

IIS – WCC 모델: 메신저 서비스를 통한 소셜 네트워크 군집과 IIS 사이의 모델링 및 분석

<목차>

- I. 서론
 - 1.1 개인과 집단간의 긴밀함, 심리학에서의 관점
 - 1.2 개인과 집단, 사회과학과 수학에서의 관점
- II. 긴밀함, 군집과의 가중치 군집 계수, IIS 와의 수학적 모델
 - 2.1 긴밀함, IOS 와 의사소통
 - 2.2 WCC – IIS 모델
 - 2.3 파레토 분포의 타당성
- III. 데이터 분석 방법
 - 3.1 군집 알고리즘
 - 3.2 각 점에 대한 WCC 와 IIS scale 비교
 - 3.3 데이터 분석 결과
- IV. 결론
- V. 참고문헌

I. 서론

1.1 개인과 집단간의 긴밀함, 심리학에서의 관점

사람들이 얼마나 본인과 타인을 구별하고 인지하는가에 대한 연구는 많이 진행된 바 있다. 대표적으로 IOS (Inclusion of Other in the Self)와 IIS (Inclusion of Ingroup in the Self)측도 방법이 있다. IOS 측도 방법은 Self-expansion model 을 바탕으로 한다. 이 모델은 본인이 자신의 역량을 확장시키려고 하는 의지를 바탕으로 여러 현상을 설명한다. 이러한 Self-expansion model 에 의하면, 타인의 여러 모습이 본인과 겹침을 느낌을 시작으로 긍정적인 관계를 시작한다 (Aron, A., & Aron, E. N., 1996).

이와 유사하게 개개인이 집단과 얼마나 많은 모습이 중첩되는지 느끼는 것에 기반한 IIS 측도가 있다. 이는 반응속도기반 소속감 연구와 획일성이 있다는 증거 또한 있기에, 심리측정학적으로 유의함이 증명되었다(Tropp, Linda & Wright, Stephen., 2001). IIS 측도는 간단한 설문조사를 통해 구할 수 있는데, 한 집단과 얼마나 소속감을 느끼는지 아래와 같은 도식 중에서 선택하는 것이다. 필자 또한 이번 연구에 동일한 방법으로 IIS 측도를 개인별로 구하였다.

Please the picture below that best describes your relationship with your partner.

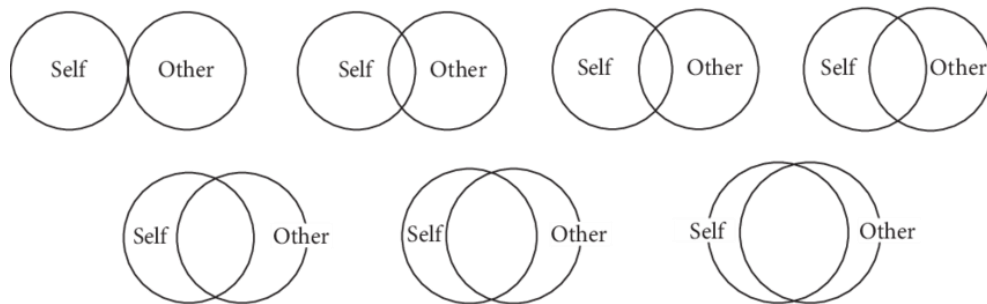


그림 1. 설문조사에 사용된 자료(Aron, A., & Aron, E. N.)

한편 21 세기에 모바일 기기를 소유하는 사람들이 많아졌기에, 사람들간의 소속감 중 거대한 요인은 의사소통의 빈도와 비례할 것이라 예상할 수 있다. 한 집단에서 소속감을 느끼는 것에 있어 의사소통이 중요하다는 연구결과는 있지만(Wim J.L. Elving, 2005), 그 소통의 정도가 정확히 소셜 네트워크에서의 의사소통 정도와 대응될 것인지는 미지수이다.

네트워크 서비스는 사용 빈도수가 정확한 수치적인 정보로서 존재하기에 계량적인 데이터 분석이 가능하다. 실제로 페이스북, 카카오톡, 인스타그램 등의 다양한 소셜 네트워크 서비스에는 친구간의 관계를 기반으로 알고리즘적 집단을 생성하고, 이를 바탕으로 친구 추천 시스템 등을 만든다. 고로 이러한 데이터를 바탕으로 진행하는 심리측정학적인 연구에 사용될 수 있는 데이터가 충분하다.

한편 개인이 소속되어 있다고 생각하는 집단과 실제적으로 (그 실체를 무엇으로 정의하는지에 다르지만, 기록된 의사소통의 정보적인 실체라고 하자) 소속된다고 논할 수 있는 집단 사이에 차이가 존재할 수 있다. 전자는 개개인에 의존하는 변수이지만, 후자는 여러 사람이 관여하는 변수라 볼 수 있기 때문이다. 이런 차이에 특징적인 경향성이 존재한다면 후에 사람의 집단적 행동을 분석할 때 유의미한 토대가 될 수 있다. 예컨대 성격 분석과 집단의 차이를 바탕으로 만든 알고리즘은 성능 좋은 “친구 추천 알고리즘”을 제공하기도 한다 (Bian, L., & Holtzman, H., 2011). 따라서 이 보고서에는 WCC – IIS 모델을

설계하여 개인이 소속된다고 믿는 집단과 의사소통 빈도로 추론한 실제로 소속된 집단과의 유사도를 구할 수 있는 수치해석적인 방법을 제시할 것이다. 나아가 매우 작은 집단이지만 이를 실제 설문조사를 통해 재현해 볼 것이다.

1.2 개인과 집단, 사회과학과 수학에서의 관점

네트워크 이론에서의 집단은 각 점이 사람을 나타내고 각 변이 두 사람간의 관계를 나타내는 하나의 수학적 그래프로 모델링한다. 이 때 각 변이 여러 성질을 가질 수 있고, 이에 따라 사용되는 방법론은 다양하다. 그래프에서의 커뮤니티, 또는 집단은 많은 변을 공유하는 부분그래프로 생각할 수 있으며, 이러한 커뮤니티를 찾는 과정을 군집화, 또는 클러스터링이라 한다. WCC – IIS 모델에서 핵심적인 가정은 개개인의 소셜 네트워크 상의 소통의 정도에만 의존하여 군집화가 가능하며, 이 군집 자체가 하나의 실제적인 집단으로 해석할 수 있다는 관점이다.

그래프에서 클러스터를 찾는 연구는 활발히 진행되었다. 그래프에서 (undirected Graph) 하나의 커뮤니티를 찾기 위한 많은 시도 중 GN 알고리즘(Girvan, M., & Newman, M. E., 2002), CNM 알고리즘(Clauset, A., Newman, M. E., & Moore, C., 2004) 등이 있다. 또한 인터넷 소셜 네트워크 분석을 위해 구체적으로 접근한 모델인 ISCoDe 등의 여러 프레임워크가 개발되었다(Jaho, E., Karaliopoulos, M., & Stavrakakis, I., 2011).

인터넷 커뮤니티의 분석을 위해 가중치 그래프에서 클러스터를 찾는 알고리즘 또한 있다(Liu, R., Feng, S., Shi, R., & Guo, W. 2014). 또한 마르코브 체인으로부터 파생한 Markov cluster algorithm 도 이러한 분석에 사용된다. 본 보고서에서는 이러한 클러스터링 알고리즘을 사용하여 클러스터를 만들 것이다. 이러한 분석을 바탕으로, 하나의 클러스터링 된 집단에서의 WCC 라는 채색 그래프 함수 (chromatic dependent) 를 제시하여 가중치 그래프에 대한 IIS 척도를 수치적으로 모델링 할 것이다.

II. 긴밀함, 군집과의 가중치 군집 계수, IIS 관의 관계의 수학적 모델링

2.1. 긴밀함, IOS 와 의사소통

서론에서 언급했듯, 긴밀함 (closeness) 는 IOS scale 로 측정되는 경우가 대부분이다. 하지만 한 사람에게 모든 사람에 대한 긴밀함의 정도를 설문조사로 요구하는 것은 매우 어렵다. 이는 만약 n 명의 집단을 분석하고자 한다면, 불가피하게 모든 사람의 관계를 요구해야 하기에 개개인들에게 $n-1$ 명에 대한 스케일을 요구해야 한다. 또한, 분석하고자 하는 데이터는 매우 이산적이기에 많은 오차가 발생할 가능성이 다분하다. 그렇기에 한 집단 내부의 모든 사람 간의 긴밀함을 측정하기 위한 IOS 가 아닌 다른 방법을 찾아야 한다.

한편, 직관적으로 (그리고 경험적으로) 개개인은 대화가 많은 상대에 대하여 소속감을 느끼고 내 자신이 확장되는 (expansion of oneself to other) 경험을 하곤 한다. 이러한 의사소통과 대화가 가지고 있는 심리학적 영향이 개개인에게 어떤 변화를 주는지 연구된 바가 많다. 구체적으로 가족 관계에 있어 애증의 표현 (affectionate communication) 은 관계의 만족도와 IOS 와 양의 상관관계가 있다는 결과 또한 있다(Floyd, K., & Morr, M. C., 2003). 비슷하게 다른 연구에서는 아들과 아버지의 관계에서 대화의 만족도와 긴밀함이 양의 상관관계가 있음 또한 제시했다(Floyd, K., & Morman, M. T., 1998).

비슷하게, 개개인의 긴밀함을 휴대폰 통화 사용량의 빈도와 시간에 대한 양함수로 정의한 방법론이 있었다(Phithakkitnukoon, S., & Dantu, R. 2010). 이러한 연구들의 결과를 바탕으로, 의사소통의 빈도수와 시간은 긴밀함과 양의 상관관계가 있다고 가정하는 것은 합당하다.

이를 기반으로 개개인들 사이의 긴밀함을 IOS scale 을 구하는 것은 매우 까다로운 데이터 구성 과정이기에, 시간과 공간의 한계상 긴밀함을 소통의 정도(communication rate)로 대체할 것이며, 이에 대한 타당성은 충분하다.

2.2 WCC – IIS 모델

제시하고자 하는 모델의 특징은 다음과 같다. 마찬가지로, 하나의 인구 분포에서 부분집합을 택하여, 이들로 만든 소셜 네트워크에서 군집화를 하는 것과, 이 구조로 IIS 를 추론/모델링 하는 것이 목표이다. 고로, 그래프 $G = (V, E)$, 군집화 χ 에 대하여 (군집화는 채색함수와 대응시킨다),

1. 개개인은 다른 사람들과 긴밀한 관계를 가질 수 있다. 이는 0 에서 1 사이의 수치이다. (measurability)
2. 개개인과 가지는 이런 관계는, 작은 집단 안에서 하나의 커뮤니티를 생성한다. 예컨대, A, B 가 긴밀한 관계를 가지고 B, C 가 긴밀한 관계를 가지고 C, A 또한 긴밀한 관계를 가진다면, 이 셋 A, B, C 는 하나의 집단을 이룬다고 생각할 수 있다. 이렇게 개개인에 있어 소속되는 가장 큰 집단을 $G(A)$ 라고 할 정의할 것이고, 이렇게 가장 큰 집단과 소속되어 있는 정도를 $\mu_G(A)$ 라고 할 수 있다. (clusterability)
3. 사람들 간의 긴밀함, inclusion 의 측도는 “의사소통의 정도” 로 근사할 것이다. (inclusion is positively associated with communication rate)

$\mu_G(A)$ 를 어떻게 정의할지는 그 가능성이 열려있다.. 가령 임의의 증가함수와 합성한 결과도 안정적인 결과를 내놓기에, 가장 간단한 clustering coefficient (이후 CC)에서 파생되어 정의하겠다.

가중치 국소 군집계수 (Weighted local Clustering Coefficient, 이후 WCC):

$$W(v) = \frac{\sum_{v_i \in N \cap G(v)} e_{v_i v}}{\sum_{v_i \in N \cup G(v)} e_{v_i v}}$$

이때 등장하는 N 은 v 와 인접한 점의 집합(i.e. neighborhood)이다.

위에서 정의한 WCC 는 다음 2 가지 성질을 잘 포착한다. 즉, 우리가 원하는 값을 잘 모델링한다고 말할 수 있다.

1. 어떤 집단이 있을 때, 그 집단에서 나와 친분이 있는 사람들은 얼마나 소속감을 느끼는가? (average CC within the group)
2. 어떤 집단과 나와 친분이 있는 집단은 얼마나 교차하는가? (intersection between friend group and cluster group)

한편, 이렇게 만들어진 하나의 집단이 정말 개개인에게 있어서 느끼는 집단이 될 수 있는지에 대한 질문은 지금까지의 연구에서 여전히 의문으로 남는다. 즉, 알고리즘적으로 분석한 관계가 직접적으로 개개인에게 실존하는 집단인가? 이러한 의문점은 다음과 같은 시나리오 2 개로 명확히 이해 가능하다.

Scenario

1. 어떤 사람은 집단에 매우 소속감을 느낀다. 또한 고로 구성원들과 매우 의사소통을 많이 하고, 개개인들 과의 느끼는 긴밀함도 매우 크다.
2. 어떤 사람은 한 집단에 소속되어 있는 느낌이 있다. 그러나 그 소속감이 매우 크지는 않다. 가령, 한 집단의 구성원 A_1, A_2, A_3, \dots 과 함께 큰 소속감을 느끼지만, 그 구성원을 제외한 집단의 인원들과는 매우 긴밀한 관계를 가지고 있는 것은 아닌 듯했다.

앞에서 만든 모델의 경우 시나리오 1, 2 를 둘 다 매우 잘 포함시킨다. 시나리오 1 의 경우, 개인이 집단과 매우 큰 동질감을 느낀다. 고로 매우 많은 사람들과 연락을 유지할 가능성이 높고, 그 결과 의사소통을 자주 할 것이다. 이는 높은 IIS 와 연관된다. 이는 WCC 의 정의에 의해, 높은 WCC 가 나올 것이다.

시나리오 2 의 경우, 집단 자체에 큰 소속감을 느낀다고 볼 수 없다. 하지만 어떤 집합에 소속되어 있다고 느끼는 것 또한 명백하다. 그러나 개인이 소속감을 크게 느끼지 못하는 이유는,

1. 그 집단 안에서 알고 있는 사람이 명백히 적을 때
2. 그 집단과 “친한 사람 집단”의 교차하는 수가 너무 적을 때

로 규명 지을 수 있다. 고로 네트워크 그래프에서 WCC 도 낮게 나올 것이다.

하지만 몇 가지 문제가 있다. IOS scale 을 수치화 시켜 유한명의 사람들과의 관계에 부여할 때 어느 방식으로 부여할 것인가? 즉, IOS scale 과 의사소통간의 함수를 잘 정의하는 방식이 아직 미지수이다. 또한, 모든 사람이 의사소통의 수치가 소셜 네트워크로 비례하며 투영된다고 가정할 수 있을지도 의문점으로 남는다. 심지어 서로 간의 관계가 긴밀함에도 친구집단으로서 느껴지지 않는 집단 또한 존재할 가능성이 있다.

뒤에서 언급하지만, 구체적으로 첫 질문은 파레토 분포로 대체하였다. 하지만 이에 대해 정확히 답할 수 있는 문항은 적다. 첫 번째로, 어디까지나 수학적 모델에 불과하기에 정확한 현실을 담기 힘들 것이다. 중요한 것은 이러한 방법론으로 한 집단에 소속된다고 느끼는 것을 개개인의 관계로 도출 할 수 있다는 점일 뿐, 정확한 실수화 된 수치를 계산하는 것을 불가능하다. 나아가 이러한 논쟁은 기존 WCC 를 정의할 때부터 무의미하다. 이미 너무 많은 hyperparameters 들을 부여했기 때문이다.

두 번째로 유의미한 사람들이 소셜 네트워크를 사용하지 않는 것은 사실이다. 뿐만 아니라, 본인이 의사소통을 평소에 면대면 대화로서 많이 할 뿐, 소셜 네트워크로는 거의 하지 않는 경우도 많을 것이다. 이러한 경우 그들은 좋은 유대관계를 이룸에도 불구하고 의사소통의 IOS 를 낮게 기록하여 WCC 를 낮게 기록할 것이고, 고로 IIS 가 높지만 WCC 가 낮은 결과가 나올 것이다. 이 경우 제 1 오류로서 남아야 한다.

마지막으로, 친구 관계가 전이적 (transitivity) 관계가 없다는 점이 문제이다. 어떤 군집이 높은 CC 를 기록하였지만, 하나의 집단으로서 인식되지 않기에 IIS scale 을 낮게 기록한 경우이다. 이러한 경우 불가피하게 이 모델에서 제 2 오류로서 남아야 한다.

2.3 파레토 분포의 타당성

일반적으로 한 사람이 가장 친한 n 명을 얻는 것은 쉬워도, 그 사람이 구체적으로 그들 간의 관계가 얼마나 좋은지는 계산하기 힘들다. 가령, “가장 친한” 친구와의 대화 횟수가 그 둘의 관계를 가장 잘 설명할 가능성은 적다. 한편 소셜 네트워크 서비스는 친밀도가 높은 사람들과 많이 사용할 것이라는 가정은 타당성이 있다. 우리가 보이고 싶은 긴밀함과 그 집단간의 구성원의 의사소통이 얼마나 관계가 있는지 알아보고 싶을 때, 유일하게 뒤야하는 관계는 이 오차이다. 고로, 이 모든 가정을 하고 가장 의사소통을 많이 한 N 명과의 관계는 파레토 분포를 따를 것이라고 가정하자.

실제로, 한 그래프에 있어서 차수의 분포는 파레토(파워 분포) 임이 밝혀진 바 있고(Zinoviev, D., & Duong, V., 2009), 이를 바탕으로 한 사람에게 있어서 그에게 중요한 사람들의 분포는 파레토 분포일 것임을 추측할 수 있다.

사람들 간의 관계의 친밀도는 정의하는 것도 문제이다. 우리 여기에 있어서 더 간결한 접근을 해야된다. 가령, 우리가 얻을 수 있는 데이터에 한 사람이 다른 사람들과 한 메시지 빈도수가 포함되어, 두 사람 간의 친밀도를 잘 설명할 수 있는 가중치 그래프를 얻을 수도 있을 것이다. 하지만, 우리는 이러한 데이터를 늘 보유할 수 있는 것도 아니며, 일상적으로 “가장 친한 몇 명” 정도로 그룹을 생각할 뿐 직접적으로 특정 인물과 하나의 실수를 연관 짓는 것 또한 아니다. 또한, 소셜 네트워크 서비스뿐만 아니라 다른 데이터들을 생각 할 때, 파레토 분포를 따를 것을 가정하고 일반적인 차수 데이터에서 가중치 그래프로 환산하여 더 정확한 정보를 얻어내는 것이 바람직하다.

III. 데이터 분석 방법론

3.1 군집 알고리즘

GN 알고리즘에서는 다음과 같은 방식으로 군집을 찾는다: 매 단계마다 변을 제거해 나아가 남은 연결요소들이 군집이 된다. 이 때, 변을 제거해 나가는 방법은 각 변마다 “그래프의 사이정도(betweenness)”를 계산하여 가장 높은 사이 정도를 가지는 것을 제거하는 것이다.

이와 상반되게 (Liu, R., Feng, S., Shi, R., & Guo, W., 2014) 에서 제시된 군집 알고리즘은 각 노드의 가중치와 변들의 가중치로부터 클러스터의 가중치, 클러스터 간의 매력도를 측정하고, 이를 기반으로 다음 단계마다 클러스터를 합쳐가는 방식이었다. 하지만 우리가 다루는 데이터에서는 각 선분의 가중치만 있을 뿐, 그 어떤 노드의 가중치가 있지 않다. 이는 하나의 문제로서 ABCD 알고리즘을 사용한다면 노드에 가중치를 부여하거나, 기존 ABCD 알고리즘을 변형하여 노드에 가중치를 부여할 필요를 없게 만드는 것이다.

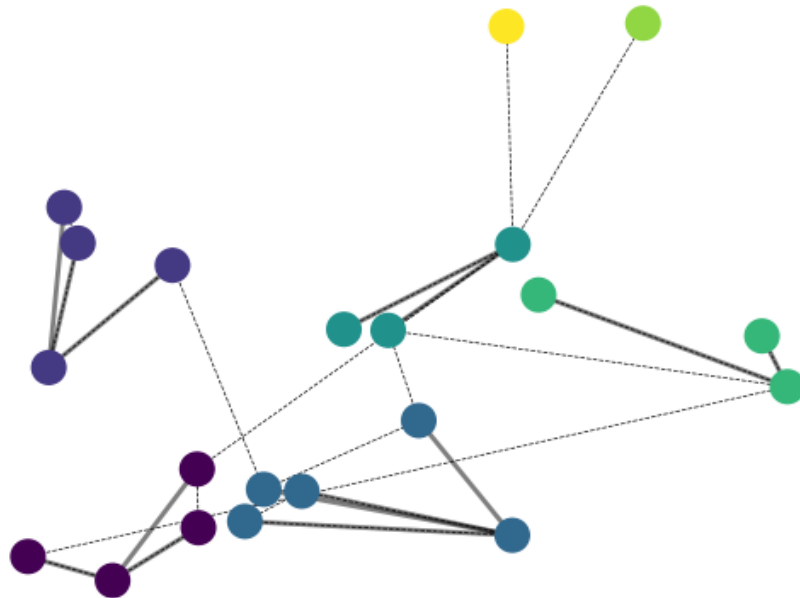
설문조사로 수집한 데이터의 성질에 적합한 클러스터링 알고리즘으로서, MCL 알고리즘이 있다. MCL 알고리즘은 마르코브 프로세스가 높은 사이정도를 가진 변으로 들어갈 가능성이 낮다는 점을 사용한다. 각 차수의 분포는 이산 파레토 분포를 따를 것으로 가정했기에, 파레토 분포의 shape parameter (이후 α)을 지정해야 한다. 추후 분석에 어떤 shape 이 좋은 형태를 지니는지 분석할 것이다.

3.2 각 점에 대한 WCC 와 IIS scale 비교

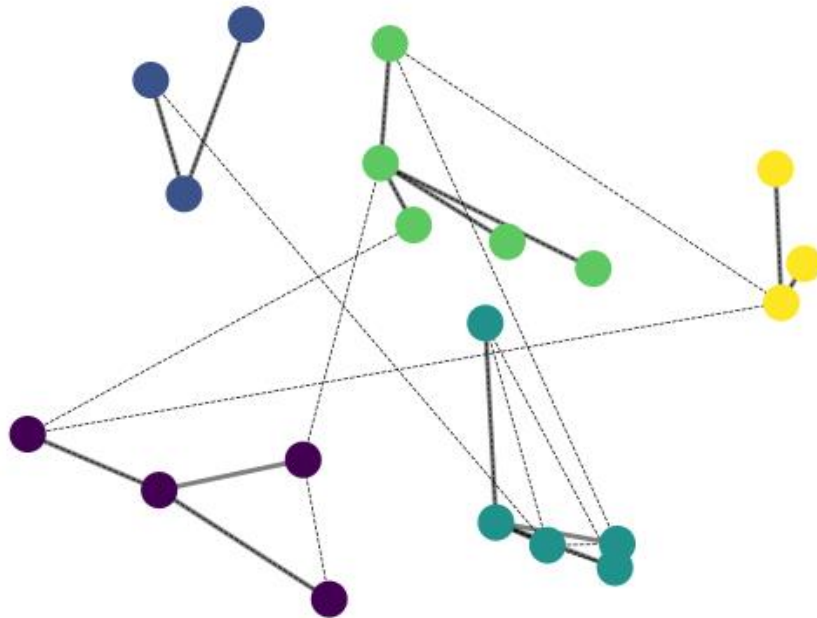
앞에서 언급했듯, 이상적인 케이스에는 WCC 와 IIS 의 값이 양의 상관관계를 가져야 한다. 이들은 각 사람들에게 설문조사를 통해 구했으니 간단히 비교 가능하다. 추후에 분석할 결과이지만, 데이터가 충분하지 않다면 아주 많은 값이 1 로 귀결될 것이다. WWC 가 1 이라는 것은 모든 neighborhood 가 정확히 군집화와 일치한다는 것이다. 여기에 샘플의 크기가 작은 것이 불완전한 상관관계를 가져올 수 있는데 큰 역할을 한다고 추론할 수 있다.

3.3 데이터 분석 결과

익명성을 위해 학생들의 이름은 표기하지 않았으며, 같은 색의 점은 같은 집단에 있음을 의미한다:



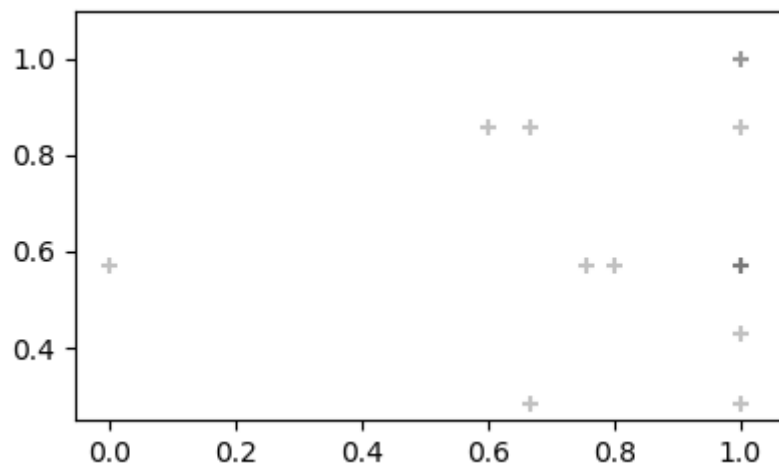
도식 1. 30 명의 학생의 설문조사로 의해 나온 군집화. ($\alpha = 1$)



도식 2. 30 명의 학생의 설문조사로 의해 나온 군집화. ($\alpha=0.5$)

친분관계가 있음에도 같은 군집에 포함되지 않은 경우, 점선으로 표기하였다. 이 결과 α 값이 작을수록 그래프가 균등하게 분포되어 있음을 의미하고, 군집화가 더 잘 되는 것을 기대할 수 있는데, 실제로 그런 결과가 나왔음을 확인할 수 있다.

WCC 와 IIS 와의 상관관계는 다음과 같았다. IIS 의 경우, 7 로 나눈 값을 사용하여 정규화 시켰으며 WCC 계수와의 관계에 대한 그래프는 아래와 같다.



도식 3. 21 명의 학생의 설문조사로 도출한 WWC(x 축) 와 IIS (y 축) ($\alpha = 1$)

WCC 와 IIS 는 0.075 정도의 상관계수(Pearson's R)를 가졌다.

WCC 가 IIS 를 잘 모델링 한다는 것은 높은 상관관계를 갖는 것을 의미하겠다. 하지만 원하는 것과 다르게 높지 않은 상관계수를 가지는 것을 볼 수 있다. 하지만 이는 1. 충분히 많은 사람들을 대상으로

조사를 하지 않았으며, 2. 그 대상이 답한 사람들 전부가 그래프에 투영된 것 또한 아니며 (즉, 모든 학생들이 닫힌 계로서 전부 답을 준 것이 아니며), 3. WCC - IIS 모델에 오차가 포함되어 있다. 앞에서 논의했듯, 실제로 사람들 간의 소셜 네트워크 서비스의 이용 빈도에 따른 차이가 존재할 것 또한 간과할 수 없다. 특히 WCC의 값이 1이 되는 케이스들에 대해서는 명백히 샘플 사이즈에 한계점이라 할 수 있기에, 앞에서 언급한 제 1, 제 2 오류들과 누적되어 이상적이지 않은 분석 결과가 나왔다고 생각할 수 있다.

매우 작은 샘플 사이즈에서 ($n = 18$) 유의미한 결과를 보는 것은 현실적으로 불가능하다 생각된다. 하지만 실제로 스크립트를 통해 이론적인 분석 방법을 컴파일 가능하게 구현했고, 더 큰 데이터셋에 대한 분석 또한 scalable 하게 진행할 수 있기에 모의적 테스트의 차원에서 유의미하다.

Markov Clustering 을 통해 가중치 그래프를 군집화 하며, WCC 를 $O(n^2)$ 으로 구하는 알고리즘은 python 언어 (interpreter) 을 기반으로한 markov_clustering, networkx, numpy 등의 데이터 분석 라이브러리를 사용했으며, 소스 코드 및 사용 방법은 필자의 깃헙 링크에서 확인할 수 있다. 필요한 패키지들과 환경들은 anaconda 와, 스크립트에 import 한 패키지를 수동으로 설치가 가능하다. 데이터만 수집한다면 모든 환경에서 재현 가능하다. (<https://github.com/cloneofsimon/WCC-IIS>)

IV. 결론

이러한 모델의 잠재적인 사용 가능성은 다음과 같다.

1. 어떠한 군집 알고리즘의 안정성을 WCC 계수와 비교하여 그 군집 알고리즘의 정확성을 측정할 수 있다. 즉, 하나의 성능 측정 값으로 사용될 수 있다.
2. 어떠한 군집에서 유의미한 성격이 있는지를 측정할 수 있다. 가령, 어떠한 설문조사 데이터에서 하나의 군집이 나와야 한다면, 2 차 설문조사를 IIS 로 진행하여 그 설문조사의 안정성을 간접적으로 측정할 수 있다.
3. 특정 집단은 다른 집단보다 친밀도의 파레토 shape 이 다를 수 있다. 선행 연구 결과에 의하면, 한 사람의 성격은 매일 대화에서 드러날 가능성이 있다 (Fleeson, W., & Gallagher, P. 2009). 높은 확률로 이는 일상적인 대화에서 전이되고, 이는 내성적인 집단, 외성적인 집단의 경우 파레토 shape 이 서로 다를 수 있음을 의미한다. 집단의 특징에 따라 파레토 분포의 shape 이 다름으로부터 이러한 값을 역으로 유추하는 것 또한 가능한 시도이다.

한편, 제시한 WCC - IIS 의 모델은 다음과 같은 한계점이 있다.

1. 유의미한 군집의 크기를 사전에 결정하지 않았기에, 군집 알고리즘에 따라 나오는 편차가 크다.
2. 어떤 실체적인 값을 측정하지 않기에 결과의 조작이 매우 쉽다. 따라서 객관성이 다소 낮다.
3. 네트워크 모델의 복잡도를 전부 염두에 두지 않는다. 가령, 한 사람이 여러 집단에 소속되는 경우도 많지만, 이 모델은 한 사람이 최대 한 집단에만 포함되는 것을 가정한다. 경우에 따라 한 사람이 많은 집단에 포함되는 상황이 중요할 수도 있다.

이러한 한계점은 수학적 모델의 단순함으로부터 나오는 결과라고도 생각할 수 있다. 하지만 기존의 데이터를 통해 IIS의 정확도, 군집의 정확도 등을 수치적으로 계산할 수 있는 방법을 제공함에 의의가 있다.

V. 참고문헌

1. Aron, A., & Aron, E. N. (1996). Self and self-expansion in relationships. Knowledge structures in close relationships: A social psychological approach.
2. Clauset, A., Newman, M. E., & Moore, C. (2004). Finding community structure in very large networks. *Physical review E*, 70(6), 066111.
3. Fleeson, W., & Gallagher, P. (2009). The implications of Big Five standing for the distribution of trait manifestation in behavior: fifteen experience-sampling studies and a meta-analysis. *Journal of personality and social psychology*, 97(6), 1097–1114. doi:10.1037/a0016786
4. Floyd, K., & Morr, M. C. (2003). Human affection exchange: VII. Affectionate communication in the sibling/spouse/sibling-in-law triad. *Communication Quarterly*, 51(3).
5. Floyd, K., & Morman, M. T. (1998). The measurement of affectionate communication. *Communication Quarterly*, 46(2).
6. Girvan, M., & Newman, M. E. (2002). Community structure in social and biological networks. *Proceedings of the national academy of sciences*, 99(12).
7. Jaho, E., Karaliopoulos, M., & Stavrakakis, I. (2011, April). Iscore: a framework for interest similarity-based community detection in social networks. In 2011 IEEE conference on Computer communications workshops (INFOCOM WKSHPS). IEEE.
8. Liu, R., Feng, S., Shi, R., & Guo, W. (2014). Weighted graph clustering for community detection of large social networks. *Procedia Computer Science*, 31..
9. Phithakkitnukoon, S., & Dantu, R. (2010, January). Mobile social closeness and communication patterns. In 2010 7th IEEE Consumer Communications and Networking Conference. IEEE.
10. Zinoviev, D., & Duong, V. (2009). Toward understanding friendship in online social networks. arXiv preprint arXiv:0902.4658.