

금융시장간 분위별 연계성 분석*

이 우 석 (Woo Suk Lee)**

〈 Abstract 〉

본 연구는 Ando et al.(2020)의 분위수 연계성 접근법을 이용하여 금융시장간 연계성을 분석했다. 특히, 기존연구와 달리 주식·채권·외환시장의 가격변화를 금융시장 급락기, 금융시장 평상기, 금융시장 급등기로 구분하여 파급효과를 분석했다.

주요 실증분석 결과를 요약하면 다음과 같다. 첫째, 평상기의 금융시장간 총 연계성은 5.78%로 추정된 반면 급등기와 급락기의 총 연계성은 각각 37.16%, 39.77%로 측정됐다. 이러한 결과는 금융시장에서 극단적인 양의 충격이나 음의 충격이 발생할 때 시장간 상호의존성이 증가한다는 것을 의미한다. 둘째, 표본이동 분석결과 2008~2009년 글로벌 금융위기, 2020년 코로나 19등의 경제위기가 발생한 시기에 극단적인 음의 충격의 효과가 양의 충격의 효과보다 더 크게 나타났다. 이는 꼬리부문에서 발생한 충격이 비대칭적으로 나타난다는 것을 의미한다. 셋째, 금융시장에서 주식시장이 다른 시장을 선도하는 것으로 분석됐으며, 경제위기 기간에 주식시장이 다른시장에 파급되는 영향력이 커지는 것으로 분석됐다.

키워드 : 금융시장, 분위수 연계성, 비대칭, 분산분해

Keyword : Financial market, Quantile connectedness, Asymmetric, Variance Decomposition

** 동아대학교 경제학과 조교수, woosuk@dau.ac.kr

I. 서론

유사한 움직임을 보이는 경제·금융시계열 자료 사이의 연계성(*connectedness*) 또는 파급효과(*spillover effect*)에 대한 실증연구는 과거부터 다양한 분야에서 분석이 진행됐다. 특히 1987년 10월 검은 월요일(*black Monday*)이라 불리는 미국의 주식시장 폭락 직후 주요국 주식시장의 수익률 상관관계가 높아지는 현상이 발생하면서 금융시장간 상호 연관관계에 대한 실증분석이 활발히 진행됐으며, 분석결과 부정적인 충격이 발생할 경우 시장간 상호 의존성이 높아진다는 연구결과가 제시됐다(Eun and Shim, 1989; Hamao et al., 1990; King and Wadhwani, 1990)

한국의 경우 1997년 외환위기를 겪으면서 자유변동환율제도의 이행 및 금융시장 개방화가 급속히 진전되고, 경제의 글로벌화가 진행됨에 따라 금융시장간 연계가 강화됐다(유복근·최경옥, 2009). 금융시장간 상호의존성 강화는 새로운 정보(*news*)가 시장에 즉시 반영되어 자원배분이 효율적으로 이루어 지고 거래가 활성화되어 금융시장에서 유동성이 높아지는 장점이 있다. 그러나 특정 시장에서 발생한 부정적인 충격이 금융시장 전체로 파급되는 위험도 동시에 증가하는 부작용이 수반된다. 대표적으로 2007~2009년 글로벌 금융위기는 금융시장이 상호간 얼마나 연계되어 있는지를 보여주는 사례이며, 금융안정이 경제전반에 걸쳐 중요한 이슈로 부각됐다.

대내외 부정적인 경제충격이 발생했을 때 금융시장이 서로 얼마만큼 연계되었고, 이러한 충격이 시장에서 어떻게 파급되는가에 대한 전이효과 분석은 학술적으로 중요할 뿐만 아니라 투자자 및 정책당국자 입장에서도 중요한 사안이다. 그동안 금융시장간 수익률 또는 변동성 사이의 연계성을 분석하기 위해 전통적인 방법으로 상관관계분석, 그랜저인과관계 또는 VAR모형을 이용한 실증분석이 널리 진행됐다. 그러나 기존에 실증분석에서 사용된 모형들은 주로 전체기간에 대한 평균적인 연관관계 또는 파급효과만을 측정할 수 있으며 극단적인 상황에서의 파급효과를 측정하는데 한계가 있다.

이를 고려하여 본 연구에서는 수익률의 꼬리 부분에서 발생한 파급효과를 측정할 수 있는 Ando et al. (2022)의 분위수 연계성 접근법을 이용하여 금융시장간 연계성을 분석한다. 분위수 연계성 접근법은 VAR 모형에 기반한 Diebold and Yilmaz(2014)의 연계성 접근법을 확장한 분석 방법이며 파급효과를 분위별로 측정할 수 있는 장점이 존재하여 최근 실증분석에서 널리 사용되고 있다. 특히, 금융시장간 연관관계를 분석한 기존

연구와 달리 본 연구는 금융시장간 연계성을 분위별로 측정하여 극단적인 양의 충격 또는 음의 충격이 발생했을 경우의 금융시장간 파급경로가 어떻게 변하는지를 분석한다. 금융시장의 상호 의존성은 시장상황에 따라 비대칭적으로 반응한다는 Ang and Chen(2002)의 연구를 고려하면 이러한 파급효과에 대한 분석결과는 금융시장 참여자의 의사결정에 참고할 수 있는 기초정보를 제공할 것으로 기대된다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 II장에서는 선행연구를 검토하고, 제 III장에서는 표본 자료 및 실증분석 모형을 설명한다. 제 IV장에서는 실증분석 결과를 제시한다. 마지막으로 제 V장에서는 주요 결과를 정리하고 결론을 제시한다.

II. 선행연구

외환위기 이후 금융시장간 연계성이 증가함에 따라 주식, 채권, 외환시장 등 가격변수의 움직임에 대한 시장참여자의 관심이 높아졌으며, 그동안 금융시장간 상관관계 또는 파급효과를 분석하기 위한 실증연구가 활발히 진행됐다(김명기·문소상, 1998; 이근영, 2003; 윤옥자·강규호, 2004; 유복근·최경옥, 2009).

한편, 2007~2009년 글로벌 금융위기를 계기로 금융안정이 중요한 이슈로 부각됐으며 금융시장 또는 금융기관간 상호연계성을 분석하기 위한 다양한 실증연구가 등장했다. Billio et al.(2012)는 금융기관간 상호연계성을 측정할 수 있는 그레인저 인과관계 네트워크(Granger Causality Network) 방법론을 제시했으며, Adrian and Brunnermeier(2016)는 금융기관 사이의 파급효과를 측정하기 위해 CoVar 방법론을 제안했다. 그리고 Engle and Kelly(2012)는 다수의 금융기관의 상관관계를 하나의 수치로 측정할 수 있는 동상관계수(Equicorrelation) 방법론을 개발했으며, Diebold and Yilmaz(2014)는 VAR 모형의 예측오차 분산분해를 이용하여 시장사이의 파급효과를 측정할 수 있는 연계성 접근법을 제안했다. 특히, 연계성 접근법은 시장간의 상호연계성의 방향성 및 해당 크기 등을 체계적으로 분석하고 연계성의 시간 가변적인 추이를 분석할 수 있는 있어 해당 모형이 개발된 이후 다양한 실증분석이 시도됐다.

연계성 접근법을 이용하여 국내 금융시장을 분석한 대표적인 연구는 다음과 같다. 장병기(2014)는 주식·채권·외환시장의 수익률간의 전이효과를 측정하여 금융시장간 전이효과는 장기적으로 증가하는 것으로 분석했다. 이우석·이한식(2015)은 CDS·주식

· 채권 · 외환시장의 변동성 파급효과를 분석하여 CDS시장이 다른 금융시장을 선도하는 결과를 제시했다. 정대성(2020)은 주식 · 옵션 · 선물 · 외환시장의 15개개 지수를 이용하여 수익률 전이효과를 측정했으며, KOSPI지수가 가장 주도적인 역할을 하는 것으로 분석했다. 이와같이 Diebold and Yilmaz(2014) 연계성 접근법을 이용하여 다양한 분석이 시도됐으나, 기존 연구들은 선형 회귀모형에 기반하여 연계성의 평균적인 효과만을 측정할 수 있으며 극단적인 충격이 발생한 경우의 파급효과는 고려하지 못해 파급효과의 특징을 완전히 파악하는데 한계점이 있다.

Ando et al.(2022)은 VAR 모형에 기반한 Diebold and Yilmaz(2014)의 연계성 접근법을 확장하여 극단적인 시장충격이 발생했을 때의 파급효과를 측정할 수 있는 분위수 연계성 접근법을 제안했다. 그리고 이들은 17개 국가의 CDS 스프레드 자료를 이용하여 국가간 신용위험의 파급효과를 분석했는데, 평상시보다 꼬리 부문에서 충격이 발생할 때 시장간 파급효과가 더 강하게 나타난다는 결과를 제시했다.

최근들어 꼬리 부문에서 발생한 파급효과를 측정할 수 있는 분위수 연계성 접근법을 이용한 다양한 실증분석이 시도되고 있는데, 이와 관련된 대표적인 연구는 Bouri et al.(2021), Saeed et al.(2021), Naeem et al.(2022) Wang et al.(2023), Long and Li(2023) 등이 있다. Bouri et al.(2021)는 11개 국가의 아시아 외환시장의 연계성을 분위별로 측정했으며, Saeed et al.(2021) 및 Naeem et al.(2022)는 상품시장의 상호의존성을 분위별로 분석했다. Wang et al.(2023)은 17개 국가의 주식시장간 분위별 파급효과를 분석했으며, Long and Li(2023)은 주요 국가의 금융불안지수(financial stress index)사이의 분위별 파급효과를 측정했다. 이러한 연구들의 주요 공통점은 꼬리 부문을 의미하는 상위 분위와 하위 분위에서 발생한 파급효과는 비대칭적이며, 평상기보다 극단적인 상황에서 시장간 상호의존성이 높아진다는 결과를 제시했다.

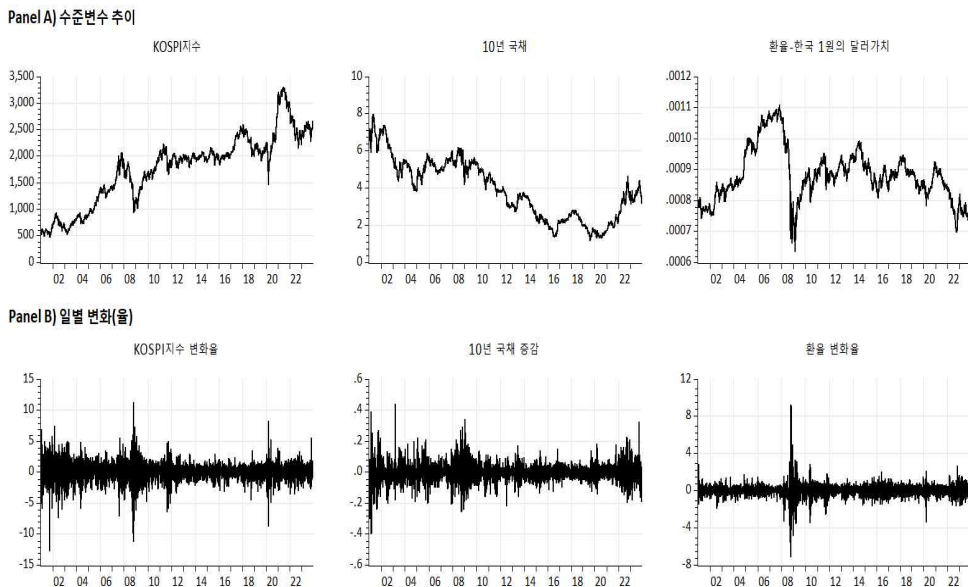
본 연구도 기존 선행연구를 토대로 주식, 채권, 외환시장 사이의 연계성 분석을 시행한다. 특히, 기존 연구인 장병기(2014), 이우석 · 이한식(2015), 박종해 외(2020)에서는 평균에 기반한 Diebold and Yilmaz(2014)의 연계성 접근법을 이용하여 금융시장간 파급효과 분석을 시도했으나 여기서는 분위별 연계성 접근법을 이용하여 분위별로 금융시장간 연관관계를 추정하고 분위별로 발생하는 파급효과의 특징을 분석한다.

III. 표본자료 및 실증분석 모형

1. 자료 및 기초통계량

한국 금융시장의 분위별 파급효과를 측정하기 위해 주식시장, 채권시장, 외환시장의 자료로 KOSPI지수, 10년 만기 국채 이자율, 원/달러 환율 자료를 각각 이용했다. 본 연구의 표본기간은 2001년 1월 2일부터 2023년 12월 28일로 총 5,682거래일이며, 휴일인 경우에는 해당 일자의 관측치는 제외하고 자료를 구축했다. 분석대상 자료는 에프앤가이드의 데이터가이드에서 일별자료로 추출했다.

<그림 1> 분석대상 자료의 수준변수 및 일별변화(율)



<그림 1>는 분석대상 자료의 수준변수 및 일별변화(율)의 추이를 제시했다. 먼저 Panel A)에서는 수준변수의 추이를 제시했는데, 수준변수의 추이를 살펴보면 경제위기가 발생한 시기에 변동폭이 큰 것을 확인할 수 있다. 대표적으로 2007~2009년 글로벌 금융위기 기간 및 2020년 3월 코로나 19팬데믹을 선언한 시기에 금융시장의 변동폭이 큰 것을 확인할 수 있다. 즉 경제위기가 발생한 시기에 코스피 지수는 큰 폭으로 하락했으며, 채권시장에서는 완화

적 통화정책을 시행하여 국채 이자율도 하락한 것을 볼 수 있다. 그리고 환율의 경우 원/달러 환율에 역수를 취해서 1원의 달러가치로 나타냈는데, 위기기간에 환율이 평가절상되는 것으로 나타났다. Panel B)는 수준변수의 일별 변화(율)추이를 제시했다. 여기서 KOSPI지수와 환율 변수는 로그 차분한 다음 100을 곱하여 일별변화율(%)로 나타냈으며, 채권은 차분하여 일별 증감으로 나타났다. Panel B)에서도 공통적으로 글로벌 금융위기 기간 및 코로나 19 팬데믹 시기에 일별 변화(율)이 큰 폭으로 변하는 것을 확인할 수 있다.

다음으로 <표 1>에서는 일별변화(율)의 기초통계량을 제시했다. 일별 변화(율)의 평균을 살펴보면 모든 지표에서 평균은 거의 0에 가까운 값을 보이는 것이 특징인데, 이는 분석대상 기간동안 상승과 하락을 반복했기 때문이다. 그리고 왜도와 첨도 통계량은 모두 정규분포와 다른 것으로 나타났다. 특히, 첨도의 경우 정규분포가 갖는 첨도 3보다 모두 큰 것으로 나타났는데, 이 중 환율 변화율이 35.43으로 가장 높게 추정됐다. 이는 경제위기 등의 상황이 발생했을 때 급격하게 변동했다는 것을 의미한다.

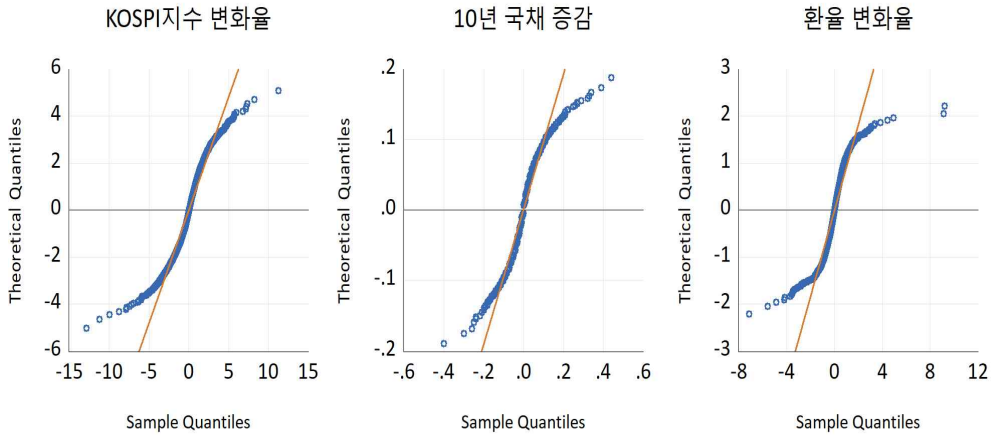
<표 1> 일별변화(율)의 기초통계량

	KOSPI지수 변화율	10년 국채 증감	환율 변화율
평균	0.029	-0.001	0.000
중앙값	0.071	0.000	0.009
최대값	11.284	0.440	9.195
최소값	-12.805	-0.400	-7.140
표준편차	1.350	0.050	0.591
왜도	-0.472	0.355	0.535
첨도	10.182	9.782	35.432
관측수	5,681	5,681	5,681

<그림 2>에서는 일별변화(율) 자료가 정규분포와 얼마나 차이가 발생하는지 확인하기 위해 Q-Q그림을 제시했다. Q-Q그림에서 관측치들이 대각선에 가깝게 위치하면 정규분포에 가까운 것으로 판단할 수 있는데, 해당 그림을 보면 모든 변수에서 작은 값을 갖는 관측치는 대각선보다 위에 위치하고, 큰 값을 갖는 관측치들은 대각선보다 아래에 위치하므로 분석대상 자료가 정규성을 따르지 않고 긴 꼬리를 갖는 것을 확인할 수 있다. 이러한 결과는 분석대상 자료에 극단값이 존재한다는 것을 의미하는데, 이는 파급효과를 분위별로 분석할 필요성이 있

는 것으로 판단된다.

<그림 2> 일별변화(율)의 Q-Q 그림



2. 실증분석모형

한국 금융시장간 분위별 파급효과를 분석하기 위해 Ando et al.(2022)의 분위수 연계성 접근법을 이용한다. 분위수 연계성 접근법은 Diebold and Yilmaz(2014)가 제안한 연계성 접근법을 확장한 분석방법이다. 일반적으로 연계성 접근법은 선형 회귀에 기반한 VAR 모형을 이용하여 변수들 간의 상호 관계에 대한 평균적인 효과만을 측정할 수 있는 반면 Koenker and Bassett(1978)의 분위수 회귀에 기반한 분위수 연계성 접근법은 τ 번째 조건부 분위수에 해당되는 파급효과를 분석할 수 있는 장점이 있어 최근 실증분석에서 널리 활용되고 있다. 여기서는 분위별 파급효과를 추정하기 위한 실증분석 모형에서 대해 소개한다.

(1) 분위수 회귀 추정량

Koenker and Bassett(1978)이 제안한 조건부 분위수 함수는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$Q_{\tau}(y_t|x_t) = x_t\beta_{(\tau)} \quad (1)$$

여기서 분위수인 τ 는 $\tau \in (0, 1)$ 에 속하며, Q_τ 는 독립변수 x_t 가 주어진 경우 반응변수 y_t 의 τ -번째 조건부 분위수 함수를 나타낸다. 그리고 $\beta_{(\tau)}$ 는 x_t 와 τ 번째 조건부 분위수에 해당되는 y_t 와의 관계를 결정하는 모수로 $\beta_{(\tau)}$ 의 추정량 $\hat{\beta}_{(\tau)}$ 는 다음과 같이 추정한다.

$$\hat{\beta}_{(\tau)} = \underset{\beta}{argmin} \sum_{t=1}^T \rho_{(\tau)}(y_t - x_t \beta_{(\tau)}), \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (2)$$

여기서 $\rho_\tau(u) = u(\tau - I(u < 0))$ 는 체크 손실함수(check loss function)이며, τ 에 따라 비대칭적이다. 이러한 분위수 회귀모형은 종속변수의 조건부 분포에 대한 자세한 정보를 제공하고, 이상점이나 오차항 분포에 민감하게 반응하지 않는 장점으로 실증분석에서 선형 회귀모형보다 다양하게 응용된다(박범조, 2005).

(2) 분위수 연계성 접근법

(P) 시차 분위수 벡터자기회귀(quantile vector autoregression: QVAR) 모형은 다음과 같이 표현한다.

$$X_{t,(\tau)} = \mu_{(\tau)} + \sum_{i=1}^p B_{i,(\tau)} X_{t-i} + \varepsilon_{t,(\tau)}, \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (3)$$

위 식에서 내생변수 들로 구성된 $X_t = (X_{1t}, X_{2t}, \dots, X_{mt})'$ 는 $m \times 1$ 벡터이며, τ -분위수에 해당되는 $\{B_{i,(\tau)}, i = 1, 2, \dots, p\}$ 는 $m \times m$ 계수행렬이다. 약 안전성(covariance stationary) 조건을 충족시키는 경우 QVAR 모형은 다음의 벡터이동평균(Quantile Vector Moving Average: QVMA)으로 나타낼 수 있다.

$$X_t = \mu_{(\tau)} + \sum_{i=0}^{\infty} A_i \varepsilon_{t-i,(\tau)}, \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (4)$$

위 식으로부터 Pesaran and Shin(1998)의 일반화 예측오차 분산분해(generalized forecast error decomposition)를 다음과 같이 계산한다.

$$\theta_{ij, (\tau)}(H) = \frac{\sigma_{jj, (\tau)}^{-1} \sum_{h=0}^{H-1} (s_i' A_{h, (\tau)} \Sigma_{(\tau)} s_j)^2}{\sum_{h=0}^{H-1} (s_i' A_{h, (\tau)} \Sigma_{(\tau)} A_{i, (\tau)}' s_i)} \quad (5)$$

여기서 τ -분위수에 해당되는 σ_{jj} 는 j 번째식 오차항의 표준편차이고, s_j 는 j 번째 요소만 1이고 나머지는 0인 $m \times 1$ 선택 벡터(selection vector)이다. 한편, 일반화 분산분해는 일반적으로 충격들 사이의 공분산이 0을 만족하지 않는 경우 $\sum_{j=1}^m \theta_{ij, (\tau)}^g(H) \neq 1$ 이므로 다음과 같이 표준화 한다.

$$\tilde{\theta}_{ij, (\tau)}^g(H) = \frac{\theta_{ij, (\tau)}^g(H)}{\sum_{j=1}^m \theta_{ij, (\tau)}^g(H)} \quad (6)$$

식 (6)과 같이 표준화 과정을 거치면, $\sum_{j=1}^m \tilde{\theta}_{ij, (\tau)}^g(H) = 1$, $\sum_{i,j=1}^m \tilde{\theta}_{ij, (\tau)}^g(H) = m$ 을 만족한다. $\tilde{\theta}_{ij, (\tau)}^g(H)$ 는 τ -분위수에 해당하는 j 번째 변수가 i 번째 변수의 예측오차 분산에 어느 정도 영향력을 미치는지 측정하는 쌍별 방향 연계성(pairwise directional connectedness) 지표이며, 해당 지표를 이용하여 다양한 분위별 연계성 지표를 계산할 수 있다.

쌍별 순 연계성 지표(net pairwise connectedness)는 다음과 같이 두 변수 사이의 상호관계를 분석한다.

$$C_{ij, (\tau)} = \tilde{\theta}_{ji, (\tau)}^g - \tilde{\theta}_{ij, (\tau)}^g \quad (7)$$

여기서 $C_{ij, (\tau)}$ 값이 양수이면, i 번째 변수가 j 번째 변수에 영향을 미치는 것으로 해석하고 $C_{ij, (\tau)}$ 값이 음수이면 그 반대로 해석한다.

총 방향 연계성 지표(total directional connectedness)는 유출 연계성(connectedness to others) 지표와 유입 연계성(connectedness from others) 지표로 이루어져 있으며, 각각 아래의 식과 같다.

$$C_{\cdot \leftarrow i, (\tau)} = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^m \tilde{\theta}_{ji, (\tau)}^g, \quad C_{i \leftarrow \cdot, (\tau)} = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^m \tilde{\theta}_{ij, (\tau)}^g \quad (8)$$

여기서 유출 연계성은($C_{\cdot \leftarrow i, (\tau)}$) 변수 i 의 예측오차 분산이 자기자신을 제외한 다른 모든 변수에 미치는 영향력의 합으로 정의되며, 유입 연계성은($C_{i \leftarrow \cdot, (\tau)}$) i 변수를 제외한 다른 모든 변수가 i 변수에 미치는 영향력의 합으로 정의한다.

순 연계성(net connectedness) 지표는 유출 연계성에서 유입 연계성을 뺀 값으로 정의한다.

$$C_{i, (\tau)} = C_{\cdot \leftarrow i, (\tau)} - C_{i \leftarrow \cdot, (\tau)} \quad (9)$$

쌍별 순 연계성 지표와 유사하게 위 지표가 양수이면, i 변수가 다른 변수들을 선도하는 것으로 해석하고, 음수로 추정된 경우 다른 변수로부터 영향을 받는 종속적인 변수를 의미한다.

총 연계성(total connectedness)은 금융시장의 상호의존성을 측정하는 지표로 다음과 같이 도출된다.

$$TC_{m, (\tau)} = \frac{1}{m} \sum_{\substack{i, j=1 \\ i \neq j}}^m \tilde{\theta}_{ij, (\tau)}^g \quad (10)$$

총 연계성 지표는 0에서 100사이의 값을 가지며, 해당 지표가 클수록 변수들 간의 상호 연관관계가 높다는 것을 의미한다.

마지막으로 분위별로 추정된 총 연계성의 차이를 나타내는 상대적 꼬리 의존성(relative tail-dependence: RTD) 지표는 다음과 같이 계산한다.

$$RTD_{10\%} = TC_{m, (0.90)} - TC_{m, (0.10)} \quad (11)$$

여기서 0.9 분위수에 해당하는 총 연계성과 0.1 분위수에 해당하는 총 연계성의 차이를 뜻하는 $RTD_{10\%}$ 값이 양수(음수)이면, 왼쪽(오른쪽) 꼬리보다 오른쪽(왼쪽) 꼬리 부분에 강한 의존성이 있는 것을 의미한다.¹⁾ 따라서 절대값 기준으로 $RTD_{10\%}$ 값이 증가하는 경우 τ -분위수에 따라 총 연계성이 비대칭적인 것을 의미한다.

IV. 실증분석결과

본절에서는 2001년 1월 2일부터 2023년 12월 28일까지의 자료를 이용하여 금융시장간 파급효과를 분석한다. 먼저 평균에 기반한 VAR 모형으로 금융시장간 연계성을 추정한다. 다음으로 극단적인 상황에서의 파급효과를 추정할 수 있는 분위수 연계성 접근법을 이용하여 분위별 파급효과를 분석한다. 특히, 앞에서 설명한 다양한 분위수 연계성 지표들을 이용하여 금융시장간 연계성의 방향, 강도, 그리고 비대칭성을 분석한다. 마지막으로 금융시장간 상호 의존성은 시간에 따라 가변적인 점을 고려하여 표본이동 분석방법을 적용하여 시기별로 연계성 지수를 측정하고 경제상황에 따라 연계성에 어떤 특징이 발생하는지 분석한다.

1. 금융시장간 연계성 분석

〈표 3〉에서는 VAR 모형에 기초한 Diebold and Yilmaz(214)의 연계성 접근법을 이용하여 주식·채권·외환시장 사이의 연계성을 추정했다.²⁾ VAR 모형의 시차는 SC 기준에서 1시차를 선택했으며 예측오차 분산분해 기간은 10일을 설정했다. 먼저 금융시장간 전체 통합도를 측정하는 총 연계성 지표는 5.78%로 전체기간에 대한 금융시장간 연계성은 비교적 낮게 추정됐다. 다음으로 유출 연계성 지표를 살펴보면 주식시장이 15.97%로 다른 시장에 가장 큰 영향을 미치며 외환시장의 경우 0.42%로 가장 낮은 영향을 미치는 것으로 분석됐다. 마지막으로 순 연계성(=유출 - 유입) 연계성 지표를 살펴보면 주식시장이 14.98%로 추정되어 다른 시장을 선도하는 시장으로 나타났으며, 외환시장의 경우 -15.29%로 측정되어 다른 시장으로부터 영향을 받는 종속적인 시장인 것으로 확인됐다. 반면 채권시장의 경우 유출 및 유입 연계성 크기가 각각 0.96%, 0.65%로 매우 작게 추정되어 다른시장에 비해 독립적인 시장인 것으로 나타났다. 이와 같이 전체 기간에 대한 연계성 추정결과는 장병기(2013)의 연구와 유사한 것으로 나타났다.

1) 실증분석에서 RTD 지표는 주로 10%를 사용하며, 강건성을 검증하기 위해 $RTD_{5\%} = TC_{m, (0.95)} - TC_{m, (0.05)}$ 의 값들도 이용한다.

2) 변동성 자료를 이용한 금융시장의 분위별 연계성 추정결과는 부록 참조.

<표 3> 금융시장간 연계성: VAR 모형

	주식	채권	외환	유입
주식	99.02	0.61	0.37	0.99
채권	0.60	99.35	0.05	0.65
외환	15.36	0.35	84.29	15.71
유출	15.97	0.96	0.42	17.35
순	14.98	0.31	-15.29	5.78%

다음으로 Ando et al.(2022)의 분위수 연계성 접근법을 이용하여 금융시장간 파급효과를 분위별로 분석한다. <표 4>에서는 분위기를 0.1분위, 0.5분위, 0.90분위로 각각 구분하여 파급효과를 추정했다. 여기서 Panel A)와 Panel C)는 각각 꼬리부문에서 발생한 충격을 의미하는데, Panel A)의 경우는 극도의 부정적인 충격이 발생한 경우에 금융시장간 파급효과를 추정결과를 나타내며, Panel C)는 극도의 긍정적인 충격이 발생한 경우의 파급효과를 추정결과를 의미한다. 따라서 Panel A)는 금융시장 급락기의 추정결과, Panel C)는 금융시장 급등기의 추정결과로 해석할 수 있으며, Panel B)의 0.50분위는 평상기기에 해당되는 금융시장의 추정결과로 볼 수 있다.

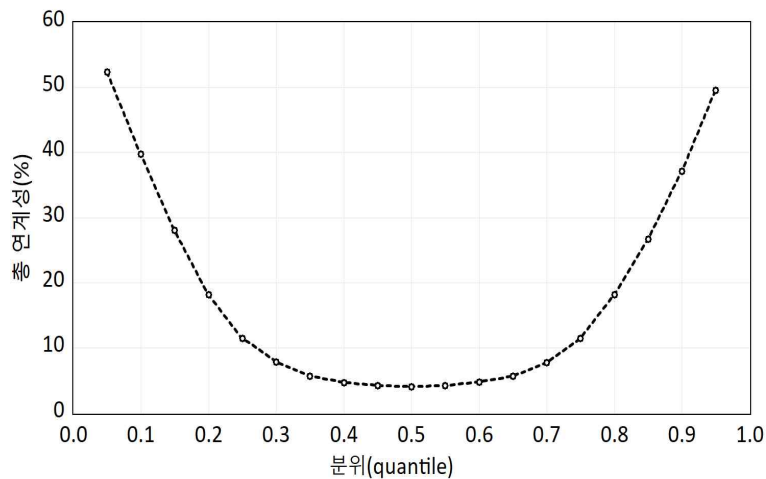
<표 4> 금융시장간 분위수 연계성

Panel A) 0.10 분위					Panel B) 0.50 분위			
	주식	채권	외환	유입	주식	채권	외환	유입
주식	60.75	20.31	18.94	39.25	98.94	0.66	0.40	1.06
채권	20.94	63.07	15.99	36.93	0.64	99.32	0.04	0.68
외환	27.76	15.36	56.88	43.12	9.88	0.35	89.77	10.23
유출	48.70	35.67	34.93	119.30	10.52	1.01	0.45	11.97
순	9.45	-1.26	-8.19	39.77	9.45	0.33	-9.78	3.99
Panel C) 0.90 분위								
	주식	채권	외환	유입				
주식	62.46	19.16	18.38	37.54				
채권	19.40	64.56	16.05	35.44				
외환	22.96	15.53	61.51	38.49				
유출	42.36	34.69	34.42	111.47				
순	4.82	-0.75	-4.07	37.16				

분위별로 총 연계성 추정결과를 살펴보면, 0.10분위에서 총 연계성은 39.77%, 0.90 분위에서는 총 연계성이 37.16%로 측정되어 양 꼬리 부분에서의 총 연계성은 0.50 분위의 총 연계성 3.99%보다 더 크게 추정됐다. 즉, 분위별 총 연계성은 양 꼬리부분에서 연계성이 증가하는 것으로 나타났는데, 이는 극심한 시장충격이 발생할 때 파급효과가 커지는 것을 의미한다.

Panel b)의 추정결과는 VAR 모형으로 파급효과를 추정한 <표 3>의 결과와 전반적으로 유사한 것으로 나타났는데, 평균 또는 중앙값에 기반한 연계성 추정결과는 극단적인 시장상황에서 나타나는 파급효과에 대한 정보를 반영하지 못하는 것을 의미한다. 또한 유출 연계성과 유입 연계성 추정결과도 꼬리부분에 해당하는 분위가 0.50분위보다 더 높게 추정된 것을 알 수 있다. 다음으로 분위별로 추정된 순 연계성 추정결과를 살펴보면, 주식시장의 순 연계성이 다른 금융시장보다 높게 추정된 것으로 나타난 반면, 외환시장은 가장 종속적인 시장으로 분석됐다. 따라서 금융시장에서 주식시장이 다른 시장을 선도하는 시장으로 해석할 수 있다.

<그림 3> 분위별 총 연계성



<그림 3>에서는 총 연계성을 분위별로 추정한 결과를 제시했다. <그림 3>을 보면 총 연계성은 분위별로 다소 다른 값을 갖는 것으로 추정됐는데, 양 꼬리 부분으로 갈수록 연계성이 높아지는 U자형 형태를 보이는 것으로 나타났다. 특히, 0.5 분위를 중심으로 대칭적인 패턴을 보이는데, 이러한 결과는 금융시장간 분위별 파급효과를 분석한 Bouri

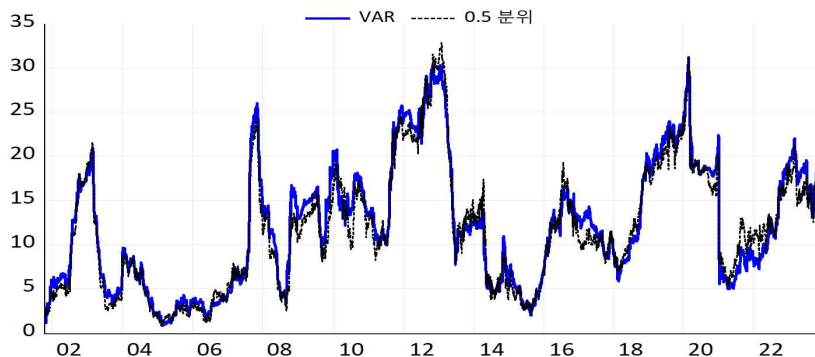
et al.(2021) 및 Saeed et al.(2021)등의 결과와 유사한 것으로 나타났다. 전체기간에 대한 분위별 총 연계성 추정결과는 분위별로 추정된 오차항의 공분산 행렬이 뚜렷한 차이를 보이지 않아서 대칭적인 패턴을 보이는 것으로 판단된다.

한편, 지금까지의 분석은 전체기간에 대한 금융시장간 연계성의 평균적인 결과만 파악할 수 있으며 시간 흐름에 따른 연계성의 변화 추이를 반영하지 못한다. 이를 고려하여 다음절에서는 표본이동 분석을 이용하여 연계성을 추정하고 시기별로 나타난 해당 추이의 특징을 분석한다.

2. 표본이동 분석을 이용한 연계성의 추이 분석

(1) VAR과 분위수($q=0.5$) 모형의 연계성 추이

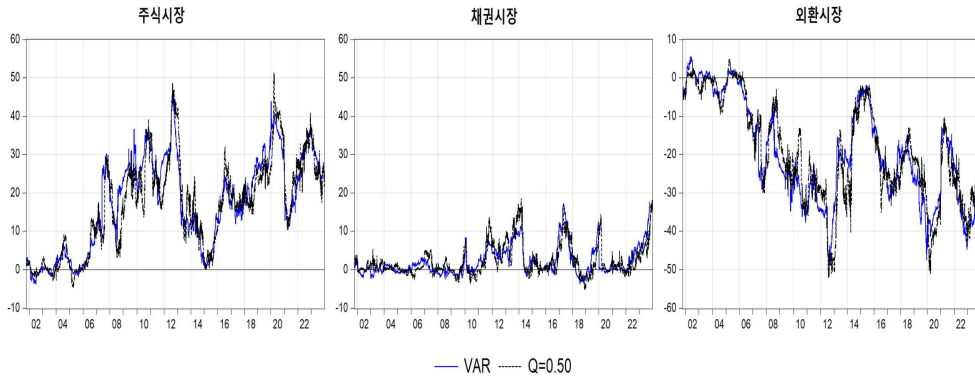
<그림 4> 총 연계성



<그림 4>에는 표본이동 분석 기법을 이용하여 총 연계성의 추이를 제시했다. 표본이동의 이동구간 폭은 200일로 설정했으며, VAR 모형을 이용한 총 연계성과 0.5분위를 적용한 총 연계성 추이를 함께 제시했다. 먼저 VAR 모형과 분위수 모형에서 측정된 총 연계성의 추이는 매우 유사한 것을 확인할 수 있다. 그리고 총 연계성은 1%~35% 사이에서 변동하며 시기별로 상승 또는 하락 패턴을 보이는 것으로 나타났다. 특히, 2003년 신용카드 대란 사태, 2007년 하반기 서브프라임 모기지 사태 및 그 이후 발발한 글로벌 금융위기, 2011~2012년 유럽재정위기, 그리고 2020년 3월 코로나19 팬데믹을 선언한 시기 등과 같이 경제위기 시기에 총 연계성 지수가 단기간에 급격히 상승하는 것으

로 나타났다. 이와 같이 총 연계성이 상승하는 것은 금융시장간 연계성이 높아진다는 것을 의미한다.

<그림 5> 순 연계성



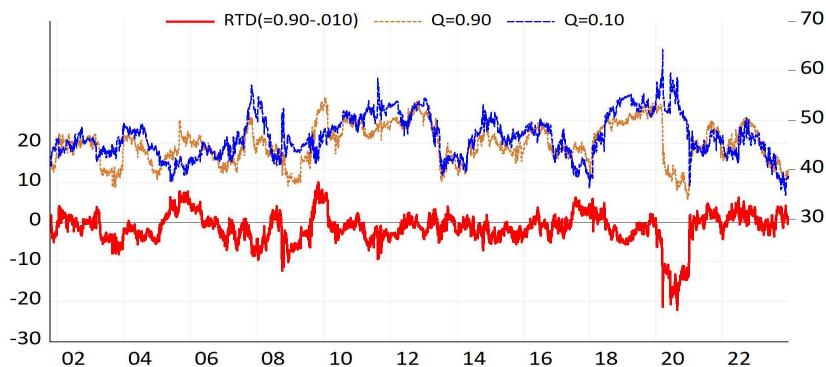
<그림 5>에는 선도하는 시장과 종속적인 시장을 파악하기 위해 금융시장간 순 연계성 추이를 제시했다. 여기서도 VAR 모형과 0.5 분위의 추정결과는 매우 유사한 패턴을 보이는 것으로 도출됐다. 먼저 주식시장의 경우 대부분의 기간 동안 순 연계성이 양수의 값을 갖는 것으로 도출됐는데, 이는 주식시장이 다른 금융시장을 선도하는 결과로 해석할 수 있다. 특히, 글로벌 금융위기 기간 및 유럽재정위기 기간, 그리고 2020년 3월 코로나19 팬데믹을 선언한 시기에 순 연계성 값이 상승하는 것으로 도출됐다. 한편, 외환시장의 경우 대부분의 기간 동안 음수로 도출되어 가장 종속적인 시장으로 파악됐다. 채권시장은 다른 금융시장에 비해 상대적으로 독립적인 특징을 보이며 유럽재정위기 기간이나 2022년 이후부터 순 연계성이 상승하는 것으로 나타났는데, 이는 통화정책의 불확실성 증대로 나타난 결과로 해석된다.

(2) 분위별 연계성의 특징

여기서는 분위별 연계성의 시간가변 추이를 분석한다. 먼저 <그림 6>에서는 0.9 분위의 총 연계성지표, 0.1 분위의 총 연계성 지표, 그리고 상대적 꼬리 의존성 지표($RTD_{10\%} = TC_{m, (0.90)} - TC_{m, (0.10)}$)를 제시했다. 꼬리 부문에서 추정된 총 연계성 지표들도 시간에 따라 가변적인 특징을 보이며 약 35%~60% 수준에서 변동하는 것으로

나타났는데, 이는 대부분의 기간 동안 VAR 모형 및 0.5 분위에서 추정된 <그림 4>의 총 연계성 지표보다 더 높게 나타났다. 이러한 결과는 극단적인 시장상황에서 금융시장의 연계성이 강화된다는 것을 의미한다. 다음으로 꼬리 부문의 차이를 나타내는 상대적 꼬리 의존성 지표를 살펴보면 해당값도 마찬가지로 시기별로 변동하는 것을 볼 수 있다. 상대적 꼬리 의존성 값이 0에 가까우면 꼬리 부문에서 발생하는 파급효과는 대칭적인 것을 의미하며 0과 다른 값이 가지면 꼬리 부문의 파급효과는 비대칭적인 것으로 해석할 수 있다. <그림 6>에서 추정된 상대적 꼬리 의존성 지표의 추이를 살펴보면 글로벌 금융위기 및 코로나 19등의 경제위기가 발생한 시기에 상대적 꼬리 의존성 지표는 음의 값을 갖고 해당 강도가 강화되는 것을 확인할 수 있다. 이러한 결과는 해당시기에는 긍정적인 파급효과보다 부정적인 파급효과가 더 큰 것을 의미하며, 꼬리 부문의 파급효과는 비대칭적인 것을 의미한다.

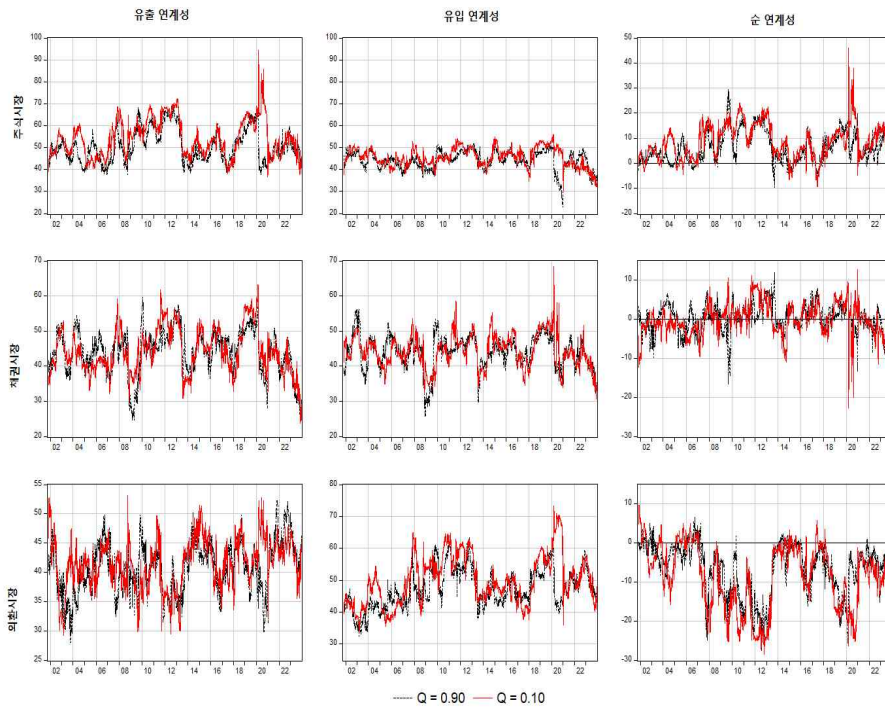
<그림 6> 상대적 꼬리 의존성($RTD_{10\%}$)



다음으로 <그림 7>에서는 금융시장별로 0.10 분위 및 0.90분위에 해당되는 유출·유입·순 연계성 지표를 정리했다. 금융시장의 연계성도 분위별로 약간씩 차이가 발생하는 것을 볼 수 있는데, 이러한 결과는 금융시장별로 꼬리 부문의 파급효과가 이질적으로 발생한다는 것을 의미한다. 여기서도 주식시장의 순 연계성은 대부분의 기간동안 <그림 5>의 순 연계성 지표의 추정결과와 유사하게 양의 값을 갖는 것으로 나타났다. 즉 극도의 양이 충격 또는 음의 충격과 관계없이 금융시장에서는 주식시장이 다른 시장을 선도하는 것으로 해석할 수 있다. 특히, 위기기간에는 긍정적인 충격이 발생한 경우보다 부정적인

충격이 발생했을 때의 유출 연계성이 약간 더 높게 추정되어 0.10 분위의 순 연계성 지표가 0.90 분위의 순 연계성 보다 높은 것을 확인할 수 있는데, 대표적으로 2020년 3월 코로나 19 팬데믹이 발생한 시기에 0.10 분위의 순 연계성이 높게 추정됐다. 반대로 외환시장의 유입 연계성 지표를 부문의 충격이 발생한 경우보다 음의 충격이 발생한 경우 더 큰 영향을 받아 절대값 기준으로 순 연계성은 음의 충격이 발생할 때 약간 더 큰 값을 보이는 것으로 나타났다.

<그림 7> 금융시장별 유출·유입·순 연계성

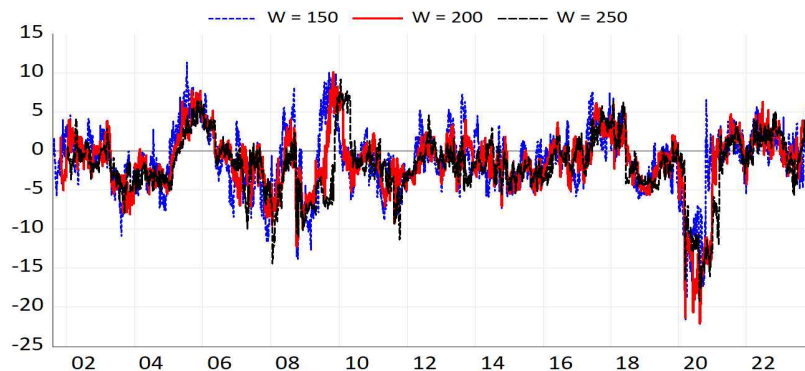


(3) 민감도 분석

여기서는 상대적 꼬리 의존성 지표에 대해 민감도 분석을 시행한다. 먼저 <그림 8>에서는 표본이동 폭(w)을 150일과 250일을 적용하여 추정한 상대적 꼬리 의존성 지표를 본 연구의 벤치마크인 200일을 적용한 추정결과와 함께 제시했다. 분석결과를 살펴보면 표본이동 폭이 증가하면 꼬리의존성 지표가 벤치마크에 비해 다소 느슨해지는 경

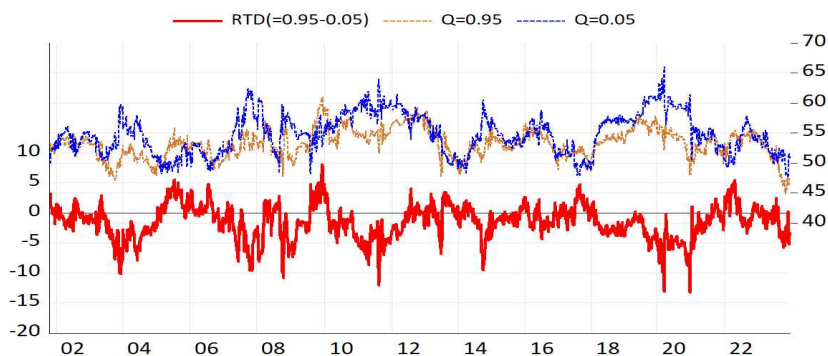
향이 존재하고 반대로 표본이동 폭이 짧아지면 변동폭이 커지는 경향이 존재하는데, 표본이동 폭을 변경해도 전반적인 패턴에는 거의 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다.

<그림 8> 상대적 꼬리 의존성 지표의 민감도 분석: 표본이동 폭 변경



다음으로 <그림 9>는 5% 상대적 꼬리 의존성($RTD_{5\%}$)에 대한 추정결과를 제시했다. 해당 지표를 보면 글로벌 금융위기 기간, 유럽 재정위기 기간, 그리고 2020년 코로나 19 시기에 상대적 꼬리 의존성 값이 뚜렷하게 음의 값을 갖는 것으로 도출됐는데, 이러한 패턴은 <그림 6>의 10% 상대적 꼬리 의존성 결과와 유사한 것을 확인할 수 있다.

<그림 9> 상대적 꼬리 의존성 지표의 민감도 분석: 5% 적용



이러한 민감도 분석을 종합적으로 고려하면 상대적 꼬리 의존성 지표는 표본이동 폭 및 분위수의 차이를 변경해도 전반적인 결과는 큰 차이가 없는 것으로 볼 수 있다.

V. 결론

1997년 외환위기 이후 금융시장의 개방 및 자유화가 진행됨에 따라 금융시장간 연관관계가 증대됐다. 이러한 현상은 정책당국자 입장에서 금융안정 측면에 미치는 영향이 크고 금융기관 또는 투자자에게는 위험관리 측면에서 중요하기 때문에 그동안 금융시장간 파급효과를 분석하기 위해 다양한 연구가 진행됐다. 그러나 기존 연구에서는 주로 평균에 기반한(mean-based) 접근법을 사용하여 전이경로에 대한 평균적인 효과만을 분석할 수 있으며 극단적인 충격이 발생했을 때의 파급효과를 분석하는데 한계가 있었다. 특히, 2008~2009년 글로벌 금융위기, 2020년 코로나19 팬데믹 위기 등 반복적으로 경제위기가 발생하는 상황을 고려하면 극단적인 상황에서의 충격의 파급효과를 측정하고 연계성의 메커니즘을 이해하는 것은 중요한 부분으로 판단된다.

본 연구는 Ando et al.(2020)의 분위수 연계성 접근법을 이용하여 금융시장간 연계성을 분석했다. 분위수 연계성 접근법은 Diebold and Yilmaz(2014)의 연계성 접근법을 확장한 분석기법으로 파급효과를 분위별로 측정할 수 있어 최근 금융시장 분석에서 널리 활용되는 모형이다. 특히, 본 연구에서는 2001년 1월 2일부터 2023년 12월 28일까지의 자료를 대상으로 주식·채권·외환시장의 가격변화를 금융시장 급락기($q=0.1$), 금융시장 평상기($q=0.5$), 금융시장 급등기($q=0.9$)로 구분하여 파급효과를 분석했다.

주요 실증분석 결과를 요약하면 다음과 같다. 첫째, 평상기의 금융시장간 총 연계성은 5.78%로 추정된 반면 금융시장 급등기와 급락기의 총 연계성은 각각 37.16%, 39.77%로 측정됐다. 이러한 결과는 금융시장에서 극단적인 음의 충격이나 양의 충격이 발생할 때 연계성이 상승한다는 것을 의미하고, 평균에 기반한 분석방법은 파급효과를 분석하는데 한계가 있다는 것을 시사한다. 둘째, 표본이동 분석결과 2008~2009년 글로벌 금융위기, 2020년 코로나 19등의 경제위기가 발생한 시기에 극단적인 음의 충격의 효과가 양의 충격의 효과보다 더 크게 나타났다. 이는 꼬리 부문에서 발생한 충격이 비대칭적으로 파급된다는 것을 의미한다. 셋째, 금융시장에서 주식시장이 다른 시장을 선도하는 것으로 분석됐으며, 경제위기 기간에 다른시장에 파급되는 영향력이 커지는 것으로 나타났다.

금융시장의 연계성 메커니즘을 이해하는 것은 금융안정 측면에서 중요한 부분인데, 극단적인 상황에서의 금융시장간 충격의 전이경로에 대한 분석결과는 정책당국자에게 유용

한 정보를 제공할 것으로 기대된다. 한편, 본 연구에는 국내 금융시장만을 대상으로 상호 연관관계를 분석했으나 금융시장은 복잡한 관계로 이뤄졌기 때문에 국내외 다양한 금융시장을 추가적으로 고려하여 조금 더 심도 있는 연구를 진행할 필요가 있다.

참고문헌

1. 김명기 · 문소상, “환율, 금리, 주가변동의 상호연관성 분석,” 『경제분석』 제4권 제2호, 한국은행, 1998, pp. 1-29
2. 유복근 · 최경욱, “국내외 금융시장의 연계성 변화 분석: 외환위기와 글로벌 금융위기 기간을 중심으로,” 『국제경제연구』 제16권 제1호, 한국국제경제학회, 2010, pp. 161-191.
3. 윤옥자 · 강규호, “외환위기 전후 금리, 환율, 주가 변동성에 관한 분석-금융시장간 변동성 전이를 중심으로,” 『경제분석』 제10권 제1호, 한국은행, 2004, pp. 54-81.
4. 이근영, “우리나라 금융시장의 변동성과 상관관계분석,” 『경제학연구』 제51권 제3호, 한국경제학회, 2003, pp. 53-96.
5. 이우석 · 이한식, “금융시장간 변동성전이효과 분석: CDS 프리미엄 중심으로,” 『시장경제연구』 제44권 제2호, 서강대학교 지암남덕우경제연구원, 2015, pp.101-142.
6. 박범조, “분위수 회귀접근법,” 『계량경제학보』 제14권 제4호, 계량경제학회, 2003, pp. 93-122.
7. 장병기, “금융시장간 전이효과의 시간가변성,” 『금융공학연구』 제12권 제3호, 한국금융공학학회, 2014, pp. 51-74.
8. 정대성, “변동성전이지수를 이용한 한국금융시장의 전이효과에 관한 연구,” 『한국자료분석학회』, 제22권 제3호, 한국자료분석학회, 2020, pp. 109-123.
9. Adrian, T. and Brunnermeier, M.K. “CoVaR,” *American Economic Review*, Vol. 106, 2016, pp. 1705-1741.
10. Ando, T., Greenwood-Nimmo, M., and Shin, Y. (2022). Quantile connectedness: Modelling tail behaviour in the topology of financial networks. *Management Science*, 68, 2401-2431.
11. Ang, A. and Chen, J. “Asymmetric correlations of equity portfolios,” *Journal of Financial Economics*, Vol. 63, 2002, 443-494.
12. Billio, M., Getmansky, M., Lo, A.W. and Pelizzon, L. “Econometric measures of connectedness and systemic risk in the finance and insurance sectors,” *Journal of Financial Economics*, Vol. 104, 2012, pp. 535-559.

13. Bouri, E. Saeed, T., Vo. X.V. and Roubaud D. "Quantile connectedness in the cryptocurrency market," *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, Vol. 71, 2021, 101302.
14. Diebold, F.X. and Yilmaz, K. "On the network topology of variance decompositions: measuring the connectedness of financial firms," *Journal of Econometrics*, Vol. 182, 2014, pp. 119-134.
15. Engle, R.F. and Kelly, B.T. "Dynamic equicorrelation," *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol. 30, 2012, pp. 212-228.
16. Eun, C. and Shim, S. "International transmission of stock market movement," *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 24, 1989, 241-256.
17. Hamao, Y.R., Masulis, R.W. and Ng, V.K. "Correlations in price changes and volatility across international stock markets," *The Review of Financial Studies*, Vol. 3, 1990, 281-307.
18. King, M. and Wadhwani, S. "Transmission of volatility between stock markets," *Review of Financial Studies*, Vol. 3, 1990, 5-33.
19. Koenker, R. and Bassett, G. "Regression quantiles," *Econometrica*, Vol. 46, 1978, 33-50.
20. Long, S. and Li, Z. "Dynamic spillover effects of global financial stress: Evidence from the quantile VAR network," *International Review of Financial Analysis*, Vol. 90, 2023, 102945.
21. Naeem, M.A., Conlon T. and Cotter, J. "Green bonds and other assets: Evidence from extreme risk transmission," *Journal of Environmental Management*, Vol. 305, 2022, 114358.
22. Pesaran, H.H. and Shin, Y. "Generalized impulse response analysis in linear multivariate models," *Economics Letters*, Vol. 58, 1998, 17-29.
23. Saeed, T., Bouri, E. and Alsulami, H. "Extreme return connectedness and its determinants between clean/green and dirty energy investments," *Energy Economics*, Vol. 96, 2021, 105017.
24. Wang, J., Liu, T. and Pan, N. "Analyzing quantile spillover effects among

international financial markets,” *The North American Journal of Economics and Finance*, Vol. 64, 2023, 101881.

〈부록〉 금융시장간 분위별 변동성 파급효과 분석

본문에서는 일별변화(율) 자료를 대상으로 분위별로 연계성을 분석했는데, 분위별로 금융시장간 변동성 사이의 파급효과를 분석하는 것도 흥미로운 것이다. 이를 고려하기 위해 이우석·이한식(2015)의 연구와 동일하게 일별변화(율)의 절대값을 각 변수의 변동성으로 정의했다.

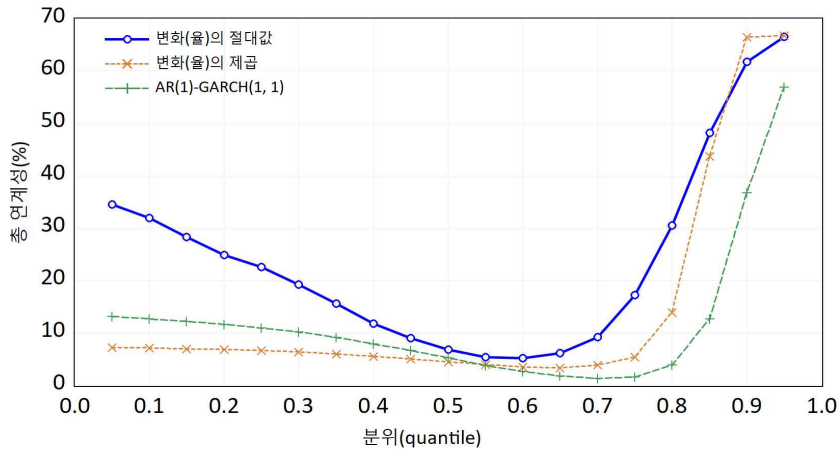
〈부록 표 1〉 변동성 자료를 이용한 금융시장간 연계성

Panel A) VAR					Panel B) 0.10 분위			
	주식	채권	외환	유입	주식	채권	외환	유입
주식	94.09	3.51	2.40	5.91	66.23	18.59	15.19	33.77
채권	3.52	95.28	1.20	4.72	19.01	67.78	13.21	32.22
외환	10.71	3.69	85.60	14.40	16.17	13.67	70.16	29.84
유출	14.23	7.20	3.60	25.04	35.18	32.26	28.40	95.84
순	8.32	2.48	-10.80	8.35	1.41	0.04	-1.44	31.95
Panel C) 0.50 분위					Panel D) 0.90 분위			
	주식	채권	외환	유입				
주식	92.19	5.23	2.59	7.81	40.92	30.33	28.75	59.08
채권	4.88	94.02	1.10	5.98	32.42	39.41	28.17	60.59
외환	4.75	2.00	93.26	6.74	34.10	31.55	34.35	65.65
유출	9.62	7.22	3.69	20.54	66.52	61.88	56.92	185.33
순	1.81	1.25	-3.05	6.85	7.44	1.29	-8.74	61.78

〈부록 표 1〉에는 변동성 자료를 이용하여 금융시장간 연계성을 VAR 및 분위별 모형을 이용하여 추정한 결과를 정리했다. VAR 및 분위별 모형의 시차는 일별변화(율) 자료를 사용한 경우와 동일하게 1로 설정했으며, 분산분해 기간은 10일로 설정했다. 먼저 VAR 모형의 추정결과를 제시한 Panel A)의 추정결과는 0.50 분위기를 적용하여 추정한 Panel C)의 결과와 유사한 것으로 도출됐으며, 여기서도 주식시장의 순 연계성이 가장 큰 값으로 도출되어 금융시장 중 주식시장이 다른 금융시장을 선도하는 것으로 해석할 수 있다. 다음으로 변동성의 꼬리 부분을 의미하는 0.10 분위와 0.90분위의 추정결과는 Panel B)와 Panel D)에 각각 정리했는데, 여기서 흥미로운 사실은 변동성이 극도로 낮

은 0.10 분위의 총 연계성은 31.95%로 추정된 반면, 변동성이 극도로 높은 0.90분위는 61.78%로 추정되어 꼬리 부분의 총 연계성은 비대칭적으로 추정됐다는 점이다.

<부록 그림 1> 분위별 총 연계성



다음으로 <부록 그림 1>에는 분위별로 총 연계성 추정결과를 제시했다. 추가적으로 분석결과의 강건함을 파악하기 위해 변수들의 변동성을 변화(율)의 절대값, 변화(율)의 제곱, AR(1)-GARCH(1,1)으로 조건부 변동성을 추정한 다음 분위별로 총 연계성을 추정했다. 분석결과를 살펴보면 꼬리 부분의 총 연계성은 본문 <그림 3>과 달리 비대칭적인 패턴을 보이는 것이 특징인데, 변동성이 극도로 낮은 분위보다 변동성이 극도로 높은 분위에서 총 연계성이 더 크게 추정됐다. 이러한 결과는 금융시장의 변동성 파급효과를 분위별로 측정한 Naeem et al.(2022)의 결과와 유사한 것으로 나타났다.

마지막으로 표본이동 분석을 적용하여 상대적 꼬리 의존성 추이를 <부록 그림 2>에 제시했다. 여기서 0.10 분위를 적용하여 추정된 총 연계성은 약 35% 수준에서 안정적으로 변동하는 반면, 0.90 분위를 적용하여 추정한 총 연계성은 40%~60% 수준에서 변동하며 글로벌 금융위기 기간, 코로나19 팬데믹 등 경제위기가 발생한 시기에 총 연계성이 상승한 것으로 분석됐다. 한편, 꼬리 부분에서 도출된 총 연계성 지표를 이용하면 상대적 꼬리 의존성 지표를 도출 할 수 있는데, 상대적 꼬리 의존성은 본문 <그림 11>과 달리 모든 기간에서 양의 값을 가지며, 경제위기가 발생한 시기에 해당값이 더 커지는 것으로 나타났다.

<부록 그림 2> 상대적 꼬리 의존성($RTD_{10\%}$)

