

Influence Assessment Model of a Person within Heterogeneous Networks Based on Networked Community

Tae-Geon Kim*, Soungwoong Yoon*, Sang-Hoon Lee*

Abstract

In this paper, we tried to investigate whether the influence of 'I' in a heterogeneous network of physical network and virtual network can be quantitatively measurable. To do this, we used Networked Community(NC) methodology to devise a concrete model of influence assessment in heterogeneous network. In order to test the model, we conducted an experiment with Donald J. Trump and his surroundings to evaluate the effectiveness of this influence assessment model. Experimentation included the measurement of impacts on the physical and virtual networks, and the impact on the networked community. Using Trump's case, we found that analyzing only one of the two networks can not accurately analyze the impact on others.

▶Keyword: Web 2.0, Social Networking Analysis, Networked Community

I. Introduction

현대 사회에서 사람과 사람 간에 의사소통하는 방법을 크게 두 가지로 나눈다면, 서로 직접 만나서 대화나 몸짓 등을 통해 의사소통하는 방식과 직접 만나지 않고도 정보통신망, 우편 등의 간접 수단을 통하여 음성이나 문자, 화상 등으로 소통하는 방법으로 나눌 수 있다. 인터넷 기술이 발전한 최근에는 그중 사회연결망 서비스(Social Networking Service : SNS)를 이용한 의사소통이 서로 직접 만나서 대화하는 방식만큼이나 주요한 의사소통의 수단으로 사용 중이다. 해외 연구에 따르면 미국의 성인 중 73%가 SNS를 이용하며[1], 국내에서 SNS를 이용하는 인원이 전체 조사인원 중 45.8%를 차지하였다[2].

위와 같이 최근 SNS 사용 인구가 증가하면서 나와 취미가 같아 보이는 사람에게 SNS를 통해 말을 걸고, SNS 사용자의 글에 댓글을 달아 감정을 공유하며, 특정 사용자와 공개 또는 비공개적으로 메시지를 주고받으며 토론을 벌이는 등 상대방을 직접 만나지 않고서도 SNS가 제공하는 여러 가지 기능을 통해 더욱 다양한 형태의 의사소통이 가능해졌다. 따라서 지금 우리가 사는 세계는 물리적인 공간으로 대표되는 실세계와 SNS로 대표되는 가상공간이 혼합된 네트워크에서 서로 각자의 방법을 통해 의사소통하는 거대한 실

간 커뮤니티로 볼 수 있다[3].

이 커뮤니티에서의 한 노드인 '나'는 실세계에만 존재할 수도 있고, 실세계의 내가 가상공간에 또 다른 '나'를 만들어 실세계와 가상공간 모두에 존재할 수 있다. 또한 가상공간의 '나'는 실세계의 '나'가 만들어낸 노드이기 때문에 두 노드는 서로 연결되어 있으며, 가상공간의 노드들간의 연결형태는 실세계의 노드들간의 연결형태와 상이할 수 있다.

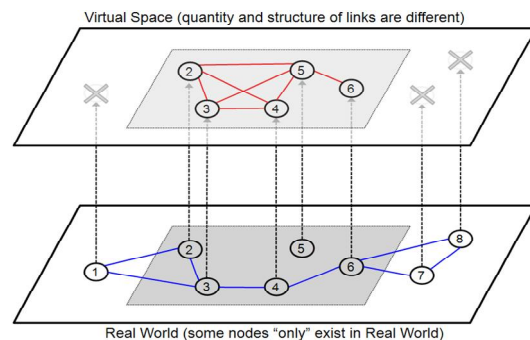


Fig. 1. Real World and Virtual Space

*First Author: Tae-Geon Kim, Corresponding Author: Sang-Hoon Lee
*Tae-Geon Kim (cultiful@gmail.com), Dept. of Computer Science, Korea National Defense University
*Soungwoong Yoon (ysw1209@gmail.com), Dept. of Computer Science, Korea National Defense University
*Sang-Hoon Lee (07uandme@gmail.com), Professor, Dept. of Computer Science, Korea National Defense University
• Received: 2018. 09. 19, Revised: 2018. 09. 28, Accepted: 2018. 09. 28.

최근 현대인들은 가상공간에서 알게 된 노드를 실세계에서 만나 모임을 하거나 혹은 실세계의 노드가 누구인지는 관계없이 가상공간에서만 주로 활동하는 친목 모임에도 참여하는 등 실세계와 가상공간 두 네트워크 모두 이용하여 노드간에 소통하는 것이 자연스러워졌으며, 가상공간에서 유명세를 얻은 인터넷 BJ등이 그 영향력을 토대로 한 공중과 출연 사례[4]나 사이버상의 노드간 악성 댓글로 인한 모욕으로 인한 물리적 폭력 사태[5]처럼 한쪽 네트워크의 노드가 다른 네트워크에도 큰 영향을 미치는 경우를 자주 볼 수 있다. 이런 현상은 실세계와 가상공간 사이의 경계가 약해진 최근의 사회적 현상에 따른 것으로 볼 수 있으며, 따라서 앞으로는 특정 노드가 타인에게 미치는 영향력 등을 파악하여 사회 연결망 분석[6]과 같은 사회공학적인 연구를 수행하고자 한다면 실세계와 가상공간 중 어느 한 네트워크에서만 분석해서는 정확한 분석이 어려울 것이다.

본 연구는 실세계 또는 가상공간에서의 어느 한 노드에 대한 영향력을 두 네트워크 모두를 고려하여 계량적으로 파악할 수 있을지에 대한 의문에서 출발하였으며, 이를 위해 네트워크 커뮤니티(Networked Community)[3]의 방법론을 이용하여 두 네트워크가 혼합된 네트워크에서의 구체화된 영향력 측정 모델을 고안하였다. 그리고 해당 모델의 평가를 위하여 실세계의 높은 영향력을 바탕으로 가상공간에서 활발한 활동을 보이는 인물인 미 트럼프 대통령을 대상으로 실험을 시행하였고, 해당 모델의 효용성을 자체적으로 평가한 후 그 한계와 향후 연구방향을 제시하였다.

II. Related Work

1. Social Network Analysis

사회 연결망 분석(Social Network Analysis : SNA)은 사람과 사람 사이의 관계로 이루어진 특정 네트워크의 물리적 형태를 파악 및 그 특징을 도출하기 위하여 사람을 하나의 노드로 정의하고 사람과 사람의 관계를 링크로 정의하여 노드와 링크를 이어서 하나의 도식화된 거대한 네트워크를 만든 후, 그 네트워크의 물리적인 특징이나 네트워크 구성원들의 행위를 분석 및 이해하려 하는 사회공학적 기법이다[6]. 초기의 사회 연결망 분석은 특정 가문 또는 닫힌 사회에서의 정보전달 흐름 등 대면 관계에서의 모델링을 주로 수행하였으나 최근에는 네트워크 내의 노드들의 행위를 측정하기 쉽고 링크의 수를 계량화할 수 있는 온라인 소셜 네트워크 서비스 플랫폼(페이스북, 트위터 등)을 이용한 비대면 사용자간의 관계 모델에 대해 주로 연구가 이루어지는 추세이다.

사회 연결망 분석에서 사용되는 중심성(Centrality) 개념은 특정 네트워크 내의 영향력 있는 노드들을 찾는 데 효과적이다. 하지만 중심성 분석은 노드와 노드간 링크의 연결 여부만을 주로 고려하기 때문에[6], 링크의 연결강도에 따라 수치를 부여

한 후 분석을 수행하기 위해서는 기존의 중심성 분석 방법과 다른 접근방식이 필요하다고 판단된다.

2. Networked Community

대면 관계에서의 네트워크는 사람이 태어나면서부터 또는 필요에 의해 능동적 또는 수동적으로 물리적 공동체에 참여하는 개념이며, 이것을 물리적 네트워크(Physical Network : PN)으로 정의한다. 물리적 네트워크의 대표적인 예로는 가족, 친구, 학교, 회사, 취미동아리 등이 있다. 한편 정보통신망을 통한 비대면 네트워크에서는 PN에 존재하는 실제의 내가 나를 대변하는 가상의 노드를 가상공간에 만든 후, 다른 사람이 만든 가상 노드와 가상공간에서 연결되는 네트워크이다. 이런 방식의 네트워크는 가상 네트워크(Virtual Network : VN)으로 정의할 수 있으며, 대표적인 예로는 최근의 페이스북이나 트위터 같은 소셜 네트워크를 들 수 있다. VN에서의 다른 노드와의 연결은 PN에서의 그것보다 상대적으로 쉬우며, 또한 연결을 끊는 것도 PN보다 상대적으로 쉽다.

이중의 두 네트워크인 PN과 VN이 혼합된 개념의 네트워크가 존재한다고 할 때, 그 네트워크는 ‘나’라는 노드로부터 출발하여 나와 PN에서 연결된 노드와 VN에서 연결된 노드가 모두 포함된 네트워크일 것이다. 이 혼합된 네트워크에서 효과를 측정하기 위해 ‘링크’를 수치화한 개념을 연결요소(connectivity feature : cf)로 정의한다. cf의 집합은 CF로 나타낸다. 링크는 하나 이상의 것이 될 수 있으며, 한 노드에서 다른 노드로 넘어갈 때의 링크를 수치화하는 개념도 네트워크의 성격에 따라 다양할 것이다. 이렇게 PN과 VN이 혼합된 상태에서 cf를 정의할 수 있는 거대 네트워크를 네트워크 커뮤니티(Networked Community)로 정의한다[3].

3. Connectivity Feature

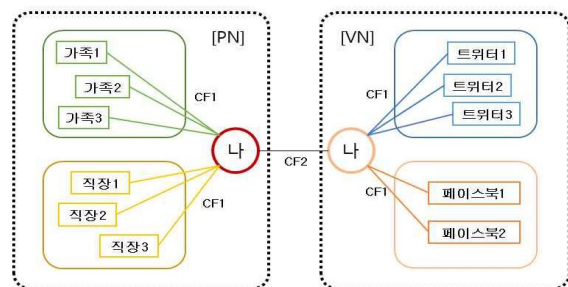


Fig. 2. Examples of NC Modeling[3]

네트워크 내에서 노드와 노드 간의 CF는 CF1, 타 네트워크로 이어지는 노드 간의 CF를 CF2로 정의한다. 또한 CF의 상수 값인 cf는 0과 1 사이의 값으로 정의하고, cf1(나-가족1) 또는 cf1(트위터1-페이스북1), cf2(나)와 같이 표시하며, 나를 중심으로 연결되었을 때는 cf(가족1), cf1(페이스북1)같이 단순화하여 표기할 수 있다. 또한 노드마다 값을 부여하기 위해 PN(나)의 값은 1로 정의하고 PN(나)로부터 VN(트위터1) 노드까지 도

달하는데 거치는 링크는 2개이므로 아래와 같이 계산한다[7].

$$VN(\text{트위터1}) = cf2(\text{나}) \times cf1(\text{나|트위터1})$$

만약 NC 내에 존재하는 모든 CF의 값을 구할 수 있다면 위의 식을 이용하여 나와 n개의 링크를 통해 연결된 모든 노드의 값을 구할 수 있다. 또한 NC 내에서 노드 값을 내림차순으로 정렬하거나 특정 값 이상 또는 이하의 값을 가지고 있는 노드들을 식별하는 등 필요에 따라 노드들을 분석할 수 있다. 이는 NC를 분석하는 데 필수적이다. 다만 cf의 수치를 구하는 데 있어서 최대한 정량적이고 측정 가능하며, 모든 노드에 예외 없이 적용될 수 있는 기준을 적용해야 한다.

III. Influence Assessment Model

1. Experiment Model : Donald Trump

도널드 트럼프(Donald J. Trump)는 2017년 1월 20일부로 미국의 제45대 대통령으로 취임한 인물이다. 초강대국인 미국의 수장으로써 그가 만나는 인물들과 그가 한 말은 미디어를 통해 전 세계로 전승되며, 따라서 트럼프 대통령의 소식은 인터넷에서 쉽게 알 수 있다. 또한 트럼프는 정치적인 목적으로 트위터를 매우 활발하게 사용하는 사람으로써 대통령 취임 이전부터 트위터에 정치적인 발언들을 자주 함으로써 자신의 존재감을 나타내고 있다[8]. 따라서 PN에서의 활발한 활동을 하면서 동시에 VN에서의 활동도 활발한 인물이라는 점과 그의 PN에서의 활동은 미디어를 통해 사진이나 기사에서 쉽게 접할 수 있고 VN에서의 활동도 대부분 트위터를 통하여 이루어지기 때문에 텍스트 분석 측면에서 용이하다는 점, 그리고 PN과 VN에서 활발한 활동을 하는 다른 인물 중에서 타인에게 미치는 영향력의 수준을 비교하였을 때 그 영향력이 가장 큰 인물이라는 점을 들어 도널드 트럼프 대통령을 본 연구의 실험 대상으로 선정하였다.

2. His Activities in PN and VN

트럼프 대통령은 취임 이후 트럼프 정부의 주요 인사들과 각 나라의 정상들과는 여러 회담을 통해 자주 대화를 나누었으며 자신에게 우호적인 공화당 상원의원 및 하원의원들과는 잦은 만남을 가졌던 반면, 자신과 정치적으로 대립 관계에 있거나 자신에게 우호적이지 않은 미디어 매체의 주요 인물에 대해서는 주로 트위터를 통해 비난하는 모습을 보여주고 있다. 특히 취임 후 100일간 벌어진 주요 사건에 대한 ABC뉴스의 보도에 따르면 트럼프는 오바마 전 대통령이 2014년 1월부터 추진했던 미국의 의료보험 개혁안인 ‘오바마케어’에 대한 비난과 오바마 전 대통령이 자신을 도청했다는 이른바 ‘도청 의혹’에 대해 지속해서 트윗을 올림으로써 끊임없이 오바마를 통한 부정적인 영향

력을 행사하여 왔으나[9] 막상 오바마 전 대통령과 트럼프 대통령은 2017년 1월 20일 취임식 이후로 만난 적이 없다는 사실을 고려할 때, 트럼프 대통령의 이러한 성향은 PN과 VN 중 어느 한 쪽 네트워크만 분석해서는 트럼프 대통령의 정확한 영향력 분석이 어려울 수 있음을 보여준다.

3. Setting Connectivity Feature

해당 모델에서의 연결요소는 기존의 연구[7]처럼 뉴스 사진과 트위터를 이용해서 정의한다. 사진은 트럼프 대통령이 누군가와 만났다는 것을 알 수 있는 가장 확실한 간접 수단이며, 곧 그 사람의 노드는 트럼프와 PN에서 연결되었다는 것을 알 수 있다. 또한 트위터는 트럼프 대통령의 트윗을 분석하여 트윗에서 다른 사람의 트위터 계정을 언급하거나 다른 사람의 이름을 직접 언급한 것이 곧 그 사람에게 영향력을 행사하려는 것과 동일하다고 판단되며, 이것은 VN에서 상대의 가상 노드에게 영향력을 주는 요소이기 때문이다. 하지만 VN에서만 존재하는 사람은 존재하지 않기 때문에 VN에서의 상대방의 가상 노드도 어디까지나 상대방의 PN 노드에 기반을 두고 있으므로 특정 인물의 PN 노드의 값과 VN 노드의 값을 더하여 서로 비교하였다. 기존 연구[7]에서는 문재인 대통령이 주변국 정상에게 미치는 영향을 위와 같은 계산법을 이용해 계산하였으나, 실험에 사용된 사진과 트윗의 개수가 총 200개 내외였기 때문에 실험의 신뢰도가 높지 못하였다. 따라서 이번 실험에는 실험 수량을 대폭 늘려 실험을 수행하여 실험의 신뢰성을 높였다.

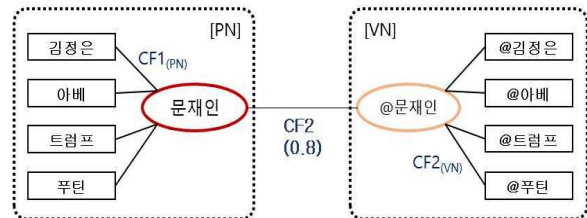


Fig. 3. NC Modeling of President Moon Jae In

IV. Experiment

1. Design

PN 모델에서의 영향력 측정을 위해서 취임 이후 그가 등장한 뉴스 사진 중 누군가와 함께 찍힌 사진을 3개월 단위로 수집하였으며, 단독으로 찍힌 사진은 실험에서 배제하였다. 또한 트럼프와 가장 많이 사진이 찍힌 사람을 cf1(PN)이 높은 사람으로 판단하였으며, 아래와 같이 계산하였다.

$$cf1(PN) \text{ of } sb = \frac{N(\text{photos of Trump with } sb)}{N(\text{all the photos of Trump})}$$

VN 모델에서는 취임 이후 3개월 단위로 트럼프의 트윗터를 수집하여 기간별로 트윗터에서 특정 인물을 몇 회 언급하였는지를 분석하였다. 또한 PN 모델에서와 마찬가지로 트윗터에서 언급이 많이 된 인물일수록 트럼프가 영향력을 많이 행사하고 있는 인물로 가정하였으며, 본 실험에서는 게시한 트윗의 리트윗 횟수, ‘마음에 들어요’ 횟수 및 답글 수, 트윗을 인용해 쓰인 기사의 수에는 가중치를 두지 않고 트윗의 본문만으로 판단하여 아래와 같이 계산하였다.

$$cf1(VN) of sb = \frac{N(sb \text{ mentioned by Trump})}{N(\text{mentioned person's name})}$$

특정인의 PN 값은 곧 cf1(PN)과 같으며, VN값은 cf1(VN)과 같다. 문재인 대통령을 대상으로 했던 실험[7]과 동일하게 cf1(PN)과 cf1(VN)값을 더한 값을 대상으로 비교하였으며, 본 실험에서는 트럼프가 PN의 활동과 VN의 활동의 중요도에 차등을 두기가 어려운 인물이며, 트윗을 직접 작성하는 점 등을 고려하여 cf2(트럼프)는 1로 가정하였다.

2. Collecting Photos and Tweets

트럼프 대통령의 사진을 검색하기 위해 이미지 제공 사이트인 게티이미지[10]를 이용하여 검색하였으며, 트럼프 대통령 취임일인 2017년 1월 20을 시작으로 첫 3개월과 이후 3개월로 구분하여 사진을 추출하였다. 또한 게티이미지 검색기능 중 검색대상자가 사진에서 누구와 같이 있는지를 제공하는 기능을 이용하여 특정 일자에 누구와 같이 있었는지를 분석하였다.

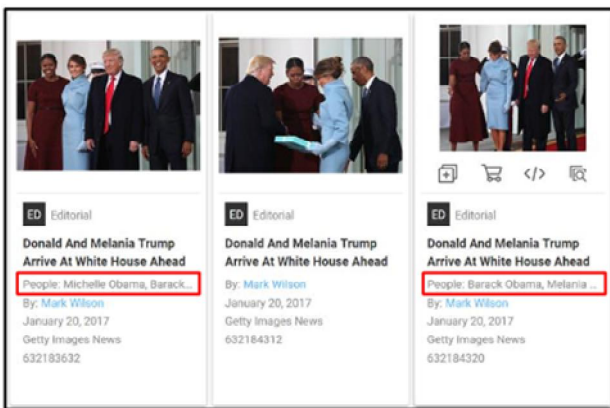


Fig. 4. Photo of Donald Trump with Other People

또한 트럼프 대통령이 올린 트윗을 기간별로 수집하기 위해 twitterscraper[11]를 이용해 3개월 단위로 트윗을 수집하였고, 수집한 트윗을 Netminer4[12] 툴을 이용해 1차적으로 사람이름에 대한 고유명사만 추출해 트윗에서 언급된 인물별로 그 언급횟수를 산정하였으며, 축약 호칭, 멸칭 등 다른 호칭을 사용하여 지칭한 인물 등 누락된 인물을 고려하기 위해 2차로 트윗을 수동으로 재검토하여 횟수를 최종 산정하였다. 그 결과 트럼프는 첫 1분기에 누군가와 같이 사진이 찍힌 횟수가 2,307

번이며 다음 2분기에는 누군가와 같이 총 1,732번 사진이 찍혔다. 또한 트럼프는 1분기에 총 415회의 트윗을 올렸으며, 그중 사람 이름을 언급한 횟수는 142번이었다. 그리고 2분기에는 493회의 트윗을 올렸으며, 사람 이름은 167번 언급하였다.

Table 1. Collecting Photos and Tweets

| Term | Photos | Tweets | |
|-------------------------|--------|------------|-------------------------|
| | | All Tweets | Mentioned person's name |
| '17. 1. 20 ~ '17. 4. 19 | 2307 | 415 | 142 |
| '17. 4. 20 ~ '17. 7. 19 | 1782 | 493 | 167 |

3. Influence in PN Model

1분기의 사진을 바탕으로 각 노드들의 cf1(PN)의 순위를 10위까지 산정하였으며, 정치와 직접적으로 관련이 없는 영부인과 그 가족들은 순위에서 배제하였다.

Table 2. cf1(PN) of Donald Trump in 2017 Q1

| Rank | Name | Photo with Trump | cf1(PN) |
|------|---------------------------------|------------------|---------|
| 1 | Mike Pence | 275 | 0.1193 |
| 2 | Barack Obama | 124 | 0.0538 |
| 3 | Theresa May (UK) | 106 | 0.046 |
| 4 | Justin Trudeau (CA) | 66 | 0.0287 |
| 5 | Neil Gorsuch | 64 | 0.0278 |
| 6 | Angela Merkel (DE) | 63 | 0.0274 |
| 7 | Benjamin Netanyahu (IL) | 58 | 0.0252 |
| 8 | Shinzo Abe (JP) | 53 | 0.023 |
| 9 | King Abdullah II of Jordan (JO) | 40 | 0.0174 |
| 10 | Enda Kenny (IE) | 33 | 0.0144 |

1분기는 각국 정상들이 순위의 대부분을 차지했다. 오바마 전 대통령은 트럼프 대통령의 취임식 이후에는 트럼프와 만나지 않았음에도 불구하고 취임식 날 사진 찍힌 횟수가 많았기 때문에 높은 순위를 받았다. 또한 마이크 펜스 부통령은 각국 정상들과의 만남 또는 그 밖의 자리에서 동석하였기 때문에 가장 높은 순위를 차지하였다. 하지만 본 순위에서는 1분기 동안 트럼프가 트윗터에서 가장 많이 비판한 인물 중 한 명인 힐러리 클린턴이 제외되어 있다.

2분기의 사진을 바탕으로 한 cf1(PN) 순위를 살펴보면 1분기와 마찬가지로 국가 정상과의 만남을 위한 순방과 7월에 열린 G20에서 한 국제회의의 등으로 인해 각 국가 정상들의 순위가 높았으며, 그 영향으로 마이크 펜스 부통령의 순위가 다소 내려

갔다. 또한 프랑스를 비롯한 유럽 국가들의 순위가 상위권을 차지했으며, 문재인 대통령도 미국 방문 및 국민 만찬 등으로 5위에 올랐다.

Table 3. cf1(PN) of Donald Trump in 2017 Q2

| Rank | Name | Photo with Trump | cf1(PN) |
|------|---------------------------|------------------|---------|
| 1 | Emmanuel Macron (FR) | 238 | 0.1336 |
| 2 | Angela Merkel (DE) | 125 | 0.0702 |
| 3 | Mike Pence | 61 | 0.0343 |
| 4 | Theresa May (UK) | 56 | 0.0315 |
| 5 | Klaus Iohannis (RO) | 50 | 0.0281 |
| 6 | Moon Jae-in (KR) | 49 | 0.0275 |
| 7 | Recep Tayyip Erdogan (TR) | 47 | 0.0264 |
| 8 | Narendra Modi (IN) | 46 | 0.0259 |
| 9 | Paolo Gentiloni (IT) | 45 | 0.0253 |
| 10 | Reuven Rivlin (IL) | 43 | 0.0242 |

위에 표에서 보듯이, PN 모델은 대외 행사나 국민 방문 등 언론에서 주목할 만한 일들이 많다면 순위가 상승하는 것을 볼 수 있다. 또한 중요한 행사일수록 사진이 많이 찍히는데, 특히 2분기에는 트럼프의 중동-유럽 순방[13], G20 회의 등이 있어 마이크 펜스 부통령을 제외하면 모두 국가 정상들이 순위를 차지했음을 볼 수 있다. 하지만 해당 기간동안 있었던 오바마의 도청 의혹 제기, 대통령 선거기간 중 주미 러시아 개입 의혹 문제, FBI 국장 제임스 코미와의 갈등으로 인한 해임건 등은 반영되지 않았다. 특히 트럼프가 2017년 3월 4일 트위터(VN)에서 처음 제기해서 오바마의 부정적인 반응(PN)을 부른 트럼프 도청 의혹[14] 같은 경우는 PN 순위에서 전혀 반영되지 않았다.

4. Influence in VN Model

다음은 1분기의 트윗을 바탕으로 한 VN 모델의 순위이다. 트럼프는 지속적으로 트위터에서 정적인 힐러리 클린턴을 비난해왔으며, 힐러리 클린턴과는 트위터상에서 계속 설전을 주고 받고 있다. 따라서 1분기에는 같은 정적인 버락 오바마 전 대통령과 동일한 1위 순위에 올랐다. 또한 1분기 PN 순위에서 8위를 한 아베 신조 일본 총리도 3위에 있는데, 이는 아베 신조 일본 총리와 트럼프의 사이가 단순한 국가 정상 간의 만남에서 그치는 것이 아니라 실제로도 좋은 관계에 있다는 것을 말해준다[15]. 또한 취임 초기 계속적으로 중국을 압박하여 북한의 태도 변화를 이끌어내려던 트럼프는 트위터에서 'China'와 'North Korea' 단어를 8번이나 언급하였지만 1분기에는 두 정상과의 만남은 이루어지지 않아 PN의 순위에서 시진핑 주석은 순위에 오르지 못했다. 또한 미 대선에 러시아가 개입했다는 의혹을 지속적으로 언급하기 위해 'Russia'란 단어를 31번이나 언급하였으나 러시아는 별다른 반응을 보이지 않아 기간중 푸틴과의 만남도 이루어지지 않았다.

Table 4. cf1(VN) of Donald Trump in 2017 Q1

| Rank | Name | Appeared at @Trump | cf1(VN) |
|------|---------------------------|--------------------|---------|
| 1 | Barack Obama | 7 | 0.0493 |
| 1 | Hillary Clinton | 7 | 0.0493 |
| 3 | Shinzo Abe (JP) | 6 | 0.0423 |
| 4 | Neil Gorsuch | 5 | 0.0353 |
| 4 | Mike Pence | 4 | 0.0282 |
| 4 | Justin Trudeau (CA) | 4 | 0.0282 |
| 4 | Chuck Schumer | 4 | 0.0282 |
| 4 | John Podesta | 4 | 0.0282 |
| 9 | Abdel Fattah Al Sisi (EG) | 3 | 0.0212 |
| 9 | Jeff Sessions | 3 | 0.0212 |
| 9 | Xi Jinping (CN) | 3 | 0.0212 |
| 9 | Vladimir Putin (RU) | 3 | 0.0212 |
| 9 | David Muir | 3 | 0.0212 |

위의 사례에서 볼 수 있듯이, 트럼프는 끊임없이 트위터를 이용해 PN에 영향을 끼치려 하고 있으며, 이는 NC의 모델링에서 cf1(PN)과 더불어 cf1(VN)의 영향력도 무시할 수 없음을 보여주는 사례라고 할 수 있다.

Table 5. cf1(VN) of Donald Trump in 2017 Q2

| Rank | Name | Appeared at @Trump | cf1(VN) |
|------|----------------------|--------------------|---------|
| 1 | James Comey | 14 | 0.0839 |
| 2 | Hillary Clinton | 12 | 0.0719 |
| 3 | Emmanuel Macron (FR) | 9 | 0.0539 |
| 4 | Karen Handel | 5 | 0.03 |
| 5 | Mike Pence | 4 | 0.024 |
| 5 | Vladimir Putin (RU) | 4 | 0.024 |
| 5 | Steve Scalise | 4 | 0.024 |
| 8 | Angela Merkel (DE) | 3 | 0.018 |
| 8 | Moon Jae-in (KR) | 3 | 0.018 |
| 8 | Richard Blumenthal | 3 | 0.018 |
| 8 | Barack Obama | 3 | 0.018 |

2분기에서는 트럼프가 트위터에서 지속적으로 공격하던 제임스 코미 전 FBI국장과 힐러리 클린턴을 가장 많이 언급하였다. 또한 조지아 주 하원의원 보궐선거 후보로 출마한 공화당 캐런 한델 후보에 대해 트위터에서 응원을 부탁하며 많이 언급하였으며, 결국 당선되는 등[16] PN까지 큰 영향을 미쳤다.

5. NC Model

1분기의 PN과 VN을 결합한 NC 모델을 살펴보면 같은 분기 PN과 비교했을 때 아베 신조 총리의 순위가 상승하였고, 힐러리 클린턴이 새롭게 등장하였다. 또한 트럼프 대통령과 적대적 위치에 있는 척 슈머 민주당 상원 원내대표도 순위에 올랐는데, 클린턴과 슈머는 트럼프 대통령과 적대적 위치에 있으면서 해당 기간 중 트위터로 자주 공격을 받았던 인물이기 때문에 순위가 상승한 것으로 분석된다.

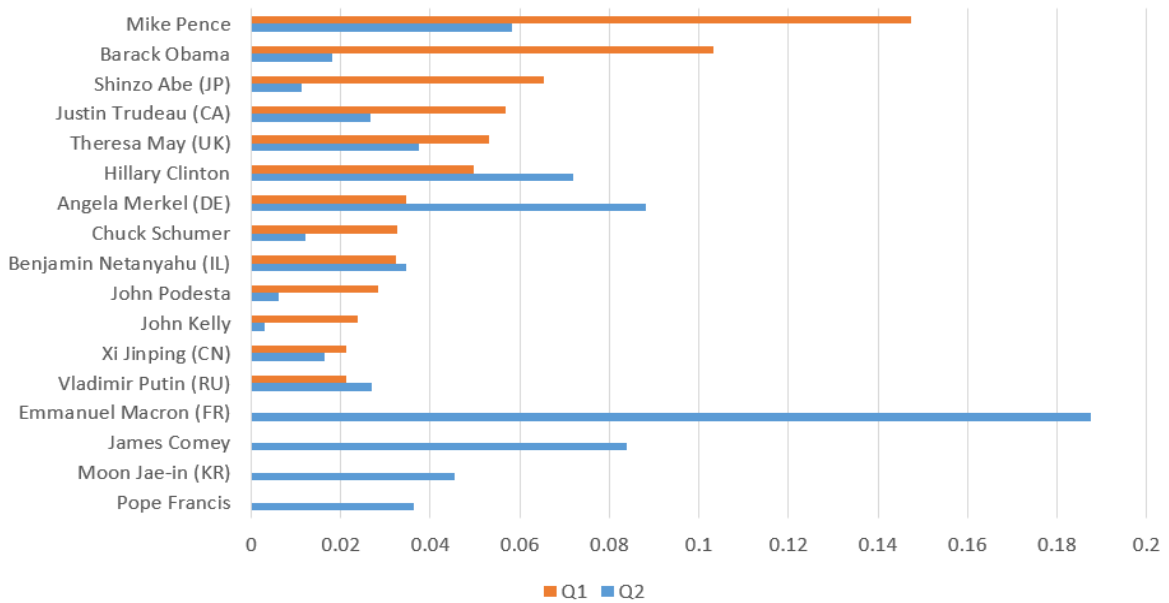


Fig. 5. Time-Series of NC Model in 2017 Q1-Q2

Table 6. NC model of Donald Trump in 2017 Q1

| Rank | Name | cf1(PN) | cf1(VN) | total |
|------|------------------------|---------|---------|--------|
| 1 | Mike Pence | 0.1193 | 0.0282 | 0.1475 |
| 2 | Barack Obama | 0.0538 | 0.0493 | 0.1031 |
| 3 | Shinzo Abe(JP) | 0.023 | 0.0423 | 0.0653 |
| 4 | Neil Gorsuch | 0.0278 | 0.0353 | 0.0631 |
| 5 | Justin Trudeau(CA) | 0.0287 | 0.0282 | 0.0569 |
| 6 | Theresa May(UK) | 0.046 | 0.0071 | 0.0531 |
| 7 | Hillary Clinton | 0.0005 | 0.0493 | 0.0498 |
| 8 | Angela Merkel(DE) | 0.0274 | 0.0071 | 0.0345 |
| 9 | Chuck Schumer | 0.0044 | 0.0282 | 0.0326 |
| 10 | Benjamin Netanyahu(IL) | 0.0252 | 0.0071 | 0.0323 |

다음 2분기를 보면 같은 분기 PN과 비교하였을 때 제임스 코미 전 FBI 국장과 힐러리 클린턴이 순위에 올랐으며, 이스라엘 정상과 프란치스코 교황, 문재인 대통령은 트럼프가 기간중 트위터에서 우호적인 언급을 많이 하였기 때문에 순위가 상승한 것으로 분석된다.

Table 7. NC model of Donald Trump in 2017 Q2

| Rank | Name | cf1(PN) | cf1(VN) | total |
|------|------------------------|---------|---------|--------|
| 1 | Emmanuel Macron | 0.1336 | 0.0539 | 0.1875 |
| 2 | Angela Merkel(DE) | 0.0702 | 0.018 | 0.0882 |
| 3 | James Comey | 0 | 0.0839 | 0.0839 |
| 4 | Hillary Clinton | 0 | 0.0719 | 0.0719 |
| 5 | Mike Pence | 0.0343 | 0.024 | 0.0583 |
| 6 | Moon Jae-in | 0.0275 | 0.018 | 0.0455 |
| 7 | Theresa May(UK) | 0.0315 | 0.006 | 0.0375 |
| 8 | Reuven Rivlin(IL) | 0.0242 | 0.012 | 0.0362 |
| 9 | Pope Francis | 0.0242 | 0.012 | 0.0362 |
| 10 | Benjamin Netanyahu(IL) | 0.0225 | 0.012 | 0.0345 |

6. Time-Series Analysis of NC model

다음은 트럼프 주변 주요 인물들에 대해 1분기와 2분기의 NC 모델을 토대로 시계열 분석을 수행하였다. 분석 결과 1분기와 비교하여 부통령인 마이크 펜스의 영향력은 줄어들고 있음을 알 수 있는데, 이것은 트럼프의 독단적인 성격으로 인한 트럼프 1인 위주의 정책 결정 등의 영향으로 보인다. 또한 1분기에는 영어권인 캐나다와 영국 두 나라와 미국 친화적인 국가인 일본에 영향력을 많이 발휘한 반면, 2분기에는 비영어권 국가인 독일, 프랑스, 이스라엘 및 한국에 영향력을 발휘했다고 분석할 수 있다. 또한 트위터를 통하여 1분기에 많이 언급하였던 중국과 러시아는 2분기에도 큰 영향력이 변동은 없는 것으로 분석할 수 있으며, 제임스 코미 전 FBI 국장과 힐러리 클린턴에 대한 부정적 영향력이 2분기에 처음 생기거나 증가하였다. 이것은 트위터를 정치적인 공격 수단으로 사용하는 트럼프의 특징에 따라 일어난 현상으로 보인다. 또한 힐러리 클린턴의 선거운동본부에 있던 존 포데스타와 민주당 원내대표인 척 슈머는 1분기에는 트럼프의 트위터를 통한 공격을 자주 받았으나 2분기에는 트럼프가 한 두 번밖에 언급하지 않았기 때문에 영향력 측면에서 수치가 대폭 하락하였다. 이는 트위터에서 트럼프의 관심이 제임스 코미 전 FBI 국장이나 힐러리 클린턴에게 옮겨갔기 때문으로 분석된다.

한편 트럼프 행정부의 첫 국토안보부 장관이었던 존 켈리는 첫 1분기와 2분기의 영향력을 비교하였을 때 2분기의 트럼프의 영향력은 매우 작은 수준으로 줄어들었다. 다음 3분기인 2017년 7월 31일에는 대통령 비서실장으로 임명된 것으로 볼 때, 3분기에는 트럼프의 영향력이 대폭 상승할 것으로 예측할 수 있다.

IV. Conclusions

현대인들은 사람과 사람 간에 직접 대면하여 의사소통하는 기존의 물리적 네트워크에만 의존하지 않고, 점차 사람을 대면하지 않고도 의사소통할 수 있는 가상 네트워크를 적극적으로 이용하면서 살아가게 되었다. 그리고 같은 상대방도 물리적 네트워크 또는 가상 네트워크 중 내가 원하는 네트워크를 선택하거나 또는 두 네트워크를 모두 이용하여 상대방에게 접근할 수 있는 시대가 되었다. 네트워크 커뮤니티 방법론은 위와 같이 물리적 네트워크와 가상 네트워크가 혼재되고 겹쳐진 현대 사회의 흐름 속에서 '나'의 영향력은 어디까지인지를 계량적으로 파악할 수 있을지에 대한 의문에서 비롯되었으며, 본 연구는 네트워크 커뮤니티를 기반으로 한 영향력 분석 모델을 제시하고 실제 인물을 바탕으로 적용하여 그 효용성을 자체적으로 평가함으로써 앞으로의 네트워크 커뮤니티를 이용한 여러 응용을 만들어내는데 밑바탕이 될 기초적인 연구로서의 의미가 있다고 할 수 있다.

사회 연결망 분석은 수많은 사람으로 이루어진 물리적 네트워크에서 어떠한 특성이나 방향성, 물리적 응집도 또는 정보의 흐름 등을 파악하기 위해 출발하였고 발전되어왔으며, 가상 네트워크가 발전한 현대에는 소셜 네트워크 서비스를 중심으로 하여 가상 네트워크상의 이웃, 업로드된 사진 및 사용자가 작성한 글 등을 분석하여 사용자에게 여러 가지 서비스를 제공하는 등 사용자 편의적인 여러 기술이 개발되는데 핵심적인 이론으로써 중요한 역할을 하고 있다. 다만 사람과 사람과의 관계 분석에 대해서는 기존의 물리적 네트워크를 포함해서 분석하는 것이 타인에게 미치는 영향력을 좀 더 정확히 분석해 낼 수 있다고 판단된다.

네트워크상에서 영향력을 산출하고자 하는 방법론은 여러 가지가 있겠으나, 이번 연구는 비교적 간단한 방법으로 산출해 낸 수치를 통해 현실 세계 네트워크와 가상공간 네트워크의 특정 인물의 영향력 수치를 측정하였고, 그 수치를 NC 모델링에 적용하여 최종 영향력을 산출해내었다. 그 결과 두 네트워크를 더하여 만들어낸 영향력이 현실과 가장 가까운 결과를 나타내어 준다는 것을 보여주었으며, 네트워크 커뮤니티의 방법론의 일부로써 적용될 수 있다는 것을 확인하였다. 또한 해당 실험은 특징인이 속해있는 서로 다른 네트워크를 하나의 수치화 방법론을 적용하여 의미있는 데이터를 도출하였다는 것에 의의가 있으나, 본 실험에서 적용한 모델은 사람과의 '관계'를 수치화 하는데 적용해야 할 여러 고려 요소를 배제하고 수치화가 간단한 쪽으로만 접근(사진 수, 트윗 수)하였다는 것에 한계가 있다.

좀 더 정밀한 모델링을 위해서는 여러 가지 수치적인 요소와 변수, 다양한 데이터를 이용한 다양한 실험이 계속되어야 할 것이기 때문에 금번 연구를 토대로 앞으로도 관련 연구를 통해 물리적 네트워크 또는 가상 네트워크상에서의 여러 요소들을 이용하여 다른 방법으로 모델링을 수행하고 그 효용성을 평가하고자 한다.

REFERENCES

- [1] 73% Of U.S. Adults Use Social Networks, Pinterest Passes Twitter In Popularity, Facebook Stays On Top, <https://techcrunch.com/2013/12/30/pew-social-networking>
- [2] Y. Kim, "KISDI Stat Report 18-11", Jun. 2018.
- [3] S. Yoon and S. Lee, "Making relationships to links - Networked community, a connected society", 4th International Conference on Systems and Informatics (ICSAI), pp. 1040-1048, 2017
- [4] <http://sports.donga.com/3/all/20160129/76200642/1>
- [5] <http://www.nocutnews.co.kr/news/4571143>
- [6] John Scott, "Social network analysis : 4th edition", Sage, pp. 2-3, 2017.
- [7] T. Kim and S. Yoon, "Influence Model Assessment among Persons using Networked Community Analysis", Proceedings of KSCI Conference, Vol. 26, No. 2, pp. 531-534, Jul. 2018.
- [8] Brian L. Ott, "The age of Twitter: Donald J. Trump and the politics of debasement" Critical Studies in Media Communication, Vol. 34, No. 1, pp. 59-68, 2017
- [9] "President Trump's first 100 days: A timeline of key events", <https://abc7.com/politics/president-trumps-first-100-days-a-timeline/1924621/>
- [10] <https://www.gettyimages.com/photos/donald-trump>
- [11] <https://github.com/taspinar/twitterscraper>
- [12] Cyram. Netminer 4.4.1.a Seoul: Cyram Inc. 2018
- [13] http://www.newsis.com/view/?id=NISX20170526_0014922372
- [14] <http://news1.kr/articles/?2927329>
- [15] <http://news1.kr/articles/?2909038>
- [16] <http://www.yonhapnews.co.kr/bulletin/2017/06/22/020000000AKR20170622065200009.html>

Authors



Tae-Geon Kim received the B.S degree in Aeronautical Science and Flight Operation from Korea Aviation Univ. in 2008 and He is a candidate for M.S. degrees in Computer Science from Korea National Defense University(KNDU). He is interested in Big Data, Social Network Analysis and Cyber Security.



Soungwoong Yoon received the B.S. degree in Engineering from Hanyang University in 1992 and M.S. degree in Computer Science and Engineering from Korea National Defense University (KNDU) in 2004, respectively. Mr. Yoon joined the Ph.D course of the Department of Computer Science at KNDU in 2015 and currently Ph.D candidate. He is interested in knowledge discovery, information retrieval, Big Data and Social Network Analysis.



Sang-Hoon Lee received the B.S., M.S. and Ph.D. degrees in Computer Science and Engineering from Kyoto University, Japan, in 1978, 1987 and 1997, respectively. Dr. Lee joined the faculty of the Department of Computer Science at Korea National Defence University(KNDU), in 2000. He is currently a Professor in the Department of Computer Science, Korea National Defense University. He is interested in DataBase, Big Data, Social Network Analysis, and Information search.