creative commons

COMMONS DEED

저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:

저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.

비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.

변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 이용허락규약(Legal Code)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

Disclaimer

dCollection

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

[UCI]I804:24011-200000265707

2016년 8월

석사학위 논문

분산분해와 DebtRank방법론을 활용한 시스템위험 측정에 관한 실증연구

조선대학교 대학원

경영학과

박 아 영

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

분산분해와 DebtRank방법론을 활용한 시스템위험 측정에 관한 실증연구

An Empirical Study on Measuring Systemic Risk using Variance Decomposition and DebtRank method

2016년 8월 25일

조선대학교 대학원

경영학과

박 아 영

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

분산분해와 DebtRank방법론을 활용한 시스템위험 측정에 관한 실증연구

지도교수 오 갑 진

이 논문을 경영학 석사학위 신청 논문으로 제출함

2016년 4월

조선대학교 대학원

경영학과

박 아 영

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

박아영의 석사학위논문을 인준함

위원장 조선대학교 교수 이 계 원 (인)

위 원 조선대학교 교수 이 현 철 (인)

위 원 조선대학교 교수 오 갑 진 (인)

2016년 5월

조선대학교 대학원

dCollection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

<목 차>

제1장 서 론·····1

제1절 연구 동기·····1

제2장 이론적 고찰 및 연구방법론·····4

제1절 선행연구 검토·····4

제2절 DebtRank 방법론·····7

제3절 네트워크 구조·····10

제3장 실증분석·····13

제1절 기술 통계량·····13

제2절 분석결과·····14

1. 산업별지수 수익률 자료들 간의 정보흐름·····14

2. 산업별 지수 네트워크 구조와 시스템 위험(DebtRank)·····16

제4장 결 론 ·····19

【참고문헌】 ·····20

【부　　록】 ·····35

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

<표 목 차>

<표 1> KOSPI 주식시장의 산업별지수 수익률 자료 기초통계량·

<표 2> KOSPI 주식시장의 산업별지수 수익률 자료들 간의 상관관계

<표 3> KOSPI 평균 정보흐름과 시장변동성 간의 연관성

<표 4> KOSPI 지수의 각 연도별 정보흐름의 기초통계량

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

<그림 목차>

[그림 1] DebtRank 계산과정

[그림 2] 2001년 1월~2015년 8월 사이의 KOSPI 지수의 가격과 수익률

[그림 3] 250일 동안 산업별 지수 수익률 자료를 통해 도출된 평균 정보흐름

[그림 4] 2002년 1월부터 2015년 8월까지 변동성과 평균 정보흐름의 변화

[그림 5] 시스템 위험과 시장 위험간의 상관계수

[그림 6] 2002년도(a)와 2012년도(b)의 정보흐름 네트워크 구조

[그림 7] 정보흐름 네트워크 속성 및 DebtRank의 변화

[그림 8] KOSPI 주식시장의 22개 산업군의 수익률 자료를 활용한 정보흐름의 분포

[그림 9] KOSPI 주식시장의 정보흐름 네트워크 속성 및 DebtRank의 변화 (문턱 치 : 2σ)

[그림 10] KOSPI 주식시장의 정보흐름 네트워크 속성 및 DebtRank의 변화 (문턱 치 : 3σ)

[그림 11] KOSPI 주식시장의 정보흐름 네트워크 속성 및 DebtRank의 변화 (문턱 치 : 4σ)

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

ABSTRACT

An Empirical Study on Measuring Systemic Risk using Variance Decomposition and DebtRank method

Ayoung Park
Advisor : Prof. Gabjin Oh, Ph.D.
Division of Business Administration,
Graduate School of Chosun University

In this paper, we analyze the systemic risk based on both the information flows and DebtRank simulation method in the KOSPI stock market during 2001 to 2015. We employ the Variance Decomposition method to quantify an information flows among the 22 industry sectors and calculate the systemic risk by using the DebtRank simulation method. Here, we find that (i) the systemic risk calculated by information flows estimated by the variance decompositions method shows strong positive relations with the volatility as the market risk, (ii) the level of systemic risk measured by DebtRank simulation on the directed network increases significantly during the financial crisis such as the subprime crisis (2008) and European financial crisis(2010).

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

제1장 서 론

제1절 연구 동기

급속한 경제 성장과 세계화에 따라 구성요소들 간 상호작용으로 인해 시스템 전체에 미치는 영향력이 증대되고 있으며, 금융시장에서는 은행과 은행, 은행과 기업들, 기업과 기업들 간의 복잡한 연결성에 대한 관심이 증가하고 있다. 특히, 큰 은행의 붕괴로 인해 금융시장 전체에 미치는 영향력인 시스템 위험(systemic risk)의 정량적 측정은 금융 및 경제학문 뿐만 아니라 학제 간 연구에서 중요한 화제로 대두되고 있다. 또한 사회 전반적인 분야에서 다양한 위험의 측정에 대한 많은 연구가 진행되어 왔다. 그러나 시스템 위험 측정에 관한 기존 연구에서는 네트워크의 특성을 반영하지 못한다는 한계점이 존재한다. 이를 극복하기 위해 네트워크를 구성하는 구성요소간의 상호연결성에 대한 이해가 필요하다.

본 연구는 국내 주식시장에서 상호연결성을 반영하여 산업군 간의 정보흐름의 네트워크에 기반을 둔 시스템위험을 측정했다는 점에 의의가 있다. 따라서 계량경제학적인 방법론을 통하여 산업들 간의 연결 정도를 정의하고 자연과학적인 방법론을 통하여 금융시장에서 각 산업 군의 붕괴에 따른 상대적인 충격의 파급효과를 측정하고자 한다. 주식시장에서 각 산업군 간의 정보흐름에 기반을 둔 시스템위험을 측정하는 방법을 제시하였고 글로벌 금융위기를 잘 반영하고 있기 때문에 향후 시스템 위험에 대한 연구에 일조할 것으로 예측된다.

2007년부터 리먼 브라더스의 파산으로 불거진 글로벌 금융위기는 금융 시장에 급격한 변동을 촉발시켰다. 주택담보대출의 확산으로 인해 신용부도스와프(CDS: Credit Default Swaps)의 가치가 하락하여 금융회사들이 잇달아 도산위험에 처하게 되었고 전 세계 금융 시장에서 다수의 은행들의 붕괴가 만연했다.[1] 많은 요인들 중에서도 특히, 주택저당증권(MBS: mortgage-backed securities), 부채담보부증권(CDO: Collateralized Debt Obligation)과 같은 구조화된 금융상품의 활발한 거래가 글로벌

1) 주택담보대출을 담보로 하는 거래들이 하나의 풀(pool)을 이루게 되는데 이것을 트렌치(tranches)라고 부른다. AAA의 신용등급을 갖는 시니어트렌치(senior tranche)부터 지불받을 권리의 우선순위가 생긴다. 각각 원하는 이자율, 만기에 맞춰 트렌치의 거래가 가능하다. 이렇게 증권화된 상품들이 증가하면서 위험을 헷지(hedge)하기 위해 신용부도스와프(CDS)를 함께 구매하게 된다. 그러나 잘 알려진 AIG와 같이 위험을 견딜 능력이 부족한 경우, 파산은 불가피하게 된다(Rene M. Stulze(2010)).

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

금융기관들 간의 관계를 더욱 밀접하게 하였다. 이는 전 세계 금융시장으로 미국 금융시장에서 발생한 충격의 전이를 유발했다. 이로 인한 꾸준한 관심으로 주택담보대출의 붕괴와 관련된 다양한 연구들이 진행되고 있다 (John Y. and Joao F.(2015), Eric Arentsen et al.(2015))[2)]

세계화에 발맞춰 금융시장을 구성하는 개체들 간의 상호연결성이 증대함으로써 하나의 국가에서 발생할 수 있는 위험으로부터 전 세계 금융시장으로의 전이가 가속화되었다. 이와 같은 상황에서 금융시장을 구성하는 개체들 간의 상호연결성을 이해하는 것은 기존에는 관찰되지 않았던 새로운 위험을 측정하고 관리하는데 있어 매우 중요한 연구 분야이다. 금융기관의 상호연결성으로부터 생성된 시스템 위험을 완벽하게 이해하는 것은 금융기관 사이에 존재 할 수 있는 정보흐름에 관한 모든 채널들을 고려해야만 정확히 파악할 수 있기 때문에 현실적으로 매우 어려울 것이다.

이처럼 시스템 위험을 측정하는 것이 어려움에도 불구하고 그 중요성으로 인해 많은 연구들이 다양하게 이루어지고 있다(김대식, 곽기영(2013)). 국내외 여러 경영학 연구 분야에서는 금융시장에서 시스템 위험이 전이 될 수 있는 하나의 채널로서 은행의 대출 시스템에 주목하였다. 은행의 대출 시스템은 금융시장을 더욱 밀접하게 만들 뿐만 아니라 일반 기업대출 그리고 서민 대출 등을 통하여 실질 경제에도 큰 영향을 미칠 수 있기 때문에 그 중요성이 대두되고 있다. 이러한 은행을 통한 상호연결성이 금융시장의 시스템 위험 측정에 있어서 중대한 역할을 함에도 불구하고 대출 데이터는 금융시장이 가지고 있는 여러 가지 채널 중 대출 채널이라는 상대적으로 국소적인 분야에 대해서 접근하는 것이기 때문에 금융시장의 시스템 위험을 정확히 측정하는 데에는 어려움이 있다. 본 연구는 금융시장의 정보를 포괄하고 있는 주식시장의 데이터를 사용하여 시스템 위험 측정에 접근하였다. KOSPI[3)]에 상장된 기업의 2001년도 1월부터 2015년 8월까지 22개의 산업 군별 주가 수익률 데이터를 연도별로 분석하여 정보 흐름의 관점에서 시스템 위험을 측정하였다.

본 연구에서는 산업 군별 정보흐름에 기반을 두는 시스템 위험을 측정하기 위해서

---

2) John Y. and Joao F.(2015)는 주택담보대출의 붕괴에 대해서 연구하였는데, 가계(household)의 효용을 극대화시키는 동적 모델을 사용하였다. Eric Arentsen et al.(2015)는 서브프라임 모기지 위기의 원인을 신용부도스와프의 영향으로 규명하였다.

3) 코스피 지수(Korea composite Stock Price Index, 약어 :KOSPI)는 한국거래소의 유가증권시장에 상장된 회사들에 주식에 대한 총합인 시가총액의 기준시점과 비교시점을 비교하여 나타낸 지표다. 원래 명칭은 종합주가지수(綜合株價指數)였으나, 2005년 11월 1일부터 현재 이름으로 바뀌어 사용되고 있다.(https://en.wikipedia.org/wiki/KOSPI)

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

DebtRank[4]의 방법론과 VDM[5]을 활용하였다.

첫째로, DebtRank는 네트워크상에서 한 노드(node)[6]가 붕괴됐을 경우 그 위험이 다른 노드들에게 전이되는 영향력을 측정하고 시스템 전체적으로 어떤 영향을 미치는지 측정하는 자연과학적인 방법이다. 두 노드간의 상호연결성을 인접행렬(adjacency matrix)로 나타내며, 그 연결의 정도(weight)를 이용하여 측정하였다. 이와 같이 고려하고자 하는 노드들의 관계를 네트워크로 구성하여 하나의 개체 파산에 따른 전체 시스템에 미치는 영향력을 측정하여 시스템 붕괴에 미칠 수 있는 영향력을 관찰하였다.

둘째로, 본 논문에서는 객체간의 연결 정도를 계량경제학에서 일반적으로 활용되고 있는 VDM에 의해 측정하였다. VDM은 구성된 변수(노드)들 간의 관계를 동시적으로 분석하여 한 변수의 충격을 다른 변수에 의한 부분으로 분해하는 방법이다. 따라서 한 변수에 다른 변수의 영향력을 통해 정보흐름을 측정할 수 있다.

본 연구의 분석결과는 다음과 같다. 첫째, 산업별지수 수익률 자료로부터 계산된 평균 정보흐름으로 파생된 시스템 위험은 KOSPI 시장 전체의 변동성과 매우 밀접한 연관성을 보여주고 있었다. 둘째, 정보흐름 네트워크와 DebtRank 방법론으로 계산된 시스템 위험은 미국 발 서브프라임 위기 이후로 계속해서 증가하는 모습을 보여주었다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 선행연구를 제시하고 본 논문에서 사용되고 있는 연구방법론에 대해여 설명한다. 제 3장에서는 본 연구에서 제시한 방법론에 따라 시스템 위험을 측정 및 분석하고, 마지막 제 4장에서는 본 논문의 결론 및 향후 연구 방향에 대해서 제시한다.

---

4) 본 논문에서는 DebtRank를 활용하여 특정 산업군의 붕괴로부터 발생될 수 있는 충격이 주식시장에 전이 되는 양을 계량화하였다. (Battiston et al., 2012)

5) 본 논문에서는 VDM(Variance Decomposition Method)을 활용하여 벡터자기회귀모형에서 얻을 수 있는 예측오차 행렬을 추출함으로서 정보 흐름에 기반을 둔 네트워크를 형성하였다. (Diebold and Yilmaz(2014))

6) 네트워크는 점과 선으로 구성되는데, 이를 구성하는 하나의 점을 노드(node)라고 지칭하고 선은 링크(link)라고 부른다. 실질 경제에서 노드는 금융기관들이고, 링크는 대출이나 파생상품과 같은 다양한 종류의 연결 관계를 의미한다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

제2장 이론적 고찰 및 연구방법론

제1절 선행연구 검토

최근 더욱 다양해지고 복잡해진 금융시장 시스템 구조로 유발되는 시스템 위험은 2000년대부터 관련된 주제로 꾸준히 연구되어 왔다. O.D.Bandt and P.Hartmann(2000)은 개념적으로 불명확한 시스템 위험에 대해서 포괄적인 연구를 하였다. 이 연구는 특정 개체간의 전염행위가 시스템 위험에 영향을 주고 있음을 시사하는 바이고 이는 생태계에서 전염병이 창궐하여 다른 개체들로 전이되는 현상과 유사하다는 사실을 제안하였다. 향후 시스템 위험을 측정하는데 있어서 이러한 특성을 이해하고 개체간의 상호연결성을 파악하는 것은 중요한 연구 분야이다.

전염효과(contagion effect)의 메커니즘과 관련하여 금융 시장의 글로벌화에 따라 실질 경제시스템에 동기화(Synchronization)의 영향을 분석하는 연구 또한 다양하게 진행 되고 있다. KALEMLI OZCAN, SEBNEM et al.(2013)는 은행 익스포져 데이터를 활용하여 국가들 간의 상호연결성으로 인해 경제시스템에서 금융 통합(financial integration)이 증대됨을 보였다. R. David Mclean and Mengxin Zhao(2014)은 경기순환 관점에서 확장(expansion)과 후퇴(recession) 시점으로 구분하여 상호연결성으로 인해 현금흐름의 민감도가 실질 경제에 미치는 영향을 분석하였다. Jean Imbs(2003)는 41개국의 연결된 금융기관의 현금흐름과 소비패턴을 분석하여 금융 및 경제학적인 관점에서 연결 정도를 설명하였다.

정부, 가계, 투자자, 기업들이 서로 긴밀하게 연결된 경제시스템에 살아가고 있기 때문에 이러한 금융 기관들이 노드가 되어 복잡한 네트워크로 형성될 수 있다.[7] 시스템 위기는 사회적 또는 경제적 손실로 인해 발생하거나 외부의 충격 없이 내생적인 요인에 의해서 발생할 수 있다. 만약 하나의 금융기관이 경제적 곤경(distress)상태에 빠진다면 네트워크 안에서 연쇄적인 붕괴(default cascade)가 발생하여 전체 금융시스템이 위험해 질 수 있다. 따라서 2007-2008년 미국 발 금융 위기와 관련하여 미국의 중앙

7) 많은 경제학자들은 금융기관들은 노드들을 구성하고 그 노드들 사이의 연결성은 은행들의 금융간 의존성을 나타내는 복잡한 네트워크들로서 간주하고 이와 관련된 연구들이 진행되었다.
(http://phys.org/news/2012-08-team-innermost-circle-financial-crisis.html)

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

은행(FED) 데이터를 분석하여 22개 은행들의 복잡한 연결성에 대한 연구가 진행되었다. Battiston, Stefano, et al(2012)은 은행간 대출 관계로 인해 신용 네트워크를 만들었다. 하나의 은행이 붕괴될 경우 거래상대방 위험을 측정하고 전체 네트워크 안에서 연속적으로 발생되는 붕괴현상을 조사하였다. 특히, 이러한 모델을 통하여 시스템 위험에서 위험 분산(diversification)의 영향을 연구하였다. Battiston et al.(2012)의 다른 논문에서 소개한 DebtRank는 은행 간 대출데이터를 이용한 네트워크 구조를 통하여 상대적인 시스템 위험을 측정한 방법이다. 이 방법은 한 은행의 파산으로 인해 파급되는 충격이 대출 데이터를 통해 연결된 다른 은행들에게 전이되는 전체적인 충격을 계량화한 것이다. 이 방법을 활용하여 은행시스템에서 다양한 금융기관들 간의 시스템적 중요성을 측정할 수 있다.

시스템 위험의 측정과 관련된 다양한 문헌들은 크게 2가지 줄기로 나뉜다. 첫째는 금융시장 데이터와 다양한 방법론을 이용하여 접근하는 방법(Data driven approach)이고 둘째는 특정 상황에 대한 시뮬레이션을 통해서 접근하는 방법(Simulation approach)이다.

금융시장 및 경제 데이터를 이용한 방법들의 대부분은 금융개체간의 연결성을 예측하는 것과 관련 있다. Adrian and Brunnermeier(2011)의 연구에서는 CoVaR(Conditional value-at-risk)로 주가 데이터를 이용하여 다른 금융기관들의 위기상황이 고려된 금융기관의 Value-at-risk를 측정하였고, 유사한 방법론인 Acharya et al.(2012)의 systemic expected shortfall(SES) 또한 다른 금융기관의 위험에 노출된 상황에서 금융기관에 예상되는 손실을 측정하였다. Huang, Zhou, and Zhu(2012)은 Distressed Insurance Premium(DIP)을 이용하여 은행시스템에서의 손실을 극복하기 위해 요구되는 보험 프리미엄을 측정하였다. 이외 다른 방법으로는 이긍희, 이명활, 이종한(2013)은 Vine Copula 기법을 소개하고 이를 10개의 국내은행의 CDS프리미엄 자료로부터 시스템 위험 측정에 적용하였다. 또한 서상원(2011)은 현실 적합도를 높인 순자산가치를 이용하여 은행부문 시스템 위험을 측정하였다. 하지만 이러한 조건부적인 방법론은 과거 데이터에 내포되어있는 시스템적인 손실에만 근거하기 때문에 급격하게 변하고 있는 최근의 금융시장 상황을 반영하지는 못하는 한계가 있다.

시스템 위험의 가장 기본적인 특성인 개체간의 연결성에 근거하여 복잡계 물리학 분야의 네트워크 이론을 적용한 연구도 최근에 활발하게 이루어지고 있다. Billio,

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

Getmansky, and Lo(2012)은 금융기관간의 연결 관계를 측정하기 위해서 계량경제학 방법론인 Granger causality test를 이용하였다. 이 논문에서는 미국의 금융시장을 4가지 섹터로 세분화하여 각 섹터마다 시가총액기준 상위 25개 금융기관들의 주가 데이터를 사용하여 위기 상황에서의 금융기관간의 연결 관계가 통계적으로 유의미하게 증가하는 것을 관찰하였다. 하지만 Granger causality test를 이용하여 금융기관간의 네트워크를 구성하는 방법은 그 연결들에 대한 연결 정도(strength)를 보여주지 못하기 때문에 정보흐름에 관한 완벽한 정보를 제공해주지 못한다. Diebold and Yilmaz(2014)는 금융기관간의 연결정도를 벡터회귀모형의 일반화된 분산분해방법을 통하여 정의하여 미국의 16개 주요 금융기관들 간의 네트워크를 구성하였다. 이를 통하여 금융기관의 파산 일에 가까워질수록 통계적으로 유의한 연결 관계가 더욱 증가하는 것을 보였다. 이 방법은 Granger causality test를 이용한 방법과는 달리 개체간의 연결 관계에 대해서 연결의 정도 정보를 제공하기 때문에 시스템 위험을 연구하는데 있어서 더욱 광범위하게 활용 가능하다.

시스템 위험을 정확히 이해하고 측정하기 위해서는 금융위기에 대한 심도 있는 분석이 요구된다. 역사적으로 빈번하게 발생하지 않는 금융위기 자료만을 사용하여 측정된 시스템 위험은 과소평가될 가능성이 있다. 이를 극복하기 위해 금융위기에 대한 다양한 시나리오를 검증할 수 있는 시뮬레이션 방법을 도입하였다.

초기의 연구는 은행간 대출 시스템에 초점을 두고 연구가 진행되었다. Eisenberg and Noe(2001), Furfine(2003)에 의해 은행간 전염효과를 측정할 수 있는 모형이 개발되어 시뮬레이션 방법을 통해 시스템 위험을 측정하였다. 하지만 은행간의 연결 관계만이 고려된 시스템 위험은 금융시장의 개체들 간의 복잡한 상호작용이 반영된 전체적인 시스템 위험을 이해하는데 한계를 가지고 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 다양한 연구들은 결제방식, 헐값 매각, 도산 비용 등의 요인들을 활용하여 시스템 위험의 원인에 대한 연구를 진행하였다. Cifuentes and Ferruci(2005)는 자기자본규제 하에서 헐값 매각이 시스템 위험의 추가적인 전염경로라고 주장하였고, Elisinger, Lehar and Summer(2006)은 도산비용이 시스템 위험을 증폭시키는 하나의 요인이 된다고 주장하였다. Erlend Nier et al.(2007)은 은행간의 연결정도를 고려한 모형을 개발하여 금융 시스템을 정의하였다. 주요한 요인으로는 자본화의 수준, 은행간 연결 개수(Degree), 은행간 익스포져의 규모, 시스템의 집중(Concentration) 정도로 설명하였다.

Bank of England의 Burrows, Learmonth and McKeown(2012)은 금융규제의 일환

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

으로 시스템 위험 시뮬레이션 툴을 개발하였다. RAMSI(Risk Assessment Model of Systemic Institutions)는 Top-down stress testing 모델로써 다양한 거시경제변화에 따른 위기상황의 영향력을 분석하는 모델이다. 이승환(2011)은 공통 익스포져, 도산 전염위험, 자금조달 위험, 시가평가손실 등 네 가지 시스템 위험 요인을 결합하는 통합 시스템 위험 모형을 구축하여 금융규제를 어떻게 운용해야 위기 발생 가능성을 줄일 수 있는지 시뮬레이션을 통해 분석하였다. 또한, Kampala and Dreamland(2012)는 위기상황에서 자금 유동성위험이 금융시장의 충격과 상호작용하여 시스템 위험을 증폭시키는 메커니즘을 관찰하였다.

본 연구는 금융데이터를 이용한 방법과 네트워크 시뮬레이션의 방법을 결합하여 시스템 위험에 대해 접근하였다. 전체적인 금융시장의 정보를 담고 있는 주식시장의 데이터를 이용하여 각 산업 군의 연결 관계를 VDM의 방법론을 통하여 측정하고 이를 통해 구성한 정보흐름 네트워크와 DebtRank의 방법론으로 산업에 따른 상대적인 시스템 위험에 대해서 측정해보았다.

제2절 DebtRank 방법론

DebtRank(Battiston et al., 2012)는 어떤 특정 개체(Node)로부터 발생될 수 있는 충격이 전체 네트워크상으로 전이되는 양을 계량화 한 것이다. 금융시장에서 개체의 파산으로 인한 충격이 전체 네트워크상으로 전이되는 양이 증가할수록 초기 개체의 DebtRank 또한 증가한다. 이런 특성을 갖는 DebtRank는 충격이 전체 네트워크로 전이되는 과정에 따라 몇 단계에 거쳐 계산된다. 각 Time-step(t=0,1,2,3...)에서 각 개체에 다음과 같은 두 가지의 상태 변수들이 부여된다.

1. $h_i(t) \in [0,1]$, t 시점에서 노드 i의 충격 전이의 양

2. $s_i(t) \in U, D, I$, t 시점에서의 각 노드에서 i의 상태를 나타내며, 각각 'Undistressed', 'Distressed', 또는 'Inactive'로 정의된다. 이 상태변수는 충격의 전이과정에서 무한 루프가 발생할 수 있는 상황을 피하기 위해서 도입되었다. 이하 U, D, I 로 표기된다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

N개의 개체($i = 1,2,3,\cdots,N$)를 가진 하나의 네트워크를 고려해 볼 수 있다. 이 네트워크에서 노드들 간의 연결(link)은 방향성이 있고(Directional), $W_{j,i} \in [0,1]$ 로 정의되는 비중(Weight)이 존재한다.[8)]

개체들의 집합인 그룹 S에 포함된 개체들의 DebtRank를 측정하기 위해서 먼저 개체의 상태를 다음과 같이 정의한다.

$$h_i(0) = \begin{cases} 1, \text{ if } i \in S \\ 0, \ otherwise \end{cases} \tag{1}$$

$$s_i(0) = \begin{cases} D, \text{ if } i \in S \\ U, \ otherwise \end{cases} \tag{2}$$

다음으로 각 시점에서 다음 규칙에 따라 개체 i의 충격이 전이 된다.

$$h_i(t) = 1, h_i(t-1) + \sum_j W_{ji} h_j(t-1), \quad where\, j | s_j(t-1) = D \tag{3}$$

$$s_i(t) = \begin{cases} D, & \text{if } h_i(t) > 0; s_i(t-1) \neq I \\ U, & \text{if } S_i(t-1) = D \\ s_i(t-1) & otherwise \end{cases} \tag{4}$$

W_{ij}는 개체 i로부터 개체 j로 전이되는 충격의 양(amount of distress)을 의미한다. 식 (3), (4)에 의해서 초기($t=0$)에 D의 상태로 시작되는 개체는 다음 시점($t=1$)에서 I의 상태로 변하게 되며 I상태에 있는 개체는 더 이상의 충격을 전이 시키지 않게 된다. U의 상태로 시작되는 개체들은 충격을 전이 받게 되면 D상태로 바뀌게 된다. 그 후 이 개체들은 연결된 또 다른 개체들에게 충격을 다시 전이 시키고 I상태로 바뀌게 되며 더 이상의 충격의 전이는 없게 된다. 주목할 것은 I상태에 있는 개체들은 충격을 전이 시키지는 않지만 다른 개체들로부터 오는 충격은 여전히 받게 된다.

일단 모든 개체들이 I상태로 바뀌게 되면 ($t = T$), 네트워크상의 더 이상의 충격의

8) 본 논문에서는 VDM 방법론을 활용하여 구한 정보흐름 행렬을 DebtRank를 계산할 때 가중치 인접행렬(Weighted adjacency matrix)로 사용하였고, 이 인접행렬로부터 일정한 문턱치 이상의 값을 설정하여 네트워크를 형성하여 시스템 위험 측정에 활용하였다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

전이가 없는 상태가 되고 $h_i(t)$의 값을 얻을 수 있다. 이를 이용하여 다양한 방법의 가중평균을 통해 최종적으로 네트워크의 DebtRank를 구할 수 있다. (Battiston et al. (2012))

본 연구에서 가중치를 모든 개체들에 대해서 동일($V_i = 1/n$)하게 부여하였으므로 DebtRank를 구하는 식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} DR_i &= \sum_j h_j(T) V_j - \sum_j h_j(0) V_j \\ &= \frac{\sum_j h_j(T)}{n} \end{aligned} \tag{5}$$

[그림1]은 하나의 네트워크를 예로 들어 식(3), (4)에 따라 DebtRank의 계산 시 충격의 전이과정을 나타낸다. [그림 1]에서는 가중치를 모든 개체들에 대해서 동일하게 0.5로 부여한 간단한 네트워크를 고려한다. 구체적인 계산과정은 다음과 같이 진행된다.

그림 1. DebtRank 계산과정 삽입

개체 1에서 아래로 전이된 충격의 양들은 0.5의 거듭제곱수의 결합이다: $0.5^2 = 0.25, 0.5^3 = 0.125, 0.5^4 = 0.0625$ 개체 색깔은 주어진 시간간격에 개체 i로부터 발생될 수 있는 충격의 정도를 표현한다. (위쪽 왼편) 첫 번째 단계로, 개체 1의 충격은 모두 전이 시킬 수 있는 충격이다.$h_1(1) = 1, s_1(1) = D$. 다른 개체들은 U의 상태로 전이 받은 충격은 0으로 주어진다. (위쪽 중간) 두 번째 단계로, 개체 2는 개체 1에 의해 충격을 받는다. 개체 2의 h_2는 0에서 0.5×1이 되고 D의 상태가 된다. 개체 3도 같은 충격을 받는다. 개체 1은 의 I상태가 되고 더 이상의 충격의 전이는 없게 된다. (위쪽 오른편) 세 번째 단계로, 개체 4는 개체 2에 의해 충격을 받는다. 개체 4에서 받는 충격은 0에서 $0.5^2 \times 1 = 0.25$이 되고, D의 상태가 된다. 개체 5도 개체 3에게 같은 충격을 받는다. 이 시간 간격의 마지막에 개체 2와 개체 3은 I의 상태가 되고 더 이상의 충격의 전이는 없게 된다. (아래쪽 왼편) 네 번째 단계로, 개체 4에 의해 개체 6의 충격은 0에서 이 $0.5^3 \times 1 = 0.125$되고, D의 상태가 된다. 개체 5에 의해 개체 7도

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

같은 충격을 받는다. 또한 개체 5에 의해서 개체 4의 충격은 $0.5^3 \times 1 = 0.125$만큼 증가한다. 개체 5의 충격은 이전 시간 간격에서 전이된다. 즉, $h_3(4) = (0.5 + 0.5^3) \times 0.5$가 아니라 $h_3(4) = 0.5 + 0.5^3$이 된다. 여기서 개체 3과 개체 5의 순환주기에서 개체 3은 이미 D의 상태가 되었으므로 개체 5의 충격을 전이시키지 않는다. 즉, 개체 5로부터 더 이상의 충격의 전염효과는 없다. (아래쪽 중간) 다섯 번째 단계로, 개체 6에 의해 개체 4의 충격은 $0.5^4 \times 1 = 0.625$만큼 증가한다. 개체 6이 이미 D의 상태가 되었으므로 개체 6은 개체 4의 충격을 전이시키지 않는다. (아래쪽 오른편) 여섯 번째 단계로, 충격의 전이가 끝난다. 개체 1로부터 네트워크에 전이된 충격들을 더한다. (1은 제외한다.) 이 연구에서 전이된 충격은 $h_1(1) = 1$보다 높은 $\sum_{j \neq 1} h_j(6) = 2.06$으로 계산된다. 따라서 이 시스템에서 $t = 6$일 때 충격은 3.06이 된다. 그러므로 본 연구에 제시되어 있는 간단한 네트워크에서 $R_1 = (1/7) \times \sum_{j \neq 1} h_j(6) = 2.06/7 = 0.2943$이란 값의 DebtRank를 구할 수 있다. 이는 최초 붕괴되는 개체 1로부터 전체 네트워크에 전이 될 수 있는 충격의 총량을 의미한다.

제3절 네트워크 구조

본 연구는 벡터 자기회귀 모형(VAR)[9]을 이용하여 변수들 간의 동시적인 관계들을 고려한 오차 항을 추출하였고 분산분해방법을 이용하여 변수들 간의 연결성을 측정하였다. 분산분해는 촐레스키 분해[10]를 이용한 전통적인 방법이 있다. 이 방법은 변수들의 위치에 따라 결과 값이 현저하게 달라지는 단점이 존재하기 때문에 통상적으로 변수들 간의 인과관계를 측정하여 배열 후 분산분해를 사용한다. 하지만 본 연구에서는 수많은 개체들 간의 연결성이 고려된 시스템 위험을 측정해야 되기 때문에 촐레스키 분해를 사용한 분산분해방법을 대신하여 일반적인 분산분해 방법(Generalized

9) 벡터 자기회귀 모형(VAR)을 통해 모형 내 변수들 간의 동태적 상관관계를 분석할 수 있다. (https://en.wikipedia.org/wiki/Vector_autoregression)

10) 촐레스키 분해(Cholesky decomposition)는 에르미트 행렬(Hermitian matrix), 양의 정부호행렬(positive-definite matrix)의 분해에서 사용된다. 촐레스키 분해의 결과는 하삼각행렬과 하삼각행렬의 켤레전치 행렬의 곱으로 표현된다. 이는 효율적인 수치해석에서 유용하게 사용되며, 몬테 카를로 시뮬레이션(Monte Carlo Simulations)에서도 유용하다.
(https://en.wikipedia.org/wiki/Cholesky_decomposition)

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

Variance Decomposition)을 이용하여 연구를 진행하였다. (Diebold and Yilmaz(2014)).

GVD(Generalized Variance Decomposition)을 이용하여 도출한 추정치의 $\hat{y}_{i,\tau+h}$예측오차 중에서 변수 y_j가 차지하는 비중은 다음과 같다(Pesaran, H. H. and Y. Shin(1998)).

$$w^g_{i,j,h} = \frac{\sigma_{jj}^{-1}\sum_{l=0}^{h-1}(\pi_i{}' B_l \Sigma \pi_j)^2}{\sum_{l=0}^{h-1}(\pi_i{}' B_l \Sigma B_l{}' \pi_i)^2} \tag{6}$$

여기에서 h는 h번째 스텝 후의 충격을 의미하며 Diebold의 논문에서는 h의 변화가 도출하고자 하는 결과에 영향을 미치지 않는다고 주장하였기 때문에 이 연구에서도 $h=12$로 설정하여 사용하였다. 그리고 σ_{jj}는 추정오차 공분산 행렬에서의 대각 요소들을 의미한다. π_j는 j번째 요소는 1, 나머지 요소들은 0으로 구성된 $(N\times 1)$의 크기를 갖는 벡터이다. N은 구성된 변수의 개수이다. 또한 Σ는 추정오차의 공분산 행렬을 의미한다. 그리고 B_l은충격이 가미된 계수행렬을 의미하며 이는 VAR모형의 Infinite moving average representation을 통해 구할 수 있다.

촐레스키 분해를 이용한 분산분해는 $\sum_{j=1}^{N} w_{i,j,h} = 1$을 만족하지만, GVD은 그렇지 않다. 따라서 다음과 같이 표준화(Normalized)한 방법을 사용하였다.

$$W_{ij} = \frac{w^g_{ij}}{\sum_{j=1}^{N} w^g_{ij}} \tag{7}$$

Normalized GVD를 통하여 다음과 같은 가중치 행렬을 얻을 수 있다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

$$
\begin{array}{cccccc}
 & y_1 & y_2 & \cdots & y_j & \text{From other} \\
y_1 & W_{11} & W_{12} & \cdots & W_{1j} & \sum_{j=1}^{N} W_{1j} = 1 \\
y_2 & W_{21} & W_{22} & \cdots & W_{2j} & \sum_{j=1}^{N} W_{2j} = 1 \\
\vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\
y_i & W_{i1} & W_{i2} & \cdots & W_{ij} & \sum_{j=1}^{N} W_{ij} = 1 \\
\text{To other} & \sum_{i=1}^{N} W_{i1} \neq 1 & \sum_{i=1}^{N} W_{i2} \neq 1 & \cdots & \sum_{i=1}^{N} W_{ij} \neq 1 & \sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} W_{1j} = N
\end{array}
$$

위 행렬을 구성하고 있는 W_{ij}는 VAR 시스템에서 변수들 간의 관계를 고려하여 회귀분석모형으로 해석할 수 없는 추정오차를 각 변수들의 영향력에 따라 분해 한 것이기 때문에 내생적인 관계들로 설명 할 수 없는 충격의 정도라고 볼 수 있다. 따라서 우리는 위와 같은 정보흐름 행렬을 DebtRank 계산과정에 사용되는 가중치 인접행렬(Weighted adjacency matrix)로 사용하였다. 그리고 인접행렬로부터 정보흐름 네트워크 구조를 생성하기 위해 특정 문턱치(Threshold) 이상의 연결 관계를 고려하였다. VDM 방법으로 계산된 개체들 간의 정보흐름 행렬은 모든 개체들이 가중치 및 방향성을 가지는 네트워크 구조를 보여주고 있다. 이러한 네트워크 구조로부터 의미 있는 연결 구조를 관찰하기 위해 전체 기간에서 측정된 정보흐름에서 도출된 문턱치를 활용하여 개체들 간의 연결된 네트워크 구조를 생성하였다.

다음 장에서는 한국의 KOSPI 주식시장에서 2001년 1월부터 2015년 8월까지 산업별 지수들 간 정보흐름 속성 및 시스템 위험을 측정하고 심층적으로 검증하고자 앞에서 제시한 연구 방법론에 의해 관찰된 결과들을 보여준다.

첫째, KOSPI 주식시장에서 산업별지수 수익률 간의 정보흐름 특성을 경제 상황에 따른 변화를 보여주고, 둘째, 산업별지수 수익률 간의 정보흐름 연결네트워크를 생성하고 이를 활용하여 DebtRank(시스템 위험)에 관한 결과를 제시하고자 한다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

제3장 분석결과

제1절 기술 통계량

본 연구에서는 금융시장의 모든 정보를 포괄하고 있는 한국의 KOSPI 주식시장의 2001년 1월부터 2015년 8월까지 산업별지수 수익률 자료를 분석하였다. 각각의 산업군은 음식료품, 섬유 및 의복, 종이 및 목재, 화학, 의약품, 비금속광물, 철강 및 금속, 기계, 전기 및 전자, 의료 및 정밀, 운수장비, 유통업, 전기 가스, 건설업, 운수창고, 통신업, 금융업, 은행, 증권, 보험, 서비스업, 제조업으로 구분되며 총 22개로 구성되어 있다. 산업별 지수 수익률 자료의 기초통계량과 상관관계 검증결과를 <표 1>, <표 2>에 제시하였다. 산업별지수 수익률자료의 기초 통계량 정보가 효율적 시장 가설(Efficiency market hypothesis, EMH)에 기반을 둔 랜덤워크이론으로 설명 가능한가를 살펴보았다.

표 1. KOSPI 주식시장의 산업별지수 수익률 자료 기초통계량 삽입

첫째, KOSPI 주식시장의 22개 산업별지수 수익률[11]의 평균(mean)은 대체적으로 0 근처의 값을 보여주었다. 둘째, 산업별지수 수익률 자료에서 시장 위험의 대응 치로 일반적으로 활용되는 표준편차는 의료정밀 및 증권에서 가장 큰 값을 보여주었고, 섬유, 의복 및 제조업이 상대적으로 가장 낮은 값을 보여주었다. 그리고 효율적 시장가설에 근거하여 설명할 수 있는 수익률 자료의 정규분포에 밀접한 연관성을 가지고 있는 왜도(skewness)와 첨도(kurtosis)를 살펴보았다. 지수 수익률 자료의 비대칭 정도 및 두터운 꼬리 현상을 관찰할 수 있는 왜도와 첨도의 통계량을 관찰해보았다. 수익률 자료의 비대칭 정도를 관찰할 수 있는 왜도의 측정값에서, 은행, 증권을 제외한 나머지 20개 산업별 지수 수익률에서 음의 값을 보여주었다. 마지막으로, 수익률 자료에서 극단치 현상을 관찰할 수 있는 첨도 값을 살펴보면, 모든 산업별 지수 수익률에서 정규분포에서 통계적으로 유의미하게 벗어나는 값을 가지는 것을 관찰하였다. 또한, 산업별지수 수익률 분포의 정규성을 검정하는 Jarque-Bera 테스트의 검정치는 통계적

11) 주가수익률은 연속분포의 계산의 편이를 위해 로그. 수익률로 계산된다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

으로 1% 유의수준에서 정규성을 기각하는 것으로 나타났다. 즉, KOSPI 주식시장의 22개 산업별 지수 수익률 자료는 효율적 시장가설로 설명할 수 있는 정규분포에서 벗어나 있음을 알 수 있었다.

표 2. KOSPI 주식시장의 산업별지수 수익률 자료들 간의 상관관계 삽입

다음으로, 산업별 지수 수익률 간의 상관계수 행렬은 <표 2>와 같다. 통신업을 제외하고 모든 산업별지수 수익률에서 0.7 이상의 높은 상관계수를 보여주고 있다.

그림 2. 2001년 1월~2015년 8월 사이의 KOSPI 지수의 가격과 수익률 삽입

[그림 2]는 2001년 1월부터 2015년 8월까지 KOSPI 지수가격 및 수익률 자료를 보여주고 있다. 총 연구기간에서 미국 발 서브프라임 위기 기간에 변동성이 급격하게 증가하는 것을 관찰할 수 있었다.

표 4. KOSPI 지수의 각 연도별 정보흐름의 기초통계량 삽입

<표 4>에서는 KOSPI 지수수익률 자료의 각 연도별 정보흐름 네트워크의 기초통계량을 보여주고 있다.

제2절 분석결과

1) 산업별지수 수익률 자료들 간의 정보흐름

산업별지수 수익률 자료들 간의 정보흐름을 실증적으로 분석하기 위해 앞장에서 소개된 VDM 방법론을 사용해서 정보흐름을 측정하였다. 산업별지수 수익률들 간의 정보흐름의 동태적인 현상을 관찰하기 위해 1년간의 역사적 시계열 자료(250일)를 사용하였다.

[그림 3]은 250일 동안의 산업별 지수 수익률 자료와 VDM을 활용하여 도출된 수익

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

률 자료들 간의 정보흐름의 평균값을 나타낸 것이다.

그림 3. 250일 동안 산업별 지수 수익률 자료를 통해 도출된 평균 정보흐름 삽입

세로축은 (평균 정보흐름), 가로축은 (시간)을 나타내고 있으며, 그래프의 값이 높을수록 산업별지수 수익률 자료들 간의 정보흐름이 크다고 할 수 있다. [그림 3]에서 정보흐름이 시간에 따라서 변화하는 것을 보여주고 있다. 2002년에는 신용카드 발급이 급격히 증가하였고, 신용카드 카드 사용자들의 높은 연체율을 증가시킬 수 있는 시장에 잠재적인 위험으로 정보흐름이 일시적으로 증가하였다. 특히 2008년의 서브프라임 모기지 사태, 2011년 유럽국가 부채 위기와 같은 시기에 정보흐름이 급격히 증가하는 것을 보였다. 그 이유는 글로벌 금융위기로부터 생성된 다양한 정보들이 산업별지수들 간에 전염이 되기 때문으로 생각된다. 특히 최근에 경제 객체들 간의 연결성으로부터 생성된 위험이 가파르게 감소하는 것을 확인할 수 있었다. 기존에 한국주식시장의 위험은 KOSPI 주식시장의 변동성을 통해 많은 연구가 이루어졌다(고광수(1997), 김태호, 유경아, 김진희(2003)). 산업별지수 수익률간의 정보흐름에 기인한 위험이 KOSPI 주식시장 전체 위험에 어떤 설명력을 가지고 있는가를 관찰하기 위해 KOSPI 주식시장의 전체적인 정보를 잘 알려주고 있는 KOSPI 지수로부터 변동성을 아래와 같이 측정하였다.

$$STD = \left(\frac{1}{N-1}\sum_{j=1}^{N}(r_i - \bar{r})^2\right)^{1/2} \tag{8}$$

[그림 4] (a), (b)는 시장 위험의 대응 치로 사용되는 변동성 자료와 정보흐름의 평균값을 다양한 window 크기에 따라 관찰된 결과를 보여주고 있다. [그림 4]의 그래프를 보면 도출된 정보흐름과 변동성이 window 크기에 영향을 받지 않는다는 것을 관찰하였다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

그림 4. 2002년 1월부터 2015년 8월까지 변동성과 평균 정보흐름의 변화 삽입

[그림 4]에서 관찰된 정보흐름정보부터 발생하는 시스템 위험과 시장 전체 위험간의 상관계수를 [그림 5]에 보여주고 있다.

그림 5. 시스템 위험과 시장 위험간의 상관계수 삽입

[그림 5]에서, 두 변수들 간의 상관계수는 각각의 변수들을 계산하기 위해 사용된 수익률 자료의 개수에 상관없이 평균적으로 0.8 이상의 높은 값을 보여주고 있다.

표 3. KOSPI 평균 정보흐름과 시장변동성 간의 연관성 삽입

정보흐름으로 도출된 위험과 시장 전체 위험간의 연관성의 동태적인 특성을 관찰하기 위해 2002년부터 2014년까지 연도별로 회귀분석을 실시하였다.[12)]

$$STD(t) = \alpha + \beta \times (AIF) + \epsilon(t) \tag{9}$$

<표 3>은 연도별로 두 변수들 간의 연관성을 관찰하기 위해 선형 회귀분석을 통해 도출된 결과를 보여 주고 있다. <표 3>에서 모든 기간에 정보흐름으로부터 생성된 위험은 KOSPI 시장 전체 위험과의 연관성이 통계적으로 의미 있다고 할 수 있다.

2) 산업별 지수 네트워크 구조와 시스템 위험(DebtRank)

산업별지수 수익률 자료들 간의 정보흐름의 동태적인 속성을 관찰하고, 정보흐름 네트워크에 DebtRank 방법론을 적용하여 시스템 위험을 측정하였다. 산업별지수 수익

12) 전체 시계열 데이터에서 window 크기를 250일로 설정하여 정보흐름으로 도출된 위험과 시장 전체 위험을 관찰하였다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

률 간의 정보흐름으로부터 DebtRank을 측정하기 위해 수익률 자료들 간의 정보흐름에서 유의미한 정보흐름만을 가지고 정보네트워크 구조를 생성하였다. 본 논문에서는 전체기간의 정보흐름자료로부터 생성된 문턱 치($1.5\times\sigma$)을 사용하였다.[13)]

그림 6. 2002년도(a)와 2012년도(b)의 정보흐름 네트워크 구조 삽입

[그림 6]은 산업별지수 수익률 자료들 간의 가능한 모든 정보흐름으로부터 문턱치 값을 초과한 유의미한 정보흐름을 가진 네트워크 구조이다. [그림 6] (a), (b)에서 한국의 KOSPI 주식시장에서 산업별지수 수익률 간의 정보흐름 연결구조가 미국 발 서브프라임 위기 이후에 복잡해지는 모습을 보여주었다. [그림 6]에서 생성된 정보흐름 네트워크의 속성과 DebtRank 방법론을 활용하여 시스템 위험을 관찰하였다.

그림 7. 정보흐름 네트워크 속성 및 DebtRank의 변화삽입

[그림 7] (a), (b), (c), (d)는 정보흐름 네트워크의 특징인 연결 개수, 연결비중, 시스템 위험(Total DebtRank, Average Information Flow)을 연도별로 관찰한 그래프이다. [그림 7]을 보면 정보흐름의 연결개수, 연결비중 및 DebtRank로부터 측정된 시스템 위험은 매우 유사한 결과를 보여주고 있음을 알 수 있다. 이는 미국 발 서브프라임 위기 이후 정보흐름의 네트워크 구조가 복잡해지고 있고, 산업별지수 수익률들의 전염효과로 인한 시스템 위험이 계속해서 증가하고 있음을 보여준다. 그러나 평균 정보흐름은 서브프라임 위기 이후에 감소하였다. 한국 주식시장의 경우 기존에 시스템 위험을 측정했던 정보흐름의 양만 가지고 시스템 위험을 측정은 모든 가능한 전이효과로 인해 생성되는 시스템 위험을 이해하는데 한계점을 가지고 있다. 이러한 결과를 바탕으로 볼 때, 정보흐름에 기반을 둔 시스템 위험을 측정하는 것은 매우 중요하지만, 정보흐름의 네트워크 구조를 종합적으로 고려해야 주식시장의 다양한 특성을 반영할 수 있는 시스템 위험을 측정할 수 있음을 알 수 있다.

13) 결과의 강건성을 확인하기 위하여 문턱 치 값을 $2\sigma, 3\sigma, 4\sigma$로 다양하게 구성하여 부록에 그림을 제시하였다. [그림9],[그림10],[그림11]을 살펴보면 문턱 치 값을 1.5σ으로 설정할 때와 비슷한 경향성을 보이고 있다. 문턱 치 값을 더 높게 설정하면 정보 흐름의 양의 값이 줄어들게 되므로 더 이상 경향성의 관찰이 어렵게 된다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

그림 8 KOSPI 주식시장의 22개 산업군의 수익률 자료를 활용한 정보흐름의 분포 삽입

[그림 8]을 보면 각 연도별 정보흐름 네트워크의 분포를 나타내고 있다. [그림 7]에서 보는 바와 같이 2002년도와 2012년도는 상반된 결과를 보여주고 있는데, 2002년도는 비교적 더욱 정규분포를 띄고 있다. 2012년도는 왼쪽으로 치우쳐진 분포로서 평균 정보 흐름 값이 낮음에도 불구하고 정보흐름의 연결개수, 연결비중 및 DebtRank은 높은 값을 띄고 있음을 알 수 있다.

dCollection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

제4장 결 론

지금까지 본 논문은 2001년 1월부터 2015년 8월까지 KOSPI 주식시장의 22개 산업별지수 수익률 자료와 Variance Decomposition Method(VDM)와 DebtRank 방법론을 활용하여 정보흐름 및 시스템 위험을 측정하였다. 그 결과 산업별지수 수익률 자료로부터 계산된 평균 정보흐름으로 파생된 위험은 KOSPI 시장 전체의 변동성과 매우 밀접한 연관성을 보여줌을 확인할 수 있었다. 또한 산업별 지수 수익률 자료의 거래일을 변화시켜도 변수들간의 상관계수는 유지하고 있음을 확인하였다.

또한 의미 있는 정보흐름을 통해 정보흐름 네트워크를 생성하고 DebtRank 방법론을 활용하여 관찰된 시스템 위험은 단순히 평균 정보흐름만으로 도출된 결과와 차이를 보여주었다. 정보흐름 네트워크를 활용하여 DebtRank 방법론으로 계산된 시스템 위험은 미국 발 서브프라임 위기 이후로 계속해서 증가하는 모습을 보였다.

본 논문은 결론적으로 한국의 KOSPI 주식시장에서 시스템 위험을 관찰하기 위해 산업별지수 수익률 자료들 간의 정보흐름을 측정하였고 DebtRank 방법을 통해 도출된 시스템 위험이 기존의 글로벌 금융 위기 현상을 잘 설명하고 있음을 보여주었다. 또한, 단순히 평균 정보흐름을 가지고 시스템 위험을 측정하기 보다는, 정보흐름의 네트워크 구조의 특성을 반영한 시스템 위험을 추가적으로 적용함으로써 한국 주식시장에서 유용한 시스템 위험을 측정할 수 있는 방법론 개발에 대한 유용한 정보를 보여주었다. 본 연구에서는 네트워크의 다양한 특성을 반영하기 위해 DebtRank와 VDM이라는 두 방법론을 활용하여 시스템 위험을 측정한 최초의 연구라는 점에 더욱 의미가 있다.

본 연구에서는 기존 연구 문헌에서 보편적으로 사용해 오던 평균 정보흐름으로 측정된 시스템 위험이 가지고 있는 한계를 극복하기 위해 정보흐름의 네트워크 구조 특성이 반영된 시스템 위험을 측정하는 것으로 확장하였고, 이에 더해 정보흐름 네트워크 구조의 다양한 속성이 반영된 시스템 위험 측정 방법을 개발하는 연구도 의미가 있을 것이다. 또한 본 연구에서는 정보흐름을 측정하기 위해 다양한 변수들을 적용하여 도출된 결과의 강건성을 확보하였으나, 다양한 금융시장의 상황에 따라 변화하는 시스템 위험에 영향을 주는 경제적 요인들에 관한 분석은 좋은 후속 연구 주제가 될 것이다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

【참고문헌】

김대식, 곽기영, “소셜네트워크분석 접근법을 활용한 글로벌 금융시장 네트워크 분석”, 『한국경영과학회지』, 제38권, 제4호(2013), pp.11-33.

김태호, 유경아, 김진희, “주가의 전반적 하락기 국내외 증시 변동간의 연관관계 분석”, 『한국경영과학회지』, 제28권, 제1호(2003), pp.11-24.

고광수, “기대수익률과 주가변동성의 관계 연구”, 『한국경영과학회지』, 제22권, 제2호(1997), pp.153-167.

이긍희, 이명활, 이종한, "Copula를 이용한 은행부문의 시스템적 리스크 측정",『Bank of Korea 경제연구』, 제27권, 제2호(2013), pp.1-39.

이승환, "시스템리스크와 금융규제", 『금융경제연구』, 한국은행 경제연구원, 제17권, 제3호(2011), pp.1-42.

서상원, "우리나라 은행부문의 시스템 리스크 측정", 『금융연구』, 제25권, 제2호(2011), pp.57-81.

Acharya, V. V., L. H. Pedersen, T. Philippon and M. Richardson, Measuring systemic risk, *World Scientific*, (2012).

Adrian, T. and M. K. Brunnermeier, "CoVaR", National Bureau of Economic Research, (2011).

Arentsen, Eric, et al. "Subprime mortgage defaults and credit default swaps." *The Journal of Finance* Vol.70, No.2 (2015), pp.689-731.

Battiston, S., M. Puliga, R. Kaushik, P. Tasca and G. Caldarelli, "DebtRank: Too central to fail? financial networks, the fed and systemic risk", *Scientific reports*, Vol.2(2012).

Battiston, Stefano, et al. "Default cascades: When does risk diversification increase stability?." *Journal of Financial Stability,* Vol.8, No.3(2012), pp.138-149.

Billio, M., M. Getmansky, A. W. Lo and L. Pelizzon, "Econometric measures of connectedness and systemic risk in the finance and insurance sectors", *Journal of Financial Economics*, Vol.104, No.3(2012), pp.535-559.

Burrows, O., D. Learmonth, J. McKeown and R. Williams, "RAMSI: a top-down stress-testing model developed at the Bank of England", *Bank of*

dCollection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

England Quarterly Bulletin, (2012), pp.Q3.

Campbell, John Y., and Joao F. Cocco. "A model of mortgage default." *The Journal of Finance* Vol.70, No.4 (2015), pp.1495-1554.

Cifuentes, R., G. Ferrucci and H. S. Shin, "Liquidity risk and contagion", *Journal of the European Economic Association*, Vol.3, No.2-3(2005), pp.556-566.

De Bandt, O. and P. Hartmann, "Systemic risk: a survey", CEPR Discussion Papers, No.2634 (2000).

Diebold, F. X. and K. Yılmaz, "On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms", *Journal of Econometrics*, Vol.182, No.1 (2014), pp.119-134.

Eisenberg, L. and T. H. Noe, "Systemic risk in financial systems", *Management Science*, Vol.47, No.2(2001), pp.236-249.

Elsinger, H., A. Lehar and M. Summer, "Systemically important banks: an analysis for the European banking system", *International Economics and Economic Policy*, Vol.3, No.1 (2006), pp.73-89.

Furfine, C. H., "Interbank exposures: Quantifying the risk of contagion", *Journal of money, credit and banking*, (2003), pp.111-128.

Huang, X., H. Zhou and H. Zhu, "Systemic risk contributions", *Journal of financial services research*, Vol.42, No.1-2(2012), pp.55-83.

Imbs, Jean. "The real effects of financial integration." *Journal of International Economics,* Vol.68, No.2 (2006), pp.296-324.

KALEMLI OZCAN, S. E. B. N. E. M., Elias Papaioannou, and JOSÉ LUIS PEYDRÓ. "Financial regulation, financial globalization, and the synchronization of economic activity.", *The Journal of Finance,* Vol.68, No.3 (2013), pp.1179-1228.

Kapadia, S., M. Drehmann, J. Elliott and G. Sterne, "Liquidity risk, cash flow constraints, and systemic feedbacks", University of Chicago Press, (2012), pp.29-61.

Pesaran, H. H. and Y. Shin, "Generalized impulse response analysis in linear multivariate models", *Economics letters*, Vol.58, No.1(1998), pp.17-29.

McLean, R. David, and Mengxin Zhao. "The business cycle, investor sentiment,

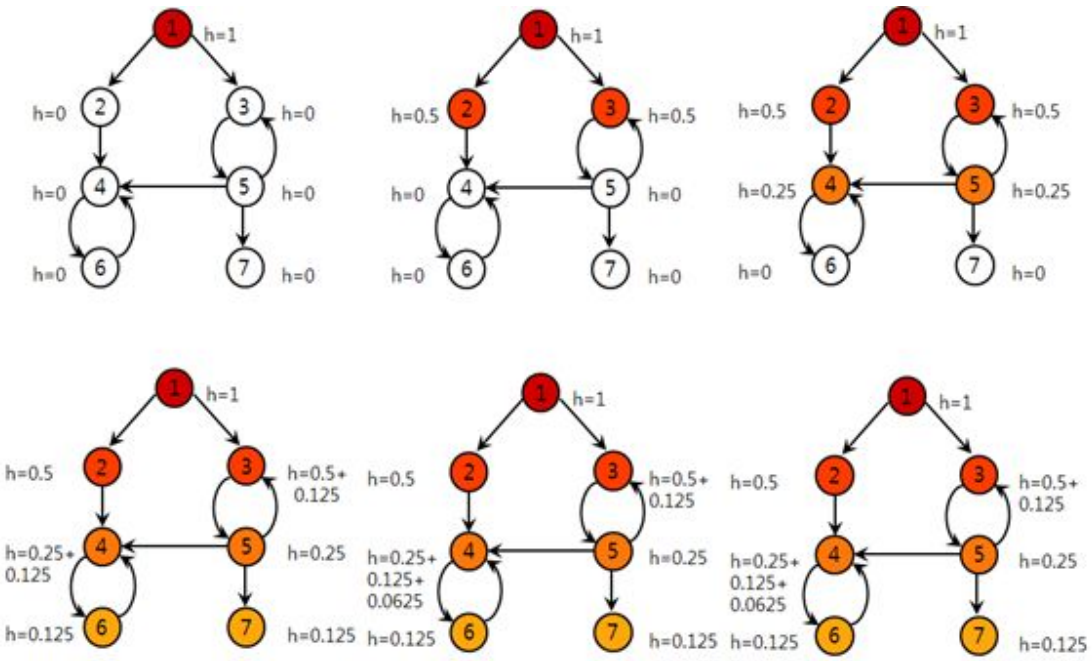
Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

and costly external finance.", *The Journal of Finance*, Vol.69, No.3 (2014), pp.1377-1409.

Collection @ chosun

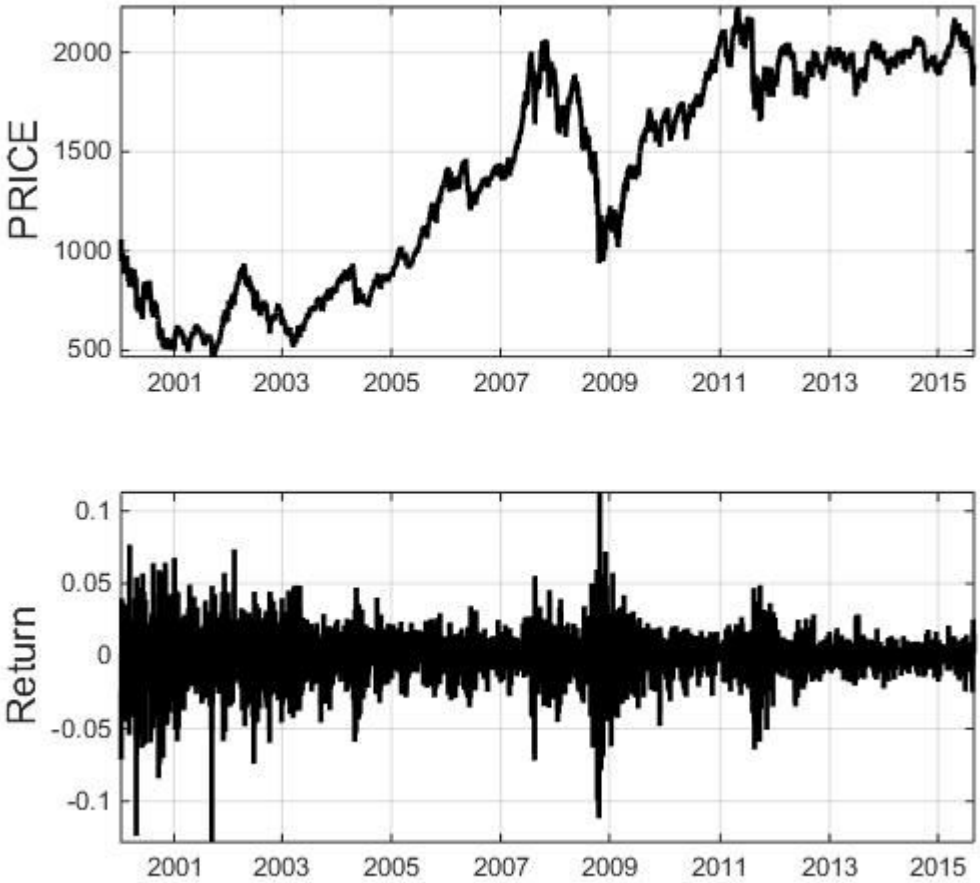
조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY



[그림 1] DebtRank 계산과정

Collection @ chosun

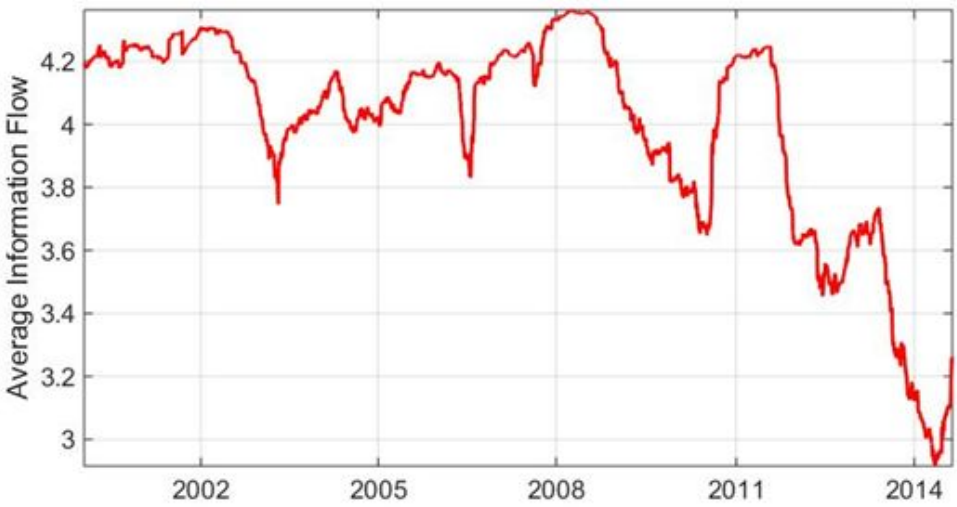
조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY



[그림 2] 2001년 1월~2015년 8월 사이의 KOSPI 지수의 가격과 수익률

Collection @ chosun

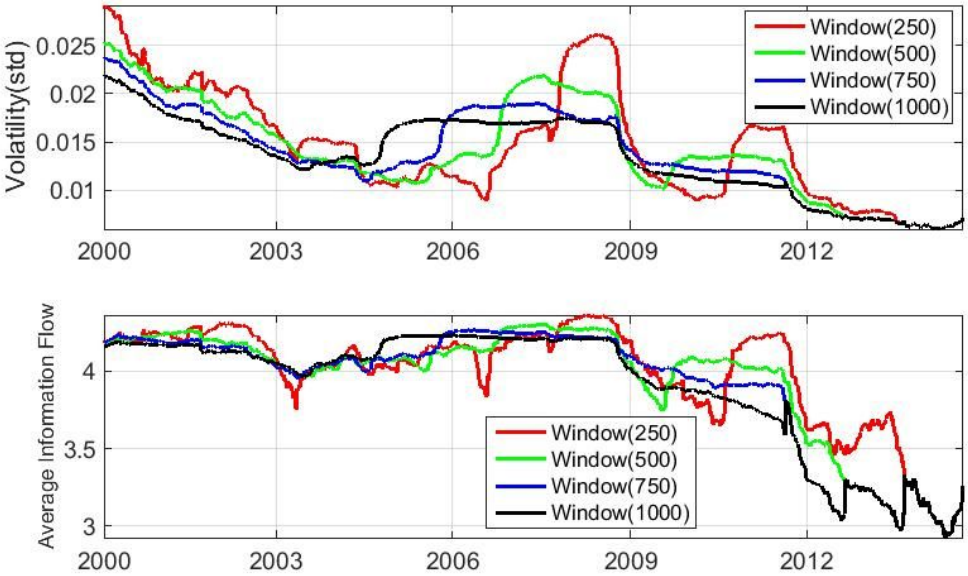
조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY



[그림 3] 250일 동안 산업별 지수 수익률 자료를 통해 도출된 평균 정보흐름

dCollection @ chosun

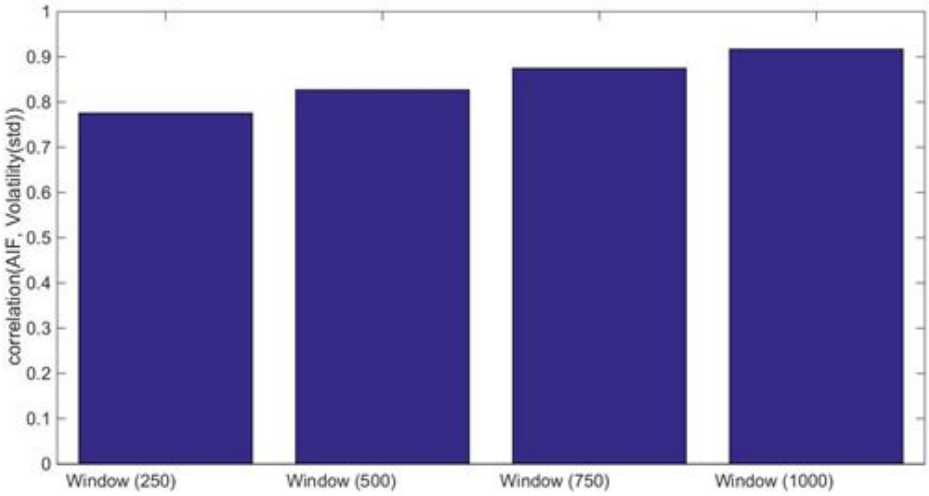
조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY



[그림 4] 2002년 1월부터 2015년 8월까지 변동성과 평균 정보흐름의 변화

Collection @ chosun

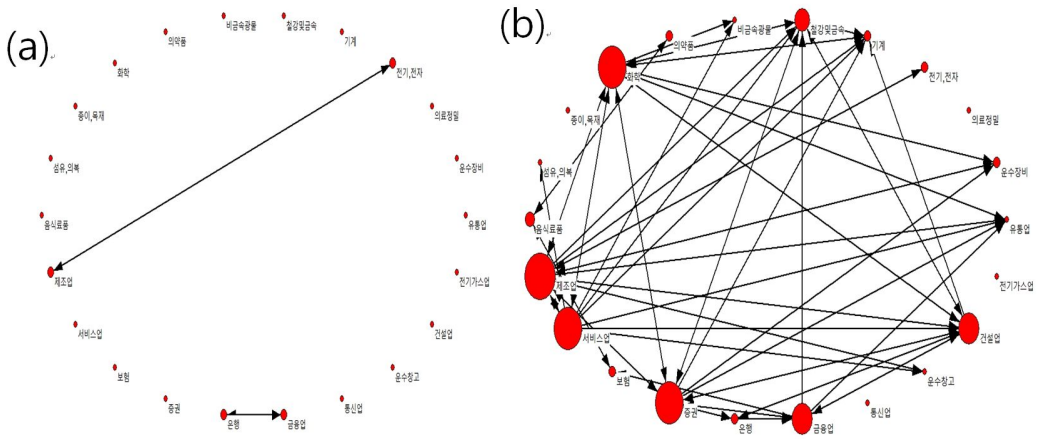
조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY



[그림 5] 시스템 위험과 시장 위험간의 상관계수

Collection @ chosun

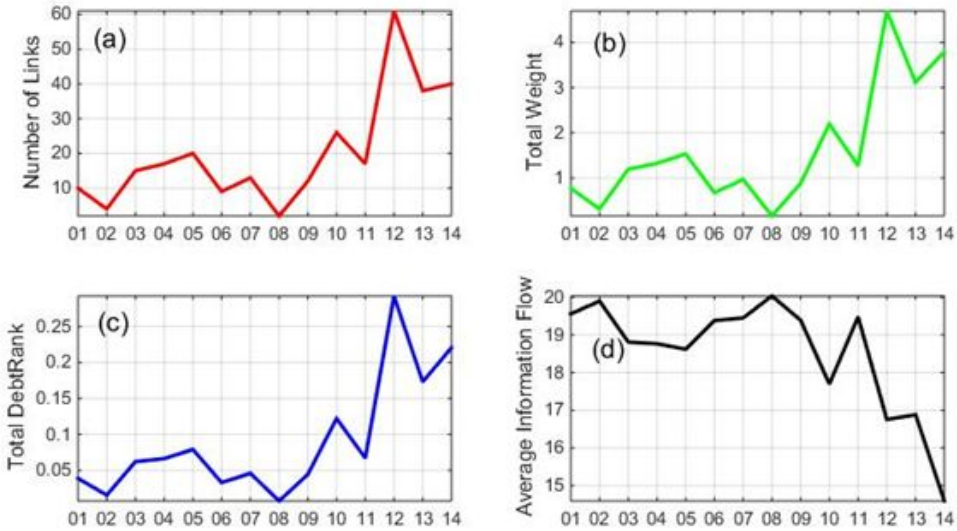
조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY



[그림 6] 2002년도(a)와 2012년도(b)의 정보흐름 네트워크 구조

dCollection @ chosun

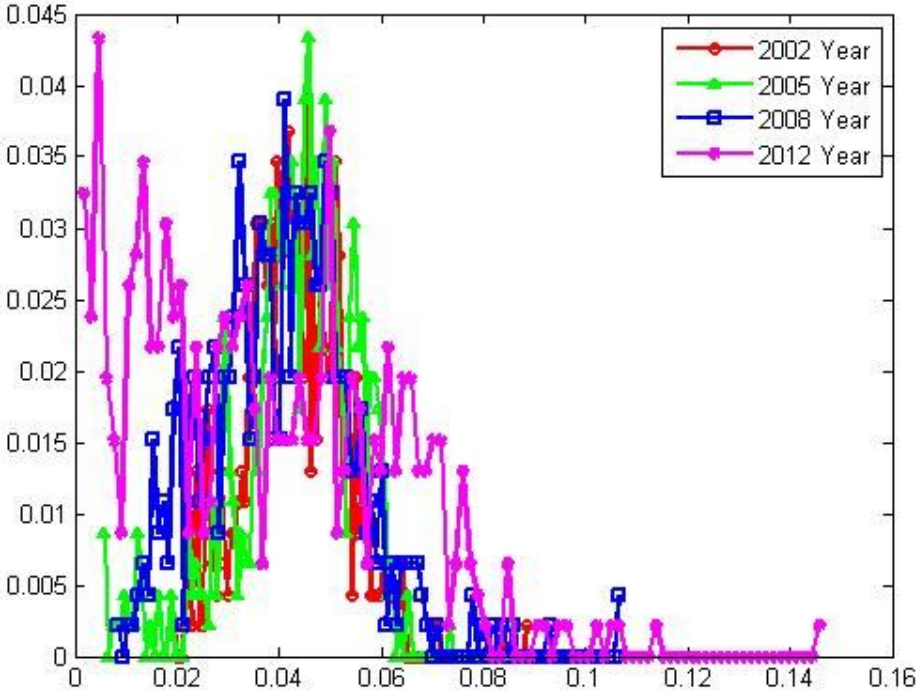
조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY



[그림 7] 정보흐름 네트워크 속성 및 DebtRank의 변화

dCollection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY



[그림 8] KOSPI 주식시장 22개 산업군의 수익률 자료를 활용한 정보흐름의 분포

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

<표 1> KOSPI 주식시장의 산업별지수 수익률 자료 기초통계량

No	Industry	Mean(%)	St. dev	Skewness	Kurtosis	J-B 통계량
1	Food/beverage (음식료품)	0.036	0.015	-0.440	8.508	5020.09***
2	Textiles/clothing (섬유 및 의복)	0.004	0.017	-0.636	9.668	7435.94***
3	Wood/paper (종이 및 목재)	-0.001	0.018	-0.963	10.589	9891.58***
4	Chemicals(화학)	0.044	0.017	-0.452	6.944	2642.63***
5	Medicine(의약품)	0.051	0.018	-0.466	11.438	11629.51***
6	Nonferrous metals/ minerals(비금속광물)	0.032	0.018	-0.557	8.466	5021.36***
7	Steel/metal (철강 및 금속)	0.025	0.021	-0.164	7.909	3906.92***
8	Machine(기계)	0.012	0.023	-0.583	8.959	5949.18***
9	Electrical/electronics (전기 및 전자)	0.016	0.022	-0.172	7.717	3610.34***
10	Medical precision (의료 정밀)	0.022	0.029	-0.166	5.740	1229.38***
11	Transport equipment (운수 장비)	0.043	0.022	-0.351	7.568	3446.40***
12	Distribution(유통업)	0.015	0.019	-0.425	8.948	5825.94***
13	Electro gas (전기 가스)	0.009	0.018	-0.114	7.807	3737.99***
14	Building(건설업)	0.004	0.025	-0.171	8.492	4885.85***
15	Transit warehouse (운수창고)	0.02	0.023	-0.363	7.255	3006.52***
16	Communication (통신업)	-0.028	0.018	-0.173	9.483	6801.02***
17	Financial business (금융업)	0.006	0.021	-0.060	8.619	5098.23***
18	Banking(은행)	0.007	0.023	0.058	7.914	3898.23***
19	Securities(증권)	-0.004	0.028	0.049	7.556	3351.72***
20	Insurance(보험)	0.043	0.022	-0.008	8.005	4042.19***
21	Service(서비스업)	0.004	0.018	-0.716	10.584	9612.69***
22	Manufacturing (제조업)	0.028	0.017	-0.465	8.635	5264.50***

J-B 검정통계량(Jarque-Bera test statistics)은 χ^2 분포를 따르며, 5% 및 1% 유의수준 하에서 임계치는 각각 5.99와 9.21 이다.

**, ***는 각각 5%와 1% 유의수준 하에서 유의함을 나타낸다..

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

<표 2> KOSPI 주식시장의 산업별지수 수익률 자료들 간의 상관관계

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
1	1																					
2	0.5	1																				
3	0.68	0.53	1																			
4	0.86	0.37	0.5	1																		
5	0.91	0.42	0.77	0.81	1																	
6	0.66	0.32	0.67	0.42	0.7	1																
7	0.7	0.17	0.56	0.88	0.78	0.36	1															
8	0.56	0.09	0.64	0.71	0.72	0.38	0.92	1														
9	0.92	0.35	0.54	0.88	0.79	0.45	0.73	0.55	1													
10	0.84	0.44	0.63	0.87	0.85	0.43	0.84	0.69	0.86	1												
11	0.81	0.28	0.45	0.96	0.72	0.29	0.86	0.71	0.88	0.81	1											
12	0.87	0.38	0.76	0.9	0.88	0.56	0.9	0.85	0.83	0.86	0.88	1										
13	0.77	0.43	0.85	0.55	0.83	0.7	0.6	0.61	0.63	0.7	0.48	0.76	1									
14	0.43	0.05	0.7	0.51	0.64	0.44	0.78	0.93	0.36	0.52	0.51	0.75	0.65	1								
15	0.68	0.14	0.63	0.83	0.78	0.45	0.96	0.96	0.68	0.77	0.8	0.9	0.65	0.85	1							
16	-0.29	0.44	0.14	-0.42	-0.29	-0.17	-0.42	-0.34	-0.34	-0.22	-0.45	-0.32	0.01	-0.23	-0.39	1						
17	0.62	0.19	0.8	0.63	0.76	0.55	0.81	0.87	0.57	0.67	0.63	0.87	0.77	0.91	0.85	-0.27	1					
18	0.49	0.04	0.66	0.56	0.62	0.47	0.74	0.78	0.49	0.57	0.56	0.78	0.66	0.83	0.77	-0.35	0.95	1				
19	0.37	0.19	0.73	0.44	0.62	0.44	0.71	0.86	0.29	0.51	0.39	0.68	0.63	0.93	0.78	-0.08	0.88	0.78	1			
20	0.83	0.26	0.68	0.86	0.9	0.52	0.94	0.88	0.8	0.87	0.83	0.94	0.75	0.77	0.93	-0.4	0.86	0.75	0.71	1		
21	0.89	0.61	0.69	0.91	0.83	0.48	0.79	0.66	0.87	0.9	0.86	0.9	0.71	0.5	0.76	-0.08	0.64	0.51	0.48	0.82	1	
22	0.9	0.34	0.57	0.98	0.84	0.44	0.88	0.73	0.95	0.9	0.97	0.93	0.63	0.54	0.83	-0.41	0.68	0.59	0.45	0.9	0.92	1

1 음식료품, 2 섬유 및 의복, 3 종이 및 목재, 4 화학, 5 의약품, 6 비금속광물, 7 철강 및 금속, 8 기계, 9 전기 및 전자, 10 의료 정밀, 11 운수 장비, 12 유통업, 13 전기 가스, 14 건설업 15 운수창고, 16 통신업, 17 금융업, 18 은행, 19 증권, 20 보험, 21 서비스업, 22 제조업 을 나타낸다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

<표 3> KOSPI 평균 정보흐름과 시장변동성 간의 연관성

	Beta	t-value
2002	0.014***	15.384
2003	0.021***	60.790
2004	0.008***	22.139
2005	0.030***	24.281
2006	0.011***	21.503
2007	0.010***	16.124
2008	0.054***	25.202
2009	0.056***	68.670
2010	0.016***	51.505
2011	0.014***	54.401
2012	0.012***	80.995
2013	0.005***	10.669
2014	0.003***	40.036

*** 는 1% 이상의 통계적인 유의성을 의미한다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

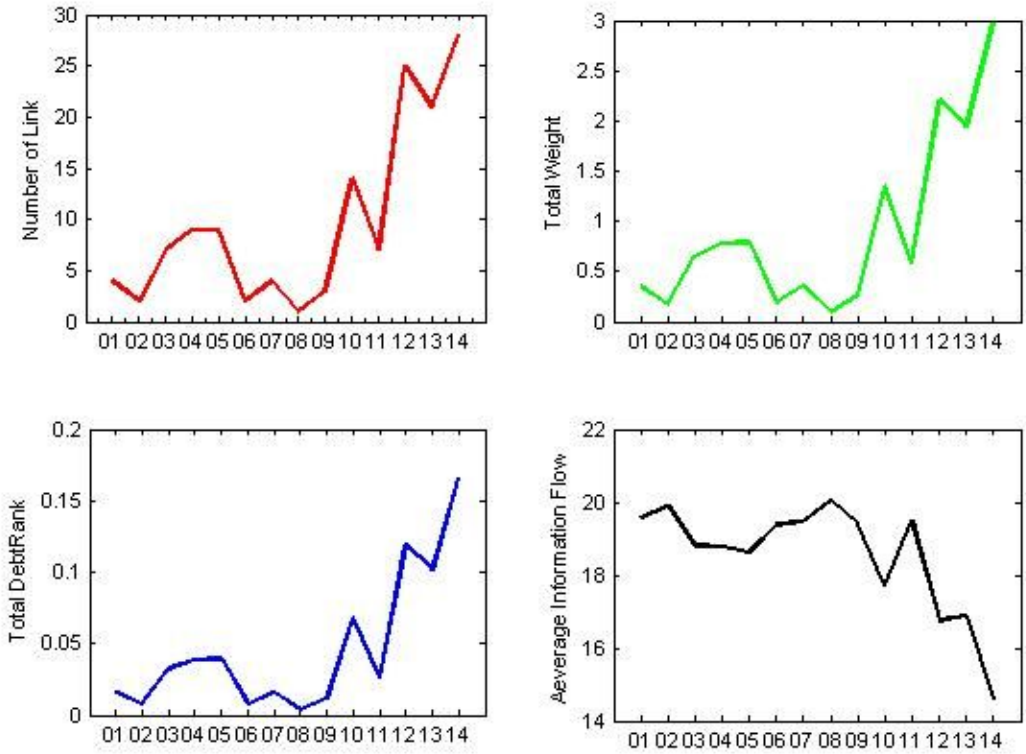
<표 4> KOSPI 지수의 각 연도별 정보흐름의 기초통계량

	Mean	Median	Min	Max	Std. dev	Skewness	Kurtosis
2001	0.001	0.001	-0.128	0.068	0.022	-0.773	8.138
2002	0.000	0.001	-0.074	0.074	0.020	-0.172	3.705
2003	0.001	0.002	-0.046	0.049	0.016	-0.059	3.616
2004	0.000	0.001	-0.059	0.047	0.015	-0.514	4.609
2005	0.002	0.002	-0.028	0.030	0.010	-0.248	3.372
2006	0.000	0.001	-0.035	0.034	0.012	-0.460	3.697
2007	0.001	0.002	-0.072	0.055	0.015	-0.697	6.409
2008	-0.002	0.000	-0.112	0.113	0.025	-0.304	7.386
2009	0.002	0.002	-0.062	0.057	0.016	-0.391	4.830
2010	0.001	0.001	-0.031	0.021	0.009	-0.549	3.670
2011	0.000	0.000	-0.064	0.049	0.017	-0.368	4.553
2012	0.000	0.000	-0.035	0.029	0.010	-0.082	4.068
2013	0.000	0.000	-0.020	0.029	0.008	0.247	3.947
2014	0.000	0.000	-0.022	0.018	0.006	-0.202	3.573

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

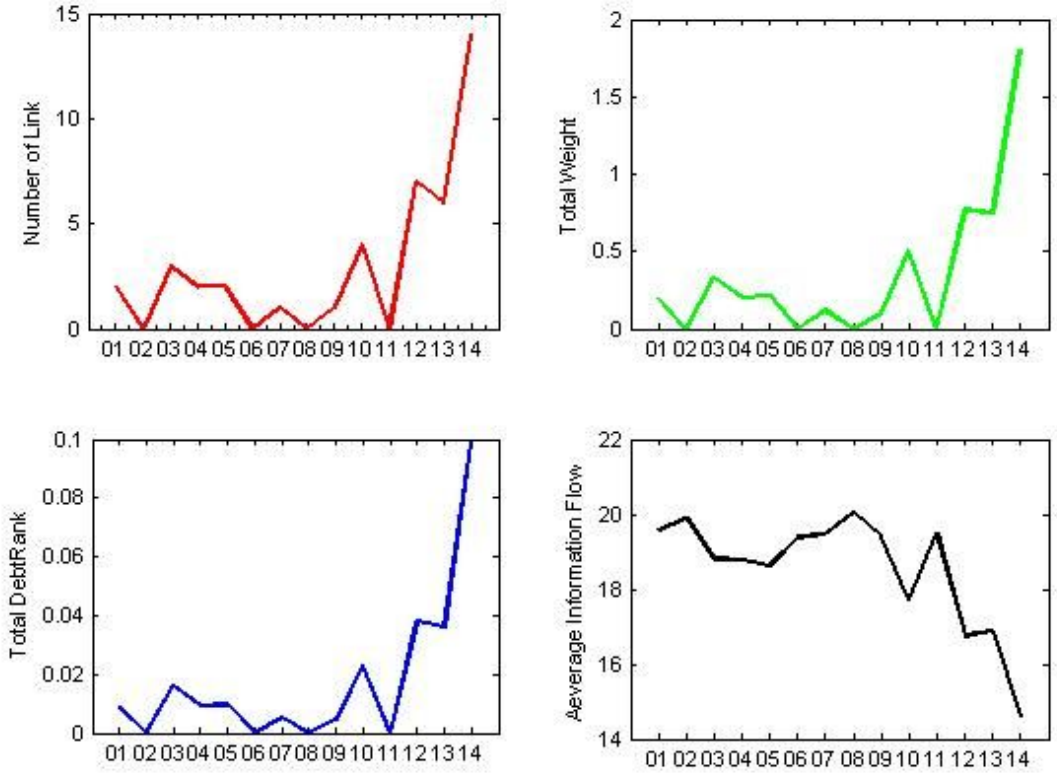
【부 록】



[그림 9] KOSPI 주식시장의 정보흐름 네트워크 속성 및 DebtRank의 변화
(문턱 치 : 2σ)

Collection @ chosun

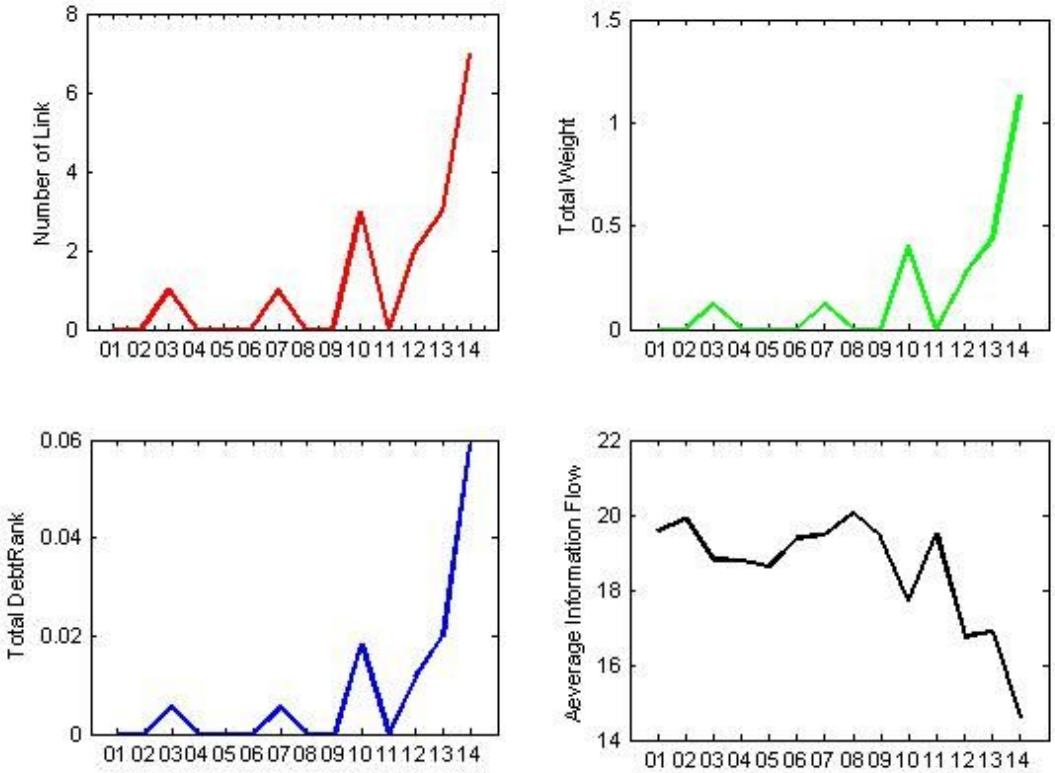
조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY



[그림 10] KOSPI 주식시장의 정보흐름 네트워크 속성 및 DebtRank의 변화
(문턱 치 : 3σ)

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY



[그림 11] KOSPI 주식시장의 정보흐름 네트워크 속성 및 DebtRank의 변화
(문턱 치 : 4σ)

Collection @ chosun