계에 있음. 따라서, 재현율과 정밀도가 둘 다 좋은지에 대해 모델의 성능을 측정하기 위해 재현율과 정밀도의 조화평균인 F1 score를 사용함.

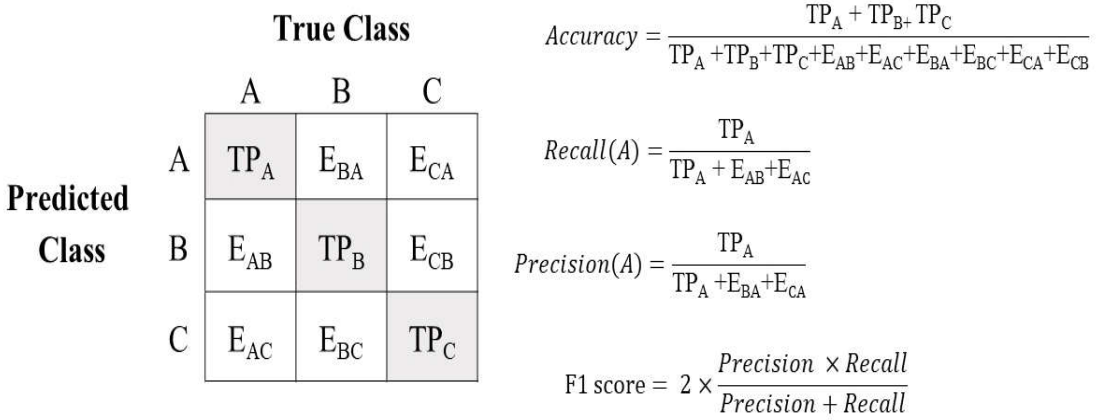


그림 34 다중클래스 혼동행렬

- AA01의 실제 데이터에 대한 전체 다중클래스 혼동행렬은 표 32와 같음. 구체적으로 AA01(요리)가 최종 재훈련 모델에 의해 AA01로 맞게 분류된 경우 이외에, AB01(길거리음식), AB02(디저트), AC01(커피 및 차), AC02(주류), BA01(재래시장), BB02(상점내부), BC01(포장상품), DA02(유물), DB01(실내조형물 및 전시관 내부), EA02(주택 경관), GC03(계절 경관), IC02(연등 및 제단), JA03(동물), JB01(물고기)로 분류되었음.
- 반면에 AA01로 예측된 것 중에 AB01(길거리음식), AB02(디저트), BA01(재래시장), AB02(길거리 음식), BA01(재래시장), BC01(포장상품), DA02(유물), DB01(실내조형물 및 전시관 내부), GC01(꽃), KA01(안내/홍보), LA01(방)이 오분류되기도 함.

표 32 혼동행렬 예시(AA01 기준으로 작성됨)

		예측값																												
		AA 01	AB 01	AB 02	AC 01	AC 02	…	BA 01	…	BB 02	…	BC 01	…	DA 02	…	DB 01	…	EA 02	…	GC 03	…	IC 02	…	JA 03	JB 01	…	합계
	AA 01	**1463 (4.4%)**	**22**	**31**	**27**	**11**		**10**		**1**		**1**		**4**		**1**		**1**		**1**		**2**		**2**	**2**		**1,579**
	AB 01	**2**	264	0	2	1		4		0		0		2		0		0		0		4		0	1		292
	AB 02	**12**	7	283	5	0		0		0		0		5		3		0		0		0		0	0		316
	…																										…
	BA 01	**14**	22	1	1	1		604		16		1		4		2		0		2		1		0	1		730
	…																										…
	BC 01	**1**	1	0	2	6		2		3		267		1		3		0		0		3		1	0		309
	…																										…
실제값	DA 02	**3**	0	2	1	0		1		3		0		210		1		0		1		2		0	0		241
	…																										…
	DB 01	**2**	5	1	2	2		3		7		1		11		402		0		0		4		0	0		550
	…																										…
	GC 01	**1**	1	0	0	0		0		0		1		0		1		0		13		3		1	1		462
	…																										…
	kA 01	**2**	5	3	0	1		1		0		7		4		5		0		1		0		0	0		1,092
	…																										…
	IA 01	**3**	0	0	0	2		2		0		6		2		9		0		0		1		0	0		212
	…																										…
	합계	**1505**	373	325	215	220	…	747	…	469	…	296	…	288	…	533	…	263	…	919	…	322	…	216	153	…	32,682

- 정확도(AA01): 전체 중에서 올바르게 분류될 확률 ((1463+31061) / 32682) = 99.51
- 민감도(AA01): AA01을 AA01로 올바르게 분류할 확률 (1463 / 1579) = 92.65
- 정밀도(AA01): AA01로 분류된 값 중 실제 AA01일 확률 (1463 / 1505) = 97.21

- ROC 커브는 여러 임계값을 기준으로 Recall-Fallout의 변화를 시각화한 것임. Fallout은 FPR(False Positive Rate)으로, 실제 False인 데이터 중에서 모델이 True라고 예측한 비율임. 즉, 모델이 실제 False인 데이터를 True라고 잘못 분류한 것이라고 할 수 있음. ROC커브의 형태는 그림 35와 같음. Recall이 크고 Fall-out이 작은 모델이 좋은 모델이기 때문에 모델의 커브가 왼쪽 위 모서리에 가까울수록 모델의 성능이 좋다고 평가함.

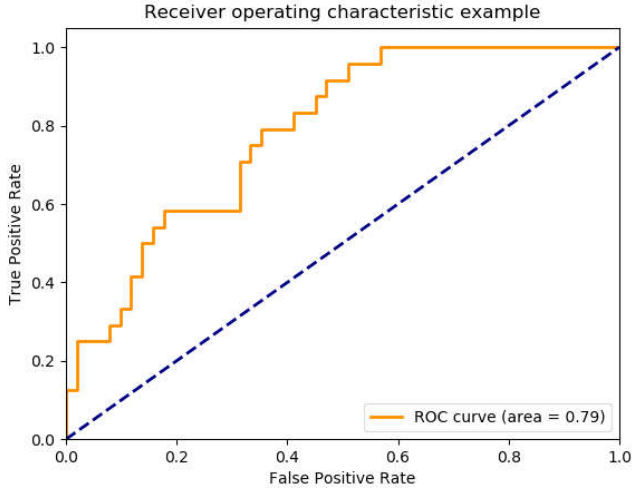


그림 35 ROC커브 예시(sklearn)

(나) 최종 선정된 모델의 정확도 평가결과

① 전체 정확도 평가 결과

- 최종 선정된 모델의 각 훈련 데이터 셋 별 정확도 평가 결과는 표 33에서 확인할 수 있음. 테스트 데이터 셋 32,682장의 분류 결과를 통한 최종 재훈련 모델의 전체 정확도 평가 결과로 간주함.
- 최종 Top 1 정확도는 85.77%, Top 5 정확도는 95.69%이며 F1 score은 0.84임. 그림 36은 최종 모델의 ROC 커브 그래프임.

표 33 최종 재훈련 모델의 각 훈련 데이터 셋 별 정확도 결과

	Training	Validation	Test
Top 1 accuracy	91.9%	79.58%	85.77%
Top 5 accuracy	-	92.66%	95.69%
F1-score	-	0.7946	0.8485

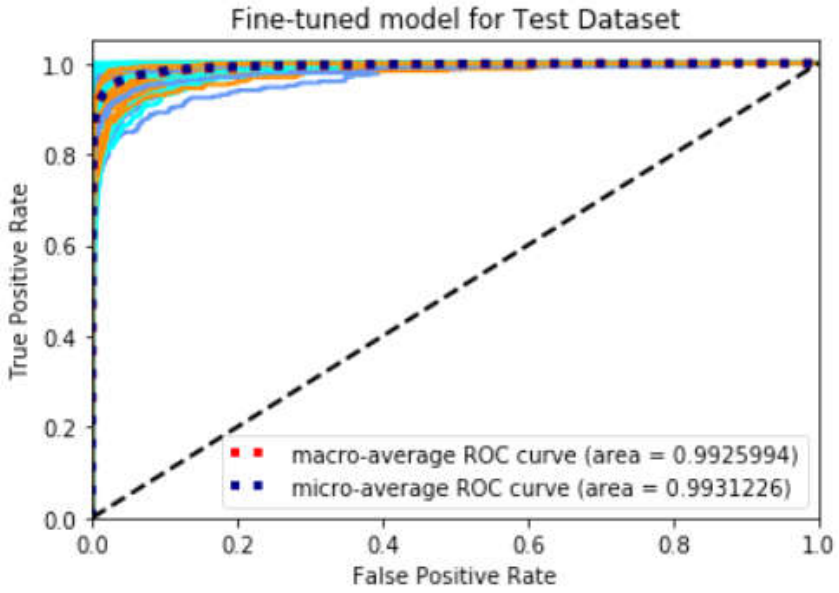


그림 36 최종 재훈련 모델의 ROC커브

② 관광사진 분류체계별 정확도 평가결과

ㅇ 카테고리별 정확도 평가 결과

- 카테고리별 정확도는 그림 37, 그림 38과 같음. Top 1 정확도(그림 39)는 안내/상징(94.44%), 교통(92.23%), 숙소/비즈니스(89.42%), 음식 및 음료(89.37%), 한국전통건축물(86.97%) 순으로 나타남.
- Top 5 정확도(그림 40)는 숙소/비즈니스(97.75%), 음식 및 음료(97.54%), 안내/상징(97.54%), 한국전통건축물(96.85%), 교통(96.57%) 순으로 나타남.

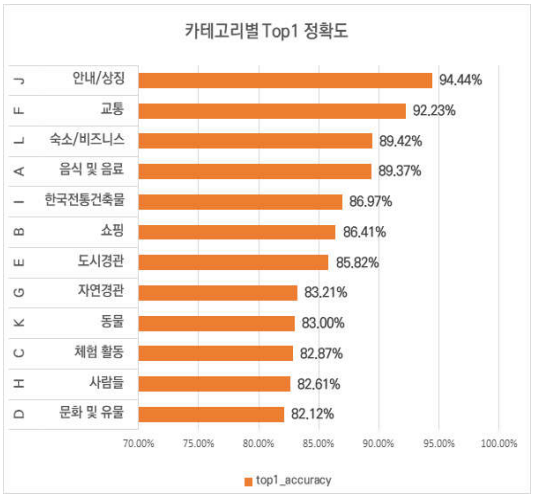


그림 37 카테고리별 Top 1 정확도

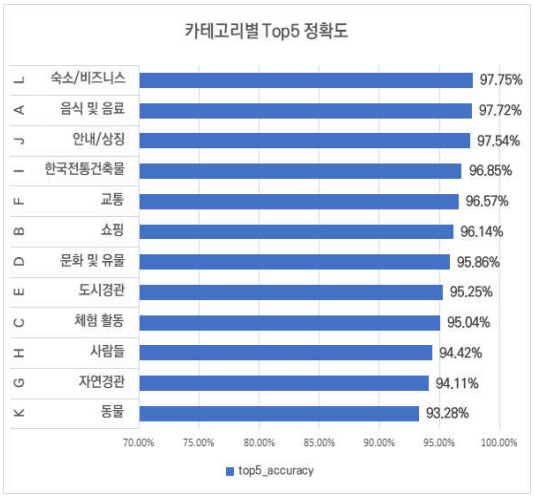


그림 38 카테고리별 Top 5 정확도

ㅇ 씬별 정확도 평가결과

- 씬별 Top 1 정확도는 비행기(100.00%), 오토바이 및 자전거(97.85%), 왕좌및고궁내부(97.94%), 탑(97.55%), 처마(97.55%), 커피(97.06%), 고양이(96.04%) 순으로 나타남.
- Top 5 정확도는 비행기/타워(100%), 처마(99.55%), 오토바이및자전거(99.46%), 왕좌및고궁내부(99.44%), 탑(99.34%), 요리(99.11%), 서구식건축물(99.04%) 순으로 나타남.

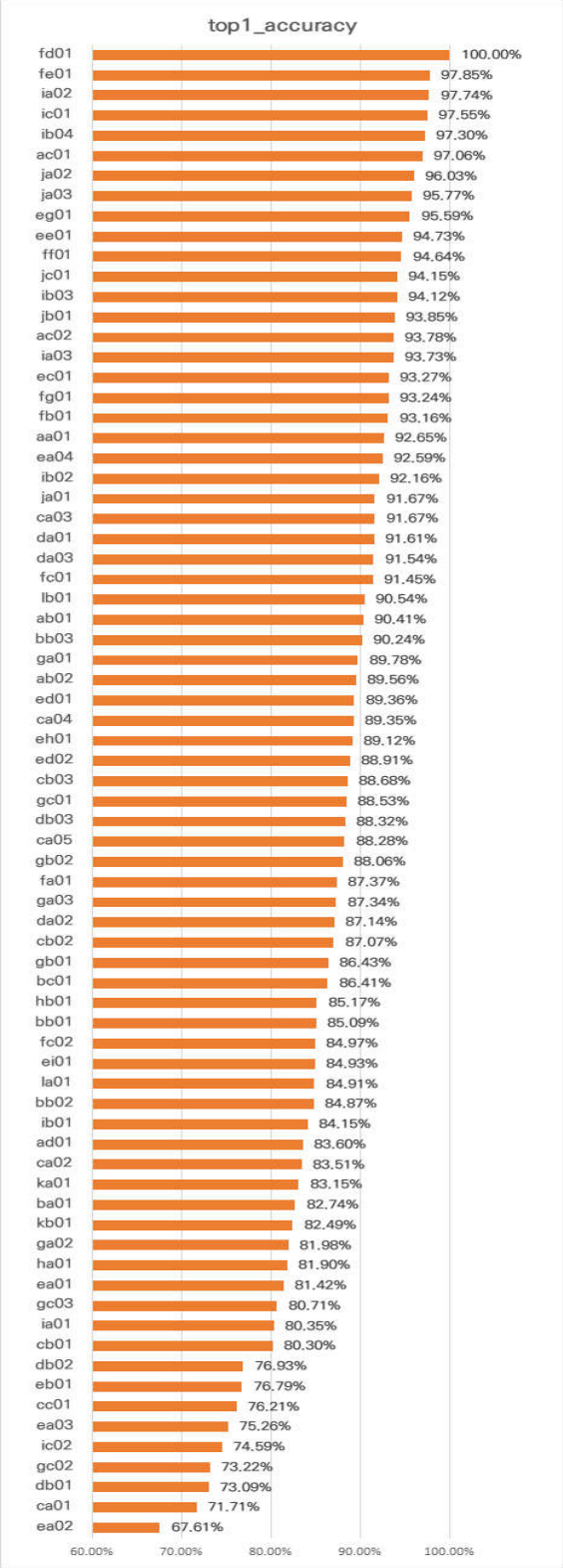


그림 39 씬별 Top 1 정확도

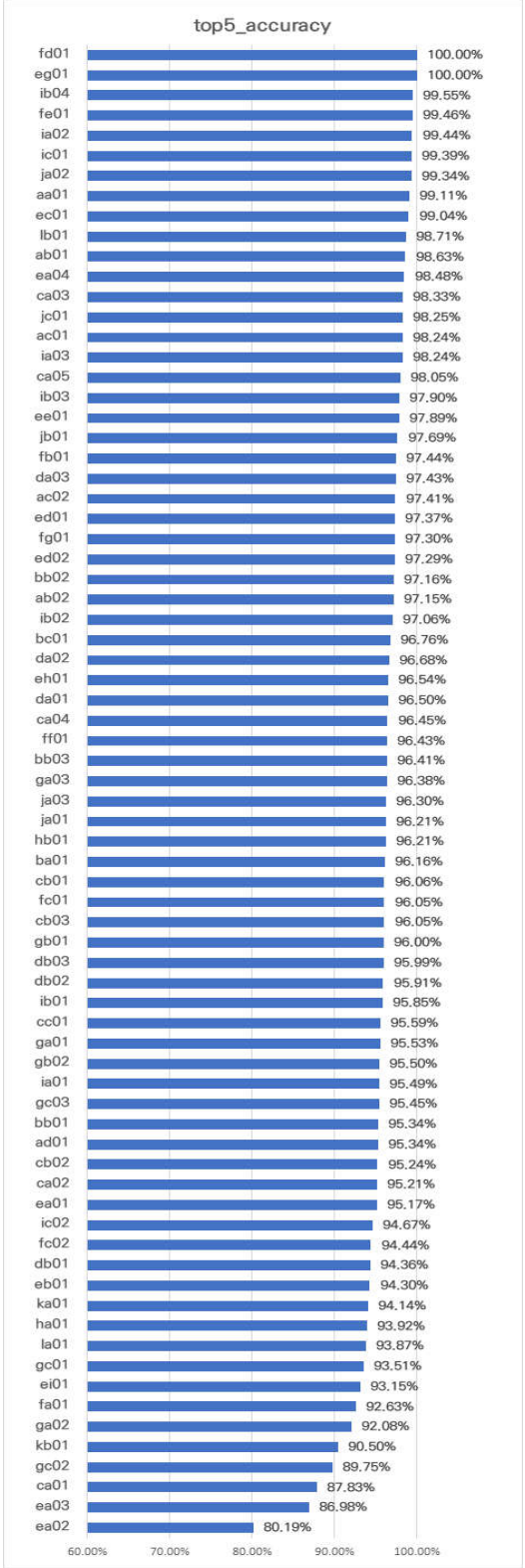


그림 40 씬별 Top 5 정확도

ㅇ Top 1 정확도 평가 라벨을 기준으로 구축한 씬별 혼동행렬 구축

- Top 1 정확도 평가의 True label과 True/False 수동 라벨링 결과를 활용하여 혼동행렬을 구축하여 씬별로 민감도의 평균값은 87.59%. 정밀도의 평균값은 83.04%이며, F1-score의 평균값은 0.84임.
- F1-score가 높은 씬은 FD01(비행기, 0.97), FE01(오토바이및자전거, 0.97), IB04(처마, 0.97), JA02(고양이, 0.97), AA01(음식, 0.95)순으로 높은 것을 확인할 수 있음. 반면 F1-score가 낮은 씬은 CA01(놀이공원, 0.61), IC01(연등및제단, 0.64), DA01(전쟁기념물. 0.67). CC01(등불불꽃축제, 0.72), CA03(조망하기, 0.73) 순으로 낮은 것을 확인할 수 있었음.

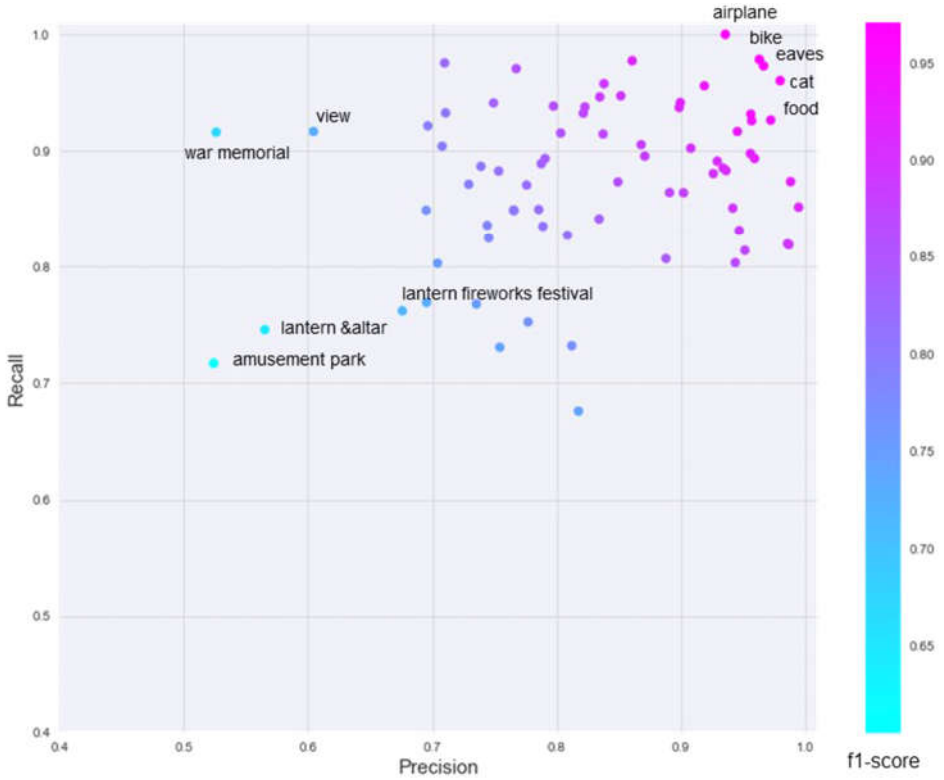


그림 41 씬별 정확도, 재현율, F1-score

- 예를 들어 AA01은 음식 및 음료 가운데 요리에 해당하는데 사진에서 실제 AA01로 판단된 1,579장의 사진 중, 1,463장은 AA01로 분류되었고, 116장은 다른 씬으로 잘못 분류되어 사진 분류 민감도는 92.65%임.

- 또한, 최종 재훈련 모델에 의해 AA01로 분류된 사진은 1,505장이지만, 이 중 실제로 AA01인 사진은 1,463장으로 42장의 사진이 다른 씬의 사진임에도 AA01로 분류된 것을 확인할 수 있으며, 정밀도는 97.21%임.

표 34 AA01 분류 예시

	TP (True Positive)	FN (False Negative)	FP (False positive)
대표 사진			
실제값	AA01	AA01	AC01(커피)
예측값	AA01	AB01(길거리음식)	AA01

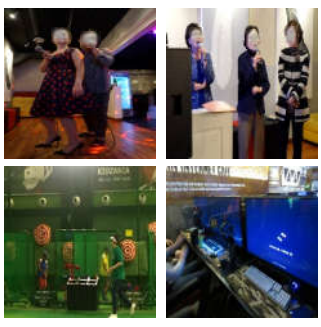
- 반면에, CA01(놀이공원)은 F1-score가 0.61로, 실제 CA01로 판단된 304장의 사진 중, 218장은 CA01로 분류되었고, 나머지 사진은 CB01(10장), DB02(8장), IC02(8장), AD01(7장), LA01(7장) 등의 다른 씬으로 잘못 분류되어 사진 분류 민감도는 71.71% 임.

- 또한, 최종 재훈련 모델에 의해 CA01로 분류된 사진은 416장이지만, 이 중 실제로 EA01인 사진은 218장으로 HA01(38장), DB02(26장), IC02(15장), BB01(8장), EB01(7장) 등이 다른 씬의 사진임에도 CA01로 분류된 것을 확인할 수 있으며, 정밀도는 52.40%임.

표 35 놀이공원(CA01) 혼동행렬

	예측값 (TP/ FN)								
실제값 (TP/ FP)		CA01	CB01	DB02	IC02	AD01	LA01	기타	합계
	CA01	218	10	8	8	7	5	48	304
	HA01	38	...						2,287
	DB02	26							685
	IC02	15							244
	BB01	8							966
	EB01	7							474
	기타	104							27,722
	합계	416	463	758	322	555	259	29,909	32,682

표 36 놀이공원(CA01) 분류결과 예시

	TP (True Positive)	FN (False Negative)	FP (False positive)
대표 사진			
실제값	CA01	CA01	HA01(Selfie)
예측값	CA01	CB01(무대공연)	CA01

(4) 정확도 평가결과에 따른 훈련 데이터 셋 보완 및 재훈련/정확도평가

- 모델의 성능을 개선하는 과정으로 정확도 평가 결과에 따라 훈련 데이터 셋을 보완하고 다시 재훈련하고 정확도를 다시 평가하는 과정을 거쳤음.
- 전체 훈련 데이터를 네 부분으로 나누어 훈련 데이터 셋의 적절성을 평가하고, 훈련 데이터 셋을 보완하는데 사용하였음.
- 그림 42는 해당 과정을 종합적으로 보여주며, 처음 설계된 관광사진 분류체계를 바탕으로 만들어진 샘플 훈련 데이터 셋을 시작으로, 반복적인 재훈련 과정을 통해 관광사진 분류체계를 병합하고 분리하는 과정을 거쳤으며 이에 따라 훈련 데이터 셋을 수정하고 보완하는 작업을 수행하였음. 훈련 데이터 셋의 구축 과정에서 사용된 데이터는 표 37과 같음.

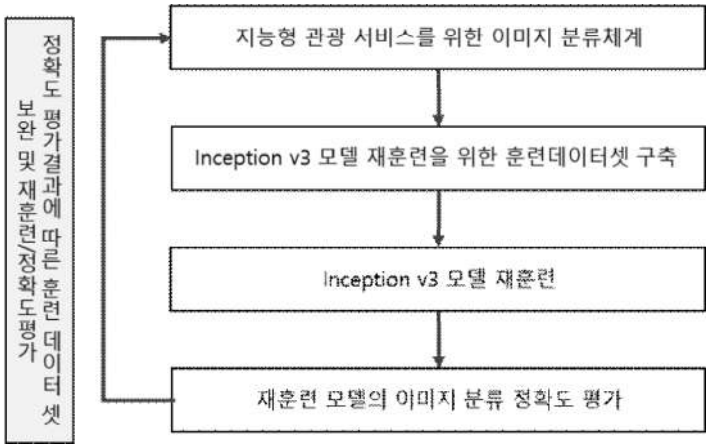


그림 42 훈련 데이터 셋 보완 및 재훈련/정확도평가 과정

표 37 훈련 데이터 셋 구축 과정

구분		training data				validation data	test data
전체 데이터		10%(1)	10%(2)	20%(1)	20%(2)	20%	20%
분류체계	1차	2차	3차	4차	5차		
훈련 데이터셋		1차	2차	3차	4차		
재훈련						3차/4차	
테스트							4차

- 본 연구에서 구축한 75개 씬에 대한 훈련 데이터 셋과 최종 모델의 소스 코드는 깃허브(GitHub) 사이트를 통해 공개하였음 (https://github.com/ewha-gis/Korea-Tourists-Urban-Image).

(5) 지능형 장소기반 관광서비스 제공전략

- 본 연구과제를 통해 관광분야에 적합한 이미지 분류체계, 관광사진 분류체계에 맞게 라벨링된 관광객이 업로드한 이미지, 새롭게 관광객이 사진을 업로드하면 딥러닝기술을 활용하여 사진을 자동 라벨링할 수 있는 재훈련된 Inception V3 모델이 산출물로 생성됨. 또한 모든 이미지에는 사진을 찍은 시간과 위치정보(위도, 경도)를 포함하고 있음.

- 이러한 산출물들의 효과적인 활용과 활용 가능성을 제시하기 위해 대한민국 방문 관광객의 관광 이미지 분석, 사진분석을 통한 사용자 선호 기반 관광장소 추천, 이미지 기반 웹사이트 설계 및 프로토타입 개발을 함.

(가) 대한민국 방문 관광객의 관광 이미지

① 대한민국 방문 특성

- 본 연구는 대한민국을 방문한 해외 관광객의 특성을 분석하기 위해 KDE, DBSCAN의 공간 분석 기법을 활용함. 이를 위해 대한민국을 방문한 관광객이 업로드한 168,216장 중 '분류할 수 없는 항목(ma01)' 을 제외한 165,830장의 사진을 대상으로 최종 모델을 적용하여 사진을 분류한 결과는 전체 74개의 씬(그림 43)과 12개의 카테고리(그림 44)별로 구분하여 특성을 확인할 수 있음.

- 대한민국 내에서 가장 많은 빈도로 촬영된 사진은 씬을 기준으로 'selfies &people(ha01)', 'food(aa01)', 'palace(ia01)', 'building(ea01)', 'seasonal landscape(gc03)' 순으로 나타났으며, 카테고리별로는 'Urban scenery(E)', 'Natural landscape(G)', 'Korean traditional architecture(I)', 'Food &Beverage(A)', 'Shopping(B)' 순으로 나타남.

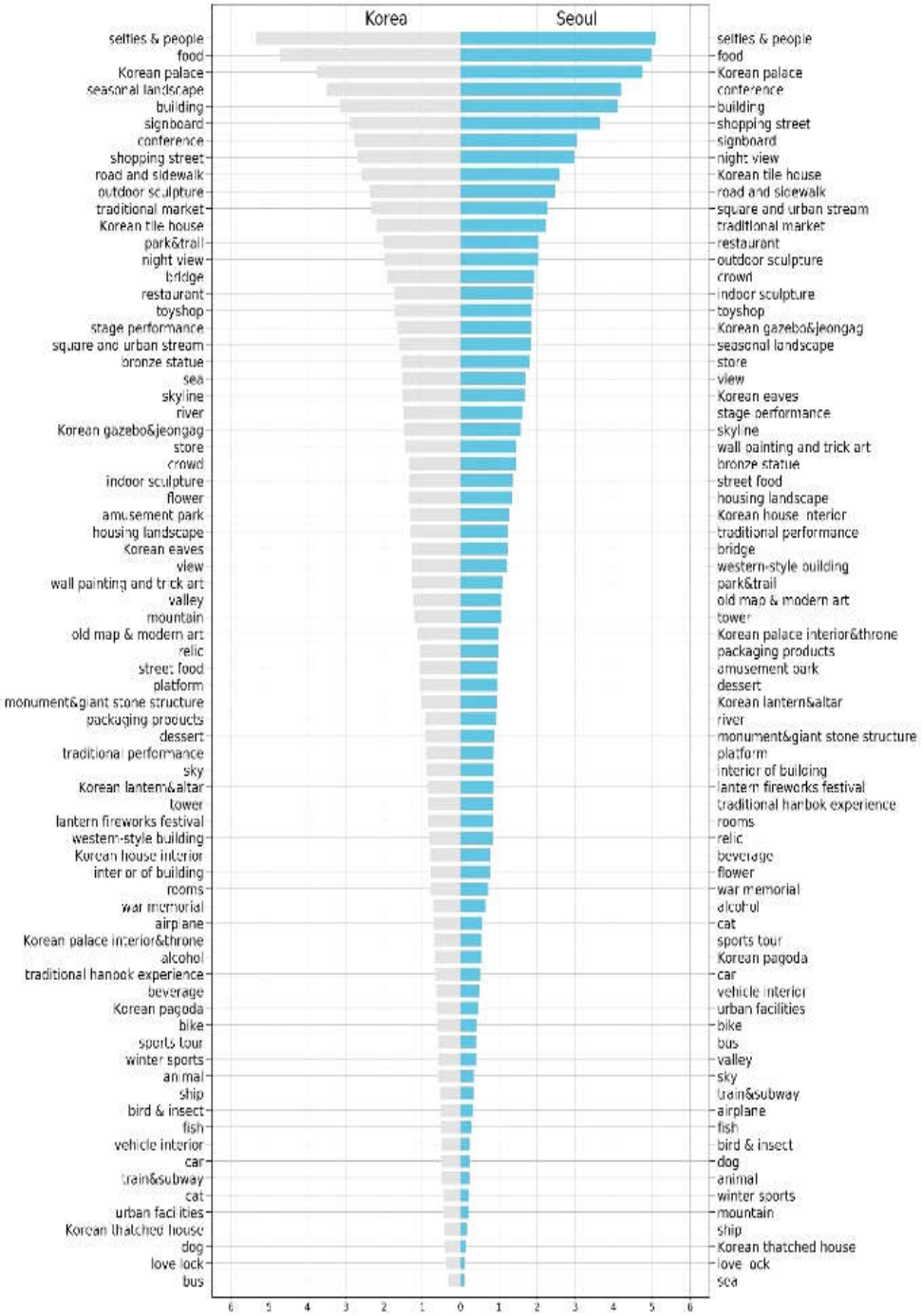


그림 43 74개 씬별 사진 비율

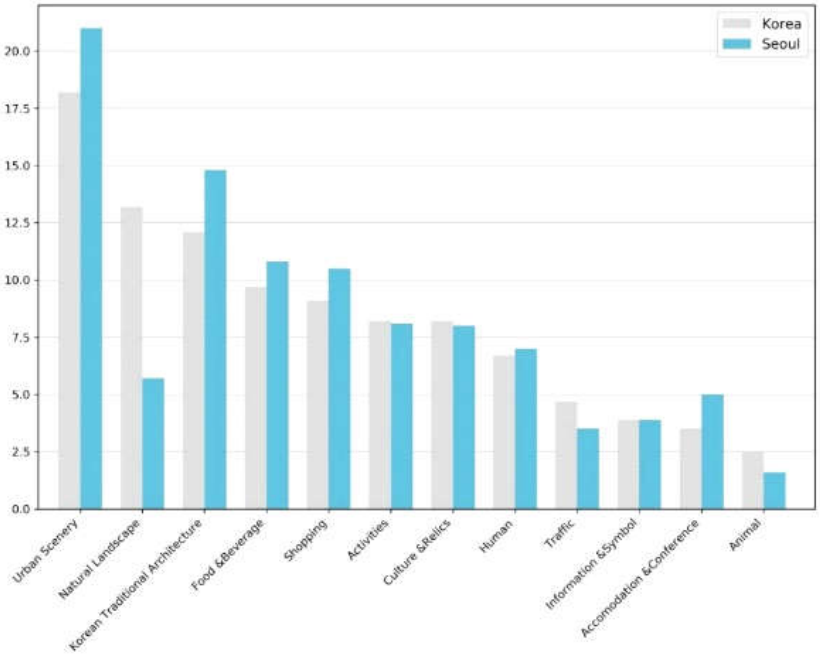


그림 44 12개 카테고리별 사진 비율

- 관광객이 게시한 사진의 위치정보를 이용하여 밀도지도를 나타낸 것은 그림 45와 같음. 서울에 가장 집중되어 있으며, 수도권, 부산, 제주도에 집중된 형태를 보임. 최종 이미지 분류모델을 전체 데이터에 적용하여 한국에서 서울로 분석 범위를 좁혀 관광객의 도시 이미지를 보다 세밀하게 탐색함. 수집된 데이터양은 서울을 방문한 총 3,259명 중 69.5%인 2,264명의 관광객과 총 165,830장의 48.6%인 80,553장의 사진을 대상으로 함.

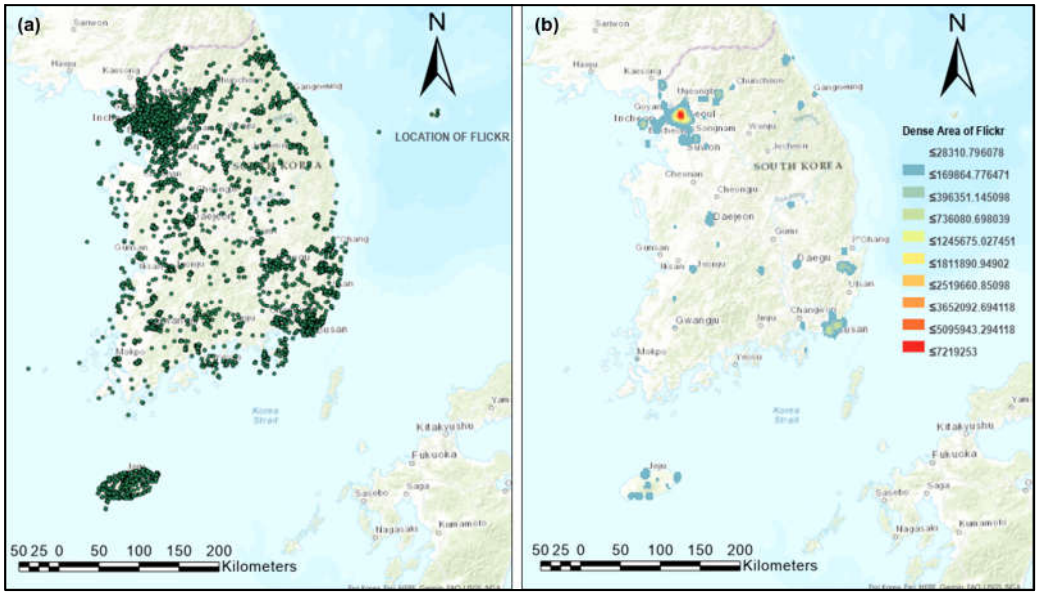


그림 45 Kernel Density map of travel photos (left: dot map, right: density map)

② 서울방문 관광객 특성

- 서울은 대한민국의 수도이자 가장 큰 도시로, 잘 보존된 전통건축양식의 고궁, 한옥, 그리고 불교 사원과 같은 독특한 문화유산과 이와 대비되는 고층 빌딩, 쇼핑몰, K-pop 엔터테인먼트와 같은 현대적인 풍경과 문화가 어우러진 곳임. 외국 관광객들이 가장 많이 방문하고, 다양한 매력을 가진 서울의 주요 관광지 위치는 그림 46과 같음.

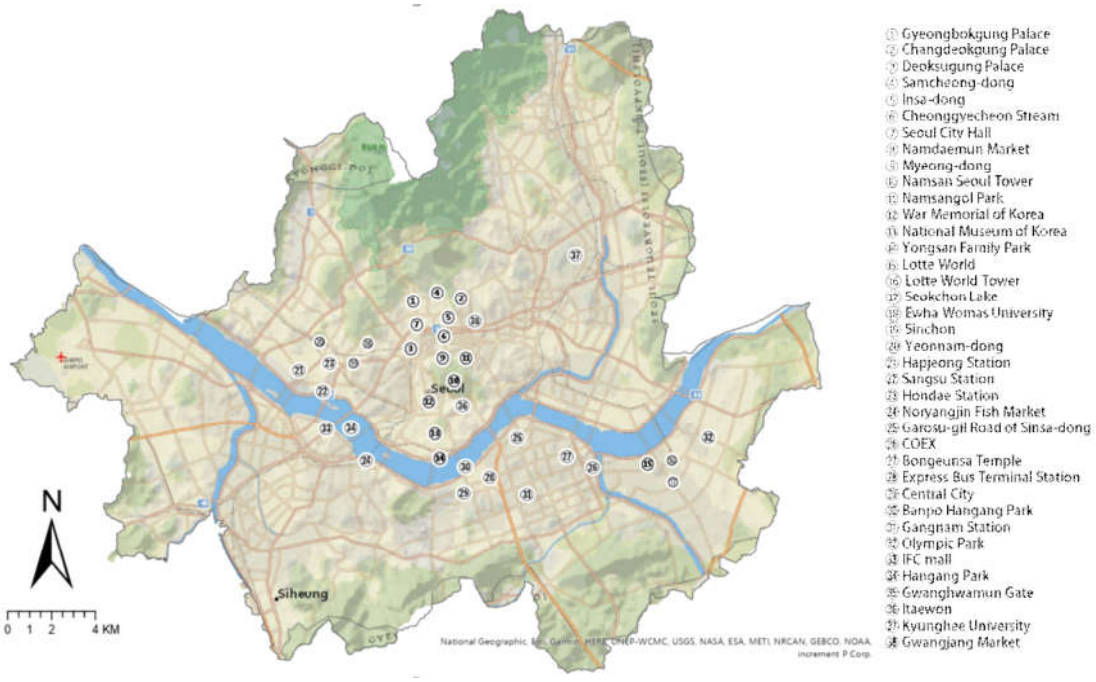


그림 46 Major tour attractions in Seoul

- 본 연구는 사진이 많이 게시되는 곳은 관광지로서 매력적인 장소로 인지되는 곳이라 할 수 있기 때문에 사진이 집중적으로 게시된 장소를 파악하기 위해 DBSCAN 방법을 활용하여 ROA(Region Of Attraction)를 분석하고자 함.
- DBSCAN 알고리즘은 데이터의 밀도를 기준으로 군집을 형성하는 밀도기반 클러스터링 알고리즘으로, 군집 형성의 임계거리 eps 와 최소 데이터 수 minPts를 입력받음. 임계거리 eps 내에 최소 데이터 수 minPts 이상의 데이터가 있다면, 해당 데이터가 하나의 클러스터를 형성하는 것을 핵심 개념으로 함(Ester, et al., 1996; Schubert, et al., 2017). DBSCAN을 적용하려면 인접 반경 eps 및 최소 포인트 수인 minPs 즉, 밀도 임계값을 결정해야 함. 따라서 클러스터 형성 시 매개변수를 어떻게 설정하느냐에 따라 다른 형태의 군집이 추출되기 때문에 적절한 값을 찾는 것이 중요함.
- 본 연구는 minPts는 150~300, eps는 150~500 범위 내의 조합으로 실험을 진행하였으며, 주요 관광지의 도출 여부를 기준으로 평가하여 최종적으로 검색반경 500m, 최소 점 개수 300개를 최적값으로 설정한 후 클러스터를 도출함. 클러스터로 도출된 점의 최외곽점을 convex hull로 구축한 후, 지도로 나타낸 결과는 그림 47과 같음.

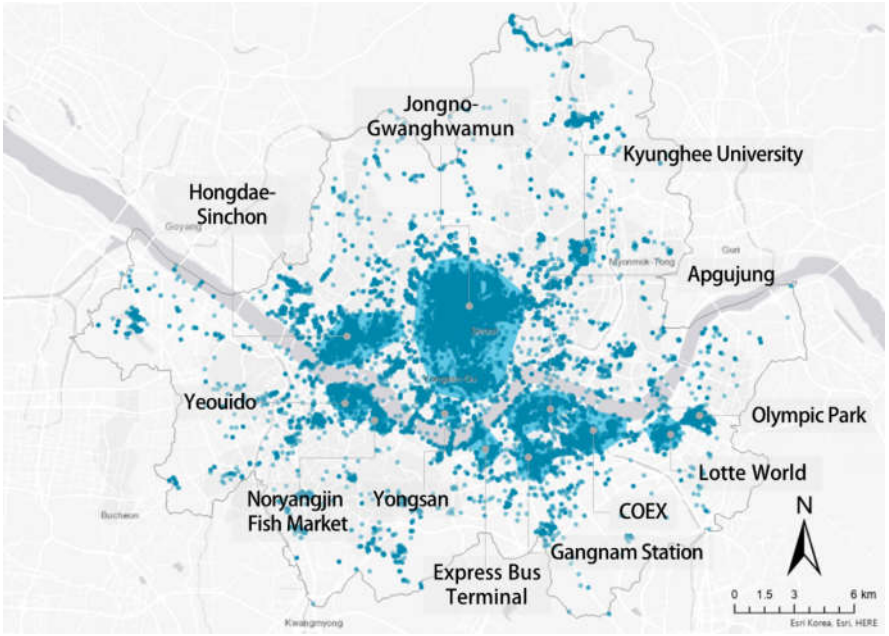


그림 47 서울의 주요 ROA

- 클러스터 분석 결과, 외국인 관광객이 선호하는 서울의 ROA로 종로-광화문, 용산, 롯데월드, 홍대-신촌, 노량진, 압구정 등 총 12개가 도출되었으며, 12개 ROA에 포함된 주요 관광지와 클러스터에 게시된 사진의 수를 내림차순으로 정리한 내용은 표 38과 같음. 전체 80,553장 사진 중에서 클러스터에 포함된 사진은 70,368개이며, 이 중에서 종로-광화문 ROA가 공간적 범위도 넓고, 사진 수도 가장 많으며, 서울의 관광 장소를 가장 많이 포함하는 지역임을 알 수 있음.

표 38 ROA별 주요 관광지 및 사진 수

ROA	Attractions	Number of photos	Number of users
Jongno-Gwanghwamun	Palace(Gyeongbokgung, Changdeokgung, Deoksugung), Samcheong-dong, Insa-dong, Cheonggyecheon Stream, city hall, Namdaemun Market, Myeong-dong, Namsan Seoul Tower, Namsan Seoul Tower, namsangol park	51,693	1,895
Yongsan	War Memorial of Korea, National Museum of Korea, Yongsan Family Park	5,456	74
Lotte World	Lotte World, Lotte World Tower, Seokchon Lake	3,624	149
Hongdae-Sinchon	Ewha Womans University, Ewha Womans University, Sinchon, Yeonnam-dong, Hapjeong Station, Sangsu Station, Hongdae Station	1,796	559
Noryangjin Fish Market	Noryangjin Fish Market	1,787	120
Apgujung	Garosu-gil	1,414	274
COEX	COEX, Bongeunsa Temple	1,299	275
Express Bus Terminal	Express Bus Terminal Station, Central City in Banpo	804	137
Yeouido	IFC mall, Hangang Park	762	179
Olympic Park	Olympic Park	715	49
Gangnam Station	Gangnam Station	531	255
Kyunghee University	Kyunghee University, Peace Hall	487	32
		70,368	3,998

- DBSCAN을 통한 클러스터링을 통해서는 공간적 범위를 알 수 있지만, 해당 장소가 어떤 이미지로 인식되는지를 파악하기 위해 12개 ROA와 사진 카테고리의 상관관계를 matrix heatmap으로 나타낸 것은 그림 48과 같음. 대부분 지역에서 '도시경관(urban scenery)' 카테고리의 사진이 많지만, 종로-광화문 ROA에는 '한국전통건축물(Korean traditional architecture)' 관련 사진의 비율이 높고, 용산에는 '문화 및 유물(culture & relics)' 카테고리, 롯데월드에는 '체험활동(activities)' 카테고리, 홍대-신촌, 노량진에는 서로 다른 유형의 '음식 및 음료(food& beverage)', '쇼핑(shopping)' 카테고리 사진이 많아 ROA별 매력 요소가 상이함을 확인할 수 있음.

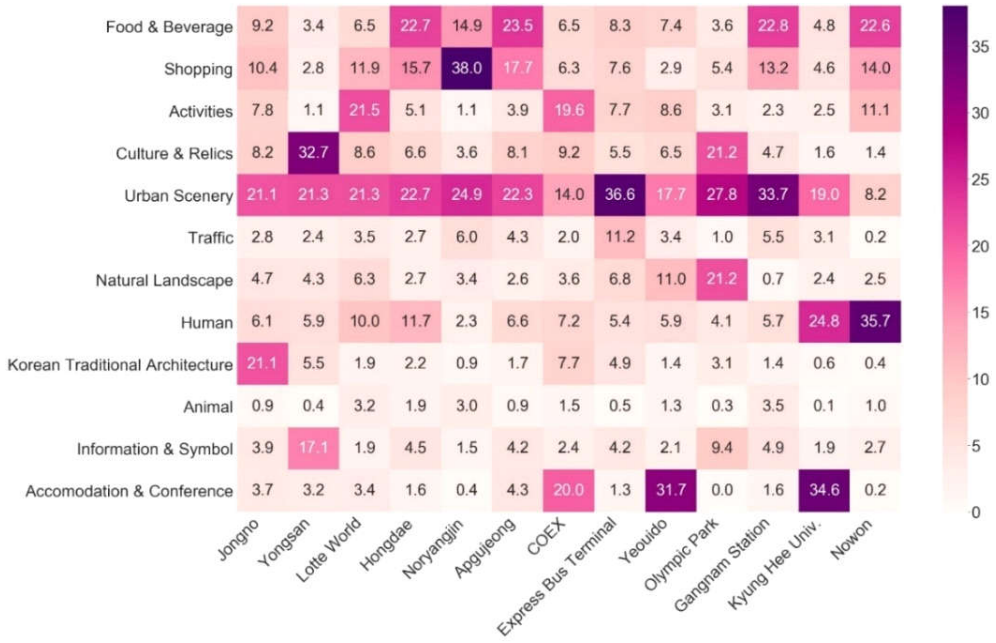


그림 48 서울시 ROA와 관광 카테고리 간 matrix heatmap
(x axis: ROA, y axis: 관광 카테고리)

③ 관광 활동 유형별 선호 이미지 분석

- 본 연구는 사진 게시 빈도가 가장 높은 6개 관광 카테고리의 특성을 보다 세부적으로 분석함. 관광 활동 유형 가운데 비율이 높은 6개 카테고리별 ROA의 분포와 ROA 내 어떤 매력 요소가 인지되고 있는지를 분석함. 6개 관광 카테고리별로 DBSCAN을 이용하여 ROA를 추출한 결과는 그림 49와 같으며, 각 ROA별로 카테고리 내 포함되는 씬의 속성은 그림 50과 같음.
- 카테고리별 ROA를 살펴보면 대부분의 카테고리에서 주요 ROA가 도심에 집중되어 있어, 도심지역에 집중된 서울 관광의 특성을 그대로 나타내고 있음. 하지만 상세히 살펴보면 관광 카테고리 내에서도 ROA의 특성이 각각 다름을 확인할 수 있음. 예를 들어 도시의 건물경관, 주택경관, 벽화, 야간경관 등을 포함하는 '도시경관(urban scenery)' 카테고리의 경우 광화문-명동, 남산서울타워, 신촌, 홍대 등 일반적인 관광지도 나타나지만, 이화벽화마을, DDP 등이 명소로 나타나는 것을 확인할 수 있음.
- 또한, matrix heatmap을 통해 각 ROA별 매력 요소가 다름을 알 수 있음. 남산서울타워에는 스카이라인과 타워, DDP에는 독특한 건물경관, 신촌에는 광장과 하천이, 홍대는 벽화와 야경, 이화벽화마을에는 벽화가 매력 요소로 인지됨을 알 수 있음.

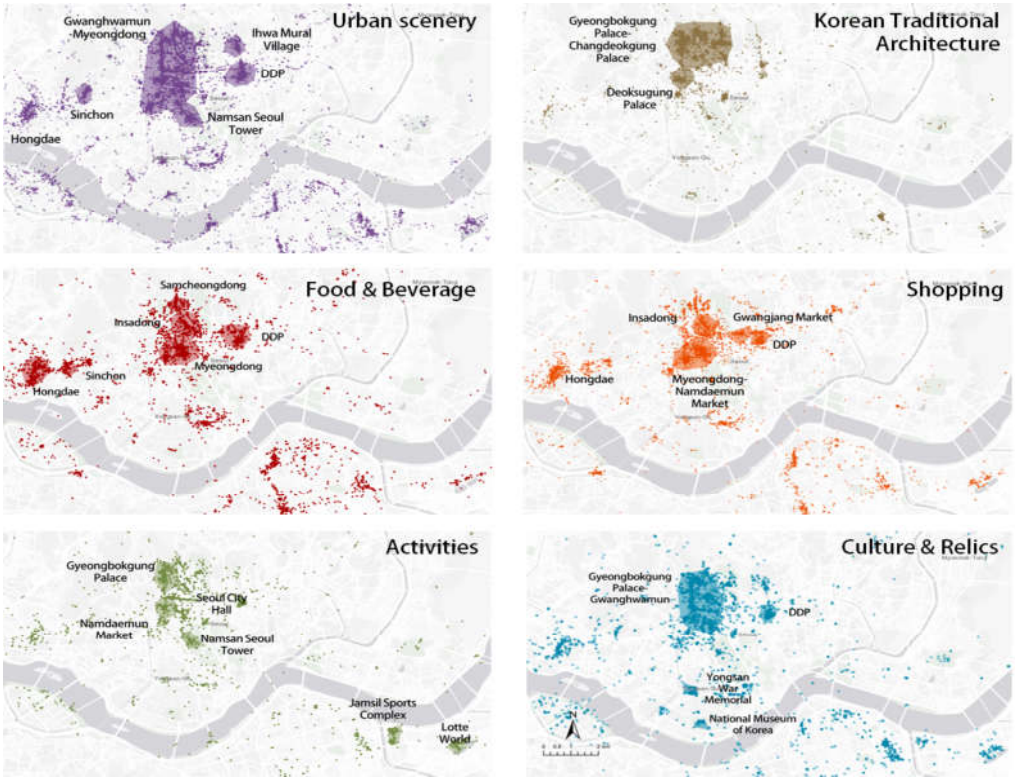


그림 49 관광 카테고리별 ROA

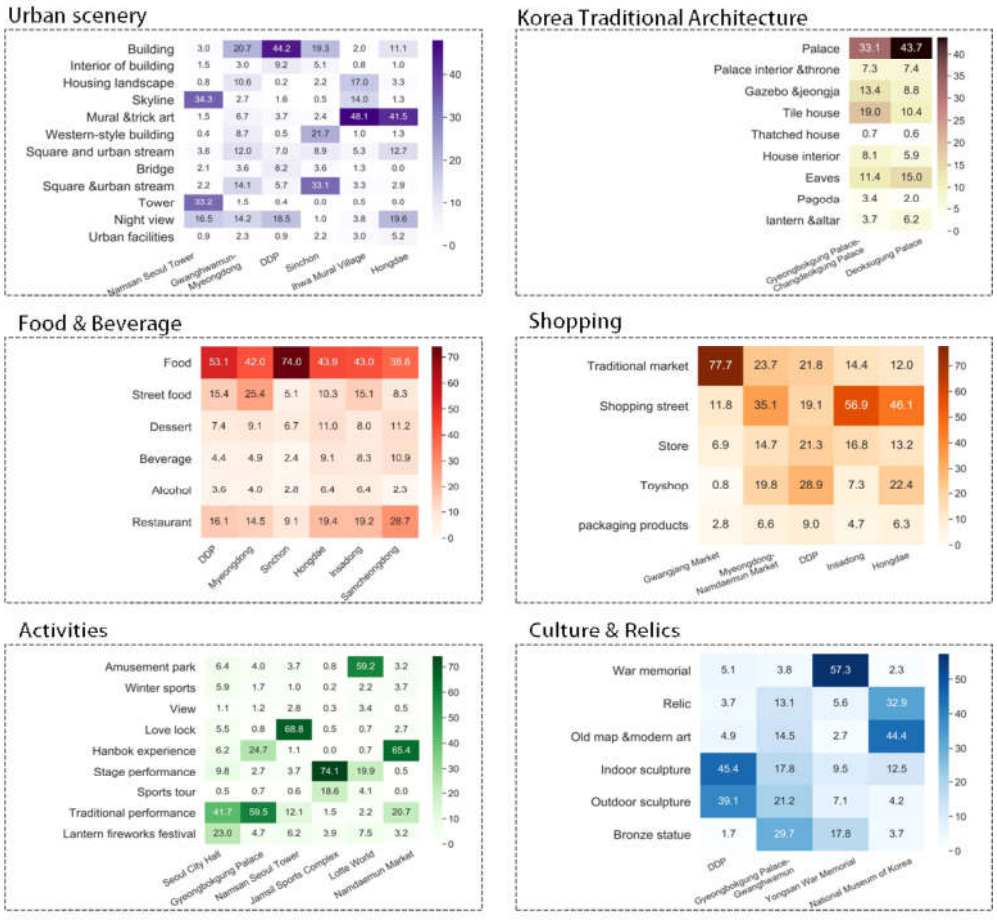


그림 50 카테고리별 ROA와 씬 correlation matrix

- 관광 카테고리별 독특한 특성은 ‘체험활동(Activities)’ 카테고리의 경우에서 뚜렷이 나타나는데, 그림 51은 6개 지역의 주요 명소와 대표적인 사진을 보여줌으로써 6개 지역의 명소에서 인기있는 활동을 확인할 수 있음. 경복궁 외에 서울시청, 남산서울타워, 남대문시장, 잠실운동장, 롯데월드는 다른 카테고리에서 도출되지 않았던 ROA가 도출되는 것을 확인할 수 있음.
- matrix heatmap을 통해 각 장소에서의 매력요소를 보다 구체적으로 확인할 수 있는데, 경복궁에서는 전통공연과 한복체험, 서울시청 앞에서는 수문장교대식의 전통공연과 겨울철의 등불축제, 남산서울타워에서는 사랑의 자물쇠 걸기, 잠실운동장은 K-POP을 비롯한 다양한 무대공연, 롯데월드는 테마파크, 남대문시장은 한복체험장소로 인기있음을 확인할 수 있음(그림 52).

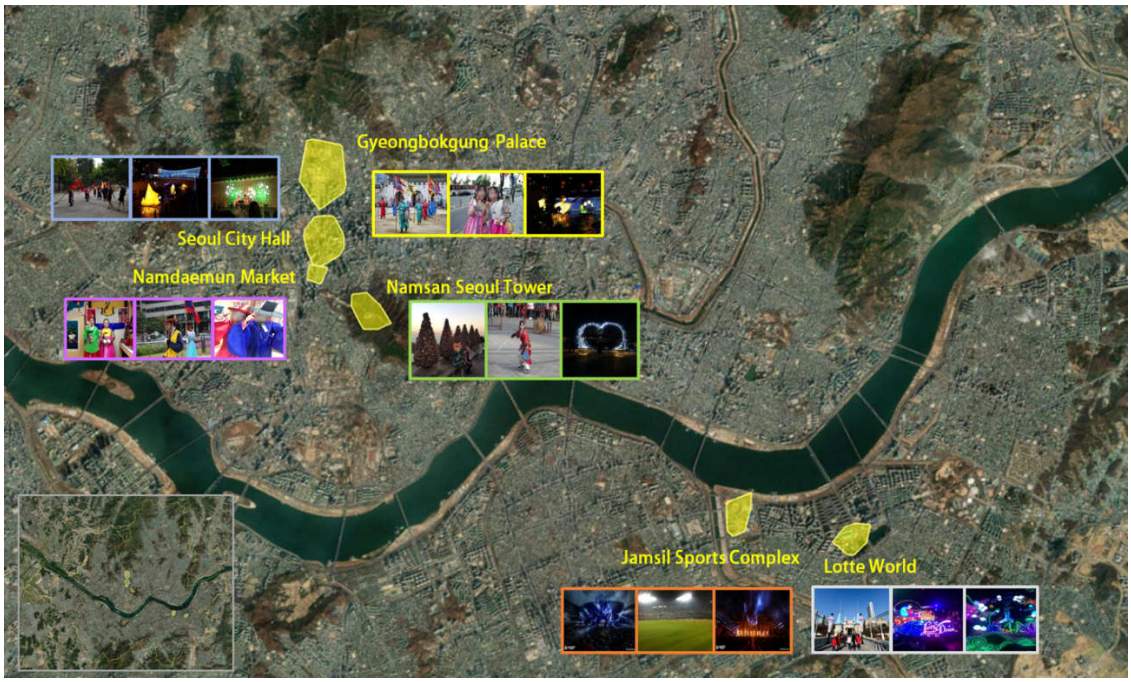


그림 51 Six regions of attractions for ‘Activities’ category.

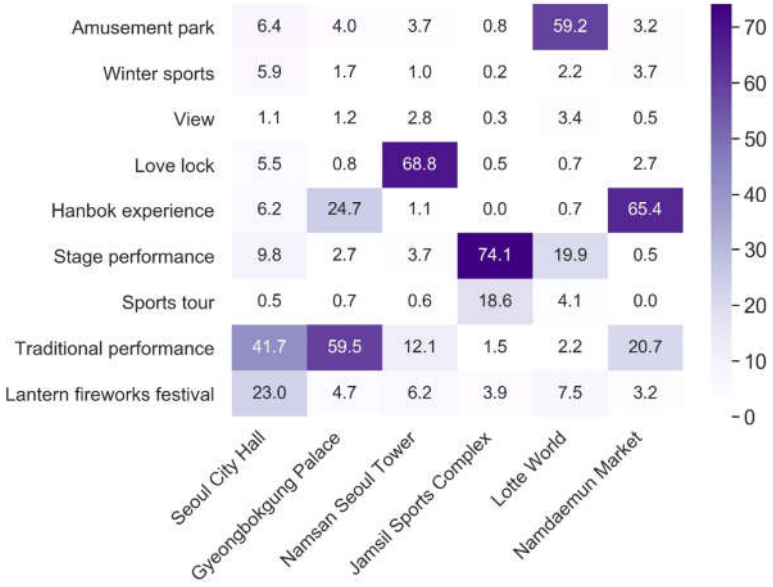


그림 52 체험활동 카테고리 ROA별 씬

④ 대륙별 관광객의 선호장소 분석

㉮ 관광객의 유형 분석

- 관광객이 특정 유형의 사진을 많이 촬영한다는 것은 그 관광객이 해당 요소에 대해 관심이 있다는 것을 의미함. 본 절에서는 관광객이 게시한 사진을 통해 관광객의 유형을 도출해보고자 함. 연구기간 동안 서울에 게시된 사진은 80,553장이었으며, 사용자 수로는 2,264명임. 이들은 평균 약 36장의 사진을 게시하였고, 한 사람이 서울 방문기간 동안 게시한 사진 수는 최소 1장, 최대 2,531장임.
- 1명의 관광객이 게시한 사진을 카테고리별 비율로 계산한 후, 관광객의 유형을 그룹핑함. 관광객 그룹핑에는 k-means clustering 알고리즘(MacQueen, 1967)을 사용함. 적절한 k값을 찾기 위해 elbow method(Kodinariya & Makwana, 2013), silhouette coefficient(Rousseeuw, 1987)를 활용하였고, 그 결과 k=6이 가장 적절한 클러스터 수로 도출되어 관광객을 6개의 유형으로 분류함. k-means clustering 결과는 그림 53과 같음.
- 그림 53을 통해 클러스터의 사진 카테고리별 centroid 값을 알 수 있으며, 이에 근거하여 다음과 같이 관광객 유형의 이름을 부여함.
  - Cluster 0 : Tourists who enjoy doing activities such as hanbok experience and performances and taking selfies, we call it, Recreation and Photographic Tourist.
  - Cluster 1 : Tourists who enjoy the city scenery of Seoul such as skyscrapers, city night views, and skyline, we call it, City Tourist
  - Cluster 2 : Tourists visiting traditional architecture of Korea, we call it, Traditional Architecture Tourist.
  - Cluster 3 : Tourists enjoying the natural landscape of the city, we call it, Eco-tourist.
  - Cluster 4 : Tourists who enjoy various tourism activities such as shopping, city tour, we call it, General Tourist.
  - Cluster 5 : Foodie who love to explore new food destinations, we call it, Food Tourist.

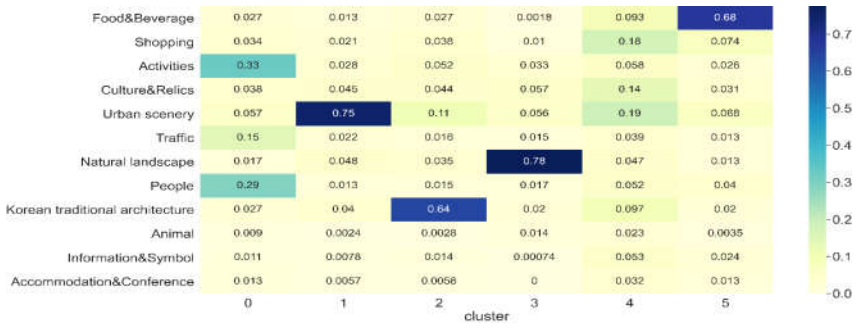


그림 53 Centroid value by photo category by cluster:
column represents cluster number and row represents photo categories.

- 2,264명의 사용자를 관광객 유형별로 구분해 보면 다양한 것을 즐기는 General Tourist가 42%, 도시의 다양하고 독특한 경관을 즐기는 City Tourist가 16%, 전통요소를 즐기는 관광객이 약 14%, 음식을 즐기고 셀피를 즐기는 관광객이 각각 12% 정도로 나타남.
- 플리커를 사용하는 관광객이 전체 관광객을 대표한다고 보기 어렵기 때문에 플리커 사용자의 출신 국가를 기준으로 대륙별로 관광객을 구분하고, 대륙별 관광객의 유형을 구분해 보면 그림 54와 같음. 모든 대륙에서 General Tourist의 비율이 전체 관광객의 40% 이상을 차지하여 가장 높은 비율

을 차지하고 있으며, 특히 American tourists의 경우 46%를 차지하고 있음. 대륙별 관광객의 특성에 차이가 있는데 American tourists와 European tourists는 Traditional Architecture Tourist, City Tourist의 유형이 많았고, Chinese tourists와 Asian tourists는 Food Tourist, Recreation and Photographic Tourist가 많음을 발견함.

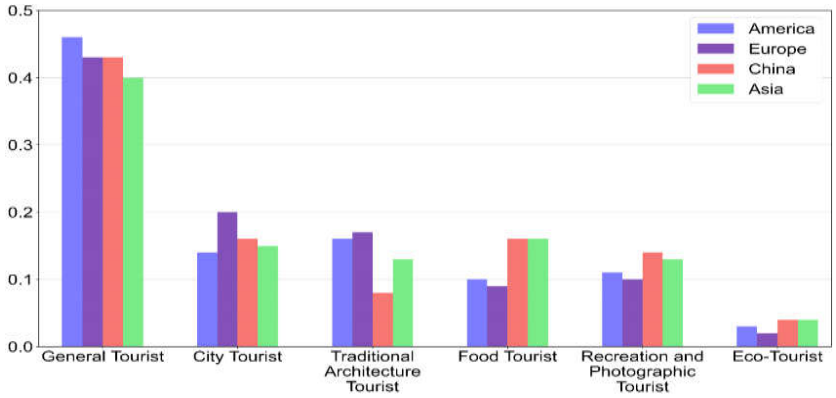


그림 54 대륙별 관광객 유형 비율

㉯ 대륙별 관광객의 선호장소 분석

- 관광객 유형이 대륙별로 차이가 있음을 확인할 수 있었는데, 주요 방문지도 차이가 있는지 알아보기 위해 관광객을 대륙별로 구분하여 DBSCAN을 통한 ROA 분석을 수행함. 그림 55는 대륙별 관광객의 ROA를 나타낸 것임. 종로, 남산서울타워, DDP, 홍대 등 모든 유형의 관광객이 선호하는 attraction이 있는가 하면, 미국 관광객의 ROA로 국립박물관, 경희대, 강남역 등이 나타나며, 중국 관광객은 이화여대, 신촌, 가로수길, 롯데월드 등 쇼핑과 음식으로 유명한 곳이 주요 방문지로 나타남. 유럽 관광객의 경우에는 여의도, 봉은사, 잠실운동장 등이 주요 관광장소로 나타나면서 선호하는 ROA에 차이가 있음을 알 수 있음.

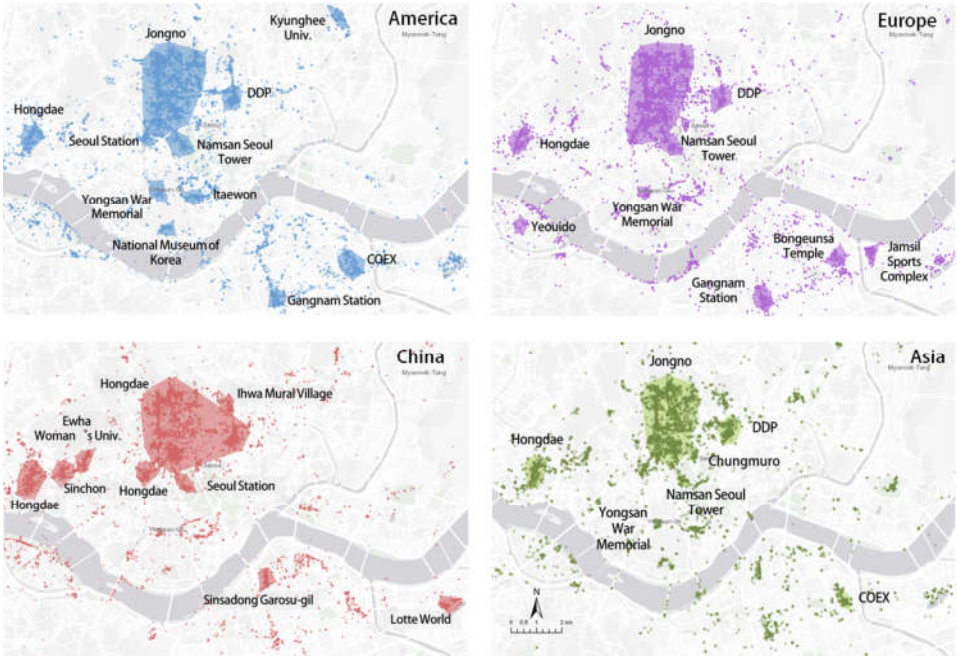


그림 55 관광객 대륙별 ROA

- 그림 56과 그림 57은 모든 관광객들의 주요 attraction으로 나타난 종로와 DDP 지역을 확대하여 상세히 분석한 지도이며, 해당 지역에 게시된 사진의 씬을 분석하여 비율이 높은 순으로 나타낸 것이 그림 58임.
- 종로는 서울의 가장 대표적인 관광중심지이고, 오랜 역사와 함께 한국의 전통적인 궁이 위치한 곳임. 모든 대륙의 관광객이 고궁(palace)이 포함된 씬을 가장 많이 찍지만, 이외에 중국 관광객은 음식, 아시아 관광객은 셀피와 쇼핑이 매력적인 지역으로 인식되고 있음을 알 수 있음. 반면, 미국과 유럽 관광객은 사진의 비율로 보았을 때 한국의 전통적인 궁궐이 중국이나 아시아 관광객보다 훨씬 더 매력적인 요소로 인지됨을 알 수 있음.
- DDP에는 독특한 돔형의 건축물과 야간조명 및 조형물이 유명하여 관광객이 많이 방문하는 장소 가운데 하나임. 모든 대륙의 관광객들에게 독특한 건축양식이 매력요소이며 야간경관이 주요하게 인지되고 있는 것으로 나타나는데, 중국과 아시아 관광객에게는 이외에도 음식이 매력적이며, 미국 관광객은 conference 목적으로 많이 방문하는 장소임을 알 수 있으며, 유럽 관광객에게는 건물경관의 매력요소가 다른 지역 관광객보다 훨씬 주요하게 어필되는 것으로 보임. 이는 대륙별 관광객이 선호하는 장소가 다를 뿐 아니라 동일한 attraction이라 하더라도 어필되는 요소가 다름을 나타내는 것이라 할 수 있음.

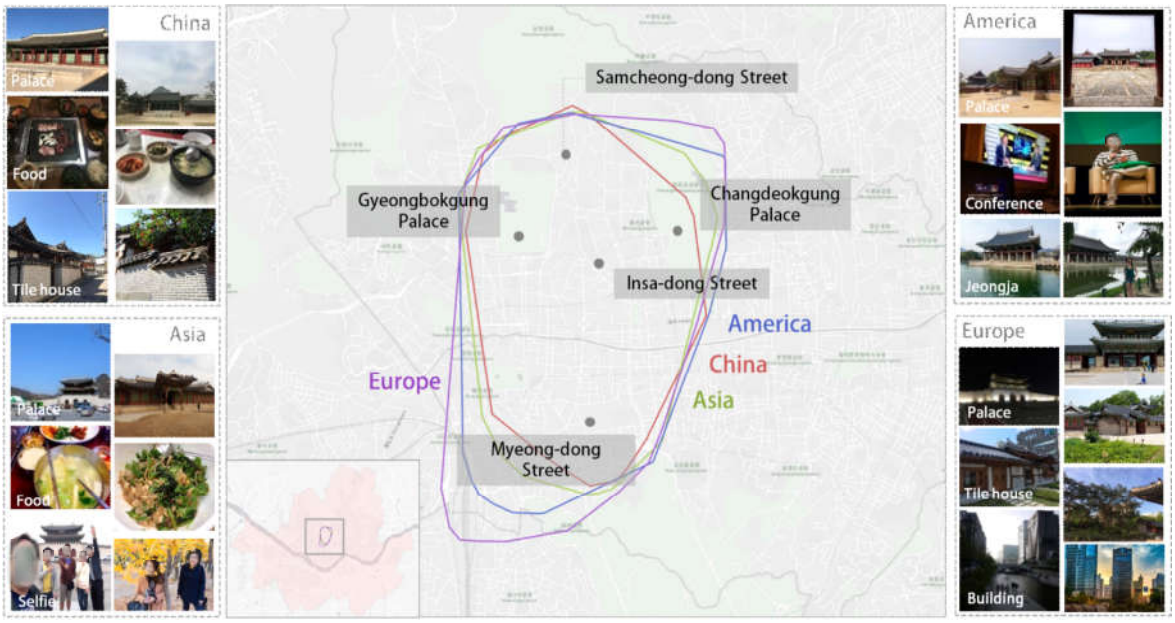


그림 56 종로 ROA에서의 대륙별 관광객 이미지

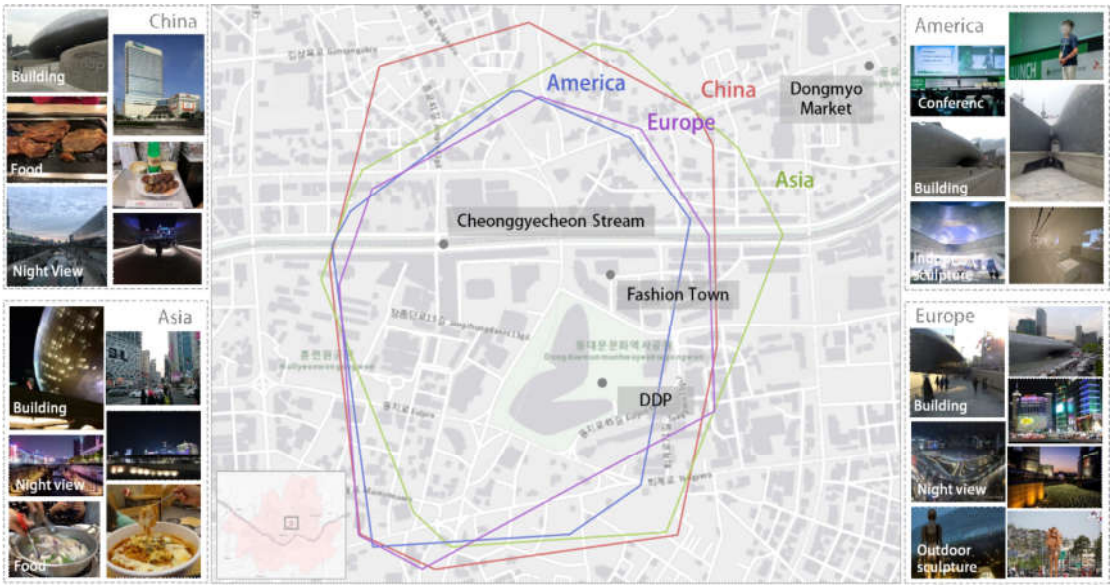


그림 57 DDP ROA에서의 대륙별 관광객 이미지 분석

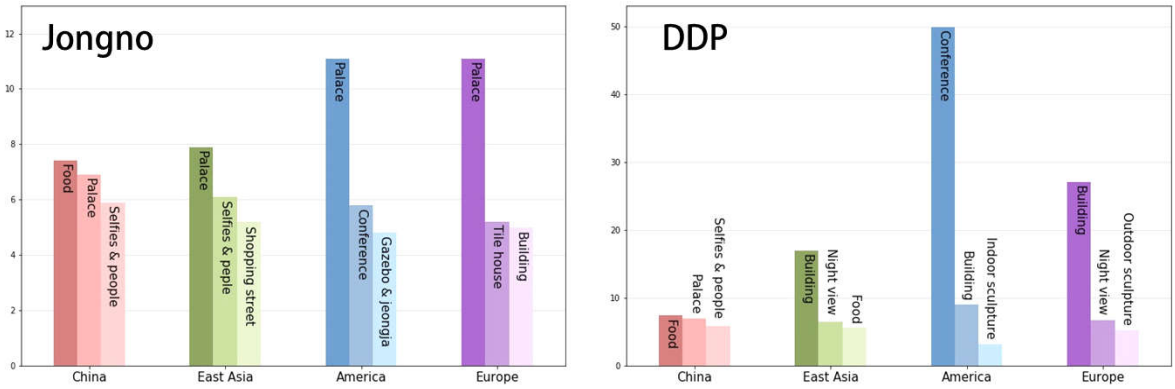


그림 58 대륙별 관광객 이미지 분석(왼쪽 Jongno ROA, 오른쪽 DDP ROA)

(나) SNS에 게시한 사용자 선호 기반 관광 장소추천

- 최근 모바일 기반의 커뮤니케이션과 위치정보 획득 기술의 발달로, 장소에 기반한 다양한 정보들이 취합되면서, 위치에 기반한 예측이나 추천도 빠르게 발전하고 있는 실정임. LBSN(location-based social network)의 대표적 사례 중 하나인 플리커 데이터는 위치기반 추천시스템에서 다양하게 활용되어 왔지만 정작 사진을 공유하는 SNS(social networking service)임에도 불구하고, 사진 속성을 분석한 사용자 선호도 파악 및 이에 기반한 추천시스템에 관한 연구는 미미하였음. 본 연구는 관광사진 분류 모형을 개발하여 사진을 분석하는 것을 가능케 하였음. 따라서, 본 장에서는 사진 속성을 통해 사용자의 선호도를 파악하여 이에 근거해 관광 장소를 추천하는 모델을 제안함.
- 이를 위해 관광객이 게시한 사진 정보를 사용자 선호에 반영하기 위한 추천시스템 알고리즘을 분석하고, 이를 기반으로 사용자 선호를 가장 잘 반영하는 추천 모델을 찾고자 함. 본 연구에서 데이터 수집 및 전처리, 추천시스템 알고리즘의 실행 및 분석을 위해 Python 3.6.10, Pandas 1.0.3, numpy 1.18.2, matplotlib 3.2.1, scikit-learn 0.22.1, seaborn 0.10.0, surprise package 등이 사용되었으며, 공간분석을 위해 QGIS 3.14 버전을 사용하였음.

① DBSCAN을 통한 ROA(region of attractions) 도출

- 본 연구의 목적은 사용자 선호를 반영한 장소추천 방법을 제안하는 것이기 때문에 대한민국 전체를 대상으로 분석하기에는 적합하지 않아 연구범위는 서울로 한정하였음. 서울지역에 게시된 사진은 80,553건으로 전체 사진의 약 50%에 해당되며, 사용자 수 기준으로는 한국 방문객 3,259명 중 2,264명이 서울을 방문하여, 관광객의 약 70%가 서울을 방문한 것으로 나타났음.
- 서울시의 ROA(region of attractions)를 찾기 위해 DBSCAN 알고리즘(Ester et al., 1996)을 사용함. 서울시 전체를 대상으로 검색반역(eps)값은 200~400미터, 최소 점의 개수(minPts)는 100~400개까지의 조합으로 실험을 수행한 결과 서울의 주요 ROA를 잘 보여주며, 노이즈로 처리되는 포인트 수가 적은 minPts 150개, eps 300m를 최적값으로 선정함. 이 가운데 몇 개의 클러스터는 범위가 너무 넓게 선정되어 eps와 minPts를 테스트하여 구체적인 클러스터가 도출될 수 있도록 함. 종로의 경우 eps 85m, minPts 250개, 홍대의 경우 eps 100m, minPts 70개, 여의도의 경우 eps 200m, minPts 65개를 조합하여 클러스터를 찾았음. 그 결과 총 57개의 ROA를 확인할 수 있었음(그림 59). 클러스터에 포함된 사진 수는 전체 80,553장 중 55,927장으로 24,626장은 노이즈 처리되었음.

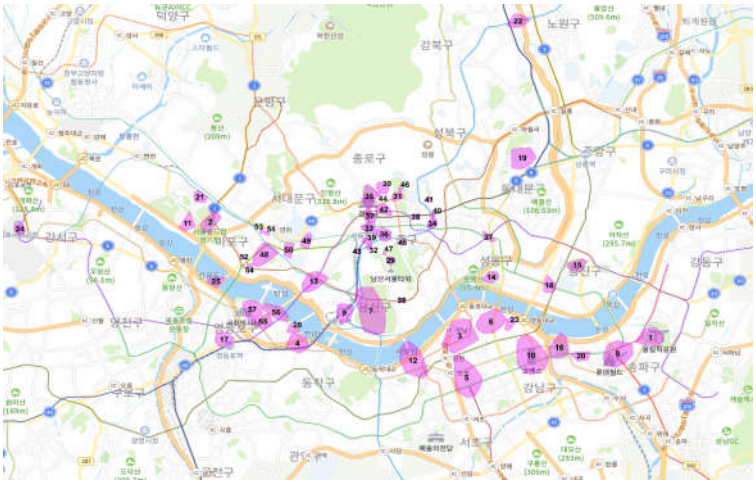


그림 59 서울 ROA

② 추천시스템 방법론

- 추천시스템은 사용자가 선호할 만한 아이템을 추측하여 사용자에게 적합한 특정 항목을 제공하는 것임. 효율적인 정보 소비 및 시간 활용을 위해, 비즈니스 수익 창출의 관점에서 추천시스템의 중요성이 날로 더해가고 있음. 추천시스템은 크게 협력 필터링(collaborative filtering)과 콘텐츠 기반 필터링(content-based filtering)으로 구분할 수 있음. 협력 필터링이란 대규모의 사용자 행동 정보를 분석해 해당 사용자와 비슷한 성향의 사용자들이 기존에 좋아했던 항목을 추천하는 기술임. 콘텐츠 기반 필터링은 개인의 선호에 대한 자료가 없고, 구매한 항목에 대한 정보만을 가지고 있을 때, 항목 자체에 대한 분석을 토대로 추천을 하는 것임.
- 협력 필터링은 여러 사람의 평가 정보를 활용하고, 다양한 범위의 추천이 가능하지만 많은 자료가 필요함. 콘텐츠 기반 필터링은 상품 설명에 의존하고, 적은 자료로 추천이 가능하지만, 좁은 범위의 추천밖에 할 수 없음. 본 연구의 목적은 개인 맞춤형 여행 장소추천을 목표로 하기 때문에 협력 필터링 방법을 사용하였음. 협력 필터링은 사용자-아이템의 관계(user-item interaction)로부터 도출되는 추천시스템으로, 사용자별 콘텐츠를 분석하여 나와 같은 콘텐츠를 본 사람들이 많이 본 콘텐츠를 기반으로 추천을 하는 것임.

㉮ 사용자의 관광 사진을 고려하지 않은 사용자-ROA 매트릭스

- 협업 필터링 알고리즘은 사용자의 선호도를 예측할 때 가장 가까운 이웃 사용자를 찾고 그 이웃의 관심과 선호도에 따라 사용자의 관심이나 선호도를 예측함(Zhao, Z. & Shang, M., 2010). 따라서 협력 필터링에서 추천 대상과 취향이 비슷한 이웃 사용자를 찾기 위해서는 여러 사람의 평가점수에 대한 정보를 담고 있는 사용자-아이템 데이터가 필요함. 본 연구에서는 장소(ROA) 추천을 목적으로 하기 때문에 사용자-ROA 데이터를 만들어야 함. 사용자-ROA 매트릭스는 그림 60과 같이 만들었으며, 행렬값은 사용자 1934명의 ROA 57개에 방문 횟수를 비율로 나타낸 것임. 보통 협력 필터링에서 사용자-아이템 매트릭스는 사용자의 아이템에 대한 선호를 점수로 나타내지만 본 연구의 경우 사용자가 특정 ROA에서 사진을 많이 찍는다는 것은 사용자의 해당 ROA에 대한 선호도가 높다는 것으로 이해할 수 있으며, 관광객마다 사진을 찍는 수가 다르기 때문에 선호도 값은 사용자의 전체 사진 수 대비 특정 ROA에서 찍은 사진 수의 비율로 평점을 계산하였음.

	R_1	R_2	R_3	R_4	⋯	R_{57}
U_1	0.01	0.04	-	0.14	⋯	0.14
U_2	0.11	-	0.11	-	⋯	-
U_3	-	-	0.14	-	⋯	-
U_4	0.4	-	-	-	⋯	-
⋮	⋯	⋯	⋯	⋯	⋯	⋮
U_{1934}	⋯	⋯	⋯	⋯	⋯	⋮

그림 60 사용자-ROA 매트릭스

㉯ 사용자의 관광 사진을 고려한 사용자-ROA 매트릭스

- 그림 60의 사용자-ROA 매트릭스는 ROA의 인기도에 따라 데이터가 편중되거나 아직 평가 값이 입력되지 않은 데이터가 존재하는 데이터 희소성(Data Sparsity)문제가 존재함. 이러한 경우 유사도를 측정할 만한 충분한 데이터가 존재하지 않기 때문에 선호도를 예측하는 것이 불가능하거나 추천의

품질을 저하시킬 수 있는 문제점이 있음.

- 본 연구에서는 사용자가 각 방문지에서 게시한 사진의 속성을 기반으로 사용자의 선호를 반영하는 매트릭스를 그림 61과 같이 만들었음. 앞서 개발한 관광사진 분류체계 및 재훈련 모델로 분류된 사진 데이터를 사용함. 각 사용자가 찍은 씬별 행렬과 씬별로 사진이 게시된 ROA 행렬을 곱하여 최종 매트릭스를 생성하였는데, 이는 단순히 방문한 장소가 아닌 사용자가 선호하는 관광 이미지별 ROA 방문을 기반으로 구축된 사용자-ROA 매트릭스임. 이는 데이터 희소성 문제에 도움이 되며, 이웃 추천시 관광 이미지 선호가 반영된 ROA 방문 특성을 기반으로 이웃을 찾아 추천할 수 있게 함.

User-Category matrix, A

	C_1	C_2	⋯	C_{74}
U_1	$a_{1,1}$	$a_{1,2}$	⋯	$a_{1,74}$
U_2	$a_{2,1}$	$a_{2,2}$	⋯	$a_{2,74}$
⋮	⋯	⋯	⋯	⋮
U_{1934}	$a_{1934,1}$	$a_{1934,2}$	⋯	$a_{1934,7}$

×

Category-RoA matrix, B

	R_1	R_2	⋯	R_{57}
C_1	$b_{1,1}$	$b_{1,2}$	⋯	$b_{1,57}$
C_2	$b_{2,1}$	$b_{2,2}$	⋯	$b_{2,57}$
⋮	⋯	⋯	⋯	⋮
C_{74}	$b_{74,1}$	$b_{74,2}$	⋯	$b_{74,57}$

=

User-RoA matrix reflecting category , C

	R_1	R_2	⋯	R_{57}
U_1	$c_{1,1}$	$c_{1,2}$	⋯	$c_{1,57}$
U_2	$c_{2,1}$	$c_{2,2}$	⋯	$c_{2,57}$
⋮	⋯	⋯	⋯	⋮
U_{1934}	$c_{1934,1}$	$c_{1934,2}$	⋯	$c_{1934,57}$

$$c_{ij} = a_{i1}b_{1j} + a_{i2}b_{2j} + \cdots + a_{in}b_{nj} = \sum_{k=1}^{n} a_{ik}b_{kj}$$

$$a_{i1} = \frac{\text{The number of category 1 photos taken by user i}}{\text{The number of photos taken by user i}}$$

$$b_{1j} = \frac{\text{The number of category 1 photos taken at RoA j}}{\text{The number of photos taken at RoA j}}$$

그림 61 사용자의 관광 이미지 선호를 고려한 사용자-ROA 매트릭스

㉰ 추천 알고리즘 선정

- 협력 필터링은 이웃기반 모델, matrix factorization 기반 모델, 딥러닝 모델이 있음. 추천 알고리즘 선택을 위해 그중에서 KNN 기반 알고리즘인 KNNBasic, KNNBaseline, KNNWithMeans, KNNWithZScore를 테스트하였으며, matrix factorization 기반 알고리즘으로는 singular vector decomposition(SVD)과 singular vector decomposition plus plus(SVDpp) 알고리즘을 테스트하였음.
- 실험에 사용된 데이터는 그림 61에서 계산한 사용자가 게시한 사진 선호를 반영한 사용자-ROA 매트릭스를 기반으로 하였음. 알고리즘의 평가 지표는 추천시스템의 예측 평점의 정확도를 평가하는데 가장 널리 쓰이는 RMSE(root mean squared error)를 사용하였음(Gunawardana, A. & Shani, G., 2009). 이는 예측된 평점과 실제 평점 사이의 차이, 즉 error term을 구하는 것으로, 0부터 무한대의 값을 가지며, 0에 가까울수록 알고리즘의 성능이 좋은 것으로 평가함.
- 알고리즘을 비교하기 전에 각 알고리즘의 최적 파라미터를 찾을 필요가 있어 3-fold cross validation을 통해 최적 파라미터를 찾았음. 알고리즘별 RMSE 값은 3-fold cross validation 결과를 평균한 값으로 구했음. KNN의 경우 the number of neighbor과 similarity function에 대한 튜닝을 진행하였고, similarity function으로는 consine, pearson, msd를 테스트하였음. SVD계열 알고리즘의 경우 the number of epoch과 learning rate을 튜닝했음. 표 39와 표 40은 알고리즘의 파라미터 튜닝 결과를 나타낸 것이며, 표 41과 그림 62는 각 알고리즘의 최종 RMSE를 나타남. 가장 낮은 RMSE 값을 보이는 알고리즘은 KNNWithMeans 였으며, 이웃의 수는 6, similarity function은 cosine 일 때 RMSE값이 0.01397로 가장 좋은 성능을 보였음.

표 39 KNN 기반 알고리즘 파라미터 튜닝

algorithm	Similarity function	The number of neighbors
KNNWithMeans	cosine	6
KNNBaseline	cosine	7
KNNBasic	msd	5
KNNWithZScore	pearson	7

표 40 SVD 기반 알고리즘 파라미터 튜닝

algorithm	epochs	learning rate
SVD	100	0.01
SVDpp	200	0.01

표 41 알고리즘별 3-fold RMSE 값과 평균 RMSE 값

	1 fold	2 fold	3 fold	rmse_mean
KNNWithMeans	0.01441	0.01381	0.01368	0.01397
KNNBaseline	0.01387	0.01438	0.01386	0.01404
KNNBasic	0.01447	0.01408	0.01452	0.01436
KNNWithZScore	0.0151	0.0144	0.01568	0.01506
SVD	0.02918	0.02952	0.02963	0.02944
SVDpp	0.02865	0.02884	0.03086	0.02945

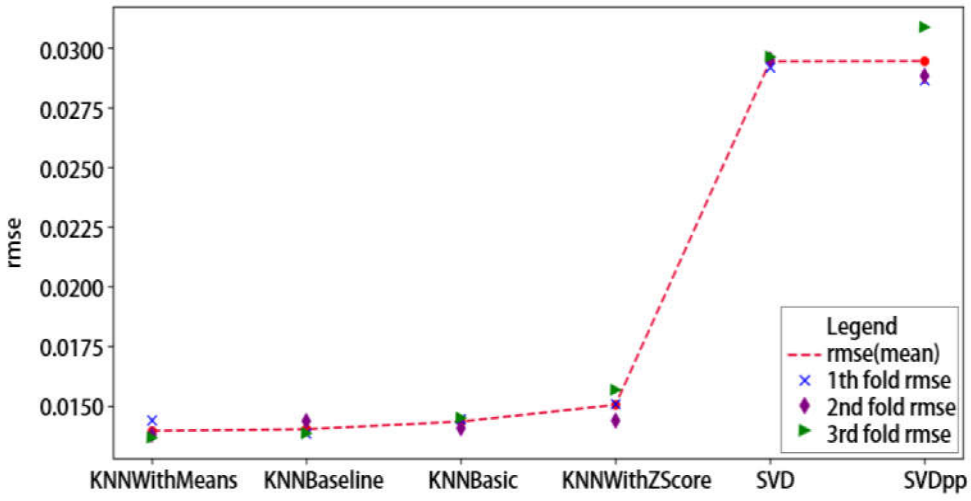


그림 62 알고리즘별 3-fold RMSE 값과 평균 RMSE 값

- 이처럼 6개의 알고리즘 중 KNNWithMeans의 성능이 가장 좋은 것으로 나타났음. KNN 기반 알고리즘은 새로운 데이터가 주어졌을 때 기존 데이터 가운데 가장 가까운 k 개 이웃의 정보로 새로운 데이터를 예측하는 방법론임. 이 알고리즘은 이웃을 몇 개로 할 것인지와 사용자 유사도(similarity)

계산 방법에 따라 알고리즘이 달라질 수 있음. 본 연구에서 사용하는 KNNWithMeans의 사용자 유사도 계산 방법은 다음과 같음.

$$\hat{r}_{ui} = \mu_u + \frac{\sum_{v \in N_i^k(u)} sim(u,v) \cdot (r_{vi} - \mu_v)}{\sum_{v \in N_i^k(u)} sim(u,v)}$$

where

$\hat{r}_{ui}$ predicted rating of the i item of user

u user, $u \in U$

v neighbor, $v \in N_i^k(u)$

$N_i^k(u)$ set of neighbors of the i item of user u

r_{vi} rating of the i item of neighbor v

μ_u mean ratings of user u

μ_v mean ratings of neighbor v

③ 관광객 유형 분류

- 협력기반 필터링 모델 가운데 이웃기반 모델의 하나인 KNNWithMeans가 가장 좋은 성능을 보였음. 이웃기반 협력 필터링에서 가장 중요한 것 중의 하나는 사용자-ROA 매트릭스를 만들고, 이에 기반하여 유사한 이웃을 찾는 것임. 본 연구에서는 그림 61과 같이 전체 사용자별로 사용자-ROA 매트릭스를 만들 수도 있지만 이를 사용자 그룹별로 만들 수도 있다고 판단함. 즉 유사한 관광 활동 선호를 가진 이웃을 미리 선정하여 취향이 같은 이웃만을 추천하도록, 카테고리를 기반으로 관광객의 유형을 그룹화함.
- 관광객 유형 분류방법으로 k-means clustering 알고리즘(MacQueen, J., 1967)을 사용하였음. k-means는 대표적인 군집화 알고리즘 중 하나로 주어진 데이터를 k개의 클러스터로 묶는 알고리즘임. 각 군집은 하나의 중심값을 가지고, 각 개체는 가장 가까운 중심에 할당되며, 같은 중심에 할당된 개체들이 모여 하나의 군집을 형성됨. 숫자 k는 원하는 클러스터 수를 지정하는 알고리즘에 대한 입력임. k-means clustering의 학습 과정은 다음과 같은 연산을 반복적으로 수행하여 클러스터를 찾음(Wagstaff et al., 2001)
  - Expectation step : 각 개체는 가장 가까운 클러스터 중심에 할당됨
  - Maximization step : 각 클러스터의 센터는 구성 객체들의 평균이 되도록 업데이트됨
- 이 알고리즘을 반복 적용해도 클러스터에 대한 객체의 할당에 변화가 없을 경우 수렴하게 되며, 최종적으로 클러스터내 오차제곱합(sum of squared error)을 최소화하는 것을 목표로 함(Na et al., 2010).
- 사용자 1,934명이 게시한 카테고리별 사진 정보를 이용하여 관광 선호 활동을 분류하였음. k-means clustering의 k값을 찾기 위해 k값은 2~15까지로 설정하고, 적절한 k값을 결정하기 위해 elbow method((Kodinariya, T., & Makwana, P., 2013), silhouette coefficient(Rousseeuw, P. J., 1987)를 적용함.
- 클러스터링한 결과는 그림 63과 같으며, 열은 클러스터 번호를 나타내고 행은 사진 범주를 나타냄.

10개의 클러스터에서 사용자 유형의 특징은 각 클러스터의 중심값을 통해 알 수 있음. 그림 63에서 클러스터의 사진 카테고리별 중심값을 보면, 0번 클러스터에서 중심값은 전체적으로 모든 카테고리 값이 고루 분포하고 있어 다양한 활동을 선호하는 관광객 유형임을 짐작할 수 있음. 반면 3번 클러스터의 경우 한국전통 건축(Korean traditional architecture) 카테고리의 중심값이 0.69로 높게 나타나 한국 전통문화에 대한 선호가 높은 관광객 그룹임을 알 수 있음. 나머지 클러스터 모두 하나의 카테고리가 0.5 이상으로 중요하게 나타나고 있어, 클러스터별 중심값을 통하여 관광객 클러스터의 특징을 알 수 있음.

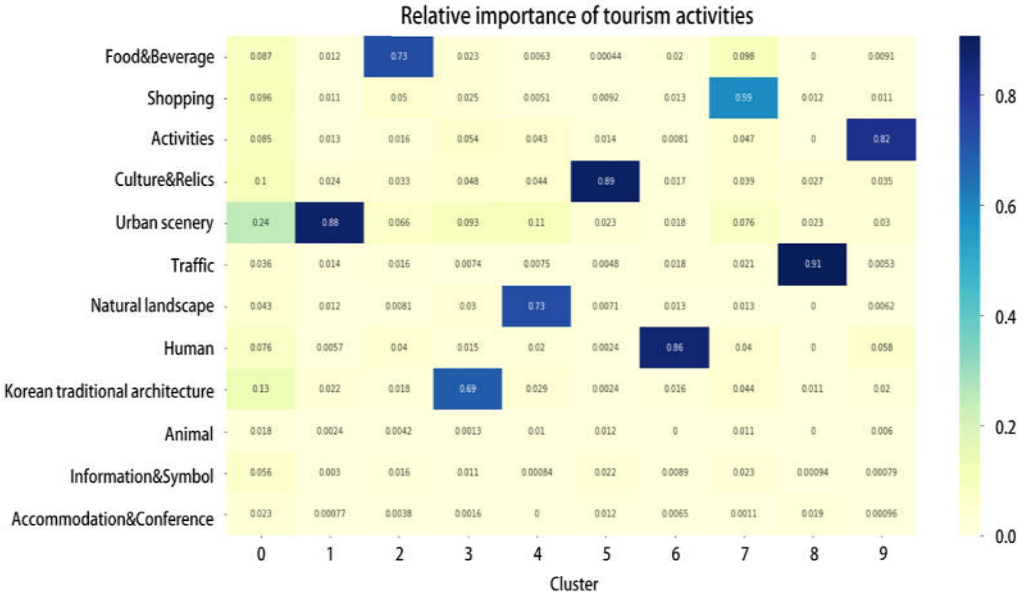


그림 63 클러스터별 사진 카테고리 중심값

표 42 클러스터 유형

cluster	name	number of users
0	모든 활동 선호형	774
1	도시 관광형	229
2	식도락 관광형	211
3	한국 전통 문화 향유형	293
4	자연 추구형	63
5	문화 예술 향유형	41
6	셀카 선호형	53
7	쇼핑 활동형	158
8	교통수단	26
9	체험활동형	86

④ 추천 모델 실험 및 결과

㉮ 추천 모델 유형

- 본 연구는 관광객이 방문한 ROA 기록뿐 아니라 관광객이 게시한 사진을 통해 사용자의 선호를 파악하고, 이에 근거하여 관광 장소를 추천하는 최적의 모델을 찾고자 함. 이를 위해 사용자–ROA 매트릭스 생성 방법 및 관광객 클러스터링 여부에 따라 4가지 유형의 모델을 만들고, 이 가운데 가장 좋은 성능을 나타내는 모델을 찾고자 함. 본 연구에서 실험할 4가지 모델의 유형은 다음과 같으며, 표 43에 정리하였음.

- RCF(ROA based collaborative filtering) model : 사용자-ROA 매트릭스는 사용자의 방문 장소만을 기반으로 하며, 관광객은 하나의 그룹으로 처리한 모델
- URCF(user clustering and ROA based collaborative filtering) model : 사용자-ROA 매트릭스는 사용자의 방문 장소만을 기반으로 하며, 관광객은 10개의 그룹으로 처리한 모델. 이 모델의 경우 10개의 그룹별로 사용자-ROA 매트릭스가 생성됨
- PRCF(photo category reflected ROA based collaborative filtering) model : 사용자-ROA 매트릭스 생성 시 사용자의 사진을 통한 선호도를 반영한 매트릭스를 기반으로 하며, 관광객은 하나의 그룹으로 처리한 모델
- UPRCF(user clustering and photo category reflected ROA based collaborative filtering) model : 사용자-ROA 매트릭스 생성 시 사용자의 사진을 통한 선호도를 반영한 매트릭스를 기반으로 하며, 관광객은 10개의 그룹으로 처리한 모델. 이 모델의 경우 사용자의 사진을 통해 선호도를 반영한 매트릭스를 10개의 그룹별로 나눔으로써, 10개의 그룹별로 사용자-ROA 매트릭스가 생성됨

표 43 4개 유형의 관광지 추천 모델

	사용자 유형 분류 x (1 group)	사용자 유형 분류 O (10 groups)
사용자의 관광 이미지 선호를 고려하지 않은 사용자-ROA 매트릭스	RCF	URCF
사용자의 관광 이미지 선호를 고려한 사용자-ROA 매트릭스	PRCF	UPRCF

㉰ 추천 모델 실험 결과

- KNNWithMeans 알고리즘을 사용하여 4개의 모델에 대한 평가를 진행함. 평가 과정에서 훈련 데이터 셋(train dataset)과 테스트 데이터셋(test dataset)의 비율은 80:20으로 하였고, 성능 평가는 RMSE를 기준으로 하였음. 클러스터링이 적용된 URCF, UPRCF 모델의 경우 클러스터별 RMSE의 가중 평균으로 총(total) RMSE를 구했음. 가중치는 전체 관광객 중 해당 클러스터에 속한 관광객의 비율로 계산했음. 그림 64는 모델별 최종 RMSE 값을 보여줌.
- RCF모델과 URCF모델은 관광객이 방문한 장소만을 기준으로 사용자-ROA 매트릭스를 생성하고, 예측한 모델이고, PRCF모델과 UPRCF모델은 관광객이 게시한 사진을 통해 사용자의 선호를 반영한 사용자-ROA 매트릭스를 만들고 이에 근거하여 예측 모델을 만든 것임. 두 그룹 간 RMSE 값의 차이는 평균 0.2517로 사진을 통한 사용자 선호를 반영한 사용자-ROA 매트릭스를 생성하여 예측을 진행하면 정확도가 크게 향상됨을 알 수 있음. 사용자 클러스터링 적용 여부의 효과는 RCF모델과 URCF모델의 RMSE값의 차이, PRCF모델과 UPRCF모델의 RMSE값의 차이에서 확인할 수 있음. 사용자를 그룹핑한 모델에서 정확도가 더 높게 나옴을 알 수 있었음. 관광객이 방문한 장소만을 기준으로 사용자-ROA 매트릭스를 생성한 RCF모델과 URCF모델 그룹에서 RMSE값의 차이는 0.0098였음. 반면 사진을 통해 사용자의 선호를 반영한 사용자-ROA 매트릭스를 만든 PRCF모델과 UPRCF모델 그룹에서 RMSE값의 차이는 0.0034로 나타나 사용자 그룹핑의 효과는 관광객이 방문한 장소만을 기준으로 사용자-ROA 매트릭스를 생성한 그룹에서 더 높음을 알 수 있음. 결론적으로 두 개의 특징을 모두 적용한 UPRCF모델에서 RMSE가 0.0169로 가장 낮게 나타나 사용자 선호를 가장 잘 예측하고 있음을 알 수 있음. 또한, 비교를 통해 사용자-ROA 매트릭스 생성 방법에 따른 효과, 그리고 사용자 클러스터링 적용 여부에 따른 효과도 확인할 수 있었음.

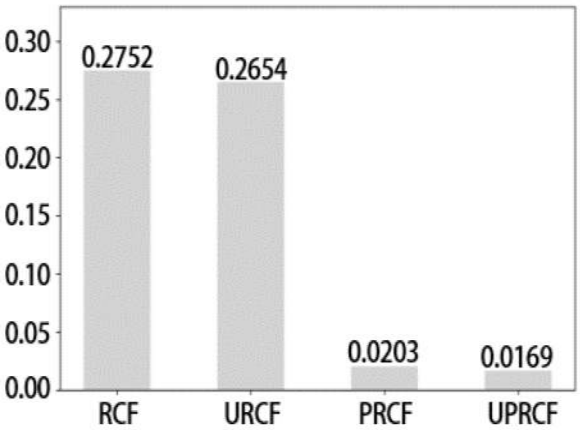


그림 64 4개 유형별 RMSE

⑤ 관광객 유형별 장소추천 예시

- 사용자 클러스터링과 관광 이미지 선호도를 반영한 UPRCF모델을 통해 개인 맞춤형 장소추천을 제공할 수 있음. 추천 사용자에 대한 정보는 표 44와 같음.

표 44 사용자 정보

사용자	거주국	관광객 유형	방문장소
A	미국	한국 전통문화향유형	경복궁
B	마카오	식도락 관광형	가로수길, 압구정로데오, 용산역, 홍대입구역, 이화여대, 신촌역, 광화문, 북촌한옥마을, 명동

- 한국 전통문화향유형의 사용자 A에게는 방문한 장소를 제외하고 창덕궁, 창경궁, 충무로 남산골공원, 서울숲, 어린이대공원을 추천하였음. 창덕궁과 창경궁은 한국의 전통 궁궐이고, 충무로 남산골 공원은 남산공원 내에 있는 한옥마을로 한국의 전통 가옥을 볼 수 있는 곳임. 또한, 한국 전통문화향유형의 이웃 사용자는 한국 전통문화뿐만 아니라 자연환경을 좋아하기 때문에 사용자 A에게 산책하며 휴식을 취할 수 있는 공원인 서울숲과 동물과 식물을 모두 볼 수 있는 어린이대공원을 추천하였음.
- 식도락 관광형의 사용자 B는 가로수길, 압구정로데오, 용산역, 홍대입구역 등 9곳을 방문하였기 때문에, 이 지역을 제외하고 창동역/노원역(먹자골목), 이태원, 공덕, 삼청동, 연남동을 추천받음. 그림 66을 보면, 창동역/노원역(먹자골목), 이태원, 공덕, 삼청동에서 주로 찍는 사진은 음식 사진이기 때문에 식도락 관광형의 사용자 B에게 해당 장소를 추천해줄 수 있음. 연남동 역시 주로 카페 방문을 목적으로 방문하는 장소임.
- flickr 사용자가 아니거나 여행 사진이 게시되어 있지 않은 사용자에게는 지식 기반 추천 시스템(knowledge-based recommender system)을 활용하여 여행 장소를 추천해줄 수 있음. 웹 사이트나 어플리케이션에 사용자가 접속할 경우 질문을 통해 선호하는 관광 활동에 대해 명시적인 정보를 얻고. 이를 통해 획득한 선호 정보와 가장 부합하는 속성을 가지는 ROA를 추천할 수 있음.
- 협력 필터링 추천 시스템의 경우 구매 경험이나 아이템 평가에 대한 상당한 양의 데이터가 필요함. 콘텐츠 기반 추천 시스템의 경우 협력 필터링 추천 시스템보다 상대적으로 cold start 문제로부터

자유롭지만 시스템에 신규 사용자가 등장할 경우 이 알고리즘 역시 cold start 문제를 겪게 됨. 이에 대응할 수 있는 방법 중 하나가 지식 기반 추천 시스템(knowledge-based recommender system)임. 지식 기반 추천 시스템은 콘텐츠 기반 추천 시스템과 추천 원리는 유사하나 사용자와 활성화 관계에 놓여있다는 차이점이 있음. 콘텐츠 기반 추천 시스템의 경우 사용자의 구매 이력이나 평가를 통해 과거의 선호를 반영하지만 지식 기반 추천 시스템의 경우 즉각적으로 질문을 제시하고 그에 대한 사용자의 반응을 얻을 수 있음. 즉, 사용자의 현재 선호를 명시적으로 파악할 수 있고, 이때 획득한 사용자 선호와 아이템 속성을 활용하여 추천이 이루어짐(Aggarwal, 2016).

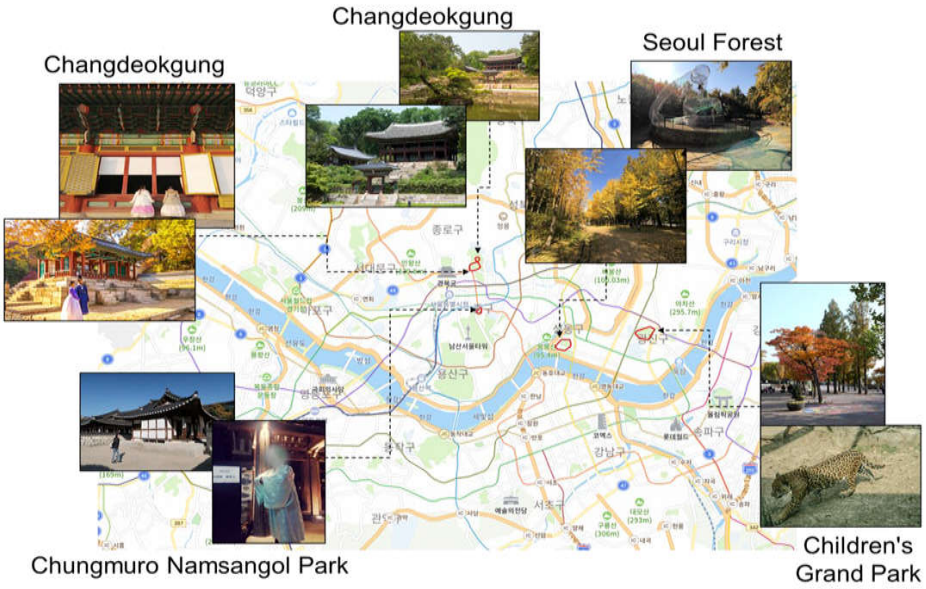


그림 65 사용자 A의 추천 장소 및 장소별 주요 이미지



그림 66 사용자 B의 추천 장소 및 장소별 주요 이미지

(다) 지능형 관광 서비스를 위한 이미지 기반 웹사이트

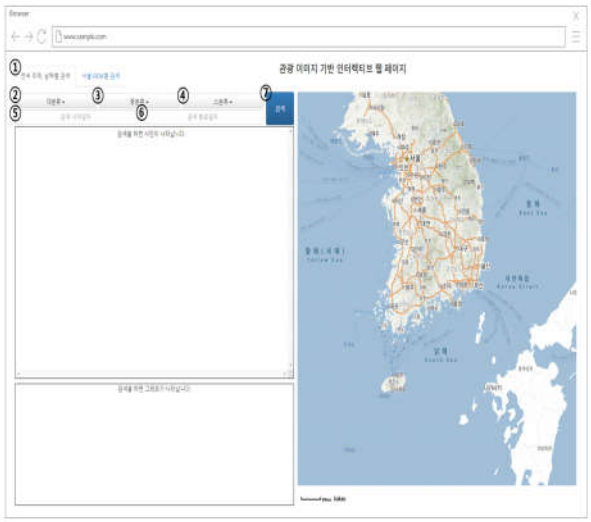
- 본 연구 과제를 통해 생성된 산출물은 관광분야에 적합한 이미지 분류체계, 관광사진 분류체계를 통해 라벨링된 관광객이 게시한 이미지, 재훈련된 Inception v3 모델 등임.
- 이러한 산출물에 대한 이해를 돕고 효과적인 활용 방향성을 제시하기 위해 이미지 기반 웹 사이트 화면을 설계하고 무료로 제공되고 있는 Kakao 지도 JavaScript API 키를 발급받아 이를 활용하여 JavaScript 기반 프로토타입을 개발하였음.

① 관광사진 분류체계, 날짜별 전국 관광 이미지 검색 화면설계

㉮ 관광사진 분류체계, 날짜별 전국 관광 이미지 검색화면

- 표 45는 카테고리, 날짜별 전국 관광 이미지검색을 위한 초기화면 및 화면 상세 설명임. 그림 67은 표 45의 번호 ②~⑥에 해당되는 대분류, 중분류, 소분류, 검색 시작일자, 검색 종료일자 선택화면임.

표 45 카테고리, 날짜별 전국 관광 이미지 검색 초기화면 및 설명



번호	화면설명
①	<전국 주제, 날짜별 검색> 탭을 클릭하여 카테고리, 날짜별 전국 관광 이미지 검색
②	<대분류> 버튼을 클릭하여 대분류체계 중 한 개 선택
③	<중분류> 버튼을 클릭하여 중분류체계 중 한 개 선택
④	<소분류> 버튼을 클릭하여 소분류체계 중 한 개 선택
⑤	<검색 시작일자> 입력창을 통해 검색 시작일자를 입력하거나 달력에서 선택
⑥	<검색 종료일자> 입력창을 통해 검색 종료일자를 입력하거나 달력에서 선택
⑦	<검색> 버튼을 클릭하면 'x건이 조회되었습니다.' 알림창 표출

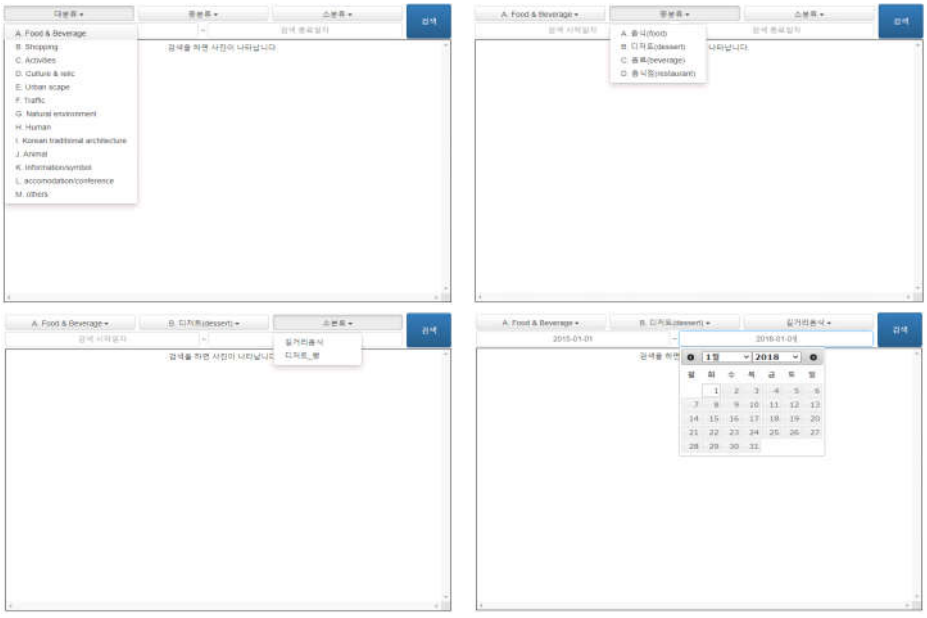
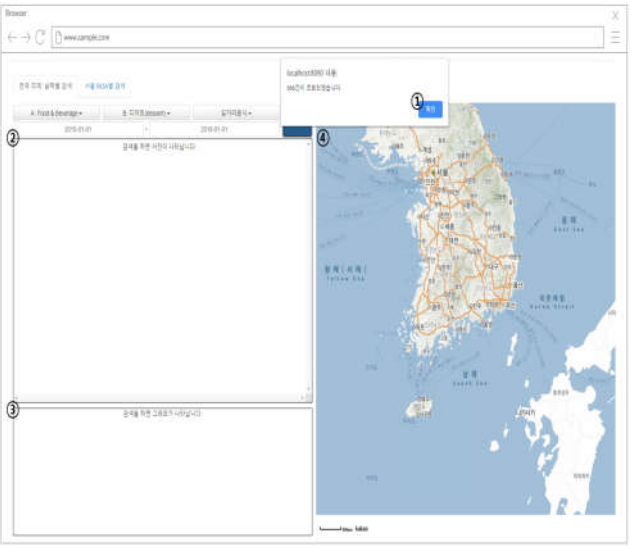


그림 67 대분류, 중분류, 소분류, 검색 시작일자, 검색 종료일자 선택화면

㉰ 카테고리, 날짜별 전국 관광 이미지 검색 결과 알림창화면

- 표 46은 표 45의 번호 ⑦에 해당되는 <검색> 버튼 클릭 후의 알림창화면이며 화면 상세 설명임.

표 46 <검색> 버튼 클릭 후 표출되는 알림창화면 및 화면 상세 설명

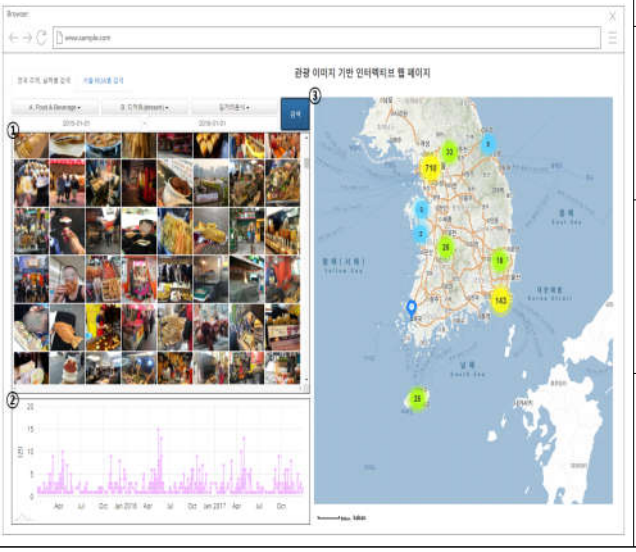


번호	화면설명
①	알림창의 <확인> 버튼을 클릭하면 사진, 그래프, 지도 위 마커 클러스터 생성
②	선택한 카테고리와 날짜에 해당하는 사진 표출
③	선택한 카테고리와 날짜에 해당하는 사진 개수 그래프 표출
④	선택한 카테고리와 날짜에 해당하는 데이터가 지도 위에 마커 클러스터 형태로 표출

㉱ 카테고리, 날짜별 전국 관광 이미지 검색 결과화면

- 표 47은 카테고리, 날짜별 전국 관광 이미지 검색 결과화면 및 화면 상세 설명임. 그림 68은 번호 ①에 해당하는 특정 사진 클릭 후 표출되는 화면이고, 그림 69는 번호 ②에 해당하는 그래프 마우스 오버 화면임. 그림 70은 번호 ③에 해당하는 마커 클러스터러와 개별 마커이며 줌인 정도에 따른 지도 화면임.

표 47 알림창의 <확인> 버튼 클릭 후 표출되는 검색 결과화면 및 상세 설명



번호	화면설명
①	특정 사진을 클릭하면 해당 사진이 ①의 영역에서 확대되고 ③의 지도가 해당 사진이 게시된 위치로 줌인되며 마커 팝업창 표출
②	그래프에 마우스 오버하면 해당 일자의 사진 개수 표출
③	마커 클러스터를 클릭하거나 지도를 줌인하면 개별 마커 아이콘이 표출되며 개별 마커 아이콘을 클릭하면 해당 위치의 사진, 소분류, 위도값, 경도값 정보를 담은 팝업창 표출

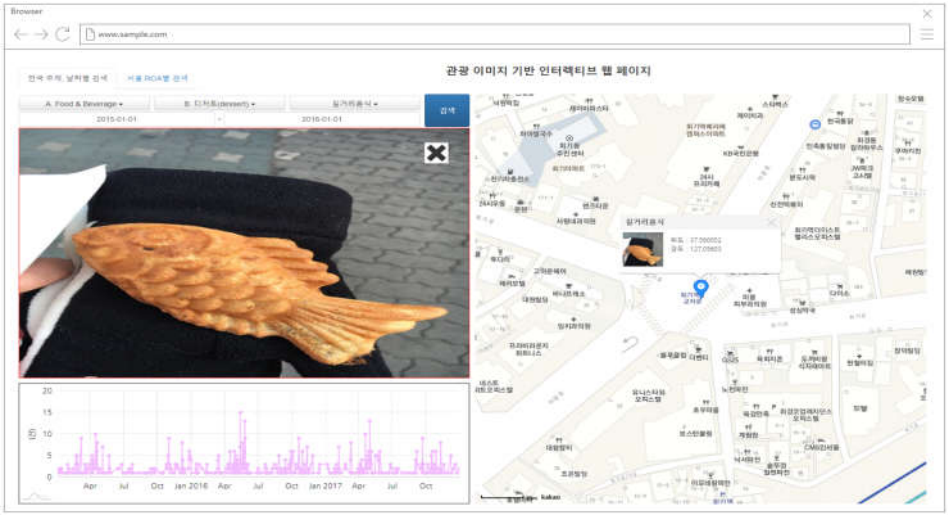


그림 68 특정 사진 클릭 후 화면

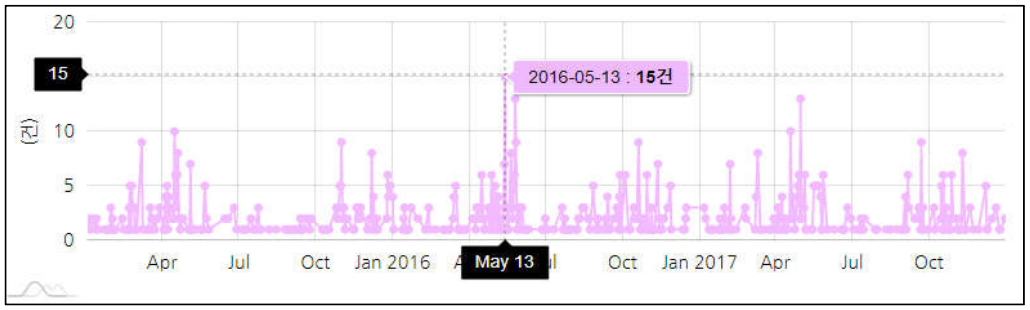


그림 69 그래프 마우스 오버 화면

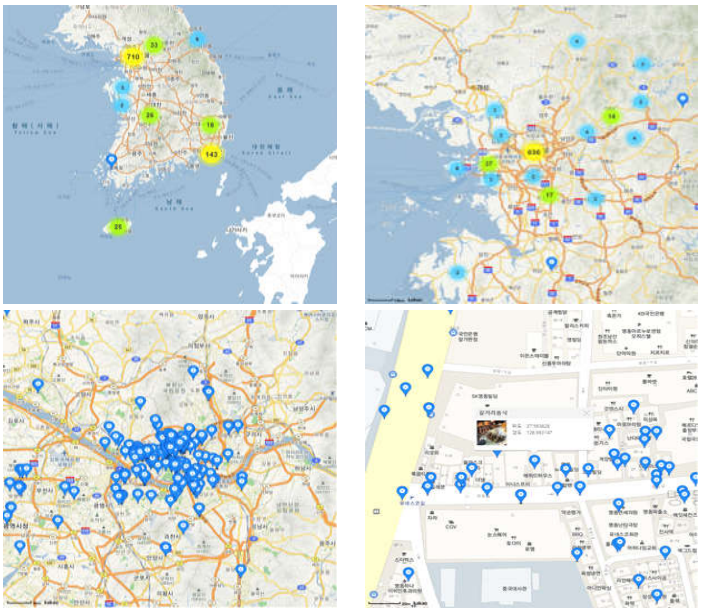


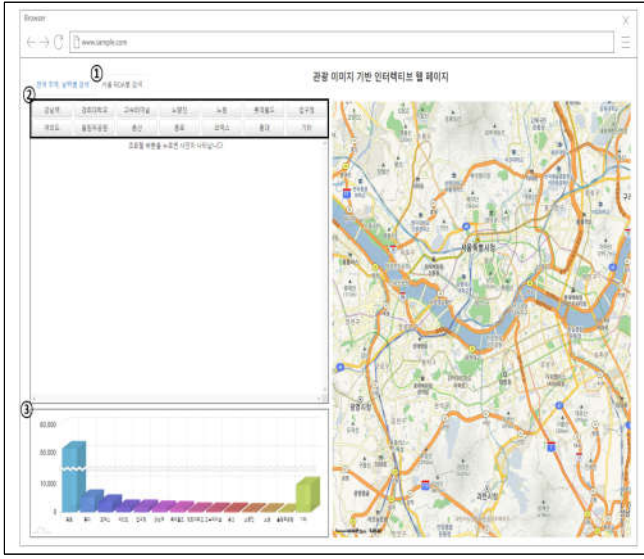
그림 70 마커 클러스터러 및 개별 마커 지도화면

② ROA별 서울 관광 이미지 검색 화면설계

㉮ ROA별 서울 관광 이미지 검색 초기화면

- 표 48은 ROA별 서울 관광 이미지 검색을 위한 초기화면 및 화면 상세 설명임.

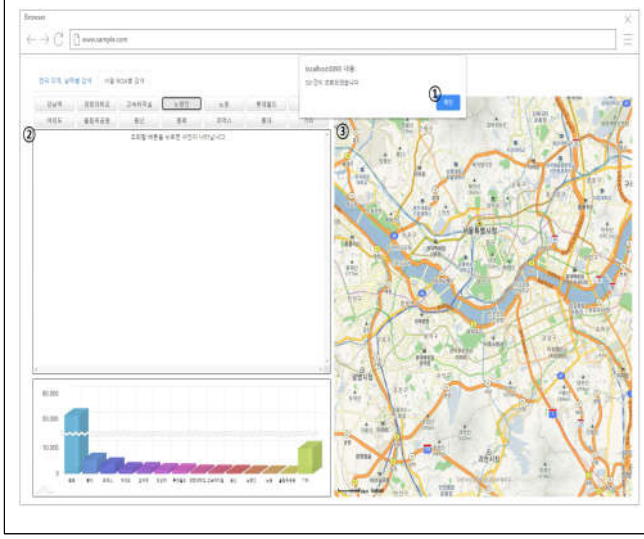
표 48 ROA별 서울 관광 이미지 검색 초기화면 및 설명

	번호	화면설명
	①	<서울 ROA별 검색> 탭을 클릭하여 ROA별 서울 관광 이미지 검색
	②	각 ROA 버튼을 클릭하여 해당 ROA 이미지 검색
	③	각 ROA 사진 개수 그래프 표출

㉯ ROA별 서울 관광 이미지 검색 결과 알림창화면

- 표 49는 표 48의 번호 ②에 해당되는 각 ROA 버튼 클릭 후의 알림창화면 및 화면 상세 설명임.

표 49 각 ROA 버튼 클릭 후 표출되는 알림창화면 및 설명

	번호	화면설명
	①	알림창의 <확인> 버튼을 클릭하면 사진, 그래프, 지도 위 마커 클러스터 생성
	②	선택한 ROA에 해당하는 사진 표출
	③	선택한 ROA에 해당하는 데이터가 지도 위에 마커 클러스터 형태로 표출

㉱ ROA별 서울 관광 이미지 검색 결과화면

- 표 50은 ROA별 서울 관광 이미지 검색 결과화면이고, 화면 상세 설명임. 그림 71은 번호 ①에 해당하는 특정 사진 클릭 후 표출되는 화면이고, 그림 72는 번호 ②에 해당하는 그래프 마우스 오버 화면임.

표 50 알림창의 <확인> 버튼 클릭 후 표출되는 검색 결과화면 및 설명

번호	화면설명
①	특정 사진을 클릭하면 해당 사진이 ①의 영역에서 확대되고 ③의 지도가 해당 사진이 게시된 위치로 줌인되며 마커 팝업창 표출
②	그래프에 마우스 오버하면 해당 ROA의 사진 개수 표출
③	개별 마커 아이콘을 클릭하면 해당 위치의 사진, 소분류, 위도값, 경도값 정보를 담은 팝업창 표출

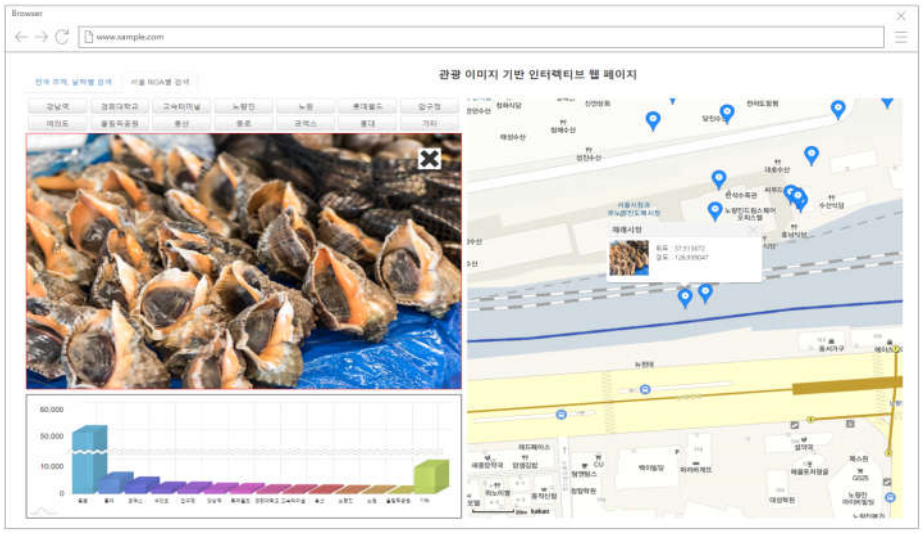


그림 71 특정 사진 클릭 후 화면

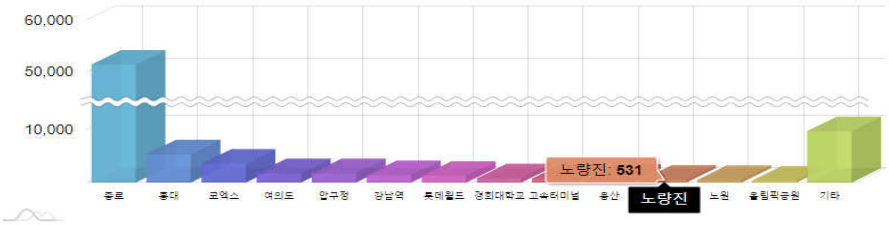


그림 72 그래프 마우스 오버 화면

③ 전이학습 InceptionV3 모델의 이미지 분류 데이터 결과 및 DB 연계

㉮ 한국 방문 관광객이 업로드한 데이터의 전이학습 InceptionV3 모델의 분류 결과

- 한국 관광객 사진 데이터(travelerimage)와 관광사진 분류체계(imagecategories)를 조인하여 분류결과별 데이터 수를 질의

```
131 •  select classification, detail, count(*) from travelerimage join imagecategories
132    on travelerimage.classification = imagecategories.categoryID
133    group by travelerimage.classification;
```

Result Grid | Filter Rows: | Export: | Wrap Cell Content:

classification	detail	count(*)
aa01	요리	7798
ab01	길거리음식	1769
ab02	디저트_빵	1530
ac01	커피	1048
ac02	주류	1128
ad01	카페내부	2859
ba01	재래시장	3865
bb01	상점가	4484
bb02	상점내부	2395
bb03	장난감가게	2848
bc01	포장상품	1523
ca01	놀이공원	2188
ca02	winterSports	962

그림 73 전이학습 모델로 분류한 카테고리별 사진 수 예시

㉯ 특정 씬으로 분류된 데이터 예시

- '전통한복체험' 의 연도별 사진 수 조회

: 한국 관광객 사진 데이터(travelerimage)와 관광사진 분류체계(imagecategories)를 조인한 뷰(image)와 한국 사용자의 플리커 데이터를 조인하여 한복체험으로 분류된 사진의 수를 연도별로 질의

```
182 •  create view image as select * from travelerimage join imagecategories
183    on travelerimage.classification = imagecategories.categoryID ;
184
185 •  select year(takentime), count(*) as '전통한복체험 사진 수', detail
186    from flickrkorea join image
187    on flickrkorea.ID = image.ID
188    where detail = '전통한복체험'
```

Result Grid | Filter Rows: | Export: | Wrap Cell Content:

year(takentime)	전통한복체험 사진 수	detail
2013	145	전통한복체험
2014	177	전통한복체험
2015	275	전통한복체험
2016	270	전통한복체험
2017	385	전통한복체험
2018	251	전통한복체험

그림 74 '전통한복체험' 의 연도별 사진 수 조회

- '전통한복체험' 으로 분류된 관광객의 사진 데이터 조회

```
131 •  select * from travelerimage join imagecategories
132    on travelerimage.classification = imagecategories.categoryID
133    where detail = '전통한복체험';
134
```

Result Grid | Filter Rows: | Export: | Wrap Cell Content: | Fetch rows:

ID	imageID	classification	pictureurl	categoryID	detail
173060	HOH37920.jpg	ca05	https://farm5.staticflickr.com/4884/308731008...	ca05	전통한복체험
173104	HOH37957.jpg	ca05	https://farm2.staticflickr.com/1908/317260422...	ca05	전통한복체험
173123	HOH37972.jpg	ca05	https://farm2.staticflickr.com/1956/448445150...	ca05	전통한복체험
173143	HOH37989.jpg	ca05	https://farm2.staticflickr.com/1940/455189595...	ca05	전통한복체험
173207	HOH38041.jpg	ca05	https://farm2.staticflickr.com/1967/454971257...	ca05	전통한복체험
173419	HOH38215.jpg	ca05	https://farm2.staticflickr.com/1949/439087588...	ca05	전통한복체험
173585	HOH38350.jpg	ca05	https://farm1.staticflickr.com/744/3336234960...	ca05	전통한복체험
174221	HOH38871.jpg	ca05	https://farm2.staticflickr.com/1609/254291765...	ca05	전통한복체험
174507	HOH39105.jpg	ca05	https://farm6.staticflickr.com/5725/226443805...	ca05	전통한복체험
174508	HOH39106.jpg	ca05	https://farm6.staticflickr.com/5662/232451907...	ca05	전통한복체험

그림 75 전통한복체험으로 분류된 관광 사진 조회 예시

- travelerimage 테이블의 imageid와 classification 컬럼을 기준으로 연결된 다양한 데이터들의 질의 결과를 통해 local(python 코드 활용) 및 웹 상에서 씬별 사진 조회가 가능

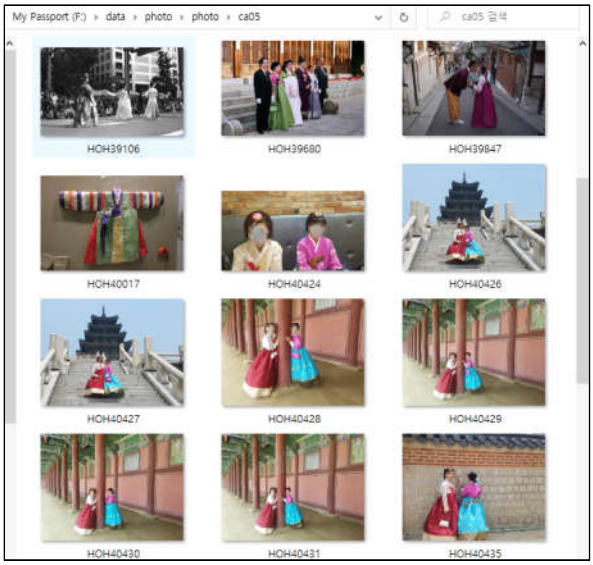


그림 76 python 코드를 활용한
관광객의 한복 사진 데이터 조회 (예시)



그림 77 관광객의 한복 사진 데이터 조회
웹 프로토타입(예시)

2-5. 연구 결과

가. 기술적 성과

o 본 연구를 통해 관광영역에 AI 기술을 융합·활용하는 계기를 만들 수 있음. 관광 분야에도 빅데이터, 공간정보, AI 기술이 접목된 영역으로 고도화할 수 있으며, Inception v3 모델의 재훈련 및 이와 관련된 소스 코드 공개는 다양한 영역에서 AI 기술을 쉽게 응용하고, 활용할 수 있는 계기를 만들 것으로 기대됨.

o 지역 특성에 맞는 관광 사진 분류를 개발하고, 관광 사진을 효과적으로 분류하기 위해 딥러닝 모델을 재훈련하는 과정을 보여주었다는 점에서 의의가 있음. 이를 위해 지역 특성에 맞는 사진 분류체계 개발과 데이터 augmentation 기법 적용, 하이퍼 파라미터 튜닝 등 정확도 향상을 위한 방법을 제안함.

o 플리커 사용자가 게시한 사진은 매우 다양하고 이질적임. 본 연구는 딥러닝 모델 훈련 과정에서 이러한 문제를 해결하기 위해 '분류하기 어려움' 씬을 생성하여 관광사진 분류체계로 분류하기 어려운 사진은 제거하였음.

o 이미지 분류 및 정확도 평가를 위해 해당 이미지에 대한 true label이 필요함. 본 연구에서 사용한 사진은 총 168,216건이기 때문에 해당 사진에 일관성있게 라벨을 부여하여 훈련 데이터 셋을 구축하는 것은 매우 어려운 과정임. 준 지도학습 분류 방법(semi-supervised classification methods) 적용함으로써 보다 효율적으로 이미지 라벨링을 수행하는 방법을 보여줌.

나. 경제적 성과

o 중앙정부차원에서 관광정책 수립을 위해 수행해왔던 설문조사를 일정 부분은 SNS 데이터로 대체하면서 관광객의 선호도 및 관광활동 분석에 소요되는 시간과 비용을 줄일 수 있을 것으로 기대됨.

o 관광목적의 이미지 DB를 2013~2018년(6년간)의 전국 범위에서 수집하여 구축하였고, 대용량의 데이터를 사전 전처리 및 DB로 구축하여 이를 활용하기 위한 경제적·시간적 비용 절감 효과가 있음.

o Inception V3의 CNN 모델을 해당 관광목적 이미지 데이터셋에 맞게 CNN 아키텍처의 전체 가중치, 출력 레이어의 수, 하이퍼 파라미터 튜닝 등을 수행하며 재훈련하여 정확도가 높은 모델을 만들었기 때문에 이후 본 연구에서 개발한 이미지 분류모델을 다양한 분야에서 활용할 수 있다는 면에서 큰 경제적 비용 절감 효과가 있음.

나. 학술적 성과

o 인문적 분야와 AI 기술의 학제간 융합 사례로 딥러닝 기반의 이미지 분류 기술의 활용 가능성을 한 차원 넓힘.

o 연구 지역 외 다른 지역에서 관광지로서 해당 도시가 갖는 이미지를 AI 기술을 이용하여 분석하고자 할 때 선례가 될 수 있음.

o 본 연구는 딥러닝을 활용한 이미지 분류방법의 구체적인 절차와 전이학습을 통해 성능이 좋은 딥러닝 모델을 적용할 때 각 단계별로 유의사항 등을 구체적으로 기술하고 있음. 본 연구에서 제안하는 방법론은 도시 및 지역연구에서 다양하게 활용될 수 있음.

- 영상분석에 활용되는 컴퓨터비전 기술은 이미지 분류(image classification), 객체검출(object detection), 의미론적 분할 (sematic segmentation)등으로 확장되고 있음. 도시 및 지역연구에서는 위성영상, 항공사진, 드론영상을 활용한 토지이용변화 탐지, 건물 등의 변화탐지, 녹시율 변화 등 경관변화 탐지 등에 활용할 수 있음. 또한 특정 객체를 검출하는 이미지 분석 방법은 특정객체를 포함하는 영상을 검출하여 시설물관리, 도로관리, 불법시설물 단속 등의 업무에 활용이 가능함.
- 최근 다양한 형태의 활용 가능한 영상들이 급격히 증가하고 있음. 구글 스트리트뷰, 네이버와 다음의 거리뷰 등은 고해상도 거리 수준에서의 영상 (street level image)을 제공함. 이들 영상은 사람들이 거리에서 보는 것과 같은 레벨에서의 거리 이미지를 제공하기 때문에 도시 및 지역연구에서는 경관평가 등의 업무에 활용할 수 있음. 경관평가는 사람들이 주관적으로 느끼는 도시에 대한 감성이라 할 수 있으며, 기존에 경관평가는 소수의 사람을 대상으로 한 설문조사 결과를 바탕으로 하였지만 거리뷰 영상을 이용하여 경관을 평가하도록 하고, 이를 딥러닝 모델로 구축하여 사진에 대한 평가 결과값을 학습하도록 함으로써 경관평가를 효율적으로 할 수 있음.

2-6. 연구개발 성과

가. 국내 · 외 논문 게재

번호	논문명	학술지명	주저자명	호	국명	발행기관	SCI 여부 (SCI/비SCI)	게재일	등록번호*
1	경험적 모델과 머신러닝 기법을 활용한 SNS 사용자 분류방법 비교: 플리커 데이터의 관광객 분류방법	대한공간정보학회지	강영옥	27(4)	대한민국	대한공간정보학회	비SCI (KCI)	2019.07.31	-
2	지능형 관광 서비스를 위한 관광 사진 분류체계 개발	한국지도학회지	조나혜	19(3)	대한민국	한국지도학회	비SCI (KCI)	2019.12.31	-
3	소셜 미디어데이터 분석을 통한 부산방문 외국인 관광객의 선호 관광지 및 관광지 이미지 분석	한국도시지리학회지	이혜진	23(1)	대한민국	한국도시지리학회	비SCI (KCI)	2020.04.30	-
4	Understanding tourists' urban images with geotagged photos using convolutional neural networks	Spatial Information Research	Kim, Dongeun	28	Korea	Korea Spatial Information Society	SCOPUS	2020.04.30	-
5	SNS 사진에 나타난 사용자 선호 기반의 장소추천	대한공간정보학회	박소연	28(4)	대한민국	대한공간정보학회	비SCI (KCI)	2020.12.31	-
6	Classifying tourists' photos and exploring tourists' destination image using a deep learning model	Tourism Management	Cho, Nahye				SCI	논문심사중	-
7	Transfer Learning of a Deep Learning Model for Exploring Tourists' Urban Image Using Geotagged Photos	International Journal of Geo-Information	Kang, Youngok				SCI	논문심사중	-
8	Mining tourists' destinations and preferences based on LSTM-based text classification and spatial clustering using Flickr data	Spatial Information Research	Lee, Hyejin				SCOPUS	논문심사중	-

* 연구 개발 성과 관리 · 유통 전담 기관에 등록한 번호 기재

나. 국내 및 국제학술회의 발표

번호	회의 명칭	발표자	발표 일시	장소	국명
1	2019 대한공간정보학회 춘계학술대회	조나혜 (우수논문상)	2019.05.31	부경대학교	부산, 대한민국
2	29th ICC 2019 Tokyo International Cartography Conference	Lee, Juyoon	2019.07.17	National Museum of Emerging Science and Innovation	도쿄, 일본
3	29th ICC 2019 Tokyo International Cartography Conference	Kang, Youngok	2019.07.17	National Museum of Emerging Science and Innovation	도쿄, 일본
4	2019 ICGIS (International Conference on Geospatial Information Science)	Kang, Youngok	2019.08.08	코엑스	서울, 대한민국
5	2019 대한공간정보학회 추계학술대회	조나혜	2019.11.01	서울시립대학교	서울, 대한민국
6	2019 대한공간정보학회 추계학술대회	이혜진	2019.11.01	서울시립대학교	서울, 대한민국
7	2019 한국지도학회 추계학술대회	조나혜	2019.12.07	상명대학교	서울, 대한민국
8	2019 한국도시지리학회 동계학술대회	강영옥	2019.12.14	인천대학교	인천 대한민국
9	2020 대한공간정보학회 춘계학술대회	이혜진	2020.06.12	온라인	서울, 대한민국
10	2020 대한지리학회 연례학술대회	조나혜	2020.11.13	온라인	서울, 대한민국
11	2020 대한공간정보학회 추계학술대회	박소연	2020.11.20	온라인	서울, 대한민국
12	2020 대한공간정보학회 추계학술대회	윤지영	2020.11.20	온라인	서울, 대한민국
13	2020 한국지도학회 추계학술대회	윤지영	2020.12.12	온라인	서울, 대한민국
14	2020 한국지역학회 추계학술대회	강영옥	2020.12.18.	온라인	서울, 대한민국

다. 지식재산권 (특허, 실용신안, 디자인, 상표, 신품종 등)

번호	지식재산권 등 명칭 (건별 각각 기재)	국명	출원				등록				기여율
			출원인	출원일	출원번호	등록번호*	등록인	등록일	등록번호	등록번호*	
1	공간 정보 딥러닝 기술을 활용한 관광 목적 SNS 이미지 데이터 분류의 정확도 향상 방법, 이를 수행하기 위한 기록 매체 및 장치	대한민국	이화여자대학교 산학협력단	2020.01.31	1020200011747	-	이화여자대학교 산학협력단	2020.05.15	10-2113969	-	100%
2	합성곱 신경망을 활용한 SNS 이미지 데이터의 관광 목적 분류 및 관광객별 선호도 분석 방법, 이를 수행하기 위한 기록 매체 및 장치	대한민국	이화여자대학교 산학협력단	2020.01.31	1020200011742	-	이화여자대학교 산학협력단	2020.07.30	10-2141777	-	100%

* 연구 개발 성과 관리 · 유통 전담 기관에 등록한 번호 기재

라. 전문 연구 인력 양성

번호	분류	기준 연도	현황										
			학위별				성별		지역별				
			박사	석사	학사	기타	남	여	수도권	충청권	영남권	호남권	기타
1	이주윤	2019		√				√	√				
2	이혜진	2020		√				√	√				
3	윤지영	2020		√				√	√				

마. 보고서 원문

연도	보고서 구분	발간일	등록 번호*
2019	보고서	2019.12.31	
2020	보고서	2020.12.31	

* 연구 개발 성과 관리 · 유통 전담 기관에 등록한 번호 기재

3. 목표 달성도 및 관련 분야 기여도

3-1. 목표

구분	핵심 성과물 (CTE)		단위 성과물		질적 성과							양적 성과	
					질적 성과지표		목표치	달성치	측정방법	검증방법	가중치	목표치	가중치
주관	A	관광분야 이미지 분류체계 개발 (1차년도)	A-1	소셜 미디어 데이터 수집 및 전처리	①	DB 구축	100%	100%	SNS 빅데이터 저장여부	데이터 질의 결과 분석	5.7		
			A-2	관광객/거주자 분류 알고리즘 개발	①	관광객분류 알고리즘 정확도	85% 이상 정확도	85% 이상 정확도	분류 알고리즘의 정확도	owner location 정보 기재한 데이터에 알고리즘 적용 결과 분석	8.6	논문(비SCI): 1건	10
			A-3	Inception v3 모델을 활용한 관광객 이미지 분류	①	이미지 분류 및 DB 연계	100%	100%	DB 연계 및 저장 여부	데이터 질의 결과 분석	8.6		
			A-4	이미지 분류 정확도 평가	①	카테고리별 이미지 분류 정확도	100%	100%	이미지 카테고리별 오분류 비율 산출	이미지 카테고리별 혼동행렬 분석	5.7	논문(비SCI): 1건	10
			A-5	관광 서비스를 위한 이미지 분류체계 개발	①	분류체계 개발 및 분류체계의 적정성	100%	100%	이미지 분류체계의 적정성	ImageNet 분류카테고리와 차이분석	14.3	특허: 출원 1건 학술발표: 1건	15
	B	딥러닝 기반 이미지 분류모형 개발 (2차년도)	B-1	Inception v3 모델을 재훈련하기 위한 훈련 데이터 셋 구축	①	재훈련을 위한 DB 구축	100%	100%	이미지 카테고리별 훈련 DB 구축	데이터 질의 결과 분석	17.1		
			B-2	Inception v3 모델 재훈련	①	Inception v3 모델 재훈련	100%	100%	재훈련 모델 구축 여부	이미지 재훈련 결과분석	8.6		
			B-3	재훈련 모델의 이미지 분류 정확도 평가	①	재훈련 모델에 따른 관광객 이미지 분류 정확도 평가	90% 이상 정확도	90% 이상 정확도	이미지 카테고리별 오분류 비율 산출	이미지 카테고리별 혼동행렬 분석	11.4	논문(SCI): 1건	22.5
			B-4	평가 결과 반영하여 훈련 데이터 셋 보완 및 재훈련	①	재훈련 모델의 보완	90% 이상 정확도	90% 이상 정확도	이미지 카테고리별 오분류 비율 평가	재훈련전 분류정확도와 향상도 비교	11.4	특허: 등록 1건 논문(SCI): 1건	37.5
			B-5	지능형 관광 서비스를 위한 이미지 기반 인터렉티브 웹 사이트 설계 및 프로토타입 개발	①	인터렉티브 웹 사이트 개념 설계의 적정성	100%	100%	시스템 기능 정의서 및 프로토타입 개발 여부	설계서의 타당성,프로토타입의 적정성 분석	8.6	학술발표: 1건	5
계								-			100	특허: 출원 1건 등록 1건 논문(SCI): 2건 논문(비SCI): 2건 학술발표: 2건	100

3-2. 목표 달성여부

가. 질적 성과

핵심 성과물 (CTE)		단위 성과물		자체 평가	비고
A	관광분야 이미지 분류체계 개발	A-1	소셜 미디어 데이터 수집 및 전처리	• 6년간 한국을 방문한 사용자의 플리커 데이터 26만건 수집 완료 및 DB 구축 • DB 구축 결과 확인을 위한 DB 구조도, 테이블 스키마 작성, 그리고 데이터 질의 결과 분석을 성과물로 제출	[증빙 1] 1차년도 보고서_부록2 [증빙 2] 2차년도 보고서_4.3장 [증빙 2] 2차년도 보고서_부록8
		A-2	관광객/거주자 분류 알고리즘 개발	• 관광객과 거주자 분류 알고리즘 개발(혼합 유형 및 머신러닝 기법 적용) 및 분류 정확도 각각 89/09%, 92.98%로써 목표했던 85% 이상의 결과가 도출됨. • 관광객 분류 알고리즘에 대하여 비SCI 논문 게재, 학술발표 및 우수상 수상	[증빙 1] 1차년도 보고서_3.2장 [증빙 7] KCI 논문 [증빙 13] 국내 학술대회 발표 [증빙 30] 우수논문상
		A-3	Inception v3 모델을 활용한 관광객 이미지 분류	• 전체 26만건 데이터 중 개발된 알고리즘을 적용하여 관광객을 분류하고, Inception v3 모델을 활용하여 관광객이 게시한 168,216장의 사진 데이터를 분류 및 산출물 저장 및 관리 • DB 연계에 대해 DB 구조도, 테이블 스키마 작성, 그리고 데이터 질의 결과 분석을 성과물로 제출 • Inception v3 모델을 활용하여 이미지 분류한 결과물과 소스코드 모두 성과물로 제출	[증빙 1] 1차년도 보고서_부록2 [증빙 2] 2차년도 보고서_4.3장 [증빙 2] 2차년도 보고서_부록 8 [증빙 10] SCOPUS 논문 [증빙 14] 국제 학술대회 발표 [증빙 16] 국제 학술대회 발표
		A-4	이미지 분류 정확도 평가	• 1차: 전체 데이터의 약 23%에 달하는 38,691건 사진의 T(True)/F(False) 확인 및 수동라벨링 • 2차: 약 5%에 해당하는 8,400장의 이미지에 대해 T/F 확인, 개발된 관광사진 분류체계 140개를 적용하여 분류 및 혼동행렬을 작성하여 분류 정확도를 평가. • 이와 관련하여 비SCI 논문 게재, 국내외 학술발표 성과 달성	[증빙 1] 1차년도 보고서_4.3장 [증빙 14] 국제 학술대회 발표 [증빙 16] 국제 학술대회 발표
		A-5	관광 서비스를 위한 이미지 분류체계 개발	• 관광사진 분류체계 개발. 관광사진 분석, 전문가 자문, 관광공사 보고서 등을 참고하여 지역적 특성에 맞게 75개 씬, 12개 카테고리로 관광사진 분류체계 개발 • 국내 학술대회 발표 및 특허 출원/등록	[증빙 1] 1차년도 보고서_5.2장 [증빙 8] KCI 논문 [증빙 9] KCI 논문 [증빙 19] 국내 학술대회 발표
B	딥러닝기반 이미지 분류모형 개발	B-1	Inception v3 모델을 재훈련하기 위한 훈련 데이터 셋 구축	• 씬별 훈련 데이터 셋을 300장씩 구축함. 훈련 데이터 셋은 플리커사진, 구글사진, 이미지 부분 확대등을 통해 대표 이미지를 확보함	[증빙 2] 2차년도 보고서_3.2장 [증빙 2] 2차년도 보고서_부록 8
		B-2	Inception v3 모델 재훈련	• 씬별 훈련 데이터 셋 확보, 하이퍼파라미터 셋팅, 데이터 오그멘테이션 기법 등을 통해 Inception V3 모델을 재훈련 함	[증빙 2] 2차년도 보고서 3.3장 [증빙 2] 2차년도 보고서_3.4장 [증빙 5] SCI 논문투고 [증빙 6] SCI 논문투고 [증빙 24] 국내 학술대회 발표
		B-3	재훈련 모델의 이미지 분류 정확도 평가	• 재훈련된 모델을 테스트데이타에 적용하여 top 1 분류정확도 85.77%, top 5분류 정확도 95.69%를 달성함. 이는 ImageNet data로 훈련된 Inception V3 모델의 top 1 분류정확도 82.7%, top 5분류 정확도 96.42% 에 버금가는 높은 정확도임	[증빙 2] 2차년도 보고서 3.4장 [증빙 3] 특허 출원 및 등록1 [증빙 5] SCI 논문투고 [증빙 6] SCI 논문투고 [증빙 24] 국내 학술대회 발표 [증빙 26] 국내 학술대회 발표
		B-4	평가 결과 반영하여 훈련 데이터 셋 보완 및 재훈련	• 훈련 데이터 셋 구축, 재훈련, 정확도 평가 과정을 반복하여 데이터셋을 보완함. 훈련 데이터 셋은 씬별 50장에서 시작하여 300장까지 증가시킴. 더이상 정확도가 증가하지 않아 300장을 기준으로 데이터오그멘테이션을 적용하여 정확도를 향상시킴	[증빙 2] 2차년도 보고서_3.2장 [증빙 2] 2차년도보고서_3.3장 [증빙 26] 국내 학술대회 발표
		B-5	지능형 관광 서비스를 위한 이미지 기반 인터렉티브 웹 사이트 설계 및 프로토타입 개발	• 연구 산출물의 효과적인 활용과 활용 가능성을 제시하기 위해 대한민국 방문 관광객의 관광 이미지 분석, 사진분석을 통한 사용자 선호기반 관광장소 추천, 이미지 기반 웹사이트 설계 및 프로토타입 개발을 함.	[증빙 2] 2차년도 보고서_4장

나. 양적 성과

구분			1년차		2년차		계			비고
			목표	건수	목표	건수	목표	건수	달성도(%)	
국외 논문 게재	SCI		0	0	2	2	2	2	80	(논문심사 중)
	비SCI		0	0	0	2	0	2	초과달성	(1건 게재 및 1건 심사 중)
	계		0	0	2	4	2	4	100	
국내 논문 게재	SCI		0	0	0	0	0	0	-	
	비SCI		2	2	0	2	2	4	초과달성	
	계		2	2	0	2	2	4	초과달성	
특허 출원	국내		1	0	0	2	1	2	초과달성	
	국외		0	0	0	0	0	0	-	
	계		1	0	0	2	1	2	초과달성	
특허 등록	국내		0	0	1	2	1	2	초과달성	
	국외		0	0	0	0	0	0	-	
	계		0	0	1	2	1	2	초과달성	
학술발표	국내		1	5	1	6	2	11	초과달성	
	국외		0	3	0	0	0	3	초과달성	
	계		1	8	1	6	2	14	초과달성	
인력 양성	석사		1	0	2	3	3	3	100	
	박사		0	0	0	0	0	0	-	
	계		1	0	2	3	3	3	100	
기술 이전	계약 건수		0	0	0	0	0	0	-	
	계약액		0	0	0	0	0	0	-	
	징수액		0	0	0	0	0	0	-	
국제 표준화	기고서 제출		0	0	0	0	0	0	-	
	기고서 채택		0	0	0	0	0	0	-	
	표준안 채택		0	0	0	0	0	0	-	
국내 표준화	기고서 제출		0	0	0	0	0	0	-	
	기고서 채택		0	0	0	0	0	0	-	
	표준안 채택		0	0	0	0	0	0	-	
등록 · 기탁 대상 성과물	보고서 원문		1	1	1	1	2	2	100	
	연구시설 · 장비		0	0	0	0	0	0	-	
	기술요약정보		0	0	0	0	0	0	-	
	생명자원	생명정보	0	0	0	0	0	0	-	
		생물자원	0	0	0	0	0	0	-	
		신품종	0	0	0	0	0	0	-	
	소프트웨어		0	0	0	0	0	0	-	
	화학물		0	0	0	0	0	0	-	
기타	시제품		0	0	0	0	0	0	-	
	성과 홍보	국외	0	0	0	0	0	0	-	
		국내	1	2	1	1	2	3	100	
	일자리 창출		0	0	0	0	0	0	-	

3-3. 목표 미달성 시 원인(사유) 및 차후대책 (후속연구의 필요성 등)

○ 2건의 sci 논문과 1건의 SCOPUS 논문에 대해 현재 심사 진행 중. 국제 학술지 특성상 논문심사 및 게재확정까지 많은 시간이 소요되어 이에 대한 고려가 필요함.

<table>
<tr><th></th><th>증빙서류</th></tr>
<tr><td>SCI
2건</td><td>
Tourism Management
Classifying tourists' photos and exploring tourists' destination image using a deep learning model
--Manuscript Draft--
<table>
<tr><td>Manuscript Number:</td><td></td></tr>
<tr><td>Article Type:</td><td>Research Paper</td></tr>
<tr><td>Keywords:</td><td>tourism photo classification; geo-tagged photo; Inception V3 model; transfer learning; deep learning model; convolutional neural network</td></tr>
<tr><td>Corresponding Author:</td><td>Youngok Kang, Ph.D
Ewha Womans University
Seoul, Seoul KOREA, REPUBLIC OF</td></tr>
<tr><td>First Author:</td><td>Nahye Cho, Ph. D</td></tr>
<tr><td>Order of Authors:</td><td>Nahye Cho, Ph. D</td></tr>
<tr><td></td><td>Youngok Kang, Ph.D</td></tr>
<tr><td></td><td>Jiyoung Yoon, masters student</td></tr>
<tr><td></td><td>Soyeon Kim, masters student</td></tr>
<tr><td></td><td>Jiyeon Kim, masters student</td></tr>
<tr><td>Abstract:</td><td>Abstract

As SNS (Social Network Service) usage is rapidly surging in our daily life, SNS data plays a crucial role in identifying ROA (Region of Attraction) and analyzing TDI (Tourist Destination Image). In recent years, the computer vision technology is just beginning to be applied in the tourism field through the transfer learning of a deep learning architecture. However, the pre-trained models have limitations of properly classifying the photos with the unique landscape or specific elements of the tourism destination. With the purpose of going beyond these limitations, we created a tourism photo classification that reflects regional characteristics and developed a deep learning model to classify photos according to this classification. Through the analysis of 168,216 Flickr photos posted by tourists within the range of Korea, we can identify major ROAs, excavate the attractive factors by ROA, and analyze tourists' preferred images by continents.</td></tr>
</table>

Dear Dr. Kang,

Thank you very much for uploading the following manuscript to the MDPI submission system. One of our editors will be in touch with you soon.

Journal name: ISPRS International Journal of Geo-Information
Manuscript ID: ijgi-1077339
Type of manuscript: Article
Title: Transfer Learning of a Deep Learning Model for Exploring Tourists' Urban Image Using Geotagged Photos
Authors: Youngok Kang *, Nahye Cho *, Jiyoung Yoon, Soyeon Park, Jiyeon Kim
Received: 30 December 2020
E-mails: ykang@ewha.ac.kr, cho.nahye@gmail.com, hoiholo77@gmail.com, soy8147@gmail.com, pbmejy@gmail.com
Geospatial Artificial Intelligence
https://www.mdpi.com/journal/ijgi/special_issues/geo_ai

You can follow progress of your manuscript at the following link (login required):
https://susy.mdpi.com/user/manuscripts/review_info/7781835ca8203e3bd1ff9c85dfe22b64

The following points were confirmed during submission:

1. IJGI is an open access journal with publishing fees of 1000 CHF for an accepted paper (see https://www.mdpi.com/about/apc/ for details). This manuscript, if accepted, will be published under an open access Creative Commons CC BY license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/), and I agree to pay the Article Processing Charges as described on the journal webpage (https://www.mdpi.com/journal/ijgi/apc). See https://www.mdpi.com/about/openaccess for more information about open access publishing.

Please note that you may be entitled to a discount if you have previously received a discount code or if your institute is participating in the MDPI Institutional Open Access Program (IOAP), for more information see https://www.mdpi.com/about/ioap. If you have been granted any other special discounts for your submission, please contact the IJGI editorial office.

2. I understand that:

a. If previously published material is reproduced in my manuscript, I will provide proof that I have obtained the necessary copyright permission. (Please refer to the Rights & Permissions website: https://www.mdpi.com/authors/rights).

b. My manuscript is submitted on the understanding that it has not been published in or submitted to another peer-reviewed journal. Exceptions to this rule are papers containing material disclosed at conferences. I confirm that I will inform the journal editorial office if this is the case for my manuscript. I confirm that all authors are familiar with and agree with submission of the contents of the manuscript. The journal editorial office reserves the right to contact all authors to confirm this in case of doubt. I will provide email addresses for all authors and an institutional e-mail address for at least one of the co-authors, and specify the name, address and e-mail for invoicing purposes.
</td></tr>
<tr><td>SCO
PUS
1건</td><td>
Spatial Information Research
Mining tourists' destinations and preferences based on LSTM-based text classification and spatial clustering using Flickr data
--Manuscript Draft--
<table>
<tr><td>Manuscript Number:</td><td></td></tr>
<tr><td>Full Title:</td><td>Mining tourists' destinations and preferences based on LSTM-based text classification and spatial clustering using Flickr data</td></tr>
<tr><td>Article Type:</td><td>Original Paper</td></tr>
<tr><td>Funding Information:</td><td>Ministry of Land, Infrastructure and Transport (20CTAP-C151888-02)
Prof Young Ok Kang</td></tr>
<tr><td>Abstract:</td><td>Recently, a large volume of data related SNS is being produced as mobile devices are evolved and SNS is being used ubiquitously. People usually refer to social media when choosing tourist destinations and deciding on tourism activities. Flickr data has been widely utilized in the study of tourism. However, existing studies have limitations in covering the characteristics of tourism activities. We applied LSTM-based deep learning model to classify Flickr text data and derive region of attractions(ROA) of each tourism category by spatial clustering, and identified attractive factors for each ROA. The results showed that nine tourism categories were derived and the attractive factors for each ROA were different for each of tourism categories. This study is significant in that it is possible to analyze tourists' preferences in detail by combining deep learning-based text classification and spatial analysis. In addition, framework and findings proposed in this study can be applied in other urban studies as well as tourism management.Recently, a large volume of data related SNS is being produced as mobile devices are evolved and SNS is being used ubiquitously. People usually refer to social media when choosing tourist destinations and deciding on tourism activities. Flickr data has been widely utilized in the study of tourism. However, existing studies have limitations in covering the characteristics of tourism activities. We applied LSTM-based deep learning model to classify Flickr text data and derive region of attractions(ROA) of each tourism category by spatial clustering, and identified attractive factors for each ROA. The results showed that nine tourism categories were derived and the attractive factors for each ROA were different for each of tourism categories. This study is significant in that it is possible to analyze tourists' preferences in detail by combining deep learning-based text classification and spatial analysis. In addition, framework and findings proposed in this study can be applied in other urban studies as well as tourism management.</td></tr>
<tr><td>Corresponding Author:</td><td>Young Ok Kang, Ph. D
Ewha Womans University
KOREA, REPUBLIC OF</td></tr>
<tr><td>Corresponding Author Secondary Information:</td><td></td></tr>
<tr><td>Corresponding Author's Institution:</td><td>Ewha Womans University</td></tr>
</table>
</td></tr>
</table>

4. 연구개발성과의 활용 계획

4-1. 연구개발성과의 활용 방안

핵심성과	활용계획	실용화 계획
관광분야 이미지 분류체계 개발	• 실제 관광 활동에서 발생한 이미지 데이터를 분석함으로써 구축된 분류체계이기 때문에, 관광사진 분류체계는 한국관광공사의 외래관광객 실태조사 등 각종 외국인의 관광 이미지 조사 시 활용 가능	• 외래관광객 실태조사 및 각종 외국인의 관광 이미지 분석에 사용할 수 있도록 관광사진 분류체계를 공개하고, 지자체 등의 기관이 해당 카테고리를 사용할 수 있도록 상용화하기 위한 노력
딥러닝기반 이미지 분류모형 개발	• 본 연구에서 개발한 관광사진 분류체계 및 재훈련 모델을 통해 기존에 발견하지 못한 데이터 기반의 관광객 선호 및 특성을 발견할 수 있으며, 이는 실제적으로 중앙정부차원에서 관광객 선호에 기반한 관광정책 수립 및 관광마케팅에 활용될 수 있음. • 중앙정부차원에서 관광객 선호 및 특성에 기반한 관광정책 수립 및 관광마케팅에 활용 • 지방자치단체 차원에서도 관광객의 선호에 기반한 관광 상품 개발에 활용 • 관광 분야에서 인공지능 기술을 접목한 초석 연구로써 향후 이러한 학제간 융합의 비즈니스 모델로 활용 가능함. • 관광영역에서는 관광사진을 어떻게 분석할 수 있는지의 구체적인 사례 학습을 통해 관광객이 선호하는 장소/이미지 분석, 관광객 출신지별 선호 이미지 차이에 기반한 마케팅, 사용자 선호기반의 관광장소 추천 등 실질적인 용도로 활용 가능함.	• 중앙정부 및 지방자치단체 차원에서 관광객 선호 및 특성에 기반한 관광정책을 수립하고 관광마케팅에 딥러닝 기반 이미지 분류모형을 활용할 수 있도록 추진 • 도시 및 지역연구에서 딥러닝 모델 재훈련 시 기술적 참고자료로 활용이 가능하도록 딥러닝 모델의 재훈련 과정을 기술한 보고서 공개 및 소스코드를 공개함. • 지능형 장소기반 관광 서비스를 제공하는 GUI 기반의 인터렉티브한 웹사이트의 프로토타입을 구현함으로써 실제 본 연구에서 개발한 지능형 장소기반 관광서비스 제공

4-2. 기대효과

가. 기술적 측면

- 관광영역에 AI기술을 융합·활용하는 계기를 만들 수 있음. 관광영역 특히 여행추천은 AI기술 도입의 효과가 높을 것으로 기대되는 분야이지만 국내에서 관광부분에 AI기술 접목은 매우 미약함. 본 연구를 통해 관광분야에도 빅데이터, 공간정보, AI기술이 접목된 영역으로 고도화할 수 있을 것으로 기대됨.

- 본 연구에서 개발한 Inception v3모델의 재훈련 및 이와 관련된 소스코드 공개는 다양한 영역에서 AI기술을 쉽게 응용하고, 활용할 수 있는 계기를 만들 것으로 기대됨.

- Inception-V3 모델 아키텍처를 fine-tuning하여 여행사진 분석에 효과적인 모델을 만들었으며, 분류 정확도는 top1 accuracy 85.77%, top5 accuracy 95.69%로 상대적으로 성능이 좋은 모델을 개발함. 이는 기존에 데이터 분석에 있어 의미있게 사용되지 못했던 사진 데이터를 활용할 수 있게 함.

나. 경제적 측면

- 중앙정부차원에서 관광정책 수립을 위해 수행해왔던 설문조사를 일정부분은 SNS데이타로 대체하면서 관광객의 선호도 및 관광활동 분석에 소요되는 시간과 비용을 줄일 수 있을것으로 기대됨. 또한 관광객 선호에 근거한 관광마케팅으로 중앙정부나 지자체의 관련부서에서 정책을 고도화하고 관광산업을 지능화하는 계기를 만들 것으로 보임.

- 마케팅분야에서 이미지검색에 기초한 다양한 마케팅이새로운 비즈니스모델로 부각되는것처럼 관광영역에서도 관광객이 게시한 사진을 기반으로 선호를 분석하고 추천하는 비즈니스가 가능할 것으로 기대됨.

다. 사회문화적 측면

- 관광영역에서 SNS 데이터의 중요성은 인지가 되고 있으나 그 활용은 매우 미약하였음. 본 연구를 통해 관광영역에서 SNS 데이터를 보다 구체적이고 효율적으로 활용할 수 있는 방안을 제시함으로써 지능형 장소기반 관광서비스의 가능성을 확대함.

- 본 연구에서 개발한 이미지 분류모형 및 분석 기법은 향후 한국에서 사용자 비중이 더 큰 인스타그램, 페이스북 등의 타 SNS 데이터에도 응용하여 활용할 수 있으며, 데이터 확장에 따른 보다 넓은 범위의 표본 데이터 획득을 통해 SNS 데이터의 좁은 사용자 범위에 대한 한계점을 극복할 수 있음.

- 관광이라는 인문적 소양과 AI 기술이라는 과학적 소양을 갖춘 융합적 인재양성 계기를 마련함.

붙임. 참고문헌

강영옥, 조나혜, 이주윤, 윤지영, & 이혜진. (2019). 경험적 모델과 머신러닝 기법을 활용한 SNS 사용자 분류방법 비교: 플리커 데이터의 관광객 분류방법. 대한공간정보학회지, 27(4), 29-37.

박석희, & 박상곤. (2005). 수요자 관점에서 본 한국관광통계의 품질평가. 여가관광연구, 8, 1-21.

조나혜, 강영옥, 윤지영, & 박소연. (2019). 지능형 관광 서비스를 위한 관광 사진 분류체계 개발. 한국지도학회지, 19(3), 87-101.

Aggarwal, C. C. (2016). Recommender Systems. Cham: Springer International Publishing.

Allen, R. B. (1990). User models: theory, method, and practice. International Journal of man-machine Studies, 32(5), 511-543.

Donaire, J. A., Camprubí, R., & Galí, N. (2014). Tourist clusters from Flickr travel photography. Tourism management perspectives, 11, 26-33.

Ester, M., Kriegel, H. P., Sander, J., & Xu, X. (1996, August). A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In Kdd (Vol. 96, No. 34, pp. 226-231).

Flickr : http://flickr.com/

Géron, A. (2017). Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, tools, and techniques to build intelligent systems. O'Reilly Media.

Gu, Y., & Leroy, G. (2019). Mechanisms for Automatic Training Data Labeling for Machine Learning.

Gunawardana, A., & Shani, G. (2009). A survey of accuracy evaluation metrics of recommendation tasks. Journal of Machine Learning Research, 10(12).

He, K., Zhang, X., Ren, S. and Sun, J., 2016. Deep residual learning for image recognition. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 770-778).

Kodinariya, T. M., & Makwana, P. R. (2013). Review on determining number of Cluster in K-Means Clustering. International Journal, 1(6), 90-95.

Krizhevsky, A., Sutskever, I. and Hinton, G.E., 2012. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In Advances in neural information processing systems (pp. 1097-1105).

LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. nature, 521(7553), 436-444.

MacQueen, J. (1967, June). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability (Vol. 1, No. 14, pp. 281-297).

Pan, S. J., & Yang, Q. (2009). A survey on transfer learning. IEEE Transactions on knowledge and data engineering,

22(10), 1345-1359.

Park, J., Yoon, H., Kwon, H., Jeong, W. & Park, J. (2012). Geovisualization of City Image: Focusing on the Evaluatio n of Representative Image Components of Seoul, Seoul Studies, The Seoul Institute. 13(1), 167-180.

Parra-Lopez, E., & Bulchand-Gidumal, J. Gutierrez-TanoD., & Diaz-Armas, R. (2011). Intentions to use social media in organizing and taking vacation trips. Computers in Human Behavior, 27, 650-654.

Rawat, W. and Wang, Z., 2017. Deep convolutional neural networks for image classification: A comprehensive revie w. Neural computation, 29(9), pp.2352-2449.

Rousseeuw, P. J. (1987). Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. Journal of computational and applied mathematics, 20, 53-65.

Saito, N., Ogawa, T., Asamizu, S., & Haseyama, M. (2018, June). Tourism category classification on image sharing services through estimation of existence of reliable results. In Proceedings of the 2018 ACM on International Conference on Multimedia Retrieval (pp. 493-496). ACM.

Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J., & Riedl, J. (2000). Application of dimensionality reduction in recommender syst em-a case study. Minnesota Univ Minneapolis Dept of Computer Science.

Schubert, E., Sander, J., Ester, M., Kriegel, H. P., & Xu, X. (2017). DBSCAN revisited, revisited: why and how you should (still) use DBSCAN. ACM Transactions on Database Systems (TODS), 42(3), 1-21.

Silverman, B. W. (1986). Density estimation for statistics and data analysis (Vol. 26). CRC press.

Simonyan, K. and Zisserman, A., 2014. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. arXiv preprint arXiv:1409.1556.

Triguero, I., García, S., & Herrera, F. (2015). Self-labeled techniques for semi-supervised learning: taxonomy, softw are and empirical study. Knowledge and Information systems, 42(2), 245-284.

Voulodimos, A., Doulamis, N., Doulamis, A., & Protopapadakis, E. (2018). Deep learning for computer vision: A brief review. Computational intelligence and neuroscience, 2018.

Wagstaff, K., Cardie, C., Rogers, S., & Schrödl, S. (2001, June). Constrained k-means clustering with background knowledge. In Icml (Vol. 1, pp. 577-584).

Zhao, Z. D., & Shang, M. S. (2010, January). User-based collaborative-filtering recommendation algorithms on hado op. In 2010 Third International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (pp. 478-481). IEEE.

주 의

1. 이 보고서는 국토교통부에서 시행한 국토교통기술촉진연구사업의 연구보고서입니다.

2. 이 보고서 내용을 발표하는 때에는 반드시 국토교통부에서 시행한 국토교통기술촉진연구사업사업의 연구결과임을 밝혀야 합니다.

3. 국가과학기술 기밀 유지에 필요한 내용은 대외적으로 발표 또는 공개하여서는 안 됩니다.