

『備急千金要方』鍼灸篇으로 구성한 經穴 네트워크에 공간적 위치 변수가 미치는 영향

김민욱¹ · 양승범² · 안성훈² · 손인철² · 김재효²

원광대학교 한의과대학 ¹한의학과, ²경혈학교실

Spatial Influence on Acupoints Network Derived from the Chapter on Acupuncture & Moxibustion in 『Beijiqianjinyaofang』

Minuk Kim¹, Seung Bum Yang², Seong Hoon Ahn², In Chul Sohn², Jae Hyo Kim²

¹College of Korean Medicine, Wonkwang University, ²Dept. Meridian & Acupoint,
College of Korean Medicine, Wonkwang University

Abstract

Objectives : Recently, network science is very popular topic in various scientific fields and many studies have reported that it gives meaningful results on studying characteristics of a complex system. In this study, based on network theory, we made acupoints network using data of combined acupoints which appeared at 『Beijiqianjinyaofang』. We focused to find out the distinctive roles of remote and local combinations on the network. Furthermore, we aimed to identify the possibility of numerical and quantitative application to acupuncture researches.

Methods : Based on examples of combined acupoints in 『Beijiqianjinyaofang』, the network consisted of 291 nodes and 2,431 links. The spatial distances between combined acupoints were calculated by the human dummy model. We removed the links step by step for the three cases - remote, local, and random cases, and observed the characteristic changes by calculating path lengths, similarity indices, and clustering coefficients. Also cluster analysis was carried out.

Results : The network had a small number of remote links, and a large number of local links. These two links had the distinct characteristics. Whereas the local links formed a cluster of nearby nodes, remote links played a role to increase the correlation between the clusters.

Conclusions : These results suggest that acupoints network increases the connectivity between the distal part and the trunk of human body, and enables various combinations of the acupoints. This finding conclusively showed that mechanism of combined acupoints could be interpreted meaningfully by applying network theory in acupuncture researches.

Key words : acupoint, network, path length, similarity index, cluster coefficient, *Beijiqianjinyaofang*

1. 서 론

經穴은 인체의 생리 또는 병리적 반응점으로 임상에서 치료를 위한 자극부위로 이용된다¹⁾. 經穴이 임상에서 사용될 때 여러 經穴의 조합 즉, 配穴을 기본 형식으로 하여 둘 또는 그 이상의 經穴들이 함께 짝을 이뤄 응용된다. 이는 經穴 사이에 일정

· Corresponding author: Jae Hyo Kim, College of Korean Medicine, Wonkwang University, 344-2, Sinyong-dong, Iksan 570-749, Korea
Tel: +82-63-850-6446, Fax: +82-63-857-6458

E-mail: medicdog@wku.ac.kr

· Received August 28, 2012, Revised September 17, 2012.

Accepted September 18, 2012

This paper was supported by wonkwang university in 2012(to Kim JH).

한 관계성이 있음을 암시한다. 그러나 수천 년간을 이어온 經絡과 經穴의 구성 방식은 한의학의 주요 이론체계가 되었음에도 불구하고, 내부에 어떠한 작용과 힘을 바탕으로 구조망이 형성되어 있는가에 관한 연구는 미미하며, 현재까지 經穴 사이의 연결을 설명하는 이론은 經絡學說이 유일하다.

임상적으로 이용되는 配穴을 살펴보면 경락학설 만으로는 설명하기 어려운 연결 관계가 존재한다. 예를 들면, 『備急千金要方』〈鍼灸篇〉에서 膝關節 관련 증상을 치료함에 있어 “梁丘, 曲泉, 陽關, 主筋攣, 膝不得屈伸, 不可以行”라 하여 무릎 주위의 혈들이 함께 이용되는데, 梁丘, 曲泉, 膝陽關은 각각 足陽明胃經, 足厥陰肝經, 足少陽膽經상에 분포하는 혈들이다²⁾. 비록 같은 경락에 포함되지는 않더라도 공간적으로 가까이 위치하는 혈들이 주위 질환을 치료하는데 이용되는 사례인 것이다. 이는 경혈의 공간적 위치가 경혈 배합의 다양한 변수 중 하나가 됨을 보여준다. 그렇지만 언제나 가까운 거리의 혈만이 配穴된다고 단정할 수도 없다. “太谿, 少澤, 主咽中乾, 口中熱, 唾如膠”와 같이 配穴 사례 중에는 공간적으로 먼 거리에 위치하는 經穴 배합도 존재하기 때문이다.

최근 연구되고 있는 네트워크 과학(Network Science)은 구성 요소들의 연결로 이루어진 네트워크를 연구하는 학문이다. 단백질의 상호작용이 일어나는 세포 단위로부터 인간이 구성하는 사회에 이르기까지 우리 주변에는 다양한 네트워크가 존재한다. 고려해야 할 구성 요소가 무수히 많고 구조가 복잡하여, 지금까지 “전체 계(system)”의 구조와 특성을 파악하는 것은 불가능에 가깝다고 여겨졌다. 그러나 “그래프 이론(Graph Theory)”을 기초로 한 네트워크 과학이 등장하면서, “전체 계”의 거시적 현상에 대한 연구가 가능하게 되었다. 단백질 네트워크, 인터넷 네트워크, 인간사회 네트워크 등 다양한 네트워크가 연구의 대상이 되었으며, 네트워크 이론을 이용하면 이들의 특성을 이해하는데 매우 효과적임이 밝혀지고 있다³⁾.

본 연구에서는 네트워크 이론에 기초하여 경혈 네트워크를 만들고자 하였다. 그리고 經穴 配穴을 기초로 하여 네트워크를 구성하고 물리적 거리 변수가 네트워크에 미치는 영향을 파악함으로써 遠

거리/근거리 配穴의 네트워크 특성을 밝혀 보고자 하였다.

II. 재료 및 방법

1. 문헌 선정

본 연구에서는 孫思邈의 『備急千金要方』〈鍼灸篇〉에 언급된 配穴로 經穴 네트워크를 구성하였다²⁾. 『備急千金要方』의 〈鍼灸篇〉은 다른 문헌들에 비해 비교적 配穴 사례가 풍부하여 네트워크 이론을 적용하기에 가장 적합하다고 판단하였기 때문이다.

2. Node/Link의 구성

『備急千金要方』의 〈鍼灸篇〉에는 377개의 配穴이 존재하며, 291개의 경혈이 포함되어 있다. 각 配穴에 사용된 경혈이 서로 연결되어 있다고 가정하였을 때, 2,431개의 Link가 형성됨을 확인하였다. 예를 들면, “梁丘, 曲泉, 陽關, 主筋攣, 膝不得屈伸, 不可以行”이 하나의 배혈이며, 이로부터 ‘梁丘-曲泉’, ‘曲泉-陽關’, ‘梁丘-陽關’의 3개의 Link가 존재함을 확인할 수 있다. 각각의 Link는 配穴되는 예가 많거나 적음에 따라 빈도차가 존재하지만, 본 연구에서는 모든 Link에 대해 Weight(가중치)가 동일하다고 가정하였다.

3. Clustering 해석

Clustering선별을 위한 알고리즘은 Hierarchical Clustering방법을 사용하였고, Link간 Similarity Index를 계산하여 Link Clustering 해석을 수행하였다.

4. 경혈의 공간적 위치 계산

경혈의 공간적 위치를 변수로 적용하기 위하여 Fig. 1에서 보인 인체 Dummy를 작성하였다. 인체의 치수와 경혈의 위치는 WHO standard acupuncture location을 기준으로 하였고⁴⁾, Autodesk사의 AutoCAD 2012를 이용해 3차원 모형을 만들어 각

경혈점의 3차원 좌표를 확인하였다. Dummy의 신장은 75寸으로 가정하였고, 다만 해석의 편의를 위해 모든 경혈은 體表에 존재하는 것으로 보았다. 경혈간 거리는 두 경혈 좌표의 최단거리를 기준으로 하였고, 이때 거리는 인체 Dummy 내 공간에서만 존재하도록 제한하였다. 예를 들어, 手部와 足部の 경혈간 거리는 手-體幹-足の 공간을 걸쳐 산정되도록 하였다.

5. 해석 내용과 단계

2,431개의 Link로 구성된 네트워크를 초기 조건으로 두고서, 원거리/근거리 Link의 특성을 파악하기 위해 다음의 세 가지 Case에 대해 해석을 수행하였다.

- Case-I : 길이가 긴 순서로 Link를 제거하며 해석 수행
- Case-II : 길이가 짧은 순서로 Link를 제거하며 해석 수행
- Case-III : 길이에 관계없이 Random하게

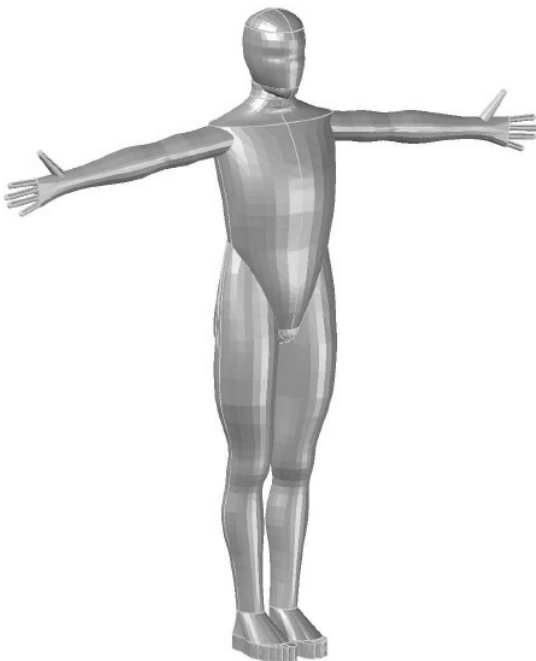


Fig. 1. The organization of Human dummy 3D modeling.

Link를 제거하며 해석 수행

Case-I과 II는 각각 원거리 및 근거리 Link의 특성 확인을 위한 조건이며, Case-III는 대조군 조건으로 사용하기 위한 경우이다. 각 Case에는 5개의 Step을 두어 제거되는 Link의 수를 달리 하였으며, 최소 100개에서 최대 500개까지 Link를 선별하여 제거했다. 특히, Random 조건을 이용하는 Case-III의 경우는 각 Step마다 10회씩 해석하고 그 평균을 취하도록 하였다.

6. 수치해석

본 연구에서 수행된 모든 수치해석은 R 프로그래밍 언어로 작성되었다⁵⁾.

III. 결 과

1. 원거리/근거리 Link의 형성 확률

Fig. 2A는 초기 조건하에서 2,431개의 Link를 물리적 길이에 따라 분류한 것이다. 대다수의 Link는 공간적으로 가까이 위치하는 Node 간의 조합이며, 원거리 Node 간 Link는 상대적으로 적었다. 그러나 이러한 결과는 인체 구조를 고려했을 때 직관적으로 예측할 수 있는 바이다. 인체에서 임의의 두 경혈 간 거리는 근거리의 조합이 원거리 조합보다 많이 존재할 수밖에 없는 구조이기 때문이다. 따라서 거리에 따른 Link의 형성 경향은 조합 가능한 모든 연결에 대한 확률로서 검토할 필요가 있다. Fig. 2B는 이를 표현한 것으로 모든 Node 조합에 대한 실제 Link의 수를 비율로 나타낸 것이다. Fig. 2B는 가까운 거리의 Node들이 Link를 형성할 확률이 높을 뿐만 아니라, 원거리의 Node들도 높은 확률로 Link가 형성됨을 보여준다. 이는 여타 네트워크의 Link 연결 경향과는 차이가 나는 경혈 네트워크만의 특성이다. 한 예로 인간사회 네트워크는 거리가 가까울수록 Link 연결 확률이 높아지는데 반해, 거리가 멀어질수록 그 확률은 급격히 감소한다⁶⁾. 경혈 네트워크는 거리가 가까울수록 Link 연결 확률이 높아지는 경우와 거리가 멀어질수록 Link 연결 확률이 높아지는 2가지 거리 의존

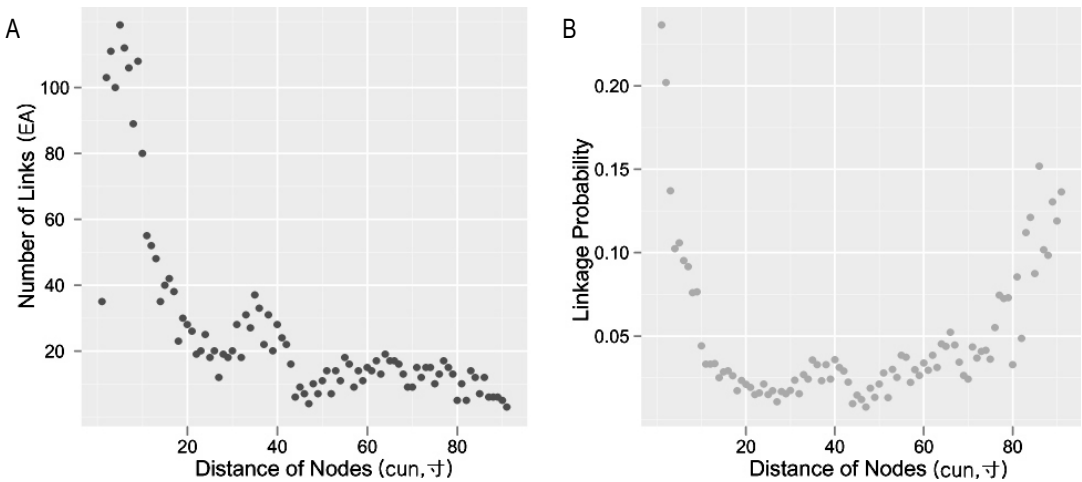


Fig. 2. Spatial properties of network linkage.

(A) The distribution of all the links in the network according to their length. Most of the links in the network were short. (B) The probability of link formation - the ratio of the number of existing links to the number of every possible combination. First decreases, and then increases as the distance of the nodes increase.

적 함수가 존재한다고 볼 수 있다.

2. 네트워크 Diameter에 대한 Path Length의 효과

원거리/근거리 Link들이 네트워크의 Diameter에 미치는 영향을 알아보기 위해 경혈 네트워크의 Path Length를 구하였다. Path Length라 함은 네트워크상의 위상적 거리(Topological Distance)를 의미한다. 해석 결과 Fig. 3에서 관찰되는 바와 같이 물리적 거리와 위상적 거리 간에는 상관성이 적었다. Node 간 Path Length는 평균 2.535로 원거리/근거리에 관계없이 전체적으로 밀집된 구조를 하고 있다. Fig. 4는 세 가지 Case에 대한 Average Path Length를 표현한 것으로, 모든 Case에서 제거되는 Link의 수가 증가할수록 값이 증가한다.

하지만, Case-I의 경우가 Case-II, III의 경우보다 변화의 정도가 더 컸다. 원거리 Link와 위상적 거리의 상관성이 상대적으로 높아, 원거리 Link가 네트워크의 Diameter를 좁게 만드는 효과를 지배하고 있음을 알 수 있다.

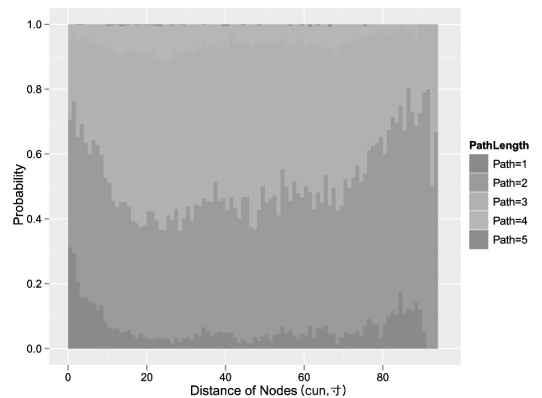


Fig. 3. Comparison of path length the shortest topological distance between two nodes.

This figure shows the proportion of path lengths as the spatial distance varies. For example, considering links of the length 20, we can see about 40 percent of their path length are 2. The above figure shows low relation between the spatial distance and the path length.

3. Nodes간의 Similarity Index

Link로 연결되지 않는 두 Node 간 유사도는 Similarity Index를 통해서 관찰할 수 있다. Fig. 5는 조합 가능한 모든 연결에 대해 경혈 간 거리와

Similarity Index를 그래프로 표현한 것으로, (b, c, d)는 각각의 Case에 대해 500개의 Link를 제거한 Step-5의 경우를 보인 것이다. (a)는 초기 조건에서의 결과인데, 비록 두 Node가 물리적으로 멀리 떨어져 있더라도, 이들에 연결된 Node 사이에 유사성이 어느 정도 있음을 알 수 있다. 그러나 (b)와 같이 원거리의 Link를 제거하게 되면, 멀리 떨어진 Node들은 서로 공유하는 Node 수가 감소하여 Similarity Index가 현저히 떨어진다. 이에 반해, (c)의 경우는 원거리 연결성에는 변화가 적지만,

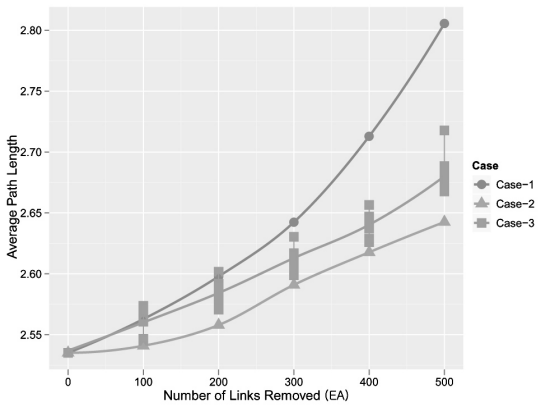


Fig. 4. The changes of average path lengths.
It rises as the number of removed links increases, because the network becomes more loosen. The value increases more in the Case-1 than others, and this shows that remote links affect the network compaction more than short ones.

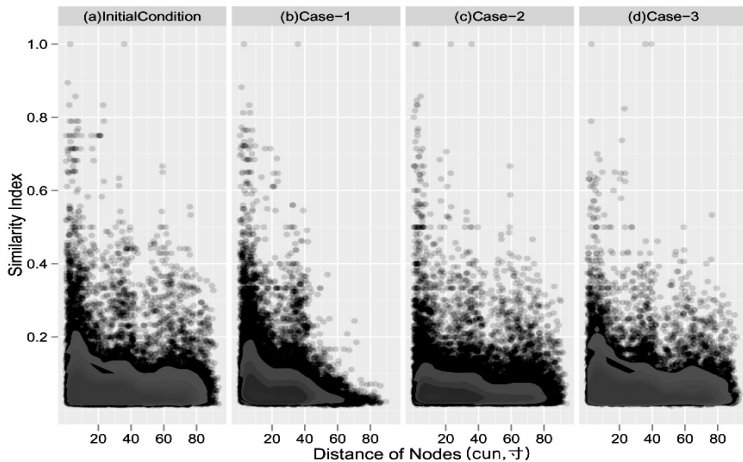


Fig. 5. Similarity index shows how many sharing nodes exist between two nodes.
(a) Initial condition. (b) If remote link is removed, then the similarities between far away nodes decreases. (c) While, short links increase the similarities between nearby nodes. (d) Random case.

근거리 연결성이 감소하고 있다. 따라서 Node간 물리적 거리가 Similarity 결정의 주요 변수로 작용함을 알 수 있다.

4. Clustering Coefficient

Fig. 6는 세 가지 Case에 대한 Clustering Coefficient를 비교한 것이다. 제거된 Link의 수가 증

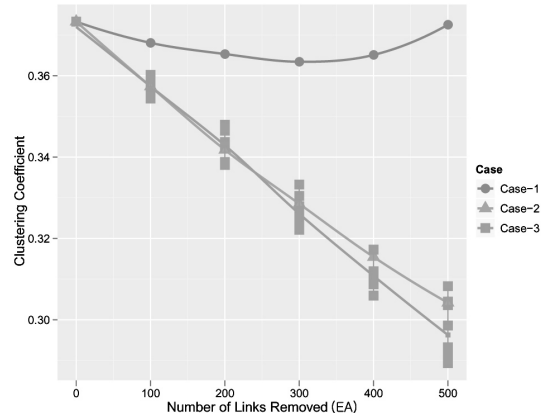


Fig. 6. Clustering coefficient is the constant which shows how well the neighbor nodes are connected.

As the number of removed links increases, clustering coefficients decreases. However, decreasing tendency of Case-1 is distinguished from others. This tells us that remote links tend to increase the clusters connectivity rather than rise the clustering coefficients.

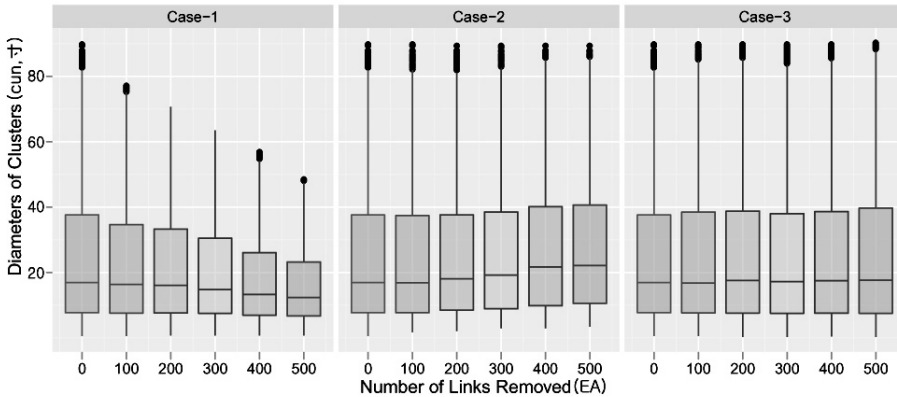


Fig. 7. Spatial diameter is the average value of link lengths in a cluster.

For the Case-1, as the number of removed links increases, Spatial diameters decrease more significantly than other cases. It means remote links enable the distant nodes to be involved in the same cluster.

가함에 따라 Case-II와 III의 경우는 Clustering Coefficient가 선형으로 감소하는데 반해, Case-I의 경우는 감소 변화가 적거나 오히려 증가하고 있다. Clustering Coefficient는 임의의 Node i 에 연결된 두 Node j 와 k 가 서로 연결되어 있을 확률을 나타내는 변수로, 그 값이 크다는 것은 그만큼 Node i 를 중심으로 군집도가 높음을 뜻한다. 이때 군집 내 Link를 제거하면 Node들의 유사도가 떨어지면서 Clustering Coefficient 또한 감소하게 되는데, Case-II와 III가 바로 이 경우에 해당한다. 하지만, Link가 제거되더라도 Clustering Coefficient의 변화가 크지 않다면, 이는 제거된 Link가 군집도에 관여하기 보다는 군집 간 연결에 기여함을 의미한다. 원거리 Link는 군집 간 연결성을 증가시키는 역할을 하고 있다.

5. Cluster의 Spatial Diameter

비슷한 성질 또는 작용을 하는 Node들의 집합을 Cluster라고 하는데, 해석을 통해 얻어진 Cluster들의 Spatial Diameter를 Box Plot 형식으로 표현하여 군집화의 경향을 파악해 보았다. Case-I의 경우 제거되는 Link의 수가 증가할수록 Spatial Diameter가 큰 쪽으로 감소한다. 공간적으로 원거리에 배치된 Node들이 같은 Cluster를 형성할 기회가 적어짐을 말한다. 결국 원거리 Link는 공간적으로 멀

리 위치한 Node들이 동일한 Cluster를 형성하도록 하며, 이는 거리가 멀리 떨어진 경혈일지라도 임상적으로는 함께 배혈되어 활용될 수 있음을 의미한다(Fig. 7).

IV. 고 찰

1967년에 사회심리학자인 밀그램의 인간관계 네트워크⁷⁾가 네트워크 과학 분야 최초의 연구라 하겠지만, 본격적인 발전은 20세기 말에 와서야 이루어졌다. 1998년 스트로가츠, 와츠의 'small world network'와 1999년 바라바시의 'scale-free network' 이론은 큰 반향을 일으켰으며, 현재에 이르기까지 십 수 년이라는 짧은 기간 동안 비약적인 발전을 거듭해 왔다^{8,9)}.

이전까지의 서양과학은 계를 구성하는 개별적인 요소에 관심을 가져왔고 실제로 상당한 연구 성과들이 있었다. 그러나 개별적 요소들로부터 전체 계의 특성을 파악하는 데에는 한계가 많았다. 이에 반해, 네트워크 과학은 개별적인 요소들보다는, 하나의 계(System)를 구성하는 요소 간 상호작용에 주목하며, 이로부터 전체 계의 거시적 현상을 연구한다¹⁰⁾. 이것이 가능한 것은 네트워크 과학이 그래프 이론에 기초하고 있기 때문이다. 그래프 이론은 계에 속한 모든 요소를 Node(절점)로, 요소 간 연결은 Link(연결선)로 단순화하여 그래프를 구성하

며, 전체 네트워크 계의 특성은 요소들의 연결 구조에 의해 결정된다.

이러한 특성으로 인해 경혈의 연결 구조를 파악하고 경혈 간 상호작용을 이해하는데 네트워크 과학이 효과적인 방법을 제시할 것으로 기대된다. 인체의 경혈 네트워크에 근접한 모델링을 위해서는 임상 데이터를 활용하는 것이 좋겠지만, 자료수집이 어려울 뿐만 아니라 얻어진 자료의 객관성을 검증해야 하는 문제가 있어, 본 연구는 문헌에 나타난 배혈 자료를 이용하였다. 시대에 따른 네트워크 구조의 변화와 같은 通時的인 연구를 수행할 경우에는 각 시대별 문헌을 선정할 필요가 있겠지만, 본 연구는 네트워크 과학의 적용 가능성을 확인하고 경혈 네트워크의 특성을 살펴보는 것으로 연구범위를 한정하였기 때문에 『備急千金要方』〈鍼灸篇〉 하나의 문헌만을 기준으로 삼았다.

경혈의 공간적 위치를 변수로 두고 『備急千金要方』〈鍼灸篇〉에 등장하는 배혈을 Link로 구성한 결과, Link가 구성될 확률은 거리가 짧은 경우와 먼 경우 모두 증가함을 확인할 수 있었다. 이는 경혈 네트워크가 가지는 중요한 특성으로, 거리가 가까울수록 경혈 간 연결이 증가하는 경우와 멀수록 연결이 증가하는 두 가지 함수 관계가 존재함을 보여준다. 두 함수가 네트워크에 미치는 영향은 다를 것이라 예상되어, 원거리 Link와 근거리 Link의 Network에 대한 기여도를 확인하기 위해, 세 가지 Case를 설정하였다. 네트워크의 전체적인 특성은 Path Length, Similarity Index, Cluster Coefficient 등의 계수를 산출하여 검토하였다.

Path Length는 네트워크상의 두 Node 간 위상적 최단 거리를 말한다⁸⁾. 최단 거리(d_{ij})는 한 Node에서 다른 Node로 가는 데 지나야 하는 최소 Node 수이다. 모든 Node 조합에 대해 Path Length를 구하고 평균을 취한 것이 Diameter($\langle d \rangle$) 또는 Average Path Length이다. 계에 속한 Node의 개수를 N 이라 하고, i 와 j 는 임의의 두 Node라 한다면, Average Path Length는 식 1과 같다.

$$\langle d \rangle = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{i,j,i \neq j} d_{ij} \quad (\text{식 1})$$

해석 결과 경혈 네트워크의 Average Path Length는 2.535에 불과하였다. 특히, Node간 물리적 거리와 Path Length 사이에는 상관성이 적었다. 원거리 Link와 근거리 Link의 네트워크적 거리량에는 차이가 없다는 것을 의미하는 것으로, 경혈 네트워크에서는 원거리/근거리라는 공간적 의미가 사라짐을 보여준다. 세 가지 Case로 나누어 해석을 수행한 결과, Path Length에 미치는 영향은 원거리 Link가 근거리 Link에 비해 컸지만, 모든 Case에 대해 Link의 수가 감소할수록 Diameter가 늘어나는 현상을 보였다. 따라서 공간적 거리보다는 Link 수가 네트워크의 Diameter를 결정하는 것으로 판단된다.

Node Similarity는 두 Node가 얼마나 많은 이웃 Node를 공유하고 있는가를 나타내는 지수로 식 2와 같다.

$$S(i,j) = \frac{|n_+(i) \cap n_+(j)|}{|n_+(i) \cup n_+(j)|} \quad (\text{식 2})$$

여기서, $n_+(i)$ 는 Node i 자신을 포함한 모든 이웃 절점의 집합이다. Similarity Index가 크다는 것은 비슷한 Node를 공유하는 정도가 커서 두 Node의 연관성이 크다는 것을 뜻한다. 비슷한 개념으로 Link Similarity가 있으며, 이는 Link상의 두 Node가 얼마나 많은 이웃을 공유하는가로 그 값이 계산된다. 해석 결과를 살펴보면, 원거리 Link는 멀리 떨어진 경혈 간 Similarity를 증가시키는데 반해, 근거리 Link는 가까이 위치하는 경혈들의 Similarity를 증가시킨다. 앞서 Path Length의 결과는 경혈 네트워크가 물리적 거리의 영향을 제거하는 방향으로 형성됨을 보였다. 이 결과만을 놓고 보면 네트워크가 거리에 무관하게 무작위로 Link를 구성하는 것처럼 보인다. 하지만 Similarity를 통해 살펴본 결과, Node간 연결성에는 일정한 규칙이 있으며, 여기에 공간적 변수가 적지 않은 관여를 하고 있다.

Cluster는 네트워크 내에서 유사도가 높은 Node끼리 분류한 집단을 말하는 것으로, Clustering Coefficient는 Node j 에 연결된 이웃 Node끼리 얼마나 잘 연결되어 있는가를 나타내는 양이다. k_j 를

Node i 와 이웃한 Node의 수라 하고, E_i 를 Node i 의 이웃 간 연결 Link 수라고 한다면, Clustering Coefficient(군집계수, C_i)는 식 3과 같다.

$$C_i = \frac{2E_i}{k_i(k_i - 1)} \quad (\text{식 3})$$

Clustering Coefficient는 종종 전체 계에 대한 계수(C)와 함께 혼용되어 사용되며, 전체 계에 대한 표현은 식 4와 같다.

$$C = \frac{1}{N} \sum_i C_i \quad (\text{식 4})$$

결국 Clustering Coefficient는 Cluster화된 정도(군집도)가 얼마나 높은가를 알려주는 계수이다. 제거되는 Link의 수가 증가할수록 Clustering Coefficient가 감소한다는 것은 Cluster의 군집성이 깨지기 때문이다. 근거리 Link의 해석에서는 이러한 경향성이 관찰되었지만, 원거리 Link에 대한 해석 결과는 상당히 달랐다. Link의 제거 정도가 변화하여도 Clustering Coefficient 값의 변화는 적었다. 원거리 간 연결은 군집화에 기여하는 정도가 적다는 것인데, 이는 원거리 Link와 근거리 Link의 네트워크적 특성이 다를 것이라는 예상에 부합하는 결과이다. 근거리 Link는 원거리 Link에 비해 상대적으로 Node의 군집화를 야기하지만, 원거리 Link는 Cluster간 연결을 증가시키는 것으로 판단된다.

이미 언급한 바와 같이 네트워크는 전체가 하나의 계를 이루고 있지만, 그 내부는 관련성이 깊은 Cluster(군집)들로 구성된다. 그런데, Cluster 내의 Node들은 비슷한 기능을 하며 Cluster 밖의 Node들에 비해 상대적으로 연관도가 높기 때문에, Cluster의 선별은 네트워크의 구조를 이해하는 중요 수단이 된다. 따라서 네트워크상에 존재하는 Cluster들을 어떻게 선별할 것인가의 문제는 네트워크 과학의 주요 관심사 중 하나이다. Girvan-Newman 알고리즘, Hierarchical Clustering 방법, q-stat Potts 모형, D-value 등의 다양한 기법들이 존재하지만³⁾, 그 중에서도 Hierarchical Clustering

은 가장 간단하면서도 일반적인 방법이다.

Hierarchical Clustering은 Similarity Index가 큰 Node 또는 Link들을 순차적으로 병합함으로써 Dendrogram(계통수)을 작성하고, 이로부터 Cluster를 선별하는 방법이다. Dendrogram이 만들어지면 적절한 기준에 의해 Threshold 높이를 정하고, 그 결과로 각 Node의 Cluster가 정해진다. 최근의 연구에서는 Node보다 Link를 기준으로 했을 때, Cluster를 보다 정확히 예측할 수 있다고 알려져 있어 본 연구에서도 Link Clustering의 알고리즘으로 프로그램을 작성하였다¹¹⁾. Threshold 높이는 Partition Density가 최대가 되는 높이로 결정했다^{11,12)}. 여기서 Partition Density란 실재하는 Link의 수를 조합 가능한 최대/최소 Link수로 표준화시킨 상수로 Clustering Coefficient와 유사한 개념이다. 임의의 Network가 C 개의 Cluster로 구성되어 있다고 가정했을 때, Cluster c 의 Partition Density는 식 5와 같다.

$$D_c = \frac{m_c - (n_c - 1)}{n_c(n_c - 1)/2 - (n_c - 1)} \quad (\text{식 5})$$

여기서 m_c 와 n_c 는 각각 Cluster c 에 존재하는 Link와 Node의 수이다. 다만, n_c 가 2이면 D_c 는 값이 0이다. 전체 계의 Partition Density는 D_c 의 평균이며, 식 6과 같이 표현된다.

$$D = \frac{2}{M} \sum_c m_c \frac{m_c - (n_c - 1)}{(n_c - 2)(n_c - 1)} \quad (\text{식 6})$$

해석 결과 원거리 Link의 제거는 Cluster의 Spatial Diameter 감소를 야기하는 것으로 관찰되었다. 기본적으로 원거리 Link는 물리적으로 멀리 떨어진 Node들이 하나의 군집으로 묶일 수 있도록 한다. 하지만 다른 의미로, 원거리 Link가 없다면 군집화는 거리가 가까운 Node들을 중심으로 이루어져, 공간의 제약성이 커짐을 나타낸다. 근거리 Link만으로 이루어진 네트워크라면 대부분의 경철 조합이 공간적으로 가까이 위치하는 경철로 구성될 수밖에 없지만, 실제 배혈은 원거리 Link의 영향으로 다양한 위치에 존재하는 경철들의 조합이

가능하게 되는 것이다.

이상의 해석 결과를 정리하면, 인체에 존재하는 경혈 네트워크는 다음과 같은 특성을 가질 것이라 판단된다. 물리적, 공간적인 거리량과는 무관할 정도로 전체적인 네트워크가 긴밀하게 연결되어 있다. 그러나 네트워크 연결에는 일정한 규율이 존재하며, 무엇보다 공간적 변수의 영향을 많이 받고 있다. 특히 원거리 Link와 근거리 Link의 특성은 상당히 구별되어, 근거리 Link가 경혈의 군집화를 활성화시키는 역할을 한다면 원거리 Link는 군집 간 연결을 증가시키는 역할을 한다. 이로 인해, 원거리에 위치하는 경혈들이 동일한 Cluster를 형성하면서 임상적으로 함께 배혈되는 기회가 증가하게 된다.

인체에서 원거리 경혈 조합은 上肢와 下肢 末端間 또는 四肢 末端과 頭部 間에 존재한다. 따라서, 원거리 Link로 인해 드러나는 네트워크 특성은 사지 말단과 같은 인체 遠位部에 분포하는 경혈의 특성이라 할 수 있다. 경혈 네트워크는 遠位部와 近位部/體幹部에 존재하는 모든 경혈 사이에 긴밀한 연결성이 있음을 증명한다. 공간적으로 거리가 멀리 떨어져 있더라도 임상적으로 원위부 경혈과 근위부 또는 체간부 경혈 간 배혈이 다양하게 응용될 수 있다고 하겠다.

본 연구는 『備急千金要方』〈鍼灸篇〉 배혈 예를 이용한 것에 불과하기에, 해석 결과는 孫思邈이 인식한 경혈 네트워크로 한정해야 할 것이다. 인체 내에 실재하는 경혈 네트워크 또한 동일한 특성을 가지고 있다고 단정할 수 없다. 하지만, 분명 孫思邈도 인체에 대한 관찰을 통해, 『備急千金要方』을 저술하였을 것이므로, 본 연구의 결과가 실제 네트워크의 성격과 전혀 다르다고도 말할 수 없을 것이다. 실재하는 경혈 네트워크에 접근하기 위해서는, 보다 많은 문헌자료와 다양한 임상 데이터를 수집한 후 연구를 진행해야 할 것이다.

V. 결 론

본 연구는 네트워크 이론을 이용하여 경혈 네트워크를 구성해 경혈 연구에 있어 수치적 또는 정량적인 해석의 가능성을 찾기 위해 『備急千金要方』

의 〈鍼灸篇〉 배혈을 기준으로 경혈 네트워크를 구성하여 다음과 같은 결과를 얻었다.

1. 경혈 네트워크의 Link 구성에 있어 거리에 의존적인 두 가지 함수 관계를 확인 할 수 있었으며, 그 둘은 구별되는 특성을 가지고 있었다.
2. 경혈 네트워크의 Diameter는 대단히 작아서, Node의 위치가 공간적으로 멀리 떨어져 있더라도 네트워크의 관점에서 보면 위상적 거리는 짧다.
3. 네트워크의 위상적 거리에 대한 공간적 위치의 영향 정도가 낮지만, Node 간 유사도와 군집화에는 거리가 여전히 강력한 변수로 작용한다.
4. 근거리 Link는 원거리 Link보다 상대적으로 군집화에 대한 기여도가 높지만, 원거리 Link는 군집 간 연결에 대한 작용이 더 크다.

이상의 연구 결과에서, 인체의 경혈 네트워크는 거리 변수의 영향이 크기 때문에 원위부와 체간부의 연결성이 떨어질 수밖에 없다. 그러나 소수의 원거리 경혈 간 연결이 원위부와 체간부의 연결성을 증가시켜, 거리차로 인한 공간적 제약성을 극복하게 한다. 이와 함께 원위부 경혈은 여타 경혈과는 달리, 다양한 군집과 함께 배혈되는 임상적 특성을 지니고 있다.

네트워크 이론은 기본적으로 전체 계의 보편적 특성을 파악함에 있고, 본 연구도 경혈 네트워크 전체 계의 특성을 관찰하는데 우선적인 목표를 두었다. 이런 이유로 네트워크상에 존재하는 경혈 군집 또는 개별 경혈에 대한 네트워크적 특성을 밝히기 위해선 향후 추가적인 해석기법의 개발이 이어져야 할 것이다. 또한 앞서 언급한 바와 같이, 자료수집의 어려움과 객관성 검증 등의 문제로 인해, 본 연구에서는 『備急千金要方』이라는 문헌을 참고하여 경혈 네트워크를 구성하였지만, 보다 실제적인 인체 경혈 네트워크에 접근하기 위해서는 임상 및 임상연구를 통한 배혈 데이터의 수집이 필요할 것으로 보인다. 더불어, 경혈/질환 간 다중 네트워크를 구성하게 된다면 특정 질환에 특이적으로 적용되는 경혈들을 선별할 수 있게 되어 임상적으로 유용하게 활용되리라 판단된다.

감사의 글

This paper was supported by wonkwang university in 2012(to Kim JH).

참고문헌

1. Beijing University of Traditional Chinese Medicine. Acupuncture and Moxibustion. Beijing : Academy Press (Xue Yuan). 1999.
2. Sun S. Beijiqianjinyaofang. Beijing : Renmin Weisheng Chubanshe. 1996.
3. Kahng B. Complex Network Science. Seoul : Jipmoondang. 2010.
4. WHO Regional Office for the Western Pacific. WHO Standard Acupuncture Point Locations in the Western Pacific Region. Manila : World Health Organization. 2008.
5. The R Project for Statistical Computing. Available from: URL: <http://www.r-project.org/index.html>
6. Onnela JP, Arbesman S, Gonzalez MC, Barabasi AL, Christakis NA. Geographic constraints on social network groups. PLoS one. 2011 ; 6 : e16939.
7. Milgram S. The Small World Problem. Physiology Today. 1967 ; 2 : 60-7.
8. Watts DJ, Strogatz SH. Collective dynamics of 'small-world' networks. Nature. 1998 ; 393 : 440-2.
9. Barabasi AL, Albert R. Emergence of scaling in random networks. Science. 1999 ; 286 : 509-12.
10. Oltvai ZN, Barabasi AL. Life's complexity pyramid. Science. 2002 ; 298 : 763-4.
11. Ahn YY, Bagrow JP, Lehmann S. Link communities reveal multiscale complexity in networks. Nature. 2010 ; 466 : 761-4.
12. Ravasz E, Somera AL, Mongru DA, Oltvai ZN, Barabasi AL. Hierarchical organization of modularity in metabolic networks. Science. 2002 ; 297 : 1551-5.