

소셜네트워크분석 접근법을 활용한 글로벌 금융시장 네트워크 분석*

김대식¹ · 광기영^{2†}

¹국민대학교 비즈니스IT전문대학원 · 한국투자신탁운용, ²국민대학교 경영대학 경영정보학부

Investigating the Global Financial Markets from a Social Network Analysis Perspective

Dae-Sik Kim¹ · Kee-Young Kwahk²

¹Graduate School of Business IT, Kookmin University · Korea Investment
Management Co., Ltd

²College of Business Administration, School of Management Information
Systems, Kookmin University

■ Abstract ■

We analyzed the structures and properties of the global financial market networks using social network analysis approach. The Minimum Spanning Tree (MST) lengths and networks of the global financial markets based on the correlation coefficients have been analyzed. Firstly, similar to the previous studies on the global stock indices using MST length, the diversification effects in the global multi-asset portfolio can disappear during the crisis as the correlations among the asset class and within the asset class increase due to the system risks. Second, through the network visualization, we found the clustering of the asset class in the global financial markets network, which confirms the possible diversification effect in the global multi-asset portfolio. Meanwhile, we found the changes in the structure of the network during the crisis. For the last one, in terms of the degree centrality, the stock indices were the most influential to other assets in the global financial markets network, while in terms of the betweenness centrality, Gold, Silver and AUD. In the practical perspective, we propose the methods such as MST length and network visualization to monitor the change of the correlation risk for the risk management of the multi-asset portfolio.

Keyword : Social Network Analysis, Global Financial Market, Minimum Spanning Tree,
Diversification Effect, Centrality, Global Multi-Asset Portfolio

논문접수일 : 2013년 07월 29일 논문게재확정일 : 2013년 12월 09일

논문수정일(1차 : 2013년 11월 30일)

* 이 논문은 2012년 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2012-2012S1A3A2033291).

† 교신저자 kykwahk@kookmin.ac.kr

1. 서 론

인터넷 등 정보통신기술의 발달이 가져온 정보흐름의 초고속화와 금융시장의 글로벌화로 인해 금융시장은 단지 하나의 지역 또는 기업 차원에서의 자산의 가치를 반영하는 것을 넘어 글로벌 정치 및 경제 상황을 반영하여 서로 영향을 미치는 복잡한 시스템을 형성하고 있다. Nagurney et al.[16]은 글로벌화 및 기술적인 진보가 금융산업 환경을 급격하게 변화시켰음을 실증적으로 연구하여, 전자거래의 출현이 사회적 네트워크와 국제적인 금융시장 네트워크의 통합을 가져왔다고 주장하였다. 그리고 이러한 복잡한 시스템을 하나의 네트워크로 간주하여 금융시장을 분석하려는 연구들이 물리학, 경제학, 그리고 학제 간 연구인 경제물리학(econophysics) 등의 분야에서 수행되어 왔으며, 최근에는 이러한 추세를 반영하여 소셜네트워크분석(social network analysis) 기법을 주식시장을 분석하기 위한 주요한 도구로서 활용하려는 시도들이 이루어지고 있다. 이러한 연구들에서 주식 혹은 주가지수는 하나의 노드(node) 또는 액터(actor)로서의 역할을 하게 되며, 이들 간 연결관계는 상관관계의 측정을 통해 파악되었다.

2008년 글로벌 금융위기를 거친 이후 글로벌 금융시장에서 두드러지게 나타난 현상은 글로벌 자산 간 동조화 현상의 강화이다. 가계 부문의 신용 팽창 및 글로벌 부동산 가격의 버블 붕괴로 인해 글로벌 금융위기가 발생하였으며, 이를 타개하기 위한 글로벌 중앙은행의 팽창적 통화정책 및 글로벌 정부의 재정지출 확대는 결국 선진국 재정부문의 부채 확대를 초래하였다. 특히 최근의 유로존 재정 악화로 인한 매크로(macro) 위기는 정책 당국자들의 구두 발언 및 글로벌 자산시장 참여자들의 위험 회피 또는 위험 선호에 의한 동반 하락 또는 동반 상승(risk on-risk off) 현상을 유발하여 각 자산의 근본적인 가치에 따른 가격 형성 과정을 왜곡시켰다. 그리고 최근 이러한 자산 간 상관관계의 상승 현상은 위험관리의 측면에서 또 다른 문제를 제기하고 있

다. 즉 각 개별 자산의 위험을 분산하기 위해 구성된 멀티에셋 포트폴리오(multi-asset portfolio)에서 과거 기간과 상이한 자산 간 상관관계의 급격한 증가에 따른 포트폴리오 수익률 변동성의 상승이라는 '상관관계 리스크(correlation risk)'가 발생하고 있고, 이에 따라 이러한 리스크를 어떻게 측정하고 관리할 것인가라는 문제가 실무 현장에서 제기되고 있다.

이러한 배경과 동기를 바탕으로 수행된 본 연구의 목적은 다음과 같다. 첫째, 2008년 금융위기를 포함한 과거 10년 간의 기간을 대상으로 글로벌 금융자산 간 상관관계의 변화를 실증적으로 탐색함으로써, 금융위기 전후의 기간별 특성에 따른 글로벌 금융시장 네트워크의 구조 및 속성의 변화를 분석한다. 둘째, 기존의 주식시장을 대상으로 한 분석 범위를 주식, 채권, 통화, 커머디티로 구성된 글로벌 금융시장으로 확대한다. 이를 통해 글로벌 금융자산으로 구성된 포트폴리오에서 자산 간 상관관계의 상승 리스크를 측정하고 관리하는 방법을 모색한다. 마지막으로, 분석 기간별로 글로벌 금융자산 네트워크 내에서 가장 영향력이 있는 자산들이 무엇인지를 파악하여 멀티에셋 포트폴리오의 전략 수립에 활용할 수 있는 방안을 제안한다.

2. 관련 연구

Jackson[13]에 따르면 개인의 신념, 의사결정, 행위들은 상호작용하는 사람들에 의해 영향을 받는다. 즉 소셜네트워크 내에서의 상호작용의 형태는 개인의 소비, 경력 선택, 고용, 투자, 투표, 취미, 범죄 행위, 위험의 공유 등 다양한 사회적 행위들에 영향을 미친다. 독립적인 개인의 행위만을 대상으로 한 기존의 고전적인 모델들이 여러 가지 사회적 현상들을 설명하지 못함에 따라 소셜네트워크의 구조가 경제적 행위에 어떻게 영향을 미치는지 또는 영향을 받는지에 대한 연구는 점점 더 중요한 연구 영역이 되고 있다.

금융시장을 복잡계(complex system)로 정의하여

금융시장을 네트워크의 관점에서 분석하는 시도들은 주로 물리학 분야의 연구에서 이루어져 왔다. Mantegna[15]는 개별 주식들을 노드로 하고, 주식 수익률 간의 상관계수를 토대로 주식들 간의 네트워크를 구성하는 아이디어를 최초로 제시하였다. 그리고 이러한 아이디어에 기초하여 각국 주식시장에 대해 네트워크 분석을 시도한 다수의 연구들이 물리학 분야에서 수행되었다.

Onnela et al.[17]은 뉴욕증권거래소(NYSE)에 거래되는 미국 주식들을 대상으로 각 주식들을 노드로 하고, 그 주식들 간 상호작용을 연결로 간주하여 주식시장의 네트워크를 구축하였다. 이를 통해 Forbes 업종 구분에 근거한 네트워크 내 주식들의 군집화를 확인하여, 각 섹터 내에 속하는 주식들의 가격이 하나의 그룹으로서 움직이는 정도를 측정할 수 있다고 주장하였다. 또한 Boginski et al.[3]은 미국 주식시장에서 거래되는 주식들의 시초가에 근거하여 상관관계를 도출하고, 이를 바탕으로 주식시장의 자료를 그래프로 나타내었다. 그리고 이러한 그래프의 시간 경과에 따른 구조적 속성의 변화가 분석 기간 동안 안정적인지를 발견하였다. 이를 통해 자기 조직화된 네트워크(self-organized network)의 개념이 재무학에도 적용가능하며, 이런 측면에서 주식시장은 자기 조직화된 시스템(self-organized system)으로 간주될 수 있다고 주장하였다.

주식시장을 네트워크의 관점에서 분석하는 이러한 연구들은 미국뿐만 아니라 각 국가의 주식시장을 대상으로 수행되었다. Jung et al.[14]은 한국 주식시장을 대상으로 동일한 산업분류에 속하는 주식들의 상관관계에 근거한 군집화(clustering)를 분석함으로써 이러한 네트워크 관점의 연구를 수행하였다. 이 외에도 그리스(Garas and Argyrakis[11]), 중국(Huang et al.[12]), 브라질(Tabak et al.[19]) 등 각 국가 주식시장의 네트워크 구조 및 속성을 분석하는 다수의 연구들이 수행되었다.

한편, 1970년대 이후 글로벌 주식시장의 통합, 전염효과, 변동성 전이 등에 대한 연구들이 폭 넓게 이루어져 왔다. 그리고 네트워크 관점에서 주식시장

을 분석하려는 시도들은 각 국가의 단일 주식시장을 대상으로 한 연구 범위를 넘어 글로벌 주가지수 간 상관관계에 기초한 네트워크를 구축하여 분석하고자 하는 시도들로 확대되었다.

Coelho et al.[8]은 1997년부터 2006년의 기간을 대상으로 글로벌 주가지수의 상호 의존성을 최소신장트리(Minimum Spanning Tree, MST) 방법을 통해 분석하였다. 이를 통해 글로벌 주식시장의 상호연관성이 지속적으로 증가함에 따라 글로벌 포트폴리오의 분산효과가 잠재적으로 감소하는 결과를 낳았다고 결론지었다. 그리고 Eryigit and Eryigit[9]은 59개 국가의 143개 주가지수의 일간 및 주간 수익률 간의 상관관계를 기초로 네트워크의 속성을 분석함으로써 기존의 글로벌 주가지수 간의 관계에 대한 연구 결과들을 재확인하였다. 또한 MST 및 PMFG(planar maximally filtered graphs)를 통해 지역적으로 주가지수들이 군집화하는 경향을 분석하였고 이를 통해 네트워크 내에서 가장 영향력 있는 주가지수가 무엇인지를 파악하였다.

Roy and Sarkar[18]은 글로벌 주식시장 간 상호 의존 구조에서의 변화를 포착하는 방법으로 소셜네트워크분석 방법을 적용하는 시도를 하였다. 2008년 금융위기를 포함하는 2006년부터 2010년간 5년의 기간을 대상으로 93개 주가지수로 구성된 네트워크를 분석함으로써 리먼 브러더스 파산 이전과 이후의 글로벌 주가지수 네트워크의 행태적 변화를 비교하여 글로벌 주식시장 간 상호의존성을 분석하였다. 또한 소셜네트워크분석 지표 중 중심성(centrality)의 개념을 활용하여 분석 기간별로 글로벌 주가지수 네트워크를 구성하는 각 국가 주가지수의 중심성 순위에 따른 가장 영향력 있는 주가지수를 파악하였다.

3. 연구 방법의 설계

3.1 상관관계 네트워크 및 최소신장트리

Boginski et al.[3]에 따르면, 주식 또는 주가지

수로 구성된 네트워크는 $G(V, E)$ 로 표현될 수 있으며, 이 경우 V 는 주식 또는 주가지수를 의미하는 노드의 집합을 나타내고, E 는 각 주가지수 간의 상호작용을 나타내는 연결의 집합이다. 그리고 이러한 주식 또는 주가지수 간 상호작용은 일반적으로 상관계수의 측정을 통해 나타낼 수 있다. 즉 어떤 두 주식 또는 두 주가지수가 기준이 되는 일정 수준(기준값, threshold) 이상의 상관계수 값을 가지면 이들 두 주식 또는 두 주가지수는 서로 비슷하게 움직이는 것으로 간주되어 이들 간에 연결관계가 존재한다고 가정할 수 있다. 따라서 이러한 주식 간 상관계수를 이용하여 각 주식 간 연결을 정의함으로써 다양한 주식들을 노드로 하는 소셜네트워크를 구성할 수 있다. 또한 주식 이외에 다양한 글로벌 자산들로 분석의 대상을 확대함으로써 각 글로벌 자산들의 상관관계에 기반한 소셜네트워크를 구성하여 분석하는 것도 가능하다.

그러나 다양한 자산들로 구성된 상관관계 네트워크는 네트워크에 포함되는 자산의 수가 증가할수록 분석이 복잡해질 뿐만 아니라 기간의 변화에 따른 네트워크 구조의 변화를 추적하기도 어려운 문제점을 갖는다. 이러한 문제점을 극복하기 위하여 선행 연구(Bonanno et al.[5]; Bonanno et al.[6]; 조하현, 이승국[2])에서는 최근 경제학과 물리학의 학제간 연구인 경제물리학 분야에서 사용되는 방법론을 채택하여, 일정 수준 정보 손실을 감수하고서라도 네트워크의 상호의존 구조를 단순하게 표현할 수 있는 MST를 이용한 접근법을 사용하였다.

MST를 위해 필요로 하는 두 자산 간 거리(d_{ij})는 두 자산 간 상관관계에 기반하여 계산되며, 두 자산 간 상관계수(r_{ij})가 높으면 높을수록 두 자산 간 거리는 작은 값을 가진다.

$$d_{ij} = (2(1 - r_{ij}))^{1/2}, \quad 0 \leq d_{ij} \leq 2$$

그리고 MST 길이(MST length)인 L 은 모든 두 자산 간 거리의 합에 의해 결정된다. 이 경우 두 자산이 일정 수준 이상의 상관계수를 가져 직접적으

로 연결되는 경우 l_{ij} 는 d_{ij} 와 같으며, 그 이외의 경우 l_{ij} 는 0의 값을 가진다.

$$L = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N l_{ij}$$

조하현, 이승국[2]에 따르면, 이러한 MST 기법은 기존 상관계수 행렬로부터의 경제적 정보에 기반하여 시장의 시변하는(time-varying) 상관성 구조와 체계적 위험을 쉽게 파악할 수 있다는 장점을 가지고 있다. 즉 MST 길이의 시간적 변화를 추적함으로써 시간 변화에 따른 자산 수익률 간 상관성 구조의 안정성 등 동태적 분석이 가능하다. 또한 그와 동시에, 네트워크 구조의 관점에서 시장의 수익률 정보만을 이용해 클러스터(cluster)를 탐색할 수도 있다. 즉 해당 부문에 영향을 미치는 요인에 따라 자산들의 그룹화(grouping)를 할 수 있게 된다.

3.2 중심성

소셜네트워크분석에서 중심성(centrality)은 네트워크 내에서 한 노드가 가지는 파워(power), 즉 영향력을 나타내는 중요한 개념이다. Bonacich[4]는 중심성의 개념을 확장하면서 중심성과 영향력 간의 정(+)의 관계를 설명하였다. Chen et al.[7]에 따르면, 복잡한 네트워크에서 더 빠르고 더 넓은 확산을 야기하는 영향력 있는 노드들을 확인하는 것은 이론적으로나 실무적인 관점에서 중요한 의미를 가진다.

Freeman[10]은 소셜네트워크(Social Network)에서 구조적인 중심성의 세 가지 척도로, 네트워크 내 위치들(positions)의 절대적 척도, 상대적 척도, 그리고 전체 네트워크의 집중성(centralization)을 반영하는 척도들을 개발하였다. 이러한 중심성 척도들은 네트워크 내의 각 노드들 간 상호작용의 다양한 측면을 반영하여 소셜네트워크 내 각 노드의 잠재적 중요성 및 영향력을 나타낸다. 그리고 이러한 중심성 척도는 구체적으로 디그리(degree), 근접(closeness), 매개(betweenness)의 관점에서 정의된다.

먼저 디그리 중심성(degree centrality)은 한 노드

가 소셜네트워크 내에서 다른 노드와 직접적으로 연관되어 있는 정도를 나타내며, 다른 노드들과의 연결관계 개수에 의해 측정된다. 따라서 글로벌 금융자산 네트워크에서의 디그리 중심성은 한 금융자산이 다른 금융자산과 일정 수준이상의 상관관계를 가져 연결되는 정도를 나타내는 척도로 이용될 수 있을 것이다. 둘째, 디그리 중심성이 종종 인접한 연결관계만을 고려한다는 비판을 받음에 따라, 근접 중심성(closeness centrality)은 네트워크 내에서의 간접적 연결까지 고려하여 전체 네트워크에서의 한 노드와 다른 모든 노드 간의 거리를 강조한다. 즉 근접 중심성은 각 노드가 다른 노드에 얼마나 가까운 지에 대한 정도를 나타내며, 한 노드와 모든 다른 노드들 간의 최단 경로거리(geodesic distance)의 역수로서 측정된다. 셋째, 매개 중심성(betweenness centrality)은 소셜네트워크 내의 노드들이 직접 연결되어 있지 않은 액터 간 관계를 어떻게 통제 또는 중개하는가와 관련된 개념으로, 노드가 소셜네트워크 내의 노드쌍 간의 최단 경로상에 위치하는 횟수를 측정한다. 따라서 매개 중심성은 네트워크 내의 정보교환 또는 자원흐름에 대한 통제 능력을 나타내는 중요한 지표이다[1]. 그리고 어떤 한 자산이 높은 매개 중심성을 갖는 경우, 그 해당 자산은 글로벌 금융시장 네트워크 내의 정보교환 또는 자원흐름에 대해 높은 통제 능력을 갖는 것으로

해석할 수 있을 것이다.

본 연구의 분석 대상인 글로벌 금융자산 네트워크에서는, 네트워크를 구성하는 각 노드들이 MST 방법에 의해 단절된 경우가 존재함에 따라 근접 중심성이 기술적으로 계산되지 못한다. 따라서 본 연구에서는 세 가지 중심성 지표 중 디그리 중심성과 매개 중심성을 이용하여 글로벌 금융시장 네트워크의 집중화 정도 및 영향력 있는 자산의 추이를 분석한다.

4. 연구 자료의 구성 및 연구 방법

본 연구에서는 한국 투자자의 입장에서 투자가 가능한 국내외 선물(futures) 시장의 최근월물 선물(futures) 가격의 증가를 블룸버그(Bloomberg)를 통해 수집하여 이용하였다. 본 연구의 대상인 글로벌 금융자산은 총 67개로, 그 중에서 글로벌 주가지수는 19개, 글로벌 채권(이자율)은 12개, 미국 달러 대비 글로벌 통화는 9개, 글로벌 커머디티는 27개이다. 본 연구의 분석 대상으로 사용된 글로벌 금융자산의 선물(futures)들을 <표 1>에 정리하였다.

본 연구를 위해 사용한 분석기간은 2003년 1월부터 2012년 11월까지 10년의 기간이며, 120개 주를 하나의 분석기간으로 하여 총 100개의 하위 분석기간으로 구분한다. 하위 분석기간은 다음과 같은 절차에 따라 정의하였다. 우선 120개 주를 하나의 하

<표 1> 분석 대상으로 사용된 선물 리스트

구분(총 67개)	분석 대상 국내외 선물
글로벌 주가지수 (19개)	S&P500, NASDAQ100, DOW, S&P MidCap400, S&P Toronto 60, Dow Jones EuroStoxx50, DAX, CAC40, FTSE100, Amsterdam Index, SPI200, KOSPI200, Nikkei225(SGX), TOPIX, Nikkei225(OSE), Hang Seng, MSCI Taiwan, MSCI Singapore, S&P CNX Nifty
글로벌 금리 (12개)	US 30Yrs, US 10Yrs, US 5Yrs, US 2Yrs Treasury Eurodollar, Euro 30Yrs, Euro 10Yrs, Euro 5Yrs, Euro 2Yrs, UK 10Yrs Gilt, Korea 3Yrs KTB, Japan 10Yrs JGB
글로벌 통화 (9개)	EUR/USD, JPY/USD, GBP/USD, CAD/USD, AUD/USD, NZD/USD, CHF/USD, KRW/USD, EUR/JPY
글로벌 커머디티 (27개)	WTI Crude, Brent Crude, Natural Gas, Heating Oil, Gold, Silver, Platinum, Palladium, Copper(NYMEX), Copper(LME), Aluminum(LME), Zinc(LME), Nickel(LME), Tin(LME), Lead(LME), Corn, Wheat, Soybean, Soybean Oil, Oats, Cocoa, Coffee, Cotton, Sugar #11, Feeder Cattle, Live Cattle, Lean Hog

위 분석기간으로 하여 먼저 2003년 1월 3일부터 2005년 4월 15일까지의 기간을 1번 분석기간으로 정의한다. 그리고 하위 분석기간의 시작 시점을 1번 분석기간보다 4주 후의 시점인 2003년 1월 31일로 하여 또 다른 120개 주에 해당하는 기간을 2번 분석기간으로 한다. 이와 같은 방식으로 매 하위 분석기간보다 4주 후의 시점에서 시작하는 분석기간을 순차적으로 생성할 경우 2003년 1월부터 2012년 11월까지 총 10년의 기간은 100개의 분석기간으로 구분된다. 이러한 총 100개의 중첩된 분석기간 구분을 통해 각 하위 분석기간의 글로벌 자산간 상관관계를 나타내는 상관계수의 시계열을 이용함으로써, 총 분석기간인 10년의 기간을 대상으로 한 장기 평균적인 의미에서의 하나의 상관계수가 가지는 단점인 시간에 따라 동적으로 변하는 글로벌 자산간 상관관계의 특징 또는 ‘상관관계 리스크(Correlation Risk)’를 기간별로 파악하고 분석하기 위함이다.

이러한 방식으로 정의한 하위 분석기간은 다음 <표 2>와 같다.

금융위기를 전후로 한 글로벌 금융시장 네트워크에 대한 분석을 위하여 하위 분석기간을 2008년 금융위기의 주된 사건이었던 리먼 브라더스(Lehman Brothers)의 파산을 전후로 하여 세 기간으로 구분한다. 먼저 리먼 브라더스가 파산을 신청한 2008년 9월 14일을 포함하지 않는 기간들인 기간 1부터 기간 45까지를 금융위기 이전 기간으로 정의한다. 그

리고 리먼 브라더스가 파산한 2008년 9월을 포함하는 하위 분석기간인 기간 46부터 기간 75까지를 금융위기 중의 기간으로 정의한다. 2008년 9월을 포함하지 않는 그 이후의 기간으로 구성된 기간 76부터 기간 100까지의 기간은 금융위기 이후의 기간으로 분류된다.

세부 기간별 상관관계에 기반한 네트워크를 구축하기 위하여 기간별로 다음의 절차를 수행하였다.

1) 각 자산의 일별 증가를 이용하여 로그 기간수익률을 계산한다. 즉 어떤 한 자산의 $(t-1)$ 시점부터 t 시점까지 기간 동안의 기간수익률 $R_i(t)$ 는 다음과 같이 계산된다.

$$R_i(t) = \ln[P_i(t)/P_i(t-1)]$$

여기서 $P_i(t)$ 는 시점 t 에서 자산 i 의 증가이다.

2) 각 하위 분석기간별로 각 자산 수익률 간 상관계수를 계산하여 상관관계 행렬을 도출한다. 여기서 어떤 두 자산 i 와 j 간 상관계수는 피어슨 상관계수를 이용한다.

3) 2)에서 구한 각 자산간 상관계수 값이 기준값(threshold) 이상인 경우에는 두 자산간 거리인 d_{ij} 를 그대로 사용하고, 기준값 미만의 상관계수 값을 가지는 경우는 0의 값을 할당함으로써 l_{ij} 를 계산한다. 여기서 기준값(threshold)으로는 상관계

<표 2> 하위 분석기간

기간 번호	대상 기간	기간 번호	대상 기간
1	2003. 01. 03~2005. 04. 15	50	2006. 10. 06~2009. 01. 16
2	2003. 01. 31~2005. 05. 13	60	2007. 07. 13~2009. 10. 23
3	2003. 02. 28~2005. 06. 10	70	2008. 04. 18~2010. 07. 30
10	2003. 09. 12~2005. 11. 25	75	2008. 09. 05~2010. 12. 17
20	2004. 06. 18~2006. 09. 29	76	2008. 10. 03~2011. 01. 14
30	2005. 03. 25~2007. 07. 06	80	2009. 10. 30~2012. 02. 10
40	2005. 12. 30~2008. 04. 11	90	2009. 10. 30~2012. 02. 10
45	2006. 05. 19~2008. 08. 29	99	2010. 07. 09~2012. 10. 19
46	2006. 06. 16~2008. 09. 26	100	2010. 08. 06~2012. 11. 16

- 수 0.4, 0.5, 0.6, 0.7을 사용하여 비교 분석한다.
- 4) MST의 길이인 L 값을 각 분석기간별로 계산하여 100개의 L 값을 계산한다. 이렇게 계산된 각 기간별 MST 길이의 변화를 추적하여 다양한 자산들로 구성된 네트워크 전체 수준에서의 상관관계 상승 및 하락 등 연결정도의 변화를 기간별로 분석한다.
 - 5) 또한 각 자산을 노드로 하고, 기준값 이상의 상관관계 정도에 따라 연결을 정의하여 비방향/이진 글로벌 금융시장 네트워크를 구성한다. 여기서 기준값은 상관관계수 0.5를 사용한다. 네트워크 매트릭스 구성시 설정한 기준값 이상의 상관관계수를 가지는 경우는 연결된 것으로 간주하여 해당 셀에 1의 값을 지정하고, 기준값 미만인 경우의 상관관계수는 0으로 치환한다.

이렇게 도출된 글로벌 금융시장 네트워크는 다음과 같은 분석에 활용된다. 먼저 글로벌 금융시장 네트워크를 기간별로 그래프화함으로써 시각화 과정을 통해 글로벌 자산들로 구성된 네트워크의 구조 및 속성의 변화를 분석한다. 그리고 소셜네트워크 분석의 중심성(centrality) 지표를 이용하여 글로벌 금융시장 네트워크를 구성하는 각 자산 가운데 가장 높은 중심성(centrality) 값을 가지는 자산을 파악함으로써 글로벌 금융시장 네트워크 내에서의 영향력 있는 자산을 파악하고, 각 기간별로 영향력 있는 자산들의 변화를 분석한다.

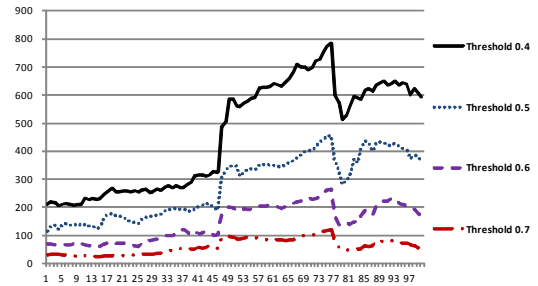
5. 실증 분석 결과

5.1 글로벌 금융시장 네트워크의 연결정도 변화

먼저 100개의 하위 기간별로 측정된 MST 길이의 기간별 변화를 통해 글로벌 금융시장 네트워크를 구성하는 자산 수익률 사이의 상관성 정도, 즉 네트워크 내 노드 간 연결 정도가 금융위기를 포함한 과거 10년의 기간 동안 어떻게 변화하였는지를

동태적으로 살펴보았다.

[그림 1]은 글로벌 금융자산 간 관계 네트워크 수립을 위해 사용한 상관관계수 기준값에 따른 각 기간별 MST 길이의 변화를 나타낸다. 기준값으로서 상관관계수 0.4, 0.5, 0.6, 0.7의 네 가지를 사용하였다.



[그림 1] 글로벌 금융시장 네트워크의 MST Length 변화

첫째, [그림 1]의 그래프를 보면 MST 길이가 시간에 따라 동태적으로 변화하여 왔음을 알 수 있다. 즉 2008년 금융위기 이전의 기간 동안 MST 길이는 기준값(threshold)의 수준과 무관하게 안정된 모습을 보여 왔으나, 2008년 금융위기의 기간이 포함된 분석기간에서는 급격히 증가하였고, 금융위기 이후의 분석기간에서는 하락하였다가 2010년 이후의 기간에 다시 상승하는 모습이다.

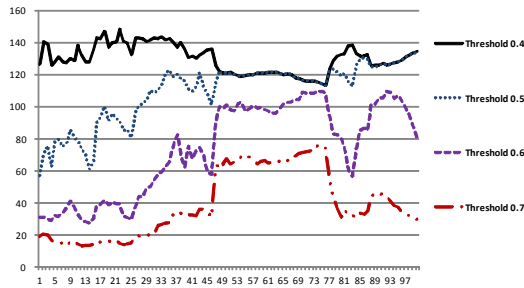
금융위기 기간에는 과거기간 상관관계가 낮아 연결되어 있지 않던 자산들도 일정 수준 이상으로 상관관계가 증가하여 연결됨으로써 연결된 노드들의 수가 증가하고, 이로 인해 전체 네트워크 내의 연결정도가 증가하였다. 즉 두 자산 간 상관관계의 증가로 인해 과거에는 기준값 미만의 상관관계수를 가져 0의 값을 가지던 두 자산 간 a_{ij} 가 금융위기로 인해 (+) 값으로 전환됨에 따라 이러한 a_{ij} 의 합에 해당하는 MST 길이는 급격하게 증가한 것으로 분석된다. 이는 금융위기 기간에는 과거 기간 상관관계가 약하였던 자산들도 과거와 달리 상관관계가 증가하여 각 자산 간 동조화가 강화되는 실무 현장에서의 관측 결과와 일치하는 것이다. 이후 각국 중앙은행의 통화정책 및 정부의 재정정책 등 정책 대응으로

각 자산 간 연결 정도는 일시적으로 완화되었으나, 2010년 이후 유로존 재정위기의 심화 등에 기인하여 글로벌 금융시장 네트워크 내 각 자산 간 연결 정도는 다시 과거 금융위기 이전 기간 대비 높은 수준에 도달하였다.

둘째, 주식, 채권, 환율, 커머디티로 구성된 글로벌 자산들을 대상으로 한 본 연구의 결과는 기존의 글로벌 주가지수만을 대상으로 한 Roy and Sarkar[18]의 연구 결과와 유사하였다. 이는 금융위기 기간 중에는 글로벌 주가지수 간 뿐만 아니라 주식, 채권, 통화, 커머디티 등 다른 자산그룹 간에도 상관관계가 상승하여 동조화가 심화됨에 따라 다양한 자산을 포함하는 멀티에셋 포트폴리오 내 분산효과가 떨어짐을 보여준다.

셋째, MST 길이의 변화는 기준값을 높게 설정할 경우에는 해당 변화의 민감도가 떨어짐을 알 수 있으며, 0.4의 상관계수를 사용한 경우에 이러한 기간별 동태적 변화가 가장 뚜렷하게 나타났다.

[그림 2]에서 [그림 5]는 주가지수, 미국 달러 대비 환율, 커머디티, 채권 등 네 개 하위 자산그룹의 네트워크를 분석대상으로 기간별 MST 길이의 변화를 보여준다.

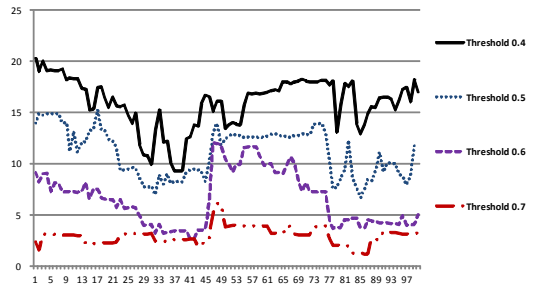


[그림 2] 글로벌 주가지수 네트워크의 MST Length 변화

[그림 2]는 글로벌 주가지수로만 구성된 네트워크의 기간별 MST 길이의 변화를 나타낸다. 주가지수 간 상관관계는 일반적으로 일정 수준 존재하기 때문에 낮은 기준값인 상관계수 0.4에서는 글로벌 주가지수로만 구성된 네트워크의 경우 금융위기 이

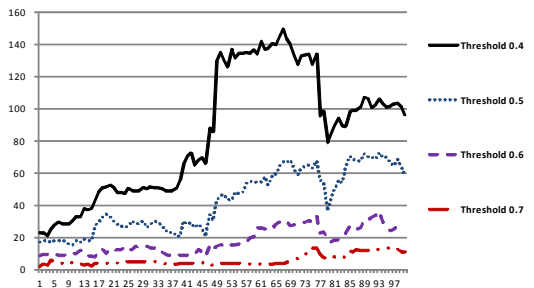
전과 이후에 커다란 변화를 보이지 않았다. 그러나 0.6 이상의 기준값에서는 MST 길이의 변화가 금융위기 이전, 기간 중, 이후의 기간에 걸쳐 뚜렷하게 나타났으며, 이는 글로벌 금융시장 네트워크에서의 변화와 유사하였다.

[그림 3]은 글로벌 통화로 구성된 네트워크의 기간별 MST 길이의 변화를 나타낸다. 글로벌 통화의 경우도, 금융위기 기간 중에 MST 길이가 증가하는 모습을 보였으며, 기준값이 0.6인 경우에 가장 두드러지게 이러한 변화의 모습을 나타내었다.



[그림 3] 글로벌 통화 네트워크의 MST Length 변화

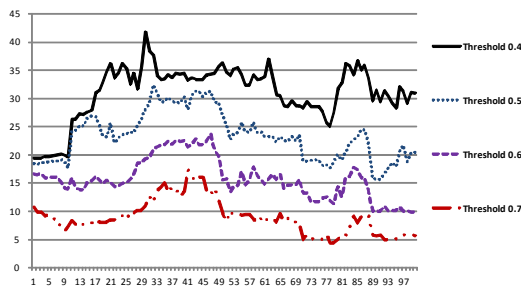
[그림 4]는 글로벌 커머디티로 구성된 네트워크의 기간별 MST 길이의 변화를 나타낸다. 글로벌 커머디티의 경우도, 금융위기 기간 중에는 증가하는 모습을 보였으며, 기준값이 0.4인 경우에 가장 두드러지게 이러한 변화의 모습을 나타내었다.



[그림 4] 글로벌 커머디티 네트워크의 MST Length 변화

[그림 5]는 글로벌 채권으로 구성된 네트워크의 기간별 MST 길이의 변화를 나타낸다. 글로벌 채권

의 경우는 글로벌 금융위기 기간 중에는 큰 변동이 없거나 오히려 하락하는 등 다른 자산그룹과 상반되는 변화의 모습을 보였다. 즉 글로벌 채권 네트워크의 경우, 다른 자산그룹 대비 글로벌 채권 간 상관관계가 기간별로 안정된 모습을 보였다. 이는 글로벌 금융위기에도 불구하고 금융위기에 대처하는 각 국가 간 통화정책의 차이로 인해 금융위기 기간 중에 글로벌 채권 간 상관관계가 오히려 떨어졌다는 것을 의미한다.



[그림 5] 글로벌 채권 네트워크의 MST Length 변화

MST 길이의 기간별 변화를 통해 본 실증 분석의 결과는 다음과 같은 시사점을 가진다. 첫째, 본 연구에서 사용한 MST 길이는 다양한 글로벌 자산들로 구성된 포트폴리오에서 금융위기 등 시스템 리스크의 출현에 따른 포트폴리오 수익률의 변동성 상승이라는 상관관계 리스크를 관찰할 수 있는 도구로서 활용할 가능성을 제공한다. 전통적인 재무이론에 따르면 포트폴리오의 위험은 제거가 가능한 비체계적 위험과 제거가 불가능한 체계적 위험으로 구분된다. 따라서 다양한 자산들로 포트폴리오를 구성하여 위험을 분산한다고 하더라도 제거되지 않는 체계적 위험은 진정한 포트폴리오의 위험이라고 할 수 있다. MST 길이의 변화를 과거의 평균적인 수준과 비교함으로써 포트폴리오 내 체계적인 위험의 상승 또는 하락 등 변화를 추적하고 포착할 수 있으며, 이를 통해 시스템 리스크에 대비한 포트폴리오 내 헤징 수준을 증가시키는 위험관리 방안을 도출할 수 있을 것이다.

둘째, 분석 결과는 각 자산별로 MST 길이의 변

화를 가장 잘 포착할 수 있는 상관관계 수준, 즉 기준값을 다르게 설정할 필요가 있음을 보여준다. [그림 1]의 글로벌 금융자산 네트워크와 [그림 4]의 글로벌 커머디티 네트워크의 경우, 기준값 0.4의 경우에 가장 확연한 MST 길이의 변화를 나타내었다. 그러나 [그림 2]의 글로벌 주식 네트워크 및 [그림 3]의 글로벌 통화 네트워크의 경우는 기준값 0.4의 경우보다는 오히려 높은 기준값인 0.6에서 MST 길이의 변화가 확연하게 나타났다. 이는 자산그룹 네트워크를 구성하는 하위 금융자산간 상관관계가 상대적으로 낮은 경우에는 낮은 기준값을 사용하여도 MST 길이의 변화를 쉽게 포착가능하나, 네트워크를 구성하는 하위 금융자산간 상관관계가 상대적으로 높은 경우에는 높은 기준값을 사용하여야 MST 길이의 변화를 포착 가능한 것으로 분석되었다. 즉 자산그룹간 상관관계가 낮은 다양한 글로벌 자산그룹을 포함하는 글로벌 금융자산 네트워크나 일반적으로 커머디티라는 하나의 자산그룹으로 통칭되나, 개별 수요와 공급의 변동으로 개별 커머디티간 가격변동의 차별성이 높은 커머디티 네트워크의 경우는 작은 상관관계 변동에도 자산그룹 네트워크 특징이 민감하게 반응하나, 네트워크내 자산간 상관관계가 높은 주식 및 통화의 경우에는 더 높은 기준값을 적용하여야 시간적으로 변화하는 자산그룹 네트워크의 변화를 포착할 수 있을 것으로 판단된다. 글로벌 포트폴리오는 다양한 자산으로 구성된 멀티에셋 포트폴리오일 수도 있고, 글로벌 주식들 또는 채권들로 구성된 글로벌 주식형 또는 채권형 포트폴리오일 수도 있다. 따라서 분석의 대상인 포트폴리오를 구성하는 자산의 성격에 따라 과거기간 대비 MST 길이의 변화를 가장 잘 포착할 수 있는 상관관계 수준을 선택하여 활용하여야 할 것이다.

셋째, 분석 결과는 금융위기 등 시스템 리스크의 출현에 따른 멀티에셋 포트폴리오의 위험 증가를 관리하기 위한 방법으로서 동적으로 채권 비중을 증가시켜 자산배분 효과를 추구하는 것이 유용할 수 있음을 제안한다. 실무적인 관점에서 글로벌 금융자산을 위험자산과 안전자산으로 구분할 경우,

위험자산으로 구분되는 주가지수, 미국 달러 대비 환율, 커머리티 네트워크에서의 MST 길이 변화는 금융위기 이전, 금융위기 기간 중, 금융위기 이후의 기간별 변화의 모습이 전체 글로벌 금융시장 네트워크에서의 MST 길이 변화와 대체로 유사한 모습을 보였다. 그러나 안전자산으로 간주되는 글로벌 채권으로 구성된 네트워크는 주가지수, 미국 달러 대비 환율, 커머리티 네트워크에서의 MST 길이의 변화와 상이한 모습을 보였다. 따라서 MST 길이의 변화를 통해 글로벌 금융자산으로 구성된 멀티에셋 포트폴리오의 체계적 위험 수준을 추적하고, 시스템 리스크의 출현에 따른 테일 리스크(tail risk)를 측정하는 방법으로 포트폴리오 내 채권의 비중을 상향 조정하는 방법을 활용하는 것이 유용함을 확인하였다.

5.2 글로벌 금융시장 네트워크의 시각화

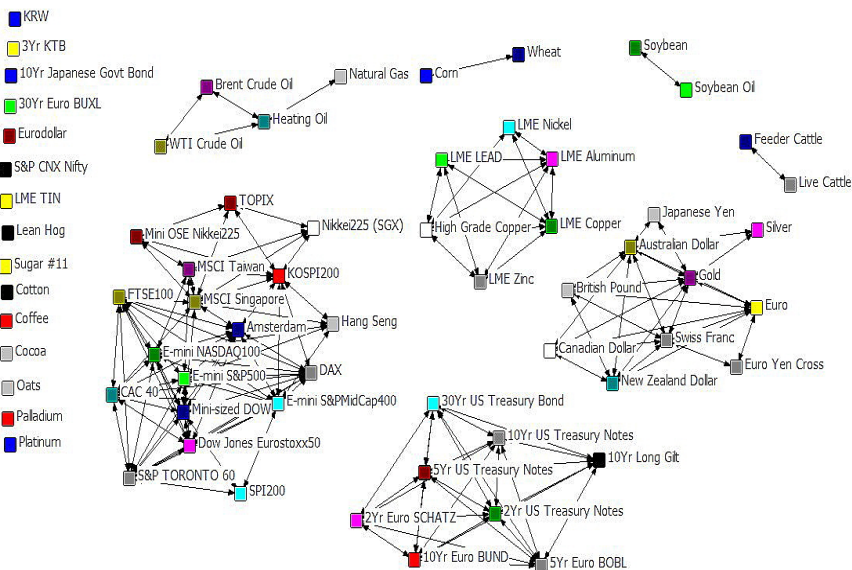
본 연구에서는 주식, 채권, 글로벌 통화, 커머리티 등 글로벌 금융자산들로 구성된 네트워크를 시각화하여 그 구조와 속성을 분석하였다. 이를 위해 각 자산을 노드로 하고, 상관관계의 정도에 따라 연결

되는 글로벌 금융시장 네트워크를 먼저 구성한다. 본 연구에서는 0.5 이상의 상관계수를 가지는 경우는 연결된 것으로 간주하여 1의 값을 지정하고, 기준값 0.5 미만인 경우의 상관계수는 0으로 치환하여 이진 네트워크를 구성하였다.

이렇게 도출한 글로벌 금융시장 네트워크를 소셜 네트워크분석 소프트웨어 패키지인 UCINET 6에 포함된 NetDraw를 이용하여 그래프로 나타내었다. 그리고 분석 기간별로 네트워크 그래프를 비교함으로써 네트워크 내 각 자산 간 연결의 변화 및 전체 네트워크의 변화 등 네트워크의 구조와 속성의 변화를 분석하였다. 기간별 변화를 살펴보기 위해 총 100개의 기간 중 금융위기 이전의 기간으로 1번째 기간, 금융위기 동안의 기간으로 53번째 기간, 그리고 마지막으로 금융위기 이후 최근의 기간으로 100번째 기간을 표본으로 선정하였다.

5.2.1 금융위기 이전의 글로벌 금융시장 네트워크

[그림 6]은 글로벌 금융위기 이전인 기간 1 동안의 글로벌 금융시장 네트워크의 군집화(Clustering)



[그림 6] 금융위기 이전(기간 1)의 글로벌 금융시장 네트워크

<표 3> 금융위기 이전(기간 1)의 글로벌 금융시장 네트워크 서브그룹의 구성 자산

그룹	구성 자산
주식 네트워크	S&P500, NASDAQ100, DOW, S&P MidCap400, S&P Toronto60, SPI200, KOSPI200, TOPIX, Nikkei225(OSE), Nikkei225(SGX), Hang Seng, MSCI Taiwan, MSCI Singapore, Dow Jones EuroStoxx50, DAX, CAC40, FTSE100, Amsterdam
	고립 : S&P CNX Nifty
채권 네트워크	US 30Yr, US 10Yr, US 5Yr, US 2Yr, Euro 10Yr, Euro 5Yr, Euro 2Yr, UK 10Yr
	고립 : Euro 30Yr, Japan 10Yr, Korea 3Yr, Eurodollar
통화 네트워크	EUR, GBP, CAD, AUD, NZD, JPY, CHF, Euro/Yen, Gold, Silver
	고립 : KRW
에너지 네트워크	WTI Crude, Brent Crude, Heating Oil, Natural Gas
금속 네트워크	LME Copper, LME Aluminum, LME Nickel, LME LEAD, LME Zinc, Copper(NYMEX)
	고립 : LME TIN, Platinum, Palladium
농산물 네트워크	Corn과 Wheat, Soybean과 Soybean Oil, Live Cattle과 Feeder Cattle
	고립 : Sugar #11, Cotton, Coffee, Cocoa, Oats, Lean Hog

경향을 보여준다. <표 3>에 이 기간 동안 형성된 서브그룹의 구성자산을 정리하였다. [그림 6]의 네트워크를 통해 우리는 다음과 같은 특징을 발견할 수 있다.

첫째, 각 자산그룹별 서브 네트워크로 구성된 군집들이 도출되었으며, 이러한 자산그룹별 군집들은 서로 연관성을 갖기 보다는 하나의 독립적인 소규모 네트워크로서 클러스터를 형성하고 있음을 알 수 있다. 따라서 이러한 자산그룹들로 구성된 멀티에셋 포트폴리오의 경우 분산효과가 있을 수 있다고 판단된다.

둘째, 일부 자산은 다른 자산들과 충분한 상관관계를 갖고 있지 않아서(즉 연결정도가 강하지 못하여) 독립적인 자산으로 분류되었다.

셋째, 주식, 채권, 통화의 경우는 전체적으로 하나의 군집을 형성하나, 커머디티의 경우는 에너지, 금속만이 소규모의 네트워크를 형성하고 있다. 농산물 등은 별도의 서브그룹 네트워크를 형성하기 보다는 개별적인 농산물의 특징에 따라 유사한 자산과 연결되어 있거나 연관성이 낮은 것을 알 수 있어 커머디티는 주식, 채권, 통화와 나란히 하는 자산그룹으로 분류되기 보다는 하위의 더 세부적인

그룹으로 분류되어야 할 것으로 판단된다.

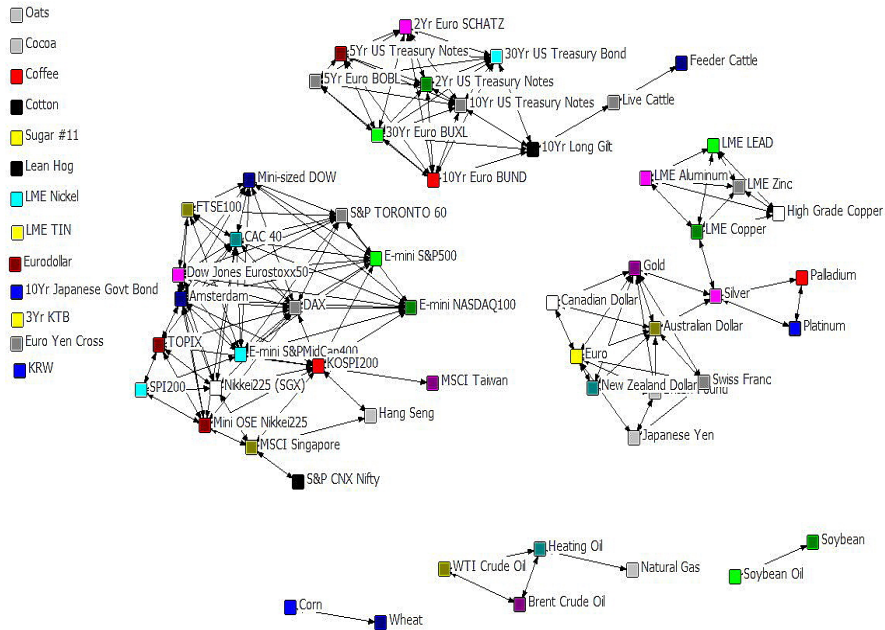
넷째, 금(gold)과 은(silver)의 경우는 통상 커머디티 중 귀금속에 해당하는 자산으로 분류되나, 네트워크 분석 결과를 보면 글로벌 통화 그룹과 연결 정도가 높아 통화 네트워크에 속하는 것으로 나타났다.

5.2.2 금융위기 동안의 글로벌 금융시장 네트워크

[그림 7]은 글로벌 금융위기 동안인 기간 53의 글로벌 금융시장 네트워크에서 형성된 서브그룹을 보여주며, <표 4>에 이들 서브그룹의 구성자산을 정리하였다. 글로벌 금융위기 동안의 글로벌 금융시장 네트워크는 금융위기 이전 기간의 네트워크와 다른 다음과 같은 특징을 보여준다.

첫째, 상대적으로 독립적이었던 자산그룹 서브네트워크들이 서로 연결되는 현상이 나타났다. 주목할 만한 것으로 통화그룹과 금속그룹이 은을 매개로 연결되어 더 커다란 네트워크를 형성하고 있다.

둘째, 각 자산그룹 내 네트워크도 금융위기 이전 기간의 네트워크와 비교할 때, 노드의 수가 증가하였다. 이전 기간 주식그룹 네트워크에 속하지 못했던 인도 주가지수인 S&P CNX Nifty가 주식그룹



[그림 7] 금융위기 동안(기간 53)의 글로벌 금융시장 네트워크

<표 4> 금융위기 동안(기간 53)의 글로벌 금융시장 네트워크 서브그룹의 구성 자산

그룹	구성 자산
주식 네트워크	S&P500, NASDAQ100, DOW, S&P MidCap400, S&P Toronto60, SPI200, KOSPI200, TOPIX, Nikkei225(OSE), Nikkei225(SGX), Hang Seng, MSCI Taiwan, MSCI Singapore, Dow Jones EuroStoxx50, DAX, CAC40, FTSE100, Amsterdam, S&P CNX Nifty
채권 네트워크	US 30Yr, US 10Yr, US 5Yr, US 2Yr, Euro 10Yr, Euro 5Yr, Euro 2Yr, UK 10Yr, Euro 30Yr, Live Cattle, Feeder Cattle 고립 : Japan 10Yr, Korea 3Yr, Eurodollar
통화 네트워크	EUR, GBP, CAD, AUD, NZD, JPY, CHF, Gold, Silver, Platinum, Palladium 고립 : KRW, Euro/Yen
금속 네트워크	LME Copper, LME Aluminum, LME Nickel, LME LEAD, LME Zinc, Copper(NYMEX) 고립 : LME TIN, LME Nickel
에너지 네트워크	WTI Crude, Brent Crude, Heating Oil, Natural Gas
농산물 네트워크	Corn과 Wheat, Soybean과 Soybean Oil 고립 : Sugar #11, Cotton, Coffee, Cocoa, Oats, Lean Hog

네트워크에 포함되었고, 채권그룹 네트워크에 속하지 못하였던 유럽 30년 채권 30Yr Euro BUXL이 채권그룹 네트워크에 포함되었으며, 통화그룹 네트워크에 속하지 않던 Platinum 및 Palladium이 금과 은 등 귀금속에 속하는 자산들과의 연관성으로 인

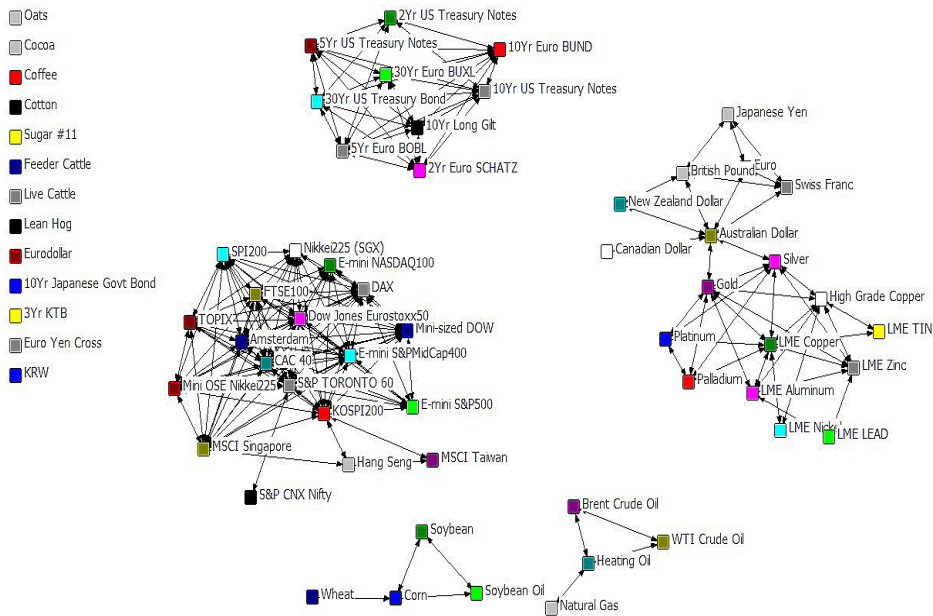
해 통화그룹 네트워크에 포함되었다. 이러한 결과를 통해 금융위기 기간 동안에 개별 자산 간 동조화가 심화되었음을 재확인할 수 있었을 뿐만 아니라 자산 그룹 간에도 동조화가 심화되었음을 확인할 수 있었다.

5.2.3 금융위기 이후 최근의 글로벌 금융시장 네트워크

[그림 8]은 글로벌 금융위기 이후인 최근의 기간에 해당하는 기간 100의 글로벌 금융시장 네트워크를 나타낸다. <표 5>는 이 기간 동안 형성된 서브그룹의 구성 자산을 보여준다. 이 기간 동안의 글로

벌 금융시장 네트워크는 글로벌 금융위기 이전 기간 및 글로벌 금융위기 기간 중에서 보여진 특징을 모두 나타내고 있다.

먼저 글로벌 금융시장 네트워크로서의 공통적 성격으로 각 자산그룹별 서브 네트워크로 구성된 군집들이 도출되었다. 그리고 이러한 자산그룹별 군집



[그림 8] 금융위기 이후 최근(기간 100)의 글로벌 금융시장 네트워크

<표 5> 금융위기 이후 최근(기간 100)의 글로벌 금융시장 네트워크 서브그룹의 구성 자산

그룹	구성 자산
주식 네트워크	S&P500, NASDAQ100, DOW, S&P MidCap400, S&P Toronto60, SPI200, KOSPI200, TOPIX, Nikkei225(OSE), Nikkei225(SGX), Hang Seng, MSCI Taiwan, MSCI Singapore, Dow Jones EuroStoxx50, DAX, CAC40, FTSE100, Amsterdam, S&P CNX Nifty
채권 네트워크	US 30Yr, US 10Yr, US 5Yr, US 2Yr, Euro 10Yr, Euro 5Yr, Euro 2Yr, UK 10Yr, Euro 30Yr, 고립 : Japan 10Yr, Korea 3Yr, Eurodollar
통화 네트워크	EUR, GBP, CAD, AUD, NZD, JPY, CHF, Gold, Silver, Platinum, Palladium 고립 : KRW, Euro/Yen
금속 네트워크	LME Copper, LME Aluminum, LME Nickel, LME LEAD, LME Zinc, Copper(NYMEX), LME TIN, LME Nickel
에너지 네트워크	WTI Crude, Brent Crude, Heating Oil, Natural Gas
농산물 네트워크	Corn과 Wheat, Soybean과 Soybean Oil 고립 : Sugar #11, Cotton, Coffee, Cocoa, Oats, Lean Hog, Live Cattle과 Feeder Cattle

들은 서로 연관성을 갖기 보다는 하나의 독립적인 소규모 네트워크로 형성되고 있음을 알 수 있다. 또한 일부 자산은 일반적으로 여겨지는 각 자산그룹 네트워크에 해당할 만큼의 상관계수를 가지지 못하여, 즉 연결정도가 강하지 못한 것으로 파악되어, 독립적인 자산으로 파악되었다.

이 기간에도 여전히 통화그룹과 금속그룹이 연결되어 동조화가 심화된 것으로 나타났다. 그러나 앞서의 기간과 차이가 있다면, 그 매개자가 기존의 은이 아니라 호주 달러라는 점이다. 철광석 등 주요 커머디티를 수출하는 국가로서 커머디티 통화로 통칭되는 호주 달러를 매개로 하여 통화그룹과 금속그룹 간 네트워크가 서로 연결되고 있는 점을 확인할 수 있었다.

글로벌 금융시장을 대상으로 한 네트워크 그래프 분석은 다음과 같은 시사점을 제공한다. 첫째, 글로벌 금융시장 네트워크를 구성하는 각 자산그룹의 하위 네트워크의 군집화를 파악할 수 있었다. 각 자산그룹들은 해당 그룹에 속하는 자산 간 공통된 속성을 보유함으로써 서로 연결되고, 다른 자산그룹과는 차별된 속성을 보유함으로써 단절되어 각 자산그룹이 소규모 네트워크를 형성한다. 따라서 이러한 주식, 채권, 글로벌 통화, 커머디티의 각 자산그룹을 결합한 글로벌 멀티에셋 포트폴리오는 어떤 한 자산그룹만을 포함하는 포트폴리오에 비하여 더 큰 위험분산 효과를 달성할 수 있을 것으로 기대된다.

둘째, 여러 자산그룹으로 구성된 글로벌 금융시장 네트워크도 금융위기를 포함한 기간 동안에는 상대적으로 독립적이었던 자산그룹 네트워크들이 서로 연결됨으로 인해 전체 네트워크의 구조가 변화하였다.

셋째, 금융위기 이전에 고립된 노드로서 존재하였던 자산 중 일부가 금융위기 기간 중에는 동종 자산그룹 네트워크에 포함되는 등 한 자산그룹 내 자산 간 연결강도가 강화되는 네트워크 구조의 변화를 구체적인 모습으로 확인하였다.

넷째, 커머디티 자산그룹은 공통 속성을 기반으로 하나의 자산그룹을 형성하기 보다는 더 하위의 분류에 속하는 금속, 에너지, 농산물 등 개별적 소규

모 네트워크를 형성하는 차별된 특성을 보인다. 따라서 글로벌 자산배분 포트폴리오를 구축하고자 할 경우, 단순히 커머디티 그룹 전체 보다는 금속, 에너지, 농산물 등을 개별적인 자산그룹으로 하여 주식, 채권, 통화 등과 결합하는 자산배분 포트폴리오를 구축하여야 할 것으로 판단된다.

5.3 글로벌 금융시장 네트워크 내 개별 자산의 중심성 분석

글로벌 금융시장 네트워크를 대상으로 각 자산의 표준화된 디그리 중심성(standardized degree centrality) 및 표준화된 매개 중심성(standardized betweenness centrality) 척도를 이용하여 글로벌 금융시장 네트워크 내에서 영향력이 높은 자산들을 기간별로 분석하였다.

<표 6>은 금융위기 이전(기간 1), 금융위기 중(기간 53), 금융위기 이후(기간 100) 기간별로 각 자산 그룹별 표준화된 디그리 중심성 및 표준화된 매개 중심성 척도 및 전체 기간에 걸친 중심성 척도의 표준편차를 나타낸다.

글로벌 각 자산들의 중심성 척도의 변화는 앞의 MST 길이 및 네트워크 서브그룹 분석과 유사한 양상을 나타낸다. 즉 금융위기 이전 기간 대비 금융위기 중과 이후의 기간 동안 각 글로벌 자산들의 디그리 중심성이 변화하였고, 이는 시스템 리스크의 증가에 따라 네트워크 내 각 자산의 속성이 변화하였음을 의미하며 다른 자산들과 연결되는 정도와 다른 자산들에 대한 통제력의 변화가 나타났음을 시사한다.

한편 분석대상 전체의 기간에 걸친 매개 중심성 척도의 표준편차 결과는 개별 글로벌 자산이 네트워크 내에서 가지는 통제력의 변화를 나타낸다. 글로벌 주가지수 중에서는 KOSPI200, 글로벌 채권 중에서는 10년 유로 채권(BUND), 글로벌 통화 중에서는 호주 달러(AUD), 글로벌 커머디티 중에서는 금(Gold)이 분석 기간 중 가장 높은 표준편차를 보여 네트워크 내 다른 자산들에 대한 통제력의 변

글로벌 통화	디그리 중심성				매개 중심성			
	기간 1	기간 53	기간 100	표준 편차	기간 1	기간 53	기간 100	표준 편차
Euro	0.106	0.106	0.061	1.70	0.002	0.003	0.002	0.15
JPY	0.030	0.045	0.045	1.12	-	-	-	0.00
GBP	0.076	0.091	0.076	0.73	-	0.002	0.003	0.09
CAD	0.076	0.045	0.015	2.14	-	-	-	0.00
AUD	0.121	0.106	0.106	0.82	0.003	0.012	0.034	0.81
CHF	0.106	0.091	0.061	1.26	0.002	0.002	0.002	0.40
NZD	0.091	0.076	0.030	2.78	-	-	-	0.05
Euro Yen Cross	0.030	-	-	1.34	-	-	-	0.00
KRW	-	-	-	-	-	-	-	0.00

글로벌 커머디티	디그리 중심성				매개 중심성			
	기간 1	기간 53	기간 100	표준 편차	기간 1	기간 53	기간 100	표준 편차
WTI Crude Oil	0.030	0.030	0.030	0.54	-	-	-	0.00
Brent Crude Oil	0.030	0.030	0.030	0.70	-	-	-	0.00
Natural Gas	0.015	0.015	0.015	1.60	-	-	-	0.00
Heating Oil	0.045	0.045	0.045	0.73	0.001	0.001	0.001	0.05
Gold	0.121	0.106	0.121	1.90	0.003	0.012	0.018	1.04
Silver	0.030	0.076	0.106	3.42	-	0.031	0.013	0.83
Platinum	-	0.030	0.061	2.89	-	-	-	0.12
Palladium	-	0.030	0.061	3.14	-	-	-	0.03
High Grade Copper	0.076	0.061	0.106	2.54	-	-	0.006	0.23
Corn	0.015	0.015	0.045	1.17	-	-	0.001	0.05
Wheat	0.015	0.015	0.015	-	-	-	-	0.00
Soybean	0.015	0.015	0.030	0.59	-	-	-	0.00
Soybean Oil	0.015	0.015	0.030	0.75	-	-	-	0.04
Oats	-	-	-	0.30	-	-	-	0.00
Cocoa	-	-	-	-	-	-	-	0.00
Coffee	-	-	-	-	-	-	-	0.00
Cotton	-	-	-	-	-	-	-	0.00
Sugar #11	-	-	-	-	-	-	-	0.00
Feeder Cattle	0.015	0.015	-	0.75	-	-	-	0.00
Live Cattle	0.015	0.030	-	0.83	-	0.004	-	0.07
Lean Hog	-	-	-	-	-	-	-	0.00
LME Copper	0.076	0.076	0.136	3.04	-	0.021	0.009	0.70
LME Aluminum	0.076	0.061	0.076	0.99	-	-	0.003	0.09
LME Zinc	0.061	0.061	0.091	2.31	-	-	0.004	0.26
LME Nickel	0.045	-	0.030	1.56	-	-	-	0.00
LME Tin	-	-	0.030	1.02	-	-	-	0.00
LME Lead	0.061	0.061	0.030	0.94	-	-	-	0.00

주) 표준편차는 전체 기간에 걸친 중심성 척도의 표준편차를 의미하는 백분율 수치.

화가 컸던 것으로 분석된다.

<표 7>은 기간 1부터 기간 100까지의 기간별로 가장 높은 표준화된 디그리 중심성을 갖는 자산을

보여준다. 디그리 중심성은 소셜네트워크 내에서 어떤 노드가 다른 노드와 직접적으로 연관되어 있는 정도를 나타내며, 다른 노드에 연결되어 있는 수

<표 7> 글로벌 금융시장 네트워크 내 가장 영향력 있는 자산의 변화(디그리중심성 기준)

기간	자산명	디그리 중심성	기간	자산명	디그리 중심성
1	S&PMidCap400	0.182	51	KOSPI200, DAX, CAC40, Amsterdam	0.197
2	S&PMidCap400	0.182	52	DAX, Amsterdam	0.197
3	KOSPI200	0.197	53	DAX, Amsterdam	0.197
4	S&PMidCap400, KOSPI200	0.212	54	Amsterdam	0.197
5	S&PMidCap400, KOSPI200	0.212	55	Amsterdam	0.212
6	KOSPI200	0.212	56	Amsterdam	0.227
7	KOSPI200, DAX	0.212	57	Amsterdam	0.227
8	KOSPI200, DAX	0.212	58	DJ Eurostoxx50, DAX, CAC40, Amsterdam	0.227
9	KOSPI200, DAX, CAC40	0.212	59	DAX, CAC40, Amsterdam	0.227
10	DAX	0.212	60	DAX, CAC40, Amsterdam	0.227
11	DAX	0.212	61	DJ Eurostoxx50, CAC40	0.242
12	S&P500, NASDAQ, S&PMidCap400, KOSPI200, DAX, CAC40, Amsterdam	0.197	62	DJ Eurostoxx50, CAC40	0.242
13	S&PMidCap400, Amsterdam	0.197	63	S&PMidCap400, CAC40	0.242
14	Amsterdam	0.212	64	CAC40	0.242
15	TOPIX, DJ Eurostoxx50, DAX, CAC40, Amsterdam	0.212	65	DAX, CAC40, Amsterdam	0.242
16	TOPIX, DJ Eurostoxx50, DAX, CAC40, Amsterdam	0.212	66	Amsterdam	0.258
17	TOPIX, DAX, CAC40	0.212	67	SPI200, Amsterdam	0.242
18	DAX, CAC40	0.212	68	Nikkei225, Amsterdam	0.242
19	Nikkei225, DAX, CAC40	0.212	69	Nikkei225, Amsterdam	0.242
20	Nikkei225, DAX, CAC40	0.212	70	Nikkei225	0.242
21	Nikkei225, DAX, CAC40	0.212	71	Nikkei225, DJ Eurostoxx50, DAX, CAC40, Amsterdam	0.227
22	Nikkei225, DAX, CAC40, Amsterdam, DJ Eurostoxx50	0.212	72	Nikkei225, DAX, Amsterdam	0.227
23	Nikkei225, DAX, CAC40, Amsterdam, DJ Eurostoxx50	0.212	73	DAX, CAC40, Amsterdam	0.227
24	DAX, Amsterdam	0.212	74	Nikkei225, TOPIX, DJ Eurostoxx50, DAX, CAC40, Amsterdam	0.227
25	Nikkei225, Amsterdam	0.212	75	TOPIX, DAX, CAC40, Amsterdam	0.227

26	S&P MidCap400, Nikkei225, Amsterdam	0.212	76	DJ Eurostoxx50, DAX, FTSE100, CAC40, Amsterdam	0.227
27	Nikkei225, Amsterdam	0.212	77	KOSPI200	0.242
28	S&P MidCap400, Nikkei225, Amsterdam	0.212	78	KOSPI200	0.242
29	S&P MidCap400, Nikkei225, Amsterdam	0.212	79	KOSPI200	0.242
30	Nikkei225	0.227	80	KOSPI200, CAC40	0.242
31	CAC40, Amsterdam	0.227	81	KOSPI200, CAC40	0.242
32	CAC40	0.242	82	DJ Eurostoxx50, DAX, FTSE100, CAC40, Amsterdam	0.227
33	Amsterdam	0.227	83	DAX, CAC40	0.242
34	KOSPI200, Nikkei225, DJ Eurostoxx50, CAC40, Amsterdam	0.212	84	DAX, CAC40	0.242
35	Nikkei225, DJ Eurostoxx50, CAC40, Amsterdam	0.212	85	KOSPI200, DAX, CAC40	0.242
36	DJ Eurostoxx50, CAC40, Amsterdam	0.212	86	KOSPI200	0.242
37	KOSPI200, DJ Eurostoxx50, CAC40, Amsterdam	0.212	87	KOSPI200, DJ Eurostoxx50, DAX, CAC40	0.227
38	Amsterdam	0.227	88	KOSPI200, DJ Eurostoxx50, DAX, CAC40	0.227
39	KOSPI200, CAC40, Amsterdam	0.227	89	KOSPI200, DJ Eurostoxx50, DAX, CAC40	0.227
40	Amsterdam	0.242	90	KOSPI200, DJ Eurostoxx50, DAX, CAC40	0.227
41	CAC40, Amsterdam	0.227	91	DJ Eurostoxx50, DAX, CAC40	0.227
42	CAC40, Amsterdam	0.242	92	DJ Eurostoxx50, DAX, CAC40	0.227
43	CAC40, Amsterdam	0.242	93	DJ Eurostoxx50, DAX, CAC40	0.227
44	CAC40, Amsterdam	0.227	94	KOSPI200, DJ Eurostoxx50, DAX, CAC40	0.227
45	CAC40, Amsterdam	0.227	95	DJ Eurostoxx50, DAX, CAC40	0.227
46	CAC40, Amsterdam	0.227	96	DAX, CAC40	0.227
47	CAC40	0.227	97	DJ Eurostoxx50, DAX, CAC40	0.227
48	Amsterdam	0.212	98	DAX	0.227
49	Amsterdam	0.227	99	KOSPI200	0.242
50	Amsterdam	0.212	100	KOSPI200	0.242

에 의해 측정된다. 따라서 가장 높은 표준화된 디그리 중심성을 갖는 자산은 상관관계가 높아 다른 자산들과 직접적으로 연관되어 있는 자산이 가장 많은 자산을 의미한다.

표준화된 디그리 중심성을 기준으로 한 분석 결과를 살펴보면, 첫째, 주식, 채권, 통화, 커머디티 등의 다양한 자산을 포함하고 있는 글로벌 금융시장 네트

워크에서 가장 영향력이 높은 자산은 분석기간 내 모든 기간에서 주가지수들이었다. 이는 글로벌 금융시장의 자산 그룹들 중에서 주가지수가 다양한 정치 경제적 뉴스 및 현상을 가장 잘 반영하여 다른 자산들의 가격 형성에 영향력을 끼치고 있다는 점을 시사한다.

둘째, 가장 영향력이 있는 자산으로 나타난 주가

지수들은 금융위기 이전과 이후 기간별로 차이가 있었다. 금융위기 이전 기간에는 미국(S&PMidCap400, S&P500), 아시아(KOSPI200, Nikkei225), 유럽(Dow Jones Eurostoxx50, DAX, CAC40, Amsterdam) 등 다양한 지역의 주가지수들이 기간별로 가장 높은 디그리 중심성을 가진 것으로 나타났다.

그러나 금융위기 중 및 그 이후의 기간에는 KOSPI 200과 유럽지역의 주가지수(Dow Jones EuroStoxx50, DAX, CAC40, Amsterdam)가 주로 가장 영향력이 있는 자산들로 나타났다. 글로벌 주가지수 중 한국의 KOSPI200은 한국 주요 기업들의 다양한 산업별 분

포 및 수출을 통한 글로벌 국가와의 무역활동 등으로 인해 글로벌 경제 상황을 잘 반영하는 것으로 나타났다. 이로 인해 한국의 KOSPI200은 글로벌 금융시장 네트워크에서 꾸준히 강한 영향력을 보여주고 있는 것으로 해석된다. 또한 금융위기 이후 기간에는 유로존 재정위기 등으로 유로존 국가의 정치·경제적 상황을 반영하는 유로존 주가지수들의 변동이 글로벌 금융시장 네트워크 내에서 과거 기간 대비 상대적으로 영향력이 높았던 것으로 판단된다.

다음으로 <표 8>은 기간 1부터 기간 100까지의 기간별로 가장 높은 표준화된 매개 중심성을 갖는

<표 8> 글로벌 금융시장 네트워크 내 가장 영향력 있는 자산의 변화(매개중심성 기준)

기간	자산명	매개 중심성	기간	자산명	매개 중심성
1	MSCI Singapore	0.010	51	Silver	0.031
2	KOSPI200, MSCI Singapore	0.009	52	Silver	0.031
3	KOSPI200	0.011	53	Silver	0.031
4	S&PMidCap400	0.006	54	Silver	0.031
5	DOW	0.005	55	Silver	0.031
6	KOSPI200, MSCI Singapore	0.006	56	Silver	0.026
7	DOW, KOSPI200	0.005	57	Amsterdam	0.013
8	DOW, KOSPI200	0.005	58	Gold	0.032
9	DOW	0.005	59	Gold	0.030
10	MSCI Singapore	0.005	60	Gold	0.032
11	DOW	0.008	61	Gold	0.026
12	DOW	0.007	62	Gold	0.025
13	S&PMidCap400, KOSPI200	0.005	63	Gold	0.025
14	KOSPI200, Nikkei225	0.004	64	Gold	0.025
15	KOSPI200	0.004	65	Gold	0.023
16	KOSPI200	0.005	66	Gold	0.024
17	MSCI Singapore	0.004	67	Gold	0.024
18	KOSPI200	0.004	68	Gold	0.022
19	Nikkei225	0.004	69	Gold	0.024
20	Nikkei225	0.004	70	Gold	0.023
21	Nikkei225	0.004	71	Gold	0.023
22	Gold, KOSPI200, Nikkei225, AUD	0.003	72	Gold	0.023
23	KOSPI200	0.004	73	Gold	0.023
24	KOSPI200, Nikkei225	0.006	74	Gold	0.024

25	KOSPI200, Nikkei225	0.006	75	Gold	0.023
26	KOSPI200	0.007	76	Gold	0.033
27	KOSPI200	0.007	77	Gold	0.033
28	KOSPI200	0.007	78	Gold	0.023
29	KOSPI200	0.007	79	Gold	0.021
30	KOSPI200	0.005	80	Gold	0.023
31	KOSPI200	0.005	81	Gold	0.021
32	MSCI Singapore	0.009	82	Gold	0.025
33	MSCI Singapore	0.009	83	AUD	0.029
34	KOSPI200	0.010	84	Gold	0.021
35	KOSPI200, MSCI Singapore	0.009	85	AUD	0.032
36	KOSPI200	0.015	86	AUD	0.031
37	KOSPI200	0.011	87	Gold	0.020
38	KOSPI200, MSCI Singapore	0.009	88	Gold	0.020
39	KOSPI200	0.010	89	Gold	0.020
40	KOSPI200, Amsterdam	0.007	90	Gold	0.020
41	MSCI Singapore	0.010	91	Gold	0.024
42	Amsterdam	0.009	92	Gold	0.025
43	Amsterdam	0.009	93	Gold	0.022
44	Silver	0.008	94	Gold	0.022
45	Silver	0.008	95	Gold	0.022
46	Silver, KOSPI200	0.008	96	Gold	0.035
47	KOSPI200, AUD	0.009	97	Gold	0.025
48	KOSPI200	0.017	98	Gold	0.025
49	Silver	0.031	99	AUD	0.034
50	Silver	0.031	100	AUD	0.034

자산을 보여준다. 매개 중심성은 소셜네트워크 내의 노드들이 직접 연결되어 있지 않은 액터 간 관계를 어떻게 통제 또는 중개하는가와 관련된 개념으로, 노드가 소셜네트워크 내의 노드쌍 간의 최단 경로상에 위치하는 횟수로 측정된다. 따라서 어떠한 자산이 높은 매개 중심성을 갖는 경우, 그 해당 자산은 글로벌 금융시장 네트워크 내의 정보교환 또는 자원흐름에 대해 높은 통제 능력을 갖는 것으로 해석된다.

네트워크 내 다른 자산들에 대한 개별 자산의 통제력을 나타내는 표준화된 매개 중심성을 기준으로 한 분석 결과는, 다른 자산들과의 연결정도를 나타

내는 표준화된 디그리 중심성을 기준으로 한 분석 결과와 차이를 보여준다.

금융위기 이전 기간에는 가장 높은 매개 중심성을 가진 자산은 디그리 중심성을 기준으로 한 분석과 동일하게 주로 주가지수로서, KOSPI200, S&PMid Cap400, MSCI Singapore, Nikkei225 등 이었다. 그러나 금융위기 중 및 금융위기 이후의 기간에는 금(Gold), 은(Silver), 호주 달러(AUD) 등이 가장 높은 매개 중심성을 가진 자산으로 분석되었다.

이는 금융위기 이전의 기간에는 네트워크 내의 다른 자산들과의 직접적인 연결이 많은 글로벌 주가지수들이 다른 자산들에 대한 통제력도 높았으나,

금융위기를 거치면서 다른 자산들과 직접적으로 연결되어 있지 않더라도 금, 은, 호주 달러 등이 자산 그룹들 간을 연결하도록 중재하는 역할을 수행함으로써 다른 자산그룹에 있는 자산들에게도 통제력을 미친 것으로 해석될 수 있다.

이러한 분석 결과는 글로벌 금융자산으로 멀티에셋 포트폴리오 구성 시 주요 주가지수와 함께 커머디티 중에서는 금과 은, 글로벌 통화 중에서는 호주 달러 가격의 변화를 면밀히 추적함으로써 글로벌 경제상황의 각 국면별 위험관리 및 투자 전략 수립에 활용할 필요가 있음을 제안한다.

6. 결 론

본 연구의 분석 결과는 다음과 같다. 첫째, 선행 연구들에서 이용된 상관관계에 기반한 MST 방법을 활용하여 과거 10년의 기간을 대상으로 글로벌 금융시장 네트워크의 연결정도 변화를 분석한 결과, 금융위기 기간에는 과거기간 상관관계가 낮아 연결되어 있지 않던 자산들도 일정 수준 이상으로 상관관계가 증가하여 연결됨으로써 연결된 노드들의 수가 증가하고, 이로 인해 전체 네트워크 내의 연결정도가 증가된 것으로 분석된다. 이는 금융위기 기간 중에는 글로벌 주가지수 간 뿐만 아니라 주식, 채권, 통화, 커머디티 등 다른 자산그룹 간에도 상관관계가 상승하여 동조화가 심화됨에 따라 다양한 자산을 포함하는 멀티에셋 포트폴리오 내 분산효과가 떨어짐을 보여준다.

둘째, 2008년 금융위기 기간을 포함한 과거 10년 간의 기간을 대상으로 하여 글로벌 금융시장 네트워크의 변화를 소셜네트워크분석을 활용하여 시각화함으로써 해당 변화를 상세하게 살펴볼 수 있었다. 기간별로 공통적인 특성으로서 글로벌 금융시장 네트워크를 구성하는 각 자산그룹의 하위 네트워크의 군집화를 파악할 수 있었다. 각 자산그룹들은 해당 그룹에 속하는 자산 간 공통된 속성을 보유함으로써 서로 연결되고, 다른 자산그룹과는 차별화된 속성을 보유함으로써 단절되어 각 자산그룹

이 소규모 네트워크를 형성한다. 따라서 이러한 지식, 채권, 글로벌 통화, 커머디티의 각 자산그룹을 결합한 글로벌 멀티에셋 포트폴리오는 어떤 한 자산그룹만을 포함하는 포트폴리오 대비 더 안정적인 위험분산 효과를 달성할 수 있을 것으로 기대된다.

셋째, 글로벌 금융시장 네트워크에서 최근 금융위기를 포함한 기간 동안에는 연결정도가 강화되는 네트워크의 구조와 속성의 변화를 시각적으로 확인할 수 있었다. 금융위기 이전에 고립된 노드로서 존재하였던 자산 중 일부가 금융위기 기간 중에는 동종 자산그룹 네트워크에 포함되는 등 한 자산 그룹 내 자산 간 연결강도가 강화되는 네트워크 구조의 변화를 구체적인 모습으로 확인하였다. 또한 기존에 다른 소규모 네트워크를 형성하던 자산들이 다른 자산그룹과 연결되는 방향으로 자산그룹 간 연결이 변화되는 모습을 확인하였다. 그리고 금융위기 이전과 금융위기 기간 중 및 이후의 기간을 비교함으로써 글로벌 금융시장 네트워크 구조의 변화 중 어떤 자산이 중심이 되어 네트워크의 구조가 변화되었는지를 구체적인 모습으로 확인하였다.

넷째, 소셜네트워크분석 지표 중 디그리 중심성 및 매개 중심성의 개념을 활용하여 분석 기간별로 글로벌 금융시장 네트워크 내에서 가장 영향력이 있는 자산들을 살펴보았다. 먼저 네트워크 내 각 자산 간 연결정도를 나타내는 디그리 중심성에 대한 분석에 따르면, 전체 기간에서 공통적으로 글로벌 금융시장 네트워크에서 가장 영향력이 있는 자산들은 주로 주가지수들이었으며, 2008년 금융위기 이후에는 KOSPI200과 유럽의 주가지수들이 가장 영향력이 높은 것으로 분석되었다. 그러나 네트워크 내 각 자산에 대한 통제력을 나타내는 매개 중심성 분석에 따르면, 금융위기 이전의 기간에는 디그리 중심성에 따른 분석 결과와 동일하게 KOSPI200 등 주가지수가 높은 통제력을 보였으나, 금융위기 중 및 이후의 기간에는 금, 은, 호주 달러가 다른 자산들에 대해 높은 통제력을 보인 것으로 분석되었다.

본 연구는 다음과 같은 시사점을 가진다. 첫째, 본 연구는 소셜네트워크분석 방법론을 주식, 채권, 통

화, 커머디티 등 글로벌 금융자산을 대상으로 확대하여 시도하였다는 점에서 향후 보다 폭넓은 연구를 위한 토대를 제공하였다는 이론적 시사점을 가진다. 이를 통해 다양한 금융시장을 대상으로 소셜네트워크분석 방법론을 적용하여 연구에 활용할 수 있음을 확인하였다.

둘째, 실무적으로 위험관리의 관점에서 멀티에셋 포트폴리오에서의 체계적 위험을 측정할 수 있는 지표를 마련하였다. 본 연구에서 사용한 MST 길이는 다양한 글로벌 자산들로 구성된 멀티에셋 포트폴리오에서 금융위기 등 시스템 리스크의 출현에 따른 포트폴리오 수익률의 변동성 상승이라는 상관관계 리스크를 확인할 수 있는 도구로서 활용할 가능성을 제공한다. MST 길이의 변화를 과거의 평균적인 수준과 비교함으로써 포트폴리오 내 체계적인 위험의 상승 또는 하락 등 변화를 추적하고 포착할 수 있으며, 이를 시스템 리스크에 대비한 포트폴리오 내 헤징 수준을 증가시키는 위험관리 방법으로 활용 가능할 것이다.

셋째, 글로벌 자산들로 구성된 포트폴리오를 대상으로 네트워크의 구조를 그래프로 표현하고 해당 네트워크의 변화를 시각적으로 분석함으로써, 네트워크의 시각화는 특정 기간 동안 멀티에셋 포트폴리오의 속성의 변화를 파악하고 해당 변화를 야기하는 주요 자산의 영향력의 증감을 파악하는데 활용 가능할 것이다.

본 연구는 다양한 학문적·실무적 시사점에도 불구하고 다음과 같은 연구의 한계를 가진다. 첫째, 본 연구에서는 기준값으로 (+)의 상관관계만을 고려함으로써 글로벌 금융시장 네트워크 구조의 한 부분만을 분석하였다. 즉 실무적으로 멀티에셋 포트폴리오를 구축할 경우 기대하는 분산효과를 더 구체적으로 파악하기 위해서는 (-)의 상관관계를 나타내는 네트워크에 대한 분석도 추후 연구에서는 포함되어야 할 것이다.

둘째, 본 연구에서는 방향 및 상관관계의 강도를 고려하지 않았다. 분석을 위해 MST 방법을 통해 네트워크를 구축함에 있어 상관관계 행렬을 일정

기준값 이상을 보이는 자산의 경우 연결된 것으로, 그리고 그 기준값 미만의 값의 경우에는 연결관계가 없는 것으로 단순화함으로써 비방향/이진 소시오메트릭스를 통해 네트워크를 분석하였다. 그러나 멀티에셋 포트폴리오를 실무적으로 구축할 경우, 각 자산 간의 상관관계의 부호와 더불어 그 강도 또한 중요하게 고려되어야 할 것이다. 따라서 향후 연구에서는 방향/계량 소시오메트릭스(sociomatrix)를 통한 네트워크의 구조와 속성에 대한 분석이 추가되어야 할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] 광기영, 『소셜네트워크분석』, 서울, 도서출판 청람, 2014(Forthcoming).
- [2] 조하현, 이승국, “MST 기법을 이용한 주식시장의 상관성 구조와 체계적 위험에 관한 연구,” 『한국금융학회 정기학술대회논문집』, 2004.
- [3] Boginski, V., S. Butenko, and P.M. Pardalos, “Mining Market Data : A Network Approach,” *Computers and Operations Research*, Vol.33 (2006), pp.3171-3184.
- [4] Bonacich, P., “Power and Centrality : A Family of Measures,” *The American Journal of Sociology*, Vol.92, No.5(1987), pp.1170-1182.
- [5] Bonanno, G., G. Caldarelli, F. Lillo, and R.N. Mantegna, “Topology of Correlation-based Minimal Spanning Trees in Real and Model Markets,” *Physical Review E*, Vol.68(2003), pp.46-130.
- [6] Bonanno, G., G. Caldarelli, F. Lillo, S. Micciche, N. Vandewalle, and R.N. Mantegna, “Networks of Equities in Financial Markets,” *The European Physical Journal B*, Vol.38 (2004), pp.363-371.
- [7] Chen, D., L. Lu, M.S. Shang, Y.C. Zhang, and T. Zhou, “Identifying Influential Nodes in Complex Networks,” *Physica A : Statisti-*

- cal Mechanics and its Applications*, Vol.391 (2012), pp.1777-1787.
- [8] Coehlo, R., C.G. Gilmore, B. Lucey, P. Richmond, and S. Hutzler, "The Evolution of Interdependence in World Equity Markets—Evidence from Minimum Spanning Trees," *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, Vol.376(2007), pp.455-466.
- [9] Eryigit, M. and R. Eryigit, "Network Structure of Cross-correlations among the World Market Indices," *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, Vol.388(2009), pp.3551-3562.
- [10] Freeman, L.C., "Centrality in Social Networks Conceptual Clarification," *Social Networks*, Vol.1, No.3(1978), pp.215-239.
- [11] Garas, A. and P. Argyrakis, "Correlation Study of the Athens Stock Exchange," *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, Vol.380(2007), pp.399-410.
- [12] Huang, W.Q., X.T. Zhuang, and S. Yao, "A Network Analysis of the Chinese Stock Market," *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, Vol.388(2009), pp.2956-2964.
- [13] Jackson, M.O., "Research Opportunities in the Study of Social and Economic Networks," *White paper prepared for the NSF/SBE*, 2010.
- [14] Jung, W.S., S.B. Chae, J.S. Yang, and H.T. Moon, "Characteristics of the Korean Stock Market Correlations," *Physica A : Statistical Mechanics and its Application*, Vol.361(2006), pp.263-271.
- [15] Mantegna, R.N., "Hierarchical Structure in Financial Markets," *European Physical Journal B*, Vol.11(1999), pp.193-197.
- [16] Nagurney, A., J.M. Cruz, and T. Wakolbinger, "The Co-Evolution and Emergence of Integrated International Financial Networks and Social Networks : Theory, Analysis, and Computations," *Globalization and Regional Economic Modeling, Advances in Spatial Science*, (2007), pp.183-226.
- [17] Onnela, J.P., J. Saramaki, K. Kaski, and J. Kertesz, "Financial Market—A Network Perspective," *Practical Fruits of Econophysics, Nikkei Econophysics III Proceedings*, Springer, Tokyo, (2006), pp.302-306.
- [18] Roy, R. B. and U.K. Sarkar, "A Social Network Approach to Change Detection in the Interdependence Structure of Global Stock Markets," *Social Network Analysis and Mining*, 2012.
- [19] Tabak, B.M., T.R. Serra, and D.O. Cajueiro, "Topological Properties of Stock Market Networks : The Case of Brazil," *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, Vol.389(2010), pp.3240-3249.