

국내 위치기반 소셜 네트워크(Location Based Social Network) 데이터의 공간분포*

홍일영**

Spatial Distribution of LBSN (Location Based Social Network) Data in Korea*

Ilyoung Hong**

요약 : 본 연구에서는 국내 위치기반소셜 네트워크(LBSN)의 공간분포 특징을 분석하였다. LBSN에서 발생하는 정보의 특징은 사용자들이 작성한 콘텐츠가 지역과 밀접한 관계를 갖는 내용이기때 해당 지역이 갖는 특징들을 반영하고 있다는 점이다. 본 연구에서는 가장 대표적인 서비스인 포스퀘어를 사례로 메뉴와 팁에 관한 정보를 수집하여 데이터의 지역 간의 특징 및 차이를 분석하였다. LBSN자료의 정량적인 특징인 메뉴 및 팁의 수와 함께 정성적인 특징인 메뉴의 범주, 팁의 콘텐츠에 대한 정성적인 분석을 통해 지역별로 나타나는 콘텐츠의 특징을 분석하였다. 분석결과 도시지역을 대표하는 서울특별시와 관광지역인 제주도에 있어, 메뉴의 범주와 팁 텍스트의 질적인 특징들을 확인할 수 있었다.

주요어 : 위치기반 소셜 네트워크, 포스퀘어, 공간분포

Abstract : In this study, the spatial distribution of Location Based Social Network data in Korea is analyzed. The key feature of LBSN data is that the contents, which are created by users, are tightly related to the regional features where the venues belong to. The Foursquare data are analyzed as a case study and the information of venues and tips are collected and analyzed to identify the regional features. The quantitative aspects of LBSN data such as number of venues and tips are analyzed with statistical methods. As a result, the urban city, Seoul and tourism place Jeju are the places that have highest number of venues and tips and the quantitative differences are clarified using text analysis method.

Key Words : LBSN (Location Based Social Network), Foursquare, Spatial distribution

I. 서론

최근 스마트폰이 대중화되고 다양한 센서들이 증가하면서 디지털 정보가 급속하게 증가하고 있다. 특히, 트위터를 비롯한 소셜미디어의 이용이 증가하면서 관련한 데이터 및 정보에 대한 분석은 중요한 연구주제가 되고 있다(박재희·강영욱, 2014; 신정엽, 2014; 구지용, 2015). 소셜미디어의 정보들은 오픈API (Application Programming Interface)를 통한 접

근이 가능하기에 인플루엔자 예보나, 재난대비, 마이크로 마케팅 등의 활용사례들이 나타나고 있으며, 사람간의 관계 속에 생성되는 비정형 빅데이터로서 사회이슈나 트렌드를 분석하기 위해 주로 이용되고 있다(Ellison *et al.*, 2007; Anne *et al.*, 2009; Kwak, 2010).

소셜 빅데이터의 가치는 대중의 의견이 반영된 정보라는 점에 있다. 소셜 빅데이터 분석은 사회에 대한 이해, 트렌드 감지를 목적으로 하고 대중의 관심도를 주요 검색어 혹은 트

*이 논문은 2014년 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2014S1A5A2A01013671).

**남서울대학교 GIS공학과 조교수(Assistant Professor, Department of GIS Engineering, Namseoul University, ilyoung.hong@nsu.ac.kr)

윗 텍스트의 패턴을 통해 분석한다(Lampos *et al.*, 2013). 한편, 스마트폰에서 작성된 소셜 미디어의 데이터는 기기에 장착된 GPS (Global Positioning System)로 측정된 위치정보를 함께 포함하고 있기에 사용자가 작성한 콘텐츠에 대한 공간적 분포 패턴에 대한 분석이 가능하다(장래영 등, 2010). 이러한 위치정보를 포함한 소셜 미디어의 데이터를 지오소셜 데이터(Geosocial Data)라고 하며, 위치정보를 갖는 트윗 정보인 지오투잇이나 위치기반 소셜 서비스(Location Based Social Network)인 포스퀘어, 페이스북의 플레이스는 가장 대표적인 사례들이라고 할 수 있다(Bao *et al.*, 2012).

지오투잇된 SNS데이터에 대한 분석들은 주로 데이터가 갖고 있는 공간적 특징에 관심을 두고 있는데, 특히 지오투잇(GeoTweet)에 관한 연구들은 트위터가 발생한 위치 값들을 점형자료로 이용하여 정량화한 값과 지역의 인구사회학적 특징과의 관계에 대한 분석이 주를 이루고 있다(홍일영, 2015; Li *et al.*, 2013). 트위터 콘텐츠의 경우, 지역에 대한 내용 보다는 일반적인 다양한 주제들을 포괄하는 경우가 많기 때문에 트윗에 내용을 가지고 지역적인 특징을 논의하기에는 많은 어려움이 있다. 한편, 일상적인 다양한 주제를 포함하는 트윗 콘텐츠와 달리 위치기반 서비스의 데이터는 자신이 방문한 장소에 관한 것들이 주를 이루게 된다. 대표적인 사례인 포스퀘어의 경우 사용자들이 생성하는 데이터로서 장소에 대한 정보인 베뉴와 베뉴에 대한 사용자들의 의견인 팁의 두 가지 종류가 있는데 이들은 모두 지역적인 특징을 고려하여 작성된 특징을 갖고 있다(Ferrari *et al.*, 2011).

지금까지 지오투잇을 비롯한 소셜 미디어에 대한 분석에 있어서, 공간분석은 트윗 데이터가 발생한 위치를 공간데이터로 사용하여 공간분포의 특징을 파악하는 데 적용되어왔다. 이러한 연구들은 정보발생량에 초점을 두어 분석하는 것이 주를 이루었으며, 콘텐츠가 갖는 지역적인 차이점에 대한 분석은 이루어지지 못하였다. 그러나 장소에 대한 LBSN 정보는 지역에 관한 콘텐츠라는 점에서 지역적인 특징을 반영하고 있다. 본 연구에서는 LBSN 데이터가 갖는 지역적인 특징에 대한 공간분석을 수행하였다. 가장 대표적인 LBSN이라고 할 수 있는 포스퀘어의 베뉴에 대한 정보를 수집하여 지역 간의 특징을 비교하였다. 본 연구는 LBSN 자료를 이용하여 정량적인 분석과 함께 콘텐츠의 범주, 텍스트의 특성에 대한 자료를 활용하여 지역의 특징을 분석했다는 점에서 기존 연구와의 차이점을 갖는다.

II. 관련연구

LBSN은 트위터나 페이스북과 같은 인터넷 소셜 미디어의 하나인데, 사용자들이 특정 장소를 중심으로 콘텐츠를 작성하거나 정보를 교환한다는 점에서 기존의 소셜 미디어와 가장 큰 차이점을 갖는다(신인지, 2012; 한지숙, 2012). 가장 대표적인 LBSN이라고 할 수 있는 포스퀘어의 경우 베뉴라는 사용자들이 즐겨 찾는 장소를 중심으로 위치정보를 공유하는데 장소를 방문했을 때 “체크인”이라는 행동을 통해 자신의 네트워크 사용자와 위치정보를 공유한다. 인터넷을 활용할 수 있는 PC와 스마트폰 모두에서 콘텐츠를 작성할 수 있는 트위터와 같은 소셜 네트워크와 달리 포스퀘어는 현재의 위치정보를 얻어 올 수 있는 GPS가 기본으로 탑재된 스마트폰에서만 특정 장소에 대한 정보 작성이 가능하다. 이러한 특징은 위치기반 서비스를 제공하는 스마트폰의 장점을 활용한 것이라고 할 수 있다. 포스퀘어는 이러한 위치 접근의 특징을 이용하여 게임적인 요소를 가미하였는데, 특정 베뉴에 체크인을 자주하는 경우 베뉴에 대한 메이어쉽(Mayorship)을 부여하고, 체크인 활동에 대한 스티커를 제공함으로써, 사용자들이 적극적인 체크인과 같은 참여를 유도하고 있다(Lindqvist *et al.*, 2011). 다음의 표 1은 포스퀘어에서 사용하는 주요 용어들에 대한 설명으로서 적극적인 사용자 참여를 유도하기 위한 특징들을 확인할 수 있다.

사용자의 체크인이라는 활동이 자신의 위치에 대한 정보를 공유하는 소극적인 행위라고 한다면, 사용자들은 특정 베뉴에 대해서 자신의 견해를 코멘트 형식으로 남기게 되는데 이것을 팁(Tip)이라고 한다. 사용자들이 활동하는 장소인 베뉴

표 1. 포스퀘어 주요 용어

용어	의미
베뉴 (Venues)	사용자들이 즐겨 찾는 장소로서, 친구들 간에 공유하는 위치
체크인 (Check-in)	베뉴에 방문했음을 알려주는 행위
팁(Tips)	특정 베뉴를 설명하는 일종의 코멘트 형식의 단문
메이어쉽 (Mayership)	특정 베뉴를 자주 방문하는 사람에게 부여하는 지위
슈퍼유저 (Superuser)	체크인, 베뉴, 팁과 같은 포스퀘어 서비스를 자주 생성하는 사용자에게 부여하는 지위
벳지 (Badge)	여러 다양한 장소를 자주 체크인하는 사용자들에게 부여하는 일종의 아이템

출처: foursquare.com

에 대해서 포스퀘어는 총 10가지의 범주를 제공하고 있는데 10가지의 범주와 그 사례는 다음의 표 2와 같다. 메뉴는 식당, 공원, 등 모든 종류의 장소들이 대상이 되는 데, 사용자들이 가장 많이 사용하는 상업적인 장소인 식당, 커피, 상점 등에 대한 체크인과 팁 정보는 상점을 운영하는 사람들에게 있어 자신의 비즈니스를 홍보할 수 있는 마케팅의 수단이 될 수도 있다.

LBSN사용자들은 개방된 API를 이용하여서 자신이 체크인 한 장소와 장소에 대한 팁을 외부의 트위터 혹은 페이스북과 같은 서비스에 연계하여 공유할 수도 있다. 기존에 모바일 통신 네트워크에 기록된 개인의 위치정보의 경우 해당 통신사를 통해서만 위치정보에 대한 접근이 가능했던 것과는 달리 포스퀘어를 비롯한 대다수의 소셜 미디어들은 API를 통한 정보의 접근을 개방하여 다양한 응용서비스와 연구를 가능하게 하고 있다(Ratti *et al.*, 2007). 포스퀘어의 모든 메뉴에 대한 정보는 API를 통해 접근이 가능하며, 사용자들의 체크인을 통해 발생한 위치정보 또한 해당사용자의 동의하에 접근이 가능하다. 포스퀘어의 메뉴와 팁과 같은 데이터들은 사용자들이 직접 만든 정보이면서 특별한 제약 없이 사용자들과의 공유가 가능하다. 이러한 점에서 LBSN 데이터 역시 사용자 참여 혹은 사용자 중심의 공간정보(Volunteered Geographic Information)라고 할 수 있다(Goodchild, 2007). 포스퀘어와 같은 LBSN 데이터는 메뉴라는 지리적인 장소의 특징과, 메뉴에 대한 부가정보인 팁이라는 콘텐츠, 그리고 메뉴라는 장소를 매개로 이루어지는 소셜 네트워크로 구분할 수 있다. Gao and Liu(2014)는 이러한 세 가지의 특징과 함께 타임라

인을 포함하여 “3+1”의 프레임워크로 LBSN의 특징을 설명하였다.

LBSN에 관한 연구들은 장소에 대한 메뉴에 대한 정보를 수집하여 분석하는 연구와 메뉴를 중심으로 이루어지는 사용자들의 체크인 및 사용자들이 작성한 콘텐츠의 특징에 대한 것으로 구분할 수 있다(Cheng, 2011; Cho *et al.*, 2011; Allamanis *et al.*, 2012; Li *et al.*, 2013). 이들은 전 세계에 걸쳐 수천만 건에 이르는 메뉴와 사용자들의 체크인 정보들을 수집하여 메뉴의 특징에 대한 통계적인 분석을 하였다. 한편, Noulas (2011)는 포스퀘어를 사용하는 사용자들의 행태에 대한 연구를 하였는데 약 700,000 포스퀘어 사용자들을 대상으로 100일 기간 동안 사용자들 언제 체크인을 하는지 혹은 주요 사용하는 시간과 공간적 패턴에 대한 연구를 하였다. Hong (2015)은 LBSN 데이터의 지리적인 분포특징 및 인구센서스의 연관성에 대한 분석을 하였다. 이러한 연구들은 지오트윅과 같은 소셜 미디어에 대한 지리학의 분석방식을 LBSN데이터에 적용한 연구라고 할 수 있다.

III. 국내 LBSN 데이터의 공간 분포

1. 분석 자료 및 분석방법

포스퀘어에서는 사용자들이 작성한 메뉴, 팁, 그리고 사용자들에 대한 정보에 대하여 API를 통한 접근을 제공하고 있다. 포스퀘어 API의 접근은 다양한 프로그래밍 언어가 가능하

표 2. 포스퀘어 메뉴의 종류와 특징

코드	범주	주요특징
C1	예술과 오락(Arts & Entertainment)	화랑, 미술관, 박물관, 음악공연장, 스포츠 경기장 등과 같이 예술 및 오락의 장소
C2	대학(College & University)	강당, 서점, 구대식당, 연구실 등 대학관련 시설
C3	이벤트(Event)	컨퍼런스, 컨벤션, 페스티벌, 퍼레이드 등의 행사 장소
C4	음식(Food)	미국, 아시아, 중국 등 각종 국가들의 음식 관련 식당, 커피숍
C5	유흥가(Nightlife Spot)	바, 라운지, 나이트클럽, 주점 등의 유흥가
C6	공원 및 레크리에이션(Outdoors & Recreation)	골프코스, 테니스 등의 운동시설, 놀이공원, 하이킹, 공원 등의 야외 레크리에이션 장소
C7	전문 및 기타 장소(Professional & Other Places)	회의실, 사무실, 건물, 정부 및 공공 기관, 초·중·고등학교 등을 포함
C8	거주지(Residence)	집, 거주 건물 등의 개인적인 공간
C9	상점 및 서비스(Shop & Service)	의류, 액세서리 등의 상점 및 미용, 자동차, 은행 등 각종 서비스 장소
C10	교통 및 여행(Travel & Transport)	버스정류장, 고속도로, 항공, 기차, 호텔, 모텔 등 여행관련 장소

출처: Foursquare category tree

며, 본 연구에서는 파이썬을 이용하였다. 파이썬에서는 포스퀘어 API 사용을 위한 포스퀘어 라이브러리(<https://pypi.python.org/pypi/foursquare>)를 이용하여 수집하였다. API를 통해 얻을 수 있는 정보로는 메뉴, 사용자 관계, 팁, 체크인 이력 등을 라이브러리를 활용한 프로그램을 통하여 수집할 수 있다. 다음의 그림 1은 메뉴의 팁에 관한 접근하는 프로그램의 일부를 보여주고 있다.

검색한 메뉴에는 메뉴와 관련한 메뉴의 속성정보와, 메뉴에 대해 사용자들이 남긴 텍스트 정보인 팁에 관한 정보들을 수집할 수 있다. 메뉴의 속성으로는 메뉴이름, 메뉴 생성날짜, 메뉴의 범주정보, 주소 및 위치정보, 메뉴와 관련된 통계값(체크인수, 체크인 사용자수) 및 메뉴에 남긴 메뉴 팁의 정보 등이 있다. 이 중 메뉴의 명칭과 메뉴의 범주 정보는 메뉴의 특징을 구분하는 중요한 정보로서 메뉴의 범주는 3단계로 나누어 대, 중, 소의 세가지 범주로 구분하여 정보를 저장하여 메뉴의 특징을 구분한다. 메뉴 체크인은 포스퀘어는 메뉴에 방문했다는 흔적으로 체크인기능을 제공하는 정보로서 체크인

을 통해 사용자는 자신의 친구들과 체크인 정보를 공유한다. 체크인의 빈도가 높다는 것은 많은 사람들의 방문을 의미하며 지역에서 잘 알려진 장소임을 의미한다. 메뉴의 팁 정보는 해당 장소와 관련한 볼거리, 먹거리 등과 같은 사용자들의 의견이 담겨있다. 포스퀘어 사용자들은 메뉴에 팁을 남기고, 체크인을 하는 두 가지 방식으로 메뉴에 대한 관심 정보를 남기게 된다. 많은 수의 체크인은 메뉴의 대중성과 많은 사람의 방문을 의미하며, 많은 팁은 메뉴를 다른 사람과 공유하고 싶은 의도 및 관심을 의미한다. 포스퀘어를 사제로 하는 데이터 수집은 포스퀘어 검색 API 중 팁에 대한 검색방식을 이용하여 메뉴에 대한 정보와 팁에 대한 정보를 수집하였다.

다음의 그림 2는 연구의 흐름과 분석의 과정을 요약한 것으로, 파이썬 프로그램으로 수집한 텍스트 정보를 GIS자료로 변환한 후, GIS소프트웨어를 이용한 지도제작, 통계분석 및 텍스트 분석의 과정의 단계로 구성되어 있다. 포스퀘어의 정보는 사용자들이 체크인하는 장소인 메뉴에 대한 정보과 메뉴에 대하여 사용자들의 의견을 남긴 팁 정보로 구분할 수 있

```

7% kor1.py - F:\4sq#\kor1.py
File Edit Format Run Options Windows Help

llong = minX
radius = '500'

while llat < maxY:
    while llong < maxX:
        print llong
        venues = client.venues.search(params={'ll': str(llat)+' '+str(llong), 'radius': radius})
        #print type(venues)
        n = len(venues['venues'])
        totnum = totnum + n
        saveThis = ''
        if n > 0:
            for i in range(n):
                f =venues['venues'][i]
                _decode_dict(f)
                #print f
                id1 = f['id']
                n = f['name']
                loc = str(f['location']['lat']) + ' ' + str(f['location']['lng'])
                chk = f['stats']['checkinsCount']
                userCnt = f['stats']['usersCount']
    
```

그림 1. 포스퀘어 API를 이용한 파이썬 프로그램

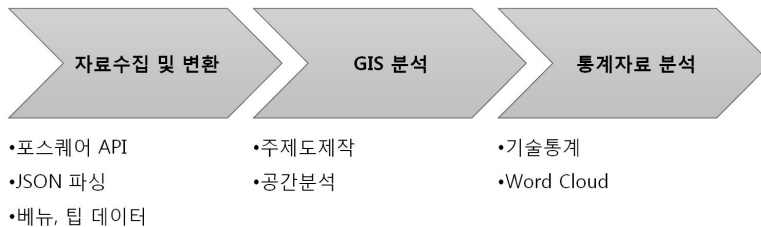


그림 2. 연구 과정

으며, 이들 정보는 모두 경위도의 좌표값을 포함하고 있다. 본 연구에서는 포스퀘어 서비스가 시작된 2009년부터 2015년 7월 6일 시점까지 작성된 메뉴와 트윗에 대한 데이터를 수집하여 분석하였다.

그림 3의 내용에서와 같이 포스퀘어의 검색 API는 특정 장소를 중심으로 메뉴 및 팁에 대한 검색이 가능하지만, 특정 장소에서 수집할 수 있는 자료의 수에 제한을 두고 있다. 이러한 점을 고려하여 자료수집에 있어서 메뉴가 밀집한 도시지역은 300 m 단위의 검색 범위로 좀 더 상세하게 자료를 수집하고 그 이외의 지역은 1 Km의 검색 범위를 적용하여 데이터를 수집하였다. 검색 프로그램을 이용하여 총 370,732건의 메뉴정보와 137,190 건의 팁의 정보를 수집하여 분석에 이용하였다.

수집한 팁 텍스트들에 대한 분석은 워드클라우드를 통해 해당 지역의 주요 키워드들을 시각화하는 방식으로 분석하였다. Wordle (<http://www.wordle.net>)과 같은 대표적인 워드클라우드 제작서비스들의 경우, 한글에 대한 처리에 있어서 조사나 감탄사, 동사들에 대해 처리기능이 부족하여 주요 키워드인 명사들에 대한 분석에 있어서 어려움이 있다.

이러한 문제점을 보완하기 위해 팁 텍스트들에 포함된 주요 명사들에 대한 분석은 파이썬 한국어 NLP (Natural Language Processing, 자연어처리) 패키지인 KoNLPy를 사용하였다. KoNLPy 패키지는 한국어의 형태소를 분석하여 품사별 태깅 기능을 제공하기에 주요 키워드에 해당하는 명사들을 대상으로 하는 분석기능을 제공한다(Park and Cho, 2014). KoNLPy를 통해 분석한 결과에 대한 워드클라우드 생성에는 pytagcloud 패키지를 이용하였다.

2. 분석결과

포스퀘어 메뉴의 시군구별 공간분포는 다음의 그림 4를 통해 확인할 수 있다. 메뉴는 일종의 POI (Point of Interests) 특성을 갖기에 서울을 비롯한 대도시 지역에서 높은 분포비율을 확인할 수 있다. 시군구별로는 서울의 강남, 송파, 서초구 등의 도심지역과 제주도와 같은 관광지에서 높은 빈도수를 보여주고 있다. 표 3은 수집한 메뉴를 범주별로 그리고 메뉴의 속성에 따라 정리한 통계를 보여주고 있다. 10가지의 메뉴

```
https://api.foursquare.com/v2/ tips/search?ll=40.7,-74
venues = client.venues.search(params={'ll': str(llat)+' '+str(llong), 'radius': radius})
```

그림 3. 포스퀘어 메뉴 검색 API

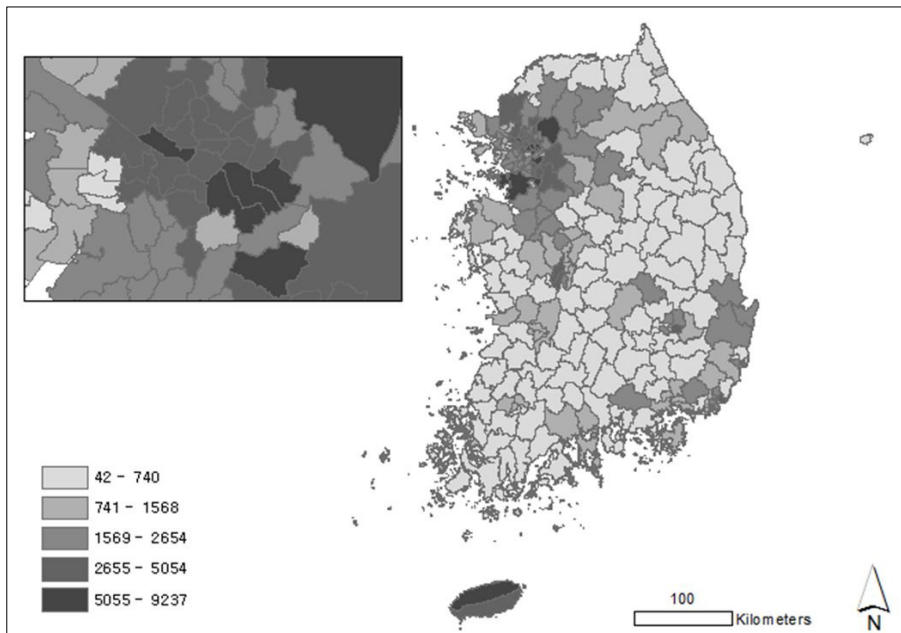


그림 4. 포스퀘어 메뉴의 공간분포

범주 중 가장 많은 비중을 차지하고 있는 것은 음식(C4) 38.9%, 전문장소(C7) 15.5% 순으로 나타났다. 한편, 메뉴의 사용자들의 방문 횟수를 의미하는 체크인의 합계에서는 대학(C2), 여행지(C10) 등이 가장 높게 나타났고, 방문자의 수에서는 예술(C1), 여행지(C10), 그리고 가장 적극적인 사용자 활동이라고 할 수 있는 팁의 수에 있어서는 음식(C4), 여행지(C10) 등이 높은 빈도수를 나타내고 있다. 대학과 여행지는 비록 다른 범주들에 비해 상대적으로 적은 수의 메뉴이지만 체크인을 비롯한 속성의 수가 많다는 것은 많은 사람들이 방문하는 장소의 특징을 갖는다는 것을 의미한다.

메뉴에 대한 분포와 함께, 사용자들이 해당 메뉴에 작성한 팁에 대한 통계의 내용은 다음의 표 4와 표 5에서 확인할 수 있다. 표 4는 메뉴에 대한 팁의 개수가 가장 많은 상위 30개 시군구와 인구 천명 당 팁의 수를 기준으로 상위 30개의 시군구를

정리한 것이다. 우선 팁의 범주별 비율 및 수의 경우는 메뉴와 유사하게 음식, 전문장소 등에서 수와 비중이 가장 높게 나타나고 있다. 다음으로 팁의 시군구별 분포를 보면 강남, 서초, 송파구, 용산, 영등포구, 마포 등과 같이 서울의 인구밀집지역에서 많은 메뉴 팁을 확인할 수 있다. 한편, 제주시, 서귀포시, 경주시, 춘천시, 평창군, 원주시 등과 같은 제주도 및 강원도 시군의 높은 순위 분포를 차지하고 있음을 확인할 수 있다. 팁의 수에 있어서는 서울특별시에 포함된 구들에서 가장 높은 수를 보여주고 있지만, 인구의 비율을 고려했을 때는 제주도 및 강원도 지역의 시군구에 높은 순위를 확인할 수 있다. 대도시에 비해 인구수가 적은 제주도와 강원도와 같은 시군의 순위가 높은 것은 여행지(C10)에 대한 사용자들의 팁의 수가 높은 것을 반영하고 있다.

그림 5는 높은 메뉴의 빈도수를 보이는 서울특별시와 제주

표 3. 메뉴의 범주별, 속성별 통계

범주	메뉴의 합계	메뉴의 비율(%)	체크인의 합계	평균 체크인수	사용자 합계	평균 사용자 수	팁의 합계	평균 팁의 수
C1	12,288	3.3	864,576	70	465,109	38	8,109	70
C2	11,018	3.0	1,193,519	108	252,663	23	6,094	108
C3	1,448	0.4	63,652	44	40,229	28	545	44
C4	144,147	38.9	6,061,145	42	3,206,319	22	113,660	42
C5	11,222	3.0	512,644	46	211,753	19	5,795	46
C6	33,193	9.0	2,240,312	67	1,161,479	35	21,034	67
C7	57,477	15.5	3,317,990	58	962,261	17	19,747	58
C8	8,521	2.3	533,309	63	95,694	11	2,165	63
C9	32,796	8.8	2,266,154	69	873,834	27	17,231	69
C10	20,828	5.6	2,682,264	129	1,023,519	49	15,396	129
NA	37,794	10.2	311,293	8	165,390	4	5,024	8

표 4. 팁의 범주별 통계

범주	범주명	팁의 수	비율(%)
C4	예술과 오락(Arts & Entertainment)	68,954	50.3
C7	대학(College & University)	14,586	10.6
C9	이벤트(Event)	12,474	9.1
C10	음식(Food)	12,470	9.1
C6	유흥가(Nightlife Spot)	11,698	8.5
C1	공원 및 레크리에이션(Outdoors & Recreation)	5,588	4.1
C8	전문 및 기타 장소(Professional & Other Places)	4,482	3.3
C2	거주지(Residence)	3,752	2.7
C5	상점 및 서비스(Shop & Service)	3,141	2.3
C3	교통 및 여행(Travel & Transport)	13	0.0

도의 메뉴에 대하여 커널 밀도 분석을 통해 공간분포의 밀도도를 작성한 것이다. 서울특별시의 경우 중구, 종로구, 홍대입구, 용산구, 강남구 등과 같은 주요 도심지의 상점, 상가 및 업무지구에서 높은 밀도를 확인할 수 있다. 한편 제주도의 경우, 제주시와 서귀포시 그리고 중문을 비롯한 주요 관광지에서 높은 메뉴의 밀도를 확인할 수 있다. 다음의 표 6은 두 지역에 메뉴의 범주별 통계를 보여주고 있다. 우선 서울특별시의 경우 메뉴의 범주별 분포 특징은 음식(C4), 전문장소(C7), 상

점(C9), 여행지(C10) 순으로 나타난 반면, 제주도의 경우 음식(C4), 여행지(C10), 야외공원(C6), 예술(C1) 순서로 서울특별시와는 상이한 순서를 보여주고 있다. 이것은 메뉴의 범주의 비중에 있어서 지역적인 특징을 반영한 것으로 대도시와 관광지가 갖는 특징을 반영한 것이라고 할 수 있다.

다음의 그림 6은 메뉴에 대한 사용자들의 의견이 담긴 팁 텍스트들에 대한 워드클라우드 분석의 결과를 보여주고 있다.

표 5. 팁의 시군구별 통계

순위	시군구	팁의 수	시군구	인구 천명 당 팁의 수
1	강남구	6,939	평창군	2.51
2	서초구	5,009	서귀포시	2.34
3	송파구	3,995	중구	1.96
4	제주시	3,463	종로구	1.57
5	용산구	3,334	양양군	1.55
6	영등포구	3,266	용산구	1.53
7	마포구	3,255	가평군	1.49
8	서귀포시	3,042	강남구	1.33
9	종로구	2,375	서초구	1.29
10	중구	2,293	울릉군	1.25
11	동작구	2,149	구례군	1.17
12	강서구	2,114	중구	1.11
13	광진구	2,091	고성군	1.04
14	관악구	1,987	과천시	1.02
15	서대문구	1,901	정선군	0.90
16	성동구	1,876	마포구	0.90
17	유성구	1,721	단양군	0.88
18	강동구	1,711	영등포구	0.87
19	해운대구	1,502	제주시	0.87
20	구로구	1,483	무주군	0.84
21	분당구	1,461	인제군	0.83
22	원미구	1,363	속초시	0.81
23	경주시	1,336	양평군	0.81
24	양천구	1,188	중구	0.80
25	춘천시	1,096	횡성군	0.78
26	남양주시	1,086	홍천군	0.72
27	파주시	996	중구	0.70
28	화성시	986	강화군	0.65
29	평창군	938	성동구	0.65
30	원주시	934	송파구	0.62

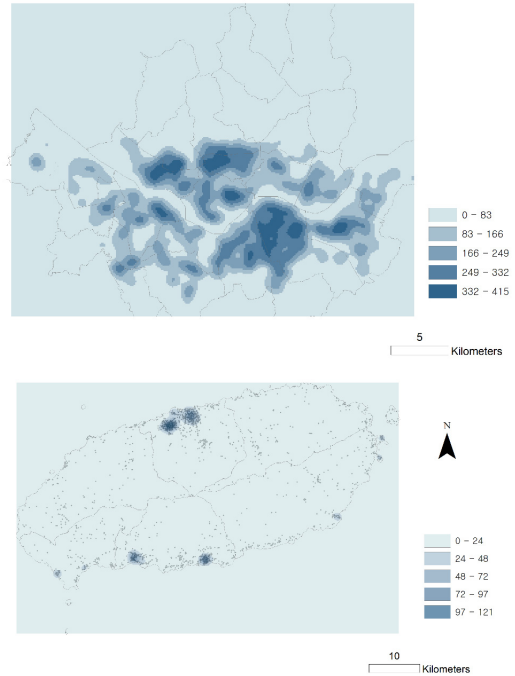


그림 5. 서울특별시와 제주도의 메뉴의 공간분포 밀도도

표 6. 서울특별시와 제주도 메뉴 팁의 범주별 통계 비교

서울특별시			제주도		
범주	팁의 수	비율(%)	범주	팁의 수	비율(%)
C4	26,955	53.0	C4	3,142	52.0
C7	6,308	12.4	C10	967	16.0
C9	5,566	10.9	C6	843	14.0
C10	2,700	5.3	C1	434	7.2
C6	2,587	5.1	C9	251	4.2
C8	2,016	4.0	C7	216	3.6
C5	1,783	3.5	C5	70	1.2
C1	1,484	2.9	C8	70	1.2
C2	1,454	2.9	C2	43	0.7
C3	-	0.0	C3	1	0.0

IV. 요약 및 결론

본 연구에서는 위치기반 소셜 미디어의 데이터가 갖는 지역적인 차이에 대한 분석을 수행하였다. 가장 대표적인 LBSN 이라고 할 수 있는 포스퀘어의 메뉴에 대한 정보를 수집하여 지역 간의 특징을 비교하였다. 본 연구는 지오 소셜 미디어의 콘텐츠에 대한 정량적인 특징뿐 만 아니라 정성적인 특징에 대한 분석을 시도하였다는 점에서 기존 연구와의 차별성과 연구의 의미를 찾을 수 있다. 이와 함께, 지오소셜 데이터의 수집, 분석, 가시화 및 지도제작 등 다학문적 특징을 갖는 분석을 포괄적으로 적용했다는 특징을 갖는다.

파이썬 API를 이용하여 국내 포스퀘어 메뉴의 데이터를 수집하였고 GIS 및 통계 분석을 통해서 메뉴와 팁이 갖고 있는 지역적인 분포상의 특징을 확인하였다. 우선 메뉴의 특징으로는 음식과 전문장소의 비중이 높게 나타나고 있음을 확인하였고, 지역적으로는 서울특별시를 비롯한 대도시 지역과 제주도 및 강원도 지역과 같은 관광지에서 높은 빈도를 확인할 수 있었다. 이와 함께 점형 데이터에 대한 밀도 분석을 통해 서울특별시와 제주도를 대상으로 가장 높은 밀도를 보이고 있는 핫스팟 지역에 대한 분석과 함께 해당 지역의 팁 텍스트들을 분석하여 어떠한 내용적인 특징을 갖는지 확인하였다. 핫스팟 지역에 대해 수집한 팁 텍스트들에 대한 워드클라우드 분석을 통해 지역적으로 나타나는 주요 키워드들이 무엇인지 확인할 수 있었다.

본 연구는 자발적으로 사용자 참여를 통해 형성된 LBSN 데이터의 특징에 대한 분석을 통해 지역에 반영된 정보의 특징을 분석했다는 점에서 연구의 의미를 찾을 수 있다. 한편, 소셜 미디어로서 메뉴를 중심으로 이루어지고 있는 사용자들의 사회적 관계에 대한 분석, 그리고 메뉴의 텍스트에 대한 감성 분석 등은 본 연구의 한계로서 향후 추가적으로 연구가 진행될 부분이라고 할 수 있다.

참고문헌

구자용, 2015, “공간정보 빅 데이터의 지도화와 공간적 분포 특성에 관한 연구-서울시 지역의 트윗 데이터를 사례로,” 국토지리학회지, 49(3), 349-360.
박재희·강영욱, 2014, “트윗을 이용한 서울시 주거 환경 민족의 공간적 특성 분석-도시정책지표 보안을 위한 활용방안 모색,” 한국도시지리학회지, 17(1), 43-56.

신인지, 2012, “위치기반소셜네트워크 앱 서비스의 기능이 장소성 형성과 앱 이용 동기에 미치는 영향에 관한 연구: 포스퀘어, 아임 IN을 중심으로,” 홍익대학교 석사 학위 논문.
신정엽, 2014, “정보 격차의 맥락에서 트윗 데이터의 이론적 고찰과 실증적 공간 탐색: 미국 킹 카운티를 사례로,” 한국지도학회지, 14(2), 89-106.
장래영·이민규·조준희·한동수, “2010, TwittsIn: 장소 인식을 이용한 모바일 트위터 친구 알림 서비스,” 정보과학회논문지: 컴퓨팅의 실제 및 레터, 16(7), 814-818.
한지숙, 2012, “위치기반 SNS (LBSNS) 어플리케이션을 활용한 소셜마케팅-패션브랜드 사례를 중심으로,” 한국디자인포럼, 34, 17-26.
홍일영, 2015, “국내 지오투트의 공간분포,” 한국지도학회지, 15(2), 93-101.
Allamanis, M., Scellato, S., and Mascolo, C., 2012, Evolution of a location-based online social network: Analysis and models, *Proceedings, 2012 ACM Conference on Internet Measurement Conference*, New York, USA, 145-158.
Bao, J., Zheng Y., and Mokbel, M., 2012, Location-based and preference-aware recommendation using sparse geo-social networking data, *Proceedings, 20th International Conference on Advances in Geographic Information Systems (SIGSPATIAL '12)*, New York, USA, 199-208.
Cheng, Z., Caverlee, J., Lee, K., and Su, D., 2011, Exploring millions of footprints in location sharing services, *Proceedings, 5th International Conference on Weblogs and Social Media*, July 17-21, Barcelona, Spain, 81-88.
Cho, E., Myers, S.A., and Leskovec, J., 2011, Friendship and mobility: user movement in location-based social networks, *Proceedings, 17th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, San Diego, USA, 1082-1090.
Ellison, N.B., Steinfield, C., and Lampe, C., 2007, The benefits of Facebook “friends:” Social capital and college students’ use of online social network sites, *Journal of Computer-Mediated Communication*, 12(4), 1143-1168.
Ferrari, L., Rosi, A., Mamei, M., and Zambonelli, F., 2011,

- Extracting urban patterns from location-based social networks, *Proceedings, 3rd ACM SIGSPATIAL International Workshop on Location-Based Social Networks*, New York, USA, 9-16.
- Gao, H. and Liu, H., 2014, Data analysis on location-based social networks, in Chin, A. and Zhang, D. eds., *Mobile Social Networking*, New York: Springer, 165-194.
- Goodchild, M.F., 2007, Citizens as sensors: the world of volunteered geography, *GeoJournal*, 69(4), 211-221.
- Hong, I., 2015, Spatial analysis of location-based social networks in Seoul, Korea, *Journal of Geographic Information System*, 7(3), 259.
- Kwak, H., Lee, C., Park, H., and Moon, S., 2010, What is Twitter, a social network or a news media?, *Proceedings, 19th International Conference on World Wide Web*, New York, USA, 591-600.
- Lamos, V., Lansdall-Welfare, T., Araya, R., and Cristianini, N., 2013, Analysing mood patterns in the United Kingdom through Twitter content, arXiv preprint arXiv:1304.5507.
- Li, L., Goodchild, M.F., and Xu, B., 2013, Spatial, temporal, and socioeconomic patterns in the use of Twitter and Flickr, *Cartography and Geographic Information Science*, 40(2), 61-77.
- Lindqvist, J., Cranshaw, J., Wiese, J., Hong, J., and Zimmerman, J., 2011, I'm the mayor of my house: Examining why people use foursquare—a social-driven location sharing application, *Proceedings, the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, ACM*, 2409-2418.
- Noulas, A., Scellato, S., Mascolo, C., and Pontil, M., 2011, An empirical study of geographic user activity patterns in Foursquare, *Proceedings, 5th International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*, Barcelona, Spain, 570-573.
- Park, E.L. and Cho, S., 2014, KoNLPy: Korean natural language processing in Python, *Proceedings, 26th Annual Conference on Human and Cognitive Language Technology*, Chuncheon, Korea.
- Ratti, C., Sevtsuk, A., Huang, S., and Pailer, R., 2007, Mobile landscapes: Graz in real time, in Gartner, G., Cartwright, W., and Peterson, M.P. eds., *Location Based Services and Telecartography*, Berlin: Springer, 434-444.
- Ter Wal, A.L. and Boschma, R.A., 2009, Applying social network analysis in economic geography: framing some key analytic issues, *The Annals of Regional Science*, 43(3), 739-756.
- Python foursquare library, <https://pypi.python.org/pypi/foursquare>.
- 교신: 홍일영, 31020, 충청남도 천안시 서북구 성환읍 대학로 91, 남서울대학교 GIS공학과(이메일: ilyoung.hong@nsu.ac.kr)
- Correspondence: Ilyoung Hong, Department of GIS Engineering, Namseoul University, 91 Daehak-ro Seonghwan-eup, Sebuk-gu, Cheonan-si, Chungcheongnam-do 31020, Republic of Korea (Email: ilyoung.hong@nsu.ac.kr)

투 고 일: 2016년 7월 13일

심사완료일: 2016년 7월 22일

투고확정일: 2016년 7월 28일