SNS 수퍼 노드의 메시지 사용 패턴 및 인맥 형성 패턴 분석

안형배* · 박종문** · 이명준*** · 박양수****

Analysis of Message Usage Pattern and Relationship Formation Pattern of SNS Super Nodes

Hyeong-Bae An* · Jongmoon Park** · Myung-Joon Lee*** · Yang-Soo Park****

이 논문은 2012년도 울산대학교 연구비에 의하여 연구되었음

요 약

온라인에서의 상호작용을 위한 수단으로서, 소셜 네트워크 서비스(Social Network Service, SNS)는 사용자의 인간관계를 기반으로 사회적 인맥 형성에 초점을 맞추고 있다. 또한, SNS는 인맥 관계를 관리하고 인맥관계를 기반으로 정보를 공유할 수 있도록 다양한 기능들을 제공한다. 따라서 SNS 사용자의 행동 특성과 인맥 관계 형성 과정의 분석은 온라인 인간관계에 대한 모델의 특징을 파악하는데 유용하다.

본 논문에서는 트위터에서 영향력 있는 사용자가 게시된 메시지의 특성을 기반으로 사용 패턴을 분석한다. 또한, 페이스북 내에서 인맥 관계 수를 기준으로 영향력이 큰 그룹과 그렇지 않은 그룹으로 분류하고, 두 그룹의 인맥 형성 특성을 비교하고 분석한 후 이에 따라 패턴 분석에 따라서 소셜 네트워크에서의 인간관계 모델의 특징을 설명한다.

ABSTRACT

As a means for users to interact online, Social Network Service focuses on facilitating the building of social relation. Also, Social Network Service(SNS) provides various functions for managing relationships and sharing information based on relationships. Analyzing behavioral characteristics and the process of relationship formation can help to identify the characteristics of the model for online human relationship.

In this paper, we analyze usage pattern based on characteristics posted messages of influential users in Twitter. Also, classifying Facebook users into influential group and uninfluential group based on the number of their social relations, we analyze and compare characteristics of relationship formation patterns of the two classified groups. In addition, we present characteristics of human relation model in social network according to the pattern analysis.

키워드

소셜 네트워크 서비스, 인간관계 모델, 메시지 사용 패턴, 인맥 형성 패턴

Key words

Social Network Service, Human Relation Model, Message Usage Pattern, Relationship Forming Pattern

* 준회원 : 울산대학교 컴퓨터정보통신공학부

** 정회원 : 울산대학교 컴퓨터정보통신공학부

*** 정회원 : 울산대학교 전기공학부 교수

**** 정회원 : 울산대학교 전기공학부 교수(교신저자, yspk56@ulsan.ac.kr)

접수일자 : 2012. 12. 11

심사완료일자 : 2012. 12. 28

Open Access http://dx.doi.org/10.6109/jkiice.2013.17.2.332

ⓒThis is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(http://creativecommons.org/li-censes/by-nc/3.0/) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Copyright Ⓒ The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

Ⅰ. 서 론

SNS는 온라인에서 상호 의사소통을 통해 다양한 인맥 관계를 구축하고 관리하는 서비스를 제공한다. 2003년 마이스페이스를 시작으로 많은 사람들이 SNS를 사용하고 있으며, 현재 사용자가 기하급수적으로 증가하고 있다. 최근에는 의사소통뿐만 아니라 기업인, 정치인, 연예인 등 사회 여러 분야에서 영향력이 있는 사용자의 참여로 인해 다양한 목적으로 활용되고 있다[1,2]. 특히, SNS 내에서 연예인이나 운동선수 같은 유명인들은 형성된 인맥관계 수나 작성된 글의 확산 속도가 일반 사용자와는 큰 차이를 보인다. 이는 SNS에서 사회적 영향력이 큰 사용자들이 정보 전달의 핵심 매개체로서 사회적 트렌드를 주도하는 중심적인 위치에 있기 때문이다. 현재, 네트워크상에서 발생하는 사용자들의 행동과 영향력에 대한 사회학적인 분석 연구가 수행되고 있다[3, 4, 5, 6].

본 논문에서는 현재 널리 사용되는 페이스북과 트위터에서 영향력이 큰 사용자에 대한 사용 패턴과 인맥 형성 패턴을 분석하여 온라인 인간관계 모델의 특징을 추출한다. 이를 위해서 연예인, 정치인, 운동선수 같이 SNS 내에서 많은 인맥관계로 영향력을 가지는 사용자를 수퍼 노드라 정의한다.

트위터는 메시지를 주고받기 위한 단순한 관계를 기반으로, 다른 사용자와 의사소통 한다. 트위터의 메시지는 종류가 명확하게 구분되기 때문에, 사용자의 메시지 사용 패턴을 분석하기에 용이하다. 하지만, 트위터에는 메시지를 주고받는 사용자의 인맥 형성 정보가 없기 때문에 사용자의 인맥 형성 과정을 분석할 수 없다[7]. 페이스북에서는 언제 인맥 관계가 형성되었는지에 대한 정보가 직접적으로 제공되지는 않지만, 자동적으로 포스팅되는 인맥 구성 메시지를 분석하여 인맥 형성 정보를 추출할 수 있다. 하지만 페이스북의 메시지는 글, 사진 및 동영상 등의 구분이 명확하지 않아서 사용 패턴을 분석할 수 없다. 따라서 본 연구에서는 트위터를 이용하여 수퍼 노드의 사용 패턴을 분석하며, 페이스북의 수퍼 노드를 분석하여 인맥 형성 패턴을 확인한다.

수퍼 노드를 구분하기 위해서, 트위터에서는 구독자 수 순위를 기반으로 상위 랭크 1000명을 수퍼 노드로 설정하고 수퍼 노드 특성에 따라 집단을 구별한다[8]. 그런 후에, 각 수퍼 노드 집단별로 사용된 메시지의 차이점을 분석하여 사용 패턴의 특징을 확인한다. 또한 페이스북에서는 최근에 등록된 사용자 10만 명을 분석하여 친구 수를 기반으로 수퍼 노드를 설정한다. 그리고 각 사용자의 활동 기간에 따라서 추가되는 인맥의 비율을 분석한 후, 수퍼 노드의 인맥 형성 과정을 확인한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 서론에 이어 2장에서는 트위터와 페이스북에 대한 배경 지식을 설명하고 3장에서는 SNS 데이터를 수집하는 방법을 설명한다. 4장에서는 트위터 사용자의 사용 패턴과 페이스북 사용자의 인맥 형성 패턴을 분석하는 방법 및 분석 결과를 기술하고 마지막 5장에서는 결론을 다룬다.

Ⅱ. 배경 지식

2.1. 트위터

2006년 3월을 시작으로 현재 약 5억 명 이상의 사용자가 이용하고 있는 트위터는 단문으로 된 메시지를 사람들과 주고받을 수 있는 SNS이다. 정보의 확산성이 뛰어난 트위터는 팔로잉 기능을 통하여 인맥을 형성한다. 하지만 팔로잉 기능은 양방향성을 가지고 있지 않기 때문에 팔로잉 수는 적지만 팔로워 수는 많은 수퍼 노드가 생성될 수 있다. 표 1은 트위터의 주요 용어와 정의를 나타낸다.

2.2. 페이스북

페이스북은 최근 가입자가 10억 명을 넘었으며, 약 60개의 제휴 업체를 둔 대형 SNS이다[9]. 사용자들은 페이스북을 통하여 자신의 프로필을 만들고 다른 사용자들과 관계를 맺어 의사소통을 할 수 있다. 페이스북에서의 인맥 형성 과정은 상호간의 친구 추가를 통해 양방향성을 가지며 피드(feed)라는 메시지를 자신 혹은 다른 사용자의 공간에 작성함으로서 의사소통이 이루어진다.

Ⅲ. 사용 패턴 데이터 수집 방법

본 장에서는 사용 패턴을 분석하기 위해 필요한 트위터 데이터의 수집 방법에 대하여 설명한다.

표 1. 트위터의 주요 용어와 정의
Table. 1 Twitter key words and definitions

용어	정의
팔로잉(Following)	지속적으로 정보를 받고 싶은 계정을 등록하는 것을 말한다. 팔로잉을 하게 되면 자신의 트위터에서 팔로잉 한 계정들의 트윗을 볼 수 있다.
팔로워(Follower)	자신을 팔로잉하는 계정을 의미한다. 트윗을 작성하면 팔로워가 많을수록 트위터에서의 확산 속도가 빠르다.
트윗(Tweet)	자신이 직접 작성한 트위터 단문을 말한다.
리트윗(Retweet)	다른 사용자의 트윗을 자신의 트위터로 옮겨오는 것을 말한다. 확산 기능을 가지고 있다.
RT	리트윗과 비슷한 개념을 가지고 있지만 RT는 다른 사용자의 트윗에 자신의 생각을 덧붙여 자신의 트윗으로 작성하는 방법이다.

트위터는 API(Application Programming Interface)를 통하여 사용자의 팔로워 수 및 트윗 정보를 개발자에게 제공한다. 하지만, 1시간에 150회의 요청 제한이 있어 많은 사용자들의 정보를 효율적으로 수집하기 어렵다. 따라서 수퍼 노드 계정을 얻기 위해 'twittercounter.com'에서 팔로워 수에 따른 계정 TOP 1000의 아이디를 수집한다. 'twittercounter.com'는 전체 트위터 계정의 팔로워 순 순위를 제공한다. 수집된 계정은 트위터 사용 목적을 기준으로 일반 계정 집단과 홍보용 계정 집단으로 구분된다. 1000개의 계정 중 일반 계정은 754개이며 홍보용 계정은 246개이다(해당 데이터는 2012년 11월 10일에 수집되었음).

현재 JAVA 트위터 API에는 Twitter4J, java-twitter, jtwitter, TwitterClient 등이 있다. 그 중에서 Twitter4J[10]는 사용자 정보 조회 등 많은 기능을 제공한다. 따라서 개발자는 트위터에 대한 하위 레벨 API 호출을 사용하지 않아도 될 뿐만 아니라 애플리케이션 로직에 집중할 수도 있다. 본 연구에서는 Twitter4J를 사용하여 수집된 계정의 트윗을 조사하고 각 트윗의 종류를 파악한다. 표 2는 수집된 트윗의 종류를 보여준다.

표 2. 트윗의 4 종류
Table. 2 4 types of tweets

종류	설명
COMMENT	텍스트로만 이루어진 트윗
LINK	사진, 동영상이 포함된 트윗
RETWEET	사용자의 리트윗
RT	다른 사용자의 글에 대한 답글

그림 1과 같이 추출된 트윗은 4가지 종류로 구분된다. 트윗에 "RT @"라는 문자열이 포함되어있다면 RT로, "http://t.co/"라는 문자열이 포함되어있다면 LINK로 분류한다. RETWEET은 Twitter4J에서 제공하는 Status 클래스의 isRetweet() 메서드로 구분하며 그 외의 트윗은

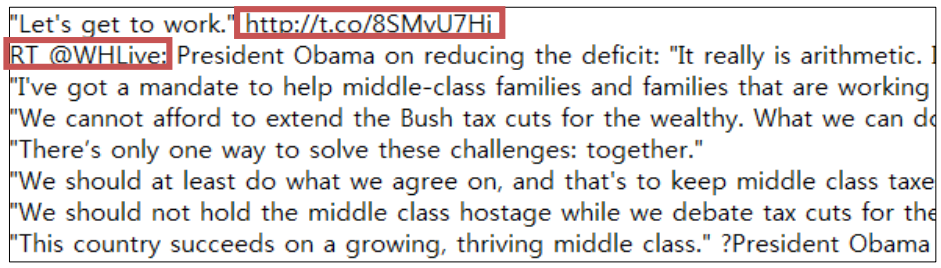

그림 1. 트위터에서 추출된 트윗 데이터
Fig. 1 Extracted tweet data from twitter

COMMENT로 분류한다. 그림 2는 사용자의 트윗 종류를 분류하는 의사코드를 보여준다.

```
public void getFeedProperty(Id)
// Id : 사용자의 아이디
// st : 사용자의 트윗 정보를 가지는 ResponseList 객체
// getUserTimeLine() : Twitter4J에서 제공하는 사용자 트윗 조회 메서드
st is getUserTimeLine(Id)
for Status status : st
  if status has string "RT @"
    This tweet is RT
    // RT로 분류
  else
    if status has string "http://t.co/"
      This tweet is LINK
      // LINK로 분류
    else
      if status.isRetweet() == true
        This tweet is RETWEET
        // RETWEET로 분류
      else
        This tweet is COMMENT
        // COMMENT로 분류
```

그림 2. 사용자 트윗 종류 분류 방법
Fig. 2 Classifying pseudo code for tweet types

Ⅳ. 형성 패턴 데이터 수집 방법

본 장에서는 형성 패턴을 분석하기 위해 필요한 페이스북 데이터의 수집 방법에 대하여 설명한다.

페이스북은 본인 외에 다른 사용자의 친구 목록에 대한 직접적인 접근을 제한하고 있다. 그렇기 때문에, 한 아이디를 기준으로 연관된 여러 사용자의 정보를 수집하는 것이 불가능하다. 하지만 페이스북에서 제공하는 API를 이용하여 직접적인 관계가 없는 사용자의 정보에 제한적으로 접근할 수 있다. 따라서 등록된 사용자의 아이디 구성 패턴을 기반으로 사용자 아이디를 자동으로 생성하고 페이스북에서 제공하는 FQL(Facebook Query Language)[11]을 사용하여 생성된 아이디를 조회한 후에 유효한 사용자 정보만을 추출한다. 하지만 페이스북 API는 몇 번에 걸쳐서 변경되었으며, 변경된 API를 이용한 사용자 정보 추출 결과, 활동이 오래된 사용자의 경우에는 API를 이용해 수집한 정보와 페이스북에서 제공되는 정보가 일치 하지 않았다. 따라서 사용자의 정확한 데이터 수집이 가능한 최근에 등록된 사용자 10만 명을 대상으로 연구를 수행했다.

표 3. FQL 요청 쿼리 및 반환 정보
Table. 3 A FQL query for the request and returned information

FQL Query	
https://graph.facebook.com/fql?q=SELECT uid, friend_count FROM user WHERE uid=사용자 아이디1 or 사용자 아이디2...	
필드	설명
uid	사용자 고유 아이디
name	사용자 이름
friend_count	사용자 친구 수

표 3은 사용된 FQL 요청 쿼리와 반환되는 정보를 보여주며, 그림 3은 생성된 아이디의 유효성을 검증하기 위한 사용자 정보 요청 FQL 쿼리의 예제를 보여준다.

```
https://graph.facebook.com/fql?q=
SELECT%20uid,name,friend_count%20
FROM%20user%20WHERE%20(uid=100003009283807%20or
%20uid=100003009283808%20or%20uid=100003009283809%20or
%20uid=100003009283810%20or%20uid=100003009283811%20or
%20uid=100003009283812%20or%20uid=100003009283813%20or
%20uid=100003009283814%20or%20uid=100003009283815%20or
%20uid=100003009283816%20or%20uid=100003009283817%20or
%20uid=100003009283818%20or%20uid=100003009283819%20or
%20uid=100003009283820%20or%20uid=100003009283821%20or
```

그림 3. 사용자 정보 요청 FQL 쿼리
Fig. 3 A FQL query for the user information request

표 4는 아이디를 조회하고 생성하는 메서드를 보여주며 그림 4는 해당 기능의 의사코드를 보여준다.

표 4. 페이스북 아이디 수집 방법
Table. 4 Methods for collecting facebook id

메서드명	기능
linearSearchUp()	사용자 아이디 생성 및 쿼리 생성
linearSearchDown()	
findFriends()	사용자 아이디 유효성 검사 및 데이터 추출
writeFriends()	유효한 사용자 정보 출력

```
// accessToken : 페이스북 API 요청에 필요한 개발자 토큰
// pivot_id : 기준 아이디
// query : 표 4의 FQL 쿼리에 생성된 아이디를 추가하여 작성된 FQL 쿼리
while(valid id's count > 100000) {
if accessToken is expire
 change accessToken
 // accessToken 만료 시 교체
else
 linearSearchUp(pivot_id,50000)
 // 기준 아이디 위로 아이디 50000개 생성
 linearSearchDown(pivot_id,50000)
 // 기준 아이디 아래로 아이디 50000개 생성
 query has create_id(count : 200)
 // 한 번에 사용자 아이디 200개씩 요청
 if findFriends(query) is valid
 // 요청한 아이디가 유효할 경우
  writeFriends() // 파일에 사용자 정보 출력
}
```

그림 4. 페이스북 아이디 생성, 조회 방법
Fig. 4 Pseudo codes for Creating and validation checking of facebook id

```
100003009131355,J'affiche Quue Lees Sooiin,5902
100003009356577,QueeniteBank Preloves,5282
100003009443833,Joan Joias,5155
100003009103377,Nur Izzah ll,5144
100003009241291,Onda Sul,5112
100003009418456,Ho?ng Y? Y?nh YN,5103
100003009141112,Manacapuru Classificados,5100
100003009160464,???? ?????,5027
100003009363631,Susan Anand,5018
100003009501525,Gonzalo Enrique Mu?oz,5016
100003009331445,Sthembiso Zondo,5014
100003009495875,Sharemubarak Sharemubarakssf,5006
100003009314793,Bhole Ke Deewane Kanwaria,5000
100003009366024,Dewi Ade SuRyani,5000
```

그림 5. 페이스북 사용자 정보
Fig. 5 Users' information from facebook

linearSearchUp() 메서드와 linearSearchDown() 메서드는 최근에 등록된 사용자의 아이디 구성 정보를 기반으로 하여 선형적으로 아이디를 생성한다. findFriends() 메서드는 생성된 아이디를 매개변수로 FQL 쿼리를 이용하여 아이디의 유효성을 확인한다. 만약 실제로 사용하고 있는 유효한 아이디라면 사용자의 아이디와 이름, 친구 수를 포함하는 JSON 형태의 정보를 저장한다. writeFriends() 메서드는 저장된 정보를 파일에 출력한다 (해당 데이터는 2012년 10월 20일에 수집되었음). 그림 5는 수집된 사용자 정보를 보여준다.

본 연구에서는 인맥형성 과정의 분석을 위해서 10만 개의 페이스북 사용자 정보를 표본 집단으로 추출하였다. 추출된 사용자들의 친구 수 분포는 그림 6과 같다.

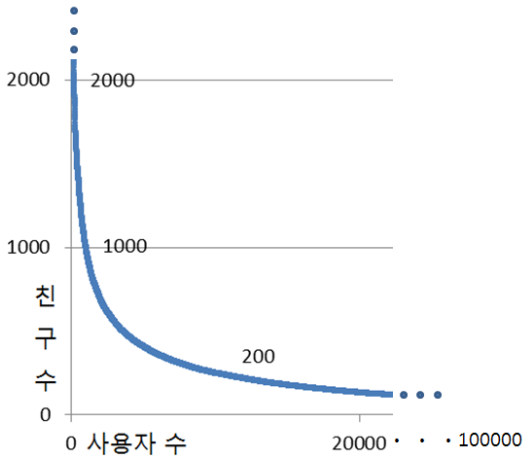

그림 6. 사용자의 친구 수 분포 그래프
Fig. 6 A distribution graph of friend counts

각 사용자의 친구 수를 분석한 결과, 인맥 수에 따라 뚜렷한 기울기의 차이를 보이는 3개의 변곡점이 나타났다. 정확한 특징 비교를 위해서 기울기의 변화가 잦은 구간인 친구 수가 200~2000명인 사용자를 제외한 나머지 사용자들을 수퍼 노드와 일반 노드로 구분한다. 표 5는 집단 별 친구 수와 전체 데이터에 대한 각 집단의 비율을 보여준다.

표 5. 집단 별 구분 기준 및 비율
Table. 5 A classification criteria and ratio for each group

	친구 수	비율
수퍼 노드	2000명 이상	0.25%
일반 노드	200명 이하	86.85%

페이스북 GraphAPI[12]를 사용하여 구분된 각 집단 사용자의 피드 정보를 요청하면 친구가 추가된 날짜와 추가된 친구 수에 관한 정보를 알 수 있다. 표 6은 피드 정보를 요청하고 관련된 정보를 출력하는 메서드를 보여

준다.

표 6. 친구 수 요청 메서드
Table. 6 Methods for friend count request

메서드명	기능
searchFriendsCount()	피드를 요청하여 정보 반환
writeFriendsCount()	반환된 정보 출력

```
// accessToken : 페이스북 API 요청에 필요한 개발자 토큰
// url : 데이터 요청 URL
// Id : 사용자 id
// Job : 반환된 피드 정보를 가지는 JSONObject
// jarr : Job에서 story 정보를 가지고 있는 data
// count : 추가된 친구 수
// date : 추가된 친구 수만큼의 날짜를 가지는 ArrayList
if accessToken is expire
 change accessToken
 // accessToken 만료 시 교체
else
 url has Id and accessToken
 Job is feed data for url
 // 피드 정보를 JSONObject 객체로 반환
 while(true)
  jarr is "data" property in Job
  // 피드 정보의 data 속성
  if story in jarr has string "now friends"
   count is new friends count
   // 새로 추가된 친구 수
   date is created time to add for count
   // 친구가 추가된 날짜
   if nextpage is exist
   // 정보 페이지가 더 있을 경우
    url is nextpage
   else break
 return date // 날짜 정보 반환
```

그림 7. 사용자 인맥 형성 정보 요청 방법
Fig. 7 Requesting pseudo code for forming relation

searchFriendsCount() 메서드는 사용자의 피드를 조회하여 친구가 추가된 날짜와 친구 수를 writeFriendsCount() 메서드로 전달한다. writeFriendsCount() 메서드는 전달받은 데이터를 파일에 출력한다. 그림 7는 사용자의 인맥 형성 정보를 요청하는 의사코드를 보여주며, 그림 8은 수집된 사용자 인맥 형성 정보를 나타낸다.

그림 8. 사용자 인맥 형성 정보
Fig. 8 Information of forming relation

V. 분석 및 결과

5.1. 트윗 사용 패턴

그림 9는 집단별 사용자의 트윗 작성 비율의 평균을 나타낸다.

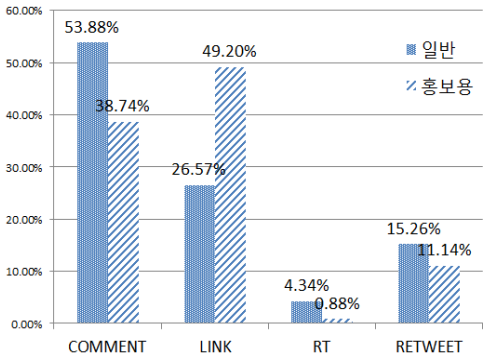

그림 9. 트윗 작성 타입의 평균 비율
Fig. 9 An average ratio of tweet types

일반 계정 집단은 홍보용 계정 집단에 비해 COMMENT, RT 그리고 RETWEET 비율은 높지만 LINK 비율은 홍보용 계정 집단보다 낮다. 일반 계정 집단은 사진이나 동영상이 포함된 LINK 보다는 텍스트로만 이루어진 COMMENT를 많이 작성하는 패턴을 가진다. 그리고 RT 비율을 보아 홍보용 계정 집단에 비해 다른 사용자와의 의사소통이 잘 이루어지는 것을 알 수 있다. 또

한, RETWEET 비율은 일반 계정 집단이 홍보용 계정 집단보다 다른 사용자의 글을 자주 인용한다는 것을 보여준다.

반면에, 홍보용 계정 집단은 COMMENT보다 LINK를 작성하는 비율이 높고 RT의 비율은 상당히 낮은 것으로 나타난다. 이와 같은 결과로 홍보용 계정 집단은 일반 텍스트보다는 사진이나 동영상이 홍보 효과가 크기 때문에 LINK를 주로 작성하는 것으로 보인다. 그리고 RT 비율을 보아 주로 단방향의 의사소통이 이루어진다는 것을 알 수 있다.

또한, 트윗 작성 비율의 표준편차를 분석하면 각 종류의 트윗에서 사용자들의 행동 경향을 파악할 수 있다. 그림 10은 분석한 사용 패턴 데이터의 표준편차를 보여준다.

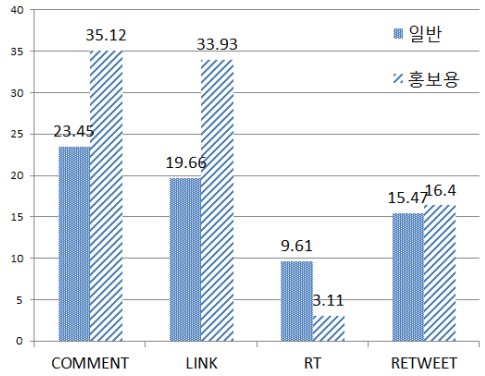

그림 10. 사용 패턴의 표준편차
Fig. 10 A standard deviation of Message Usage Patterns

그림 10에서 일반 계정 집단은 RT를 제외한 나머지 트윗 종류에서 홍보용 계정 집단보다 낮은 표준편차를 보인다. 표준편차가 낮다는 것은 각 사용자들의 트윗 작성 비율이 평균과 크게 차이가 없다는 것을 의미한다. 이와 같은 결과로, 일반 계정 집단은 홍보용 계정 집단보다 트윗을 작성함에 있어 사람들의 행동이 비슷한 경향을 가진다는 것을 알 수 있다. 반면에 홍보용 계정 집단은 많은 사용자들이 트윗을 작성함에 있어 행동 경향이 다양함을 보여준다.

5.2. 인맥관계 형성 패턴

본 논문에서 제시한 방법으로 수집된 사용자들의 페이스북 사용 기간은 계정 생성 후 평균 1년으로 나타났다. 따라서 본 연구에서는 사용자의 계정 생성 후 사용 기간 1년을 3개월 단위로 분할하여 각 구간의 인맥이 형성된 비율을 분석한다. 그림 11은 각 구간별로 두 집단의 인맥이 형성되는 비율의 평균을 보여준다.

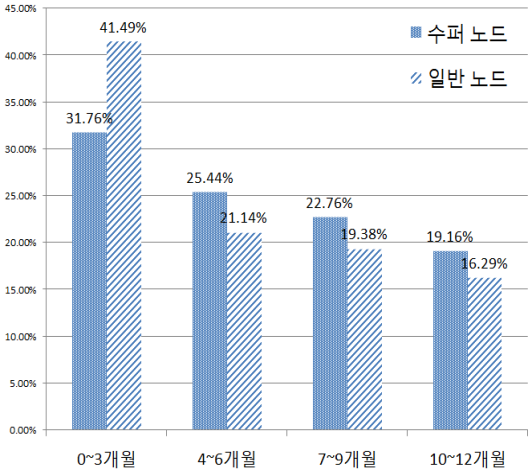

그림 11. 구간별 인맥 형성 비율의 평균
Fig. 11 An average of ratio of the segment- specific forming relation

분석 결과, 일반 노드 집단은 수퍼 노드 집단에 비해 계정 생성 후 첫 3개월 동안의 인맥이 형성되는 비율이 높다. 하지만 이후의 기간에는 수퍼 노드 집단에 비해 인맥이 형성되는 비율이 차츰 낮아진다. 이에 반해, 수퍼 노드 집단은 계정 생성 후 첫 3개월 동안의 인맥이 형성되는 비율이 일반 노드 집단 보다 낮지만, 이후의 기간에는 일반 노드 집단보다 인맥이 형성되는 비율이 지속적으로 높게 나타난다. 결과적으로 수퍼 노드는 사용 기간 중 지속적으로 인맥을 형성한다는 것을 보여주며, 일반 노드는 사용 기간 초반에 대부분의 인맥을 형성하고 그 이후에는 인맥 형성 활동이 활발하지 않다는 것을 알 수 있다.

Ⅵ. 결 론

본 논문에서는 트위터와 페이스북에서 큰 영향력을 가지는 사용자의 사용 패턴과 인맥 형성 패턴을 분석하고 이를 통해서 온라인에서의 인간관계 모델의 특징을 살펴보았다.

우선, 트위터에서 일반 계정 집단과 홍보용 계정 집단의 트위터 사용 패턴을 분석한 결과, 일반 집단은 텍스트 위주의 단문 트윗의 사용이 많으며 다른 사용자와의 의사소통에도 참여하고 있는 것으로 나타났다. 이에 반해서, 홍보용 집단은 홍보 효과를 크게 하기 위하여 멀티미디어 정보가 포함된 트윗의 비율이 높았으며 다른 사용자와의 의사소통은 원활하게 이루어지지 않는 것으로 분석되었다. 다음으로 페이스북 사용자의 인맥 형성 패턴을 분석한 결과, 수퍼 노드는 페이스북 활동 기간 중 지속적으로 인맥을 형성하였다. 이에 반해, 대부분의 일반 노드는 활동 기간 초반에 주로 인맥을 형성하고 이후의 활동 기간에서는 새로운 인맥의 형성이 활발하게 이루어지지 않았다.

향후 연구에서는 홍보용 계정이 활발한 양방향 의사소통을 통하여 고객의 의견을 반영할 수 있는 메커니즘에 대한 연구가 필요하다. 또한, 일반 노드의 활동을 보다 지속적으로 변화시킬 수 있는 메커니즘에 대한 연구 또한 필요하다. 현재 SNS는 개인 정보 보호를 위해 제한적으로 사용자의 정보를 제공해주고 있다. 사용자의 프라이버시를 침해하지 않는 범위에서 제한을 조금 더 완화시킨다면 SNS에서의 인간관계 모델에 대한 연구는 보다 활발해질 것으로 보인다.

감사의 글

본 연구는 2012년도 울산대학교 연구비에 의하여 이루어진 연구로서, 관계부처에 감사드립니다.

참고문헌

[1] K. Wegrzyn-Wolska, L. Bougueroua, and G. Dziczkowski, “Social Media Analysis for e-Health and Medical Purposes”, CASoN, p.278-283, 2011

[2] 최민재, 이홍천, 김위근, “소셜네트워크서비스 이용이 정치적 의사결정에 미치는 영향”, 언론과학연구, 제 12권, 제 2호, 2012

[3] 이원재, “네트워크 분석의 사회학 이론”, 정보처리학회지, 제 18권, 제 6호, 2011

[4] J. Rivero, D. Cuadra, F. J. Calle, P. Isasi, “A bio-inspired algorithm for searching relationships in Social Networks”, CASoN, 2011 p.60-65

[5] A. Anagnostopoulos, R. Kumar, M. Mahdian, “Influence and correlation in social networks”, Proceeding KDD ’08 Proceedings of the 14th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, p. 7-15

[6] P. Brown, J. Feng, “Measuring User Influence on Twitter Using Modified K-Shell Decomposition”, The Social Mobile Web 2011, AAAI Workshops, vol. WS-11-02.

[7] 곽해운, 이창현, 박호성, 문수복, “트위터는 소셜 네트워크인가? : 네트워크 구조와 정보 전파의 관점”, 언론정보연구, 제 48권, 제 1호, 87p~113p, 2011

[8] twittercount, “http://twittercounter.com/”

[9] 진재환, 박종문, 이명준, “SNS 통합 관리 API와 응용”, 한국정보통신학회, 제 16권, 제 3호, 499p~510p, 2012

[10] Twitter4J, “http://twitter4j.org/en/index.jsp”

[11] FQL, “http://developers.facebook.com/docs/reference/fql/”

[12] GraphAPI, “http://developers.facebook.com/docs/reference/api/”

저자소개

박종문(Jongmoon Park)

2008년 울산대학교 컴퓨터정보통신 공학부 졸업(학사)
2010년 울산대학교 컴퓨터정보통신 공학부 졸업(석사)
2012년~현재 울산대학교 정보통신공학 박사 과정
※관심분야 : 클라우드, 웹 서비스, SNS
※Email : monster28g@gmail.com

안형배(Hyeong-Bae An)

2012년 울산대학교 컴퓨터정보통신 공학부 졸업(학사)
2012년~현재 울산대학교 정보통신 공학 석사 과정
※관심분야 : SNS, 모바일 정보시스템
※Email : ahb0306@mail.ulsan.ac.kr

이명준(Myung-Joon Lee)

1980년 서울대학교 수학과 졸업 (학사)
1982년 한국과학기술원 전산학과 졸업(석사)
1982년 ~ 현재 울산대학 컴퓨터정보통신공학부/전기 공학부 교수
※관심분야 :분산객체프로그래밍, 웹기반 정보시스템
※Email : mjlee@ulsan.ac.kr

박양수(Yang-Soo Park)

1981년 서울대학교 대학원 계산통계학과 졸업(석사)
1985년 서울대학교 대학원 계산통계학과 수료(박사)
1980년 ~ 현재 울산대학교 컴퓨터 정보통신공학부/ 전기공학부 교수
※관심분야 : CSCW, 분산객체프로그래밍, 알고리즘
※Email : yspk56@ulsan.ac.kr