

ETF를 활용한 글로벌 대체투자 자산들의 동적 연결성과 포트폴리오 최적화에 관한 연구*

윤병조**

〈요 약〉

본 연구에서는 2011년 1월 2일부터 2023년 9월 30일까지, 미국에서 거래되고 있는 5개의 ETF(원유, 부동산, 인프라, 친환경 에너지, 주식)를 대상으로 변동성 전이행태에 기초한 동적 연결성(dynamic connectedness)을 파악하고, 최적 헤지비용 및 포트폴리오 투자비중을 추정하였다. 본 연구에서 제시하는 표본기간동안의 실증분석 결과는 다음과 같다. 첫째, 분석 대상 ETF 간의 총 연계성은 비교적 중간수준에 해당하는 36.8%로 추정된 가운데, 인프라 시장은 원유·부동산·친환경 에너지·주식 시장의 변동성에 가장 큰 기여를 한 것으로 나타났다. 또한 인프라 시장은 순유출, 주식시장은 순유입이 지배적이었다. 둘째, 시간 가변적 헤지비용의 추정결과에 따르면 원유·부동산·주식 ETF에 대해 인프라 ETF를 이용할 때 헤지비용이 가장 컸으며, 친환경 에너지·인프라 ETF의 경우 주식 ETF가 높은 헤지비용을 유발시키는 것으로 나타났다. 그리고 동적 관계를 바탕으로 포트폴리오 위험분산 효과를 높이려면 원유 ETF에 대해서는 주식 ETF, 주식 ETF에 대해서는 인프라 ETF가 적합하였다. 셋째, 동적 헤지전략이 포트폴리오 가중치 전략보다 효율성이 높게 추정되었으며, 포트폴리오 가중치 전략에 따르면 원유 ETF와 주식 ETF를 각각 50%의 투자비중으로 포트폴리오를 구성하는 경우에만 통계적으로 유의한 결과를 얻었다.

주제어 : 대체투자, Time-Varying Parameter VAR 모형, 변동성 전이, 헤징 효율성, ETF

논문접수일 : 2024. 01. 03. 1차 수정일 : 2024. 01. 30. 게재확정일 : 2024. 02. 07.

* 이 논문은 2022학년도 건국대학교 KU학술연구비 지원에 의한 논문임.

** 건국대학교 경영학과 교수, 02-2049-6040, E-mail: ybj77@konkuk.ac.kr

I. 서론

금융자유화가 진전되면서 원유, 부동산, 에너지, 인프라 등 금융화의 영역이 확장되어왔고, 자산배분과 포트폴리오 위험감소에 활용될 수 있는 대체투자 수단 또한 다양해졌다. 일반적으로 대체자산들은 주식과의 상관관계에 있어 시간 가변적 경향이 있기 때문에 포트폴리오 투자에 따른 위험분산 효과에 기여할 수 있다. 대표적으로 부동산은 오래전부터 실물시장에서 거래되고 있는 중요한 투자수단인 반면 금융상품처럼 인플레이션 헤지 기능을 가지고 있고, 또 재생에너지 수요의 지속적인 증가는 원유 시장뿐만 아니라 금융시장에도 영향을 미치고 있다. 따라서 대체자산들의 상대적 가치를 비교해 투자대상을 교체하거나 위험관리 차원에서 헤지 대상을 변경해야 할 필요성이 있는 투자자 입장에서는 주식시장의 불확실성이 고조될 때, 상관관계가 낮은 대체자산으로 포트폴리오를 구성하면 안전한 피난처(safe haven)를 기대할 수 있다. 기후변화, 신기술, 에너지 안보, 환경문제가 부각되면서 재생에너지에 대한 글로벌 투자의 중요성 또한 더욱 강조되는 가운데, 국제재생에너지기구(International Renewable Energy Agency)의 발표에 따르면 2013년부터 2018년까지 재생에너지에 대한 전 세계 투자규모는 1조 8천억 달러 증가한 것으로 나타났다. 미국의 경우 태양광, 물, 풍력 등 대체에너지원과 관련된 기업의 주식에 투자하는 청정에너지 상장지수펀드(Exchange Traded Fund; 이하 ETF)가 관심을 받기 시작했고, 신재생에너지에 대한 투자 관련 법안이 제정되면서 청정에너지 시장은 새로운 대체투자분야로 성장하고 있다.

이러한 배경하에 본 연구에서는 5개(부동산·원유·친환경에너지·인프라·주식) ETF의 변동성으로 상호연결성을 분석한 후, 서로 다른 ETF 간의 시간가변적(time varying) 상관관계를 추정함으로써 최적 헤지비율과 포트폴리오 구성방향을 결정한다. 즉, 2단계로 연구가 전개되는데, 첫 번째 단계에서는 상호 연결성을 측정하는 모형으로 변동성 전이효과를 분석한다. Diebold and Yilmaz(2012)가 제안하고, Antonakakis et al.(2020)이 확장한 Time-Varying Parameter VAR(Vector Autoregressive) 모형을 이용해 ETF 간의 동적(dynamic) 연결성을 파악한다. 자산 간 상관관계는 시간에 따라 변하기 때문에 자산 변동성 간의 전달 메커니즘을 Time-Varying Parameter VAR 모형으로 검증하는 것이다. 이 모형은 계산이 비교적 간편하면서도 rolling window의 크기, 저빈도 자료의 적용 가능성, 이상치(outlier)에 대한 집약도를 임의적으로 선택하지 않아도 되는 장점이 있다. 또한 변동성 유출 ETF와 유입 ETF를 구분할 수 있으며, 경제적 혼란과 불확실성이 고조되는 국면(ex 코로나19, 유럽재정위기, 아랍의 봄)에서 ETF 간의 동태적 연관성을 파악하는데 유용하다. 이처럼 변동성 전이효과 분석을 통해 헤징 기회의 존재여부 및 위험관리에 적합한 최적의 헤지비율을 파악할 수 있다. 다음으로 두 번째 단계에서는 DCC(Dynamic Conditional Correlation)-Copula GARCH 모형으로 ETF 간의 시간가변 조건부 상관관계를 추정한다.

ETF를 구성하는 자산의 특성 및 시장여건에 따라 상관관계는 변하며, 이러한 움직임이 포트폴리오의 위험분산 효과에 미치는 영향을 고려했다. 주식시장에서 ETF의 거래량이 증가하는 경향을 고려할 때, 대체투자 자산을 포트폴리오에 편입하는 과정에서 자산 간의 의존성을 반영하는 것은 매우 중요하며, 특히 Copula 기반의 DCC GARCH 모형을 이용할 경우 발생빈도는 낮지만 대량 손실을 회피할 수 있는 포트폴리오 구성에 적합한 정보를 기대할 수 있다. 선형 상관관계에 기초한 전통적 포트폴리오 전략은 비체계적 위험의 제거에만 관심을 두기 때문에 유럽재정위기, 코로나바이러스 확산 같이 글로벌 차원에서 위기가 발생할 경우 분산효과는 기대하기 어렵다. 또한 시간가변 상관관계는 포트폴리오의 다각화 측면에서 헤지 가능성을 파악하는데 중요한 정보를 제공한다. 즉, ETF를 매수할 때 발생하는 위험을 헤지하기 위해 어떤 ETF가 장·단기 포지션에 적합한지를 판단할 수 있다.

주식, 원유, 금급속 등을 대상으로 변동성 전이효과와 상호 연결관계를 분석한 선행연구는 다수 존재한다(Yilmaz, 2010; Kumar, 2013; Duncan and Kabundi, 2013; Cronin, 2014; Balcilar et al., 2018, 2021; Caloia et al., 2018; Ji et al., 2019; Balcilar and Bekun, 2020; Akhtaruzzaman et al., 2021a; Akhtaruzzaman et al., 2021b; Akhtaruzzaman et al., 2021c). 하지만 본 연구에서는 실물 자산보다 거래 유연성이 높으면서 유동성이 큰 대체자산 ETF를 대상으로 원유, 부동산, 신재생에너지, 인프라 등 각 분야에서 대표성을 가지도록 표본을 구성하였으며, 포트폴리오 위험을 줄일 수 방안을 탐색하기 위해 Time-Varying Parameter VAR 모형으로 동적 연결성을 파악하였고, 최종적으로 위험관리에 필요한 헤지 비율 및 포트폴리오 투자 비중을 추정했다는 점에서 연구의 공헌도를 평가할 수 있다. 즉, 유럽재정위기 또는 코로나19의 세계적 확산 과정에서 발견되는 ETF 간 변동성 흐름의 특이성과 조건부 상관관계가 음(-)으로 추정된다는 사실을 이용한다면 특정 ETF의 매수 포지션 위험을 축소시킬 수 있을 것이다. 한편 주식시장과 거시경제 및 금융시장 간의 관계는 다양한 계량모형을 통해 분석되고 있다. VAR 모형을 이용한 연구로서 Henriques and Sadorsky(2008)는 원유 가격보다 기술 기업의 주가가 대체에너지 기업의 주가에 유효한 영향을 미친다고 발표하였고, Kumar et al.(2012)은 청정에너지 기업에 대한 원유 가격과 기술 기업 주가의 영향이 서로 분리되어 작용한다고 보고하였다. 다음으로 Managi and Okimoto(2013)는 구조적 변화와 비대칭 효과를 고려한 Markov Switching VAR 모형에 기초해 경기의 구조변화 이후 원유 가격과 청정에너지 가격 간 양(+)의 관계 및 청정에너지 기업의 주가와 첨단기술 기업의 주가 간 유사성을 발견하였다. 그리고 Sadorsky(2012)는 다변량 GARCH 모형을 이용해 변동성 전이효과를 파악하였고, 원유가 청정에너지 기업의 주식 보다는 기술 기업의 주식을 헤지하는데 효과적이라는 사실을 제시하였다. 또 Ahmad et al.(2018)은 변동성지수(VIX)가 원유 보다 청정에너지 기업 주식에 적합한 헤지수단이라고 주장하였으며, Dutta(2019)는 유가 변동성지수(OVX)가 대체에너지 기업 주식에 상당히 높은 위험을 전달한다고 보고

하였다. Nikkien and Rothovius(2019)는 내재변동성 지수를 이용해 에너지 산업의 기업들로부터 불확실성을 분리한 후 원유와 주식시장으로부터 받는 영향의 정도를 측정하였고, Dutta et al.(2020a)은 Markov 국면전환 과정으로 추정된 고변동성 국면과 저변동성 국면에서 청정에너지 뮤추얼펀드에 대한 에너지 부문 내재변동성 지수의 영향 정도를 조사해 에너지 부문 ETF 변동성 지수(VXXLE)와 청정에너지 ETF 간의 관계가 고변동성 국면에서 보다 강력하게 형성된다는 사실을 발견하였다. 또 Dutta et al.(2020b)은 금·은·원유 각각의 변동성 지수가 청정에너지 기업의 위험을 감소시킬 수 있으며, 원유 변동성 지수가 가장 효과적이라고 주장하였다. Saeed et al.(2020)은 원유와 ETF, 녹색채권(green bond)을 이용해 헤지비율을 계산하였고, 원유에 대해 헤지성과가 우수한 자산은 청정에너지 주식이라는 점을 제시하였다. 본 연구와 동일하게 DCC Copula GARCH 모형을 이용한 Antonakakis et al.(2020)은 원유를 포함한 6개 자산들의 내재변동성 간 조건부 상관관계 추정을 통해 원유 변동성지수(OVX)가 미국 및 신흥국 주식시장의 변동성 지수와 상관관계가 높고, 금이나 외환시장의 변동성지수와 상관관계가 낮다는 사실을 밝혀냈다. 그리고 변동성 지수(VIX)는 원유의 내재변동성에 대해 헤지 성과가 가장 낮다고 보고하였다. 이처럼 대체투자 자산과 주식 또는 대체투자 자산 간 변동성 전이는 금융시장 참가자에게 매우 중요한 이슈가 되는데, 그 이유는 상호 연계성의 강도와 변동성 흐름의 변화에 따라 포트폴리오의 위험관리 전략도 변경이 필요하기 때문이다. 이외에도 다양한 선행연구들이 Diebold-Yilmaz의 상호연결성 방법론을 이용해 변동성 흐름을 실증분석 하였다. Ahmad (2017)는 재생에너지, 원유, 청정에너지, 기술주 간의 상호연결성에 기초해 헤징과 포트폴리오 다각화 전략을 시도하였는데, 동적헤징 결과에 따르면 청정에너지의 경우 원유선물로 수익성 있는 헤징이 가능한 것으로 분석되었다. 그리고 Fuentes and Herrera(2020)는 내재변동성 지수에서 청정에너지 주식으로의 단일 방향 전이효과가 존재하는 가운데, 동일한 종류의 에너지 발전기업 간에는 상호연결의 형태가 유사하고, 서로 다른 종류의 에너지 발전기업 간에는 이질성이 관찰되었다. 또한 쌍방향 연계성 군집(clusters)이 발견되는 경우 포트폴리오의 다각화 가능성은 낮은 것으로 제시되었다. 본 연구의 구성은 다음과 같다. 제II장에서는 연구방법론으로 제시한 변동성 전이지수와 DCC Copula GARCH 모형을 설명하며, 제III장에서는 실증분석결과, 요약 및 결론은 제IV장에서 논의한다.

II. 연구 방법론

1. 변동성 전이지수

본 연구에서는 ETF의 변동성 전이를 파악하기 위해 Diebold and Yilmaz(2012)가 제안하고,

Antonakakis et al.(2020)이 확장한 방법론을 사용하였다. Antonakakis et al.(2020)의 Time-Varying Parameter VAR(Vector Autoregressive) 모형은 식 (1)~식 (2)에 기초한다.

$$y_t = A_t Z_{t-1} + \epsilon_t, \quad \epsilon_t | ohm_{t-1} \sim N(0, \sum_t) \tag{1}$$

$$vec(A_t) = vec(A_{t-1}) + \xi_t, \quad \xi_t | ohm_{t-1} \sim N(0, \Xi_t) \tag{2}$$

식 (1)~식 (2)에서 $Z_{t-1} = \begin{pmatrix} y_{t-1} \\ y_{t-2} \\ \vdots \\ y_{t-p} \end{pmatrix}$, $A_t = (A_{1t} A_{2t} \dots A_{pt})$ 이고, ohm_{t-1} 은 $t-1$ 시점에서 얻을

수 있는 정보집합이다. 그리고 $vec(A_t)$ 는 시간가변하는 계수로 구성된 $N \times N_p$ 행렬이고, ϵ_t 와 ξ_t 는 오차항으로 구성된 $N \times 1$ 벡터이다. 또 \sum_t 와 Ξ_t 는 각각 ϵ_t 와 ξ_t 의 시간가변적인 분산-공분산 행렬을 의미한다. H 단계 일반화된 예측오차분산 분해(forecast error variance decomposition)는 다음과 같다.

$$\tilde{\theta}_{ij,t}(K) = \frac{\sum_{t=1}^{k-1} \psi_{ij,t}^{2,g}}{\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^{k-1} \psi_{ij,t}^{2,g}} \tag{3}$$

식 (3)에서 $\psi_{ij,t}^{2,g}(K) = \sum_{k,t}^{1/2} A_{k,t} \epsilon_{ij,t}$, $\sum_{j=1}^N \theta_{ij,t}^{g}(K) = 1$, $\sum_{i,j=1}^N \theta_{ij,t}^{g}(K) = N$

그리고 총 연계성 지수는 식 (4)를 통해 정의할 수 있고,

$$C_i^g(K) = \frac{\sum_{i,j=1}^N \theta_{ij,t}^{g}(K)}{\sum_{j=1}^N \theta_{ij,t}^{g}(K)} \times 100 \tag{4}$$

특정 시장 i 에서 다른 모든 시장 j 로의 총 방향 연계성과 다른 모든 시장 j 에서 특정 시장 i 로의 총 방향 연계성은 각각 식 (5) 및 식 (6)과 같이 측정할 수 있으며, 순 방향 연계성은 식 (5)에서 식 (6)을 차감해 계산한다(윤병조, 2023).

$$C_{i \rightarrow j,t}^g(K) = \frac{\sum_{j=1}^N \theta_{ji,t}^{g}(K)}{\sum_{j=1}^N \theta_{ji,t}^{g}(K)} \times 100 \tag{5}$$

$$C_{i \leftarrow j, t}^g(K) = \frac{\sum_{j=1}^N \theta_{j, t}^{\sim g}(K)}{\sum_{i=1}^N \theta_{j, t}^{\sim g}(K)} \times 100 \tag{6}$$

2. DCC Copula GARCH 모형

ETF 간의 상관관계를 추정하기 위해 시간가변(time varying) copula 접근법을 도입한다. Copula 기법은 2단계 접근방식으로, 의존성 모형화 과정에서 적절한 한계분포를 분리하는 방법이다.

n차원의 copula $C(u_1, \dots, u_n)$ 는 균일한계분포(uniform margins)를 갖는 hypercube 단위 $[0, 1]^n$ 에서의 분포를 의미하며, Sklar(1959)는 모든 결합 분포 F의 무작위 벡터 X가 한계분포함수(margins) F를 가질 때,

$$F(x_1, \dots, x_n) = C(F_1(x_1), \dots, F_n(x_n)) \tag{7}$$

식 (7)과 같이 표현할 수 있음을 제안하였다. 식 (7)에서 C는 연속한계분포 함수인 F에 대해 유일하게 $[0, 1]^n$ 에서 결정되며, 식 (8)처럼 나타낼 수 있다.

$$C(u_1, \dots, u_n) = F(F_1^{-1}(u_1), \dots, F_n^{-1}(u_n)) \tag{8}$$

그리고 밀도함수(density function)는 역으로 계산할 수 있다.

$$f(x_1, \dots, x_n) = c(F_1(x_1), \dots, F_n(x_n)) \prod_{i=1}^n f_i(x_i) \tag{9}$$

식 (9)에서 f_i 는 한계밀도함수(marginal densities)이고, c 는 식 (10)과 같은 copula 형태의 밀도함수를 의미한다.

$$c(u_1, \dots, u_n) = \frac{f(F_1^{-1}(u_1), \dots, F_n^{-1}(u_n))}{\prod_{i=1}^n f_i(F_i^{-1}(u_i))} \tag{10}$$

식 (10)에서 F_i^{-1} 은 한계분포의 분위함수(quantile function)이다. copula의 특징은 X의

구성요소들이 변화더라도 전체적인 부분은 고정되어 있다는 점이다. 그리고 n 차원의 무작위 벡터 X 에 대해 정규분포 copula의 밀도함수는 식 (11)과 같다.

$$c(u;R) = \frac{1}{|R|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}u'(R^{-1})u} \quad (11)$$

식 (11)에서 u_i ($i = 1, \dots, n$)는 $\Phi^{-1}(F_i(bfx_i))$ 에 의해 계산되는 X 의 확률적분변환(Probability Integral Transformed) 값이며, I 는 항등행렬을 나타낸다. 정규분포를 이루는 copula는 꼬리 의존성을 설명하지 못하기 때문에 금융자산의 경우 student copula가 좀 더 광범위하게 활용되고 있다. n 차원의 무작위 벡터 X 의 student copula의 밀도함수와 형태모수(shape parameter) ν 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$c(u;R,\nu) = \frac{\Gamma(\frac{\nu+n}{2})(\Gamma(\frac{\nu}{2}))^n (1+\nu^{-1}u'R^{-1}u)^{-(\nu+n)/2}}{|R|^{1/2}(\Gamma(\frac{\nu+n}{2}))^n \Gamma(\frac{\nu}{2}) \prod_{i=1}^n (1+\frac{u_i^2}{\nu})^{-(\nu+1)/2}} \quad (12)$$

식 (12)에서 $u_i = t_{\nu}^{-1}(F(x_i;\nu))$ 이고, t_{ν}^{-1} 은 형상모수 ν 를 갖는 student 분포의 분위함수이다.

한편 본 연구에서는 ETF 간의 시간가변 의존성(dependence)을 포착하기 위해 Engle (2009)의 DCC(Dynamic Conditional Correlation) 계수 중에서 선형 상관계수를 student-t copula로 대체한다. 이 경우 시간가변 조건부 행렬 K_t 는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$K_t = \text{diag}\left\{Q_t^{\frac{1}{2}}\right\} Q_t \text{diag}\left\{Q_t^{\frac{1}{2}}\right\} \quad (13)$$

$$Q_t = \Omega + \alpha \epsilon_{t-1} \epsilon_{t-1}' + \beta Q_{t-1} \quad (14)$$

식 (14)에서 Ω 는 $(1-\alpha-\beta)K^{-1}$ 이고, α 와 β 는 항상 양수이며, $\alpha+\beta < 1$ 의 조건을 만족한다. 그리고 ϵ_t 는 단일변량 모형인 GJR-GARCH(1,1) 모형에서 파생된 변동성을 의미한다(윤병조, 2019). 단일 변량 GARCH 모형이 $h_t = \omega + \alpha(\epsilon_{t-1})^2 + \beta h_{t-1}$ 일 때, DCC Copula GARCH 모형으로부터 추정된 조건부 분산 및 공분산을 이용해 헤지비용을 계산할 수 있다.

$$\beta_{jit} = h_{ijt} / h_{iit} \quad (15)$$

식 (15)에서 h_{ijt} 와 h_{iit} 는 각각 i 와 j 의 조건부 공분산 및 i 의 조건부 분산이며, 조건부 공분산이 커질수록 매수 포지션의 헤지비용은 증가한다.

다음으로 Kroner and Ng(1998)에 따라 DCC Copula GARCH 모형으로부터 추정된 조건부 분산과 공분산을 이용해 최적 포트폴리오 비중을 계산할 수 있다.

$$w_{ji,t} = \frac{h_{iit} - h_{ijt}}{h_{jjt} - 2h_{ijt} + h_{iit}}, \quad w_{ji,t} = \begin{cases} 0, & \text{If } w_{ji,t} < 0 \\ w_{ji,t}, & \text{If } 0 \leq w_{ji,t} \leq 1 \\ 1, & \text{If } w_{ji,t} \geq 1 \end{cases} \quad (16)$$

마지막으로 Ederington(1979)이 제안한 방법으로 헤징 효율성(HE)을 계산한다.

$$HE_t = 1 - (VAR_H / VAR_U) \quad (17)$$

식 (17)에서 VAR_H 와 VAR_U 는 각각 헤지 포지션과 미헤지 포지션의 분산인데, 헤지 포지션은 최적 헤지비율에 근거해 헤지된 포트폴리오 분산을 의미하며, 헤지 효율성은 헤지되지 않은 포트폴리오의 위험이 얼마나 감소하는지를 측정하는데, 헤지 효율성이 낮을수록 위험이 더 많이 감소한다.

Ⅲ. 실증분석

1. 자료

본 연구에서는 2011년 1월 2일부터 2023년 9월 30일까지, 미국에서 거래되고 있는 5개의 ETF(일별 가격)를 분석하였으며, 각 ETF의 이름, 추적지수, 상장일은 <표 1>과 같다. 분석대상은 각 분야(원유, 부동산, 인프라, 친환경 에너지, 주식)의 ETF 중에서 자산규모 및 거래량을 고려해 선정하였다.

UCO는 Bloomberg Commodity Balanced WTI Crude Oil Index를 추적하며, 이 지수는 NYMEX(뉴욕상품거래소)에서 거래되는 WTI Crude Oil 선물에 대한 개별 계약의 성과로 산출된다. VNQ는 다양한 리츠(부동산 투자신탁)로 구성된 ETF이고, 운용자산 규모가 가장 큰 상품인데, MSCI US Investable Market Real Estate Index의 성과를 추적하도록 설계되어 있다. 다음으로 ICLN은 세계 최대 규모의 재생에너지 ETF이며, 글로벌 상위 100개 재생에너지 기업들로 구성된 S&P Global Clean Energy Index를 추적하는 ETF이다. 그리고 GII는 선진국에서 유동성이 풍부한 75개 인프라 관련 기업에 분산투자하는 S&P Global Infrastructure Index를 추적하는데, 지수에 편입되기 위해서는 일정규모 이상의 시가총액 및 거래량 조건을 충족해야 한다. VOO는 글로벌 주식시장을 대표하는 S&P 500 Index를 추적하는 ETF이고, 주식과 대체자산을 결합한 포트폴리오의 특성을 파악하기 위해 표본에 포함되었다.

<표 2>는 ETF 가격 변화율(%)의 기초통계량을 나타낸 것인데, 표본기간 동안 평균이 가장 큰 ETF는 VOO이고, 가장 작은 ETF는 UCO로 나타났다. 표준편차의 경우 UCO가 가장 크게 계산되었고, 나머지 ETF는 주가지수를 추적하는 VOO와 비슷하였다. 다음으로 왜도는 모든 ETF가 음(-)이었고, 첨도 값은 모두 3보다 컸으며, Jarque-Bera 통계량은 5% 유의수준에서 귀무가설을 기각하였다.

<표 1> 분석대상 ETF 개요

ETF의 상장코드, 추적지수, 상장일을 나타냄

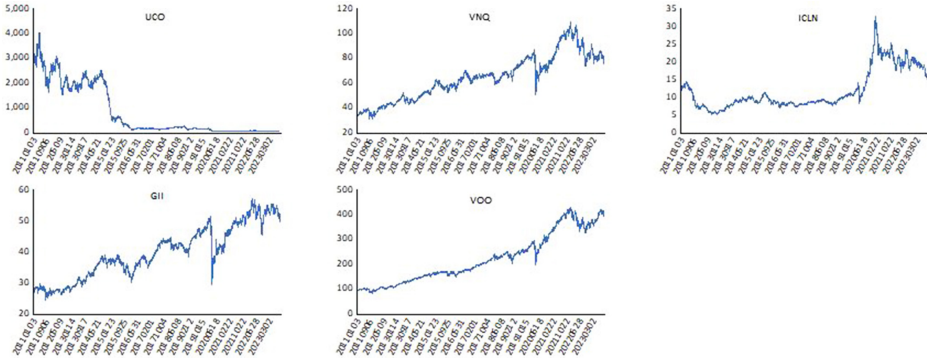
상장코드 (Ticker)	ETF Name	상장일
	추적지수(Index Tracked By ETF)	
UCO	Proshares Ultra Bloomberg Crude Oil ETF	11/24/2008
	Bloomberg Commodity Balanced WTI Crude Oil Index	
VNQ	Vanguard Real Estate ETF	09/23/2004
	MSCI US Investable Market Real Estate Index	
ICLN	iShares Global Clean Energy ETF	06/24/2008
	S&P Global Clean Energy Index	
GII	SPDR S&P Global Infrastructure ETF	01/25/2007
	S&P Global Infrastructure Index	
VOO	Vanguard 500 Index ETF	09/07/2010
	S&P 500 Index	

<표 2> ETF 가격 변화율의 기초통계량

2011년 1월 2일부터 2023년 9월 30일까지 ETF 가격 변화율(%)의 기초통계량을 계산한 결과임.

구분	UCO	VNQ	ICLN	GII	VOO
평균	-0.1401	0.0248	0.0059	0.0187	0.0454
표준편차	4.7159	1.2955	1.7120	1.1061	1.1064
최대	28.620	8.7130	10.799	10.771	9.1087
최소	-84.002	-19.514	-13.709	-14.979	-12.487
왜도	-3.2052	-1.3983	-0.4018	-1.6254	-0.7526
첨도	52.254	26.769	8.8076	32.239	17.048
Jarque-Bera	329558.8	76519.5	4591.74	115620.0	26666.3
(Probability)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)

[그림 1]은 ETF의 가격 추이를 나타낸 것으로 추적지수에 따라 움직임의 차이가 있는 가운데 UCO를 제외하고 상승추세를 보이고, 시기적으로 동조화되는 기간도 발견할 수 있다. 그리고 COVID-19가 확산된 2020년 3월에 하락한 이후 다시 상승하는 모습을 공통적으로 볼 수 있지만 VNQ와 GII는 상대적으로 큰 하락현상이 관찰되었다.



위 그림은 2011년 1월 2일부터 2023년 9월 30일까지 UCO(원유), VNQ(부동산), ICLN(친환경에너지), GII(인프라), VOO(주가지수)의 가격추이를 나타낸 것임.

[그림 1] ETF의 가격추이

2. 분석결과

<표 3>은 ETF의 변동성을 AR(1)-GARCH(1,1)모형으로 추정한 다음 Time-Varying Parameter VAR(Vector Autoregressive) 모형에 기초해 변동성 전이를 추정한 결과이다. 5개 ETF의 총 연계성이 36.8%라는 점에서 ETF 간에 전달되는 변동성 전이효과는 중간 수준인 것으로 확인되었다. 개별 ETF 관점에서 보면, VNQ(부동산 ETF)에 대한 GII(인프라 ETF)의 변동성 기여는 58.6%로 상당히 높게 추정되었는데, GII는 나머지 ETF에 대해서도 변동성 유출이 큰 것으로 나타났다. 즉, 주식·원유·부동산·친환경 에너지 시장의 변동성이 인프라 시장의 변동성에 미치는 영향은 반대의 경우보다 매우 낮았다. GII의 경우 선진국 주식시장에 상장된 인프라 관련 기업의 영업성과에 의해 가치가 결정되기 때문에 밀접하게 연관되어 있는 에너지·부동산·유틸리티 분야의 변동성에도 영향을 미칠 수 있다는 점이 반영된 것으로 보인다. 그리고 VNQ 및 ICLN(친환경 에너지 ETF)은 VOO(주식시장 ETF)와 연계성은 낮지만 5%에 근접하게 추정되었다.

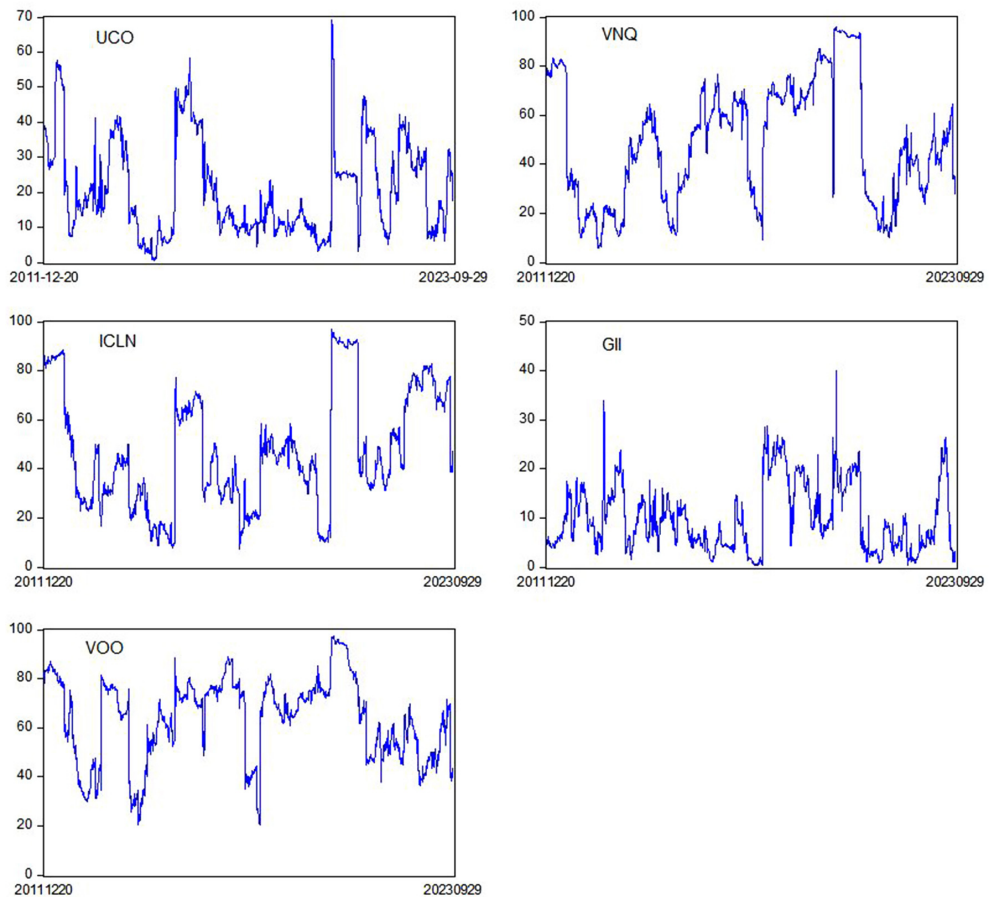
<표 3> 변동성 전이지수 추정결과

UCO(원유), VNQ(부동산), ICLN(친환경에너지), GII(인프라), VOO(주가지수)에 대한 변동성 전이행태를 추정한 결과임.

	UCO	VNQ	ICLN	GI	VOO	From
UCO	-	0.0	0.8	16.9	1.0	18.8
VNQ	0.1	-	1.3	58.6	4.7	64.6
ICLN	0.0	0.1	-	37.0	2.7	39.9
GI	0.2	0.0	0.2	-	3.0	3.4
VOO	0.2	4.1	4.9	48.3	-	57.4
To	0.5	4.3	7.2	160.8	11.4	184.2
NET	-18.3	-60.3	-32.7	157.4	-45.2	36.8

마지막으로 순방향 연계성 추정결과에 따르면, VNQ가 가장 큰 영향을 받는 ETF이고, 나머지 VOO, ICLN, UCO, GII의 순서대로 변동성을 전달받는 정도가 높았다. 이러한 결과는 순방향 연계성의 주요 충격이 GII의 변동성에서 비롯되고, 포트폴리오의 투자대상으로 대체투자 자산이 적절할 수 있다는 것을 시사한다. 즉, 포트폴리오를 구성할 때 잠재적인 분산효과를 제공한다고 해석할 수 있는데, 대체자산과 주식 간 정보흐름 특성이 최적 자산배분에 긍정적으로 작용할 수 있기 때문이다.

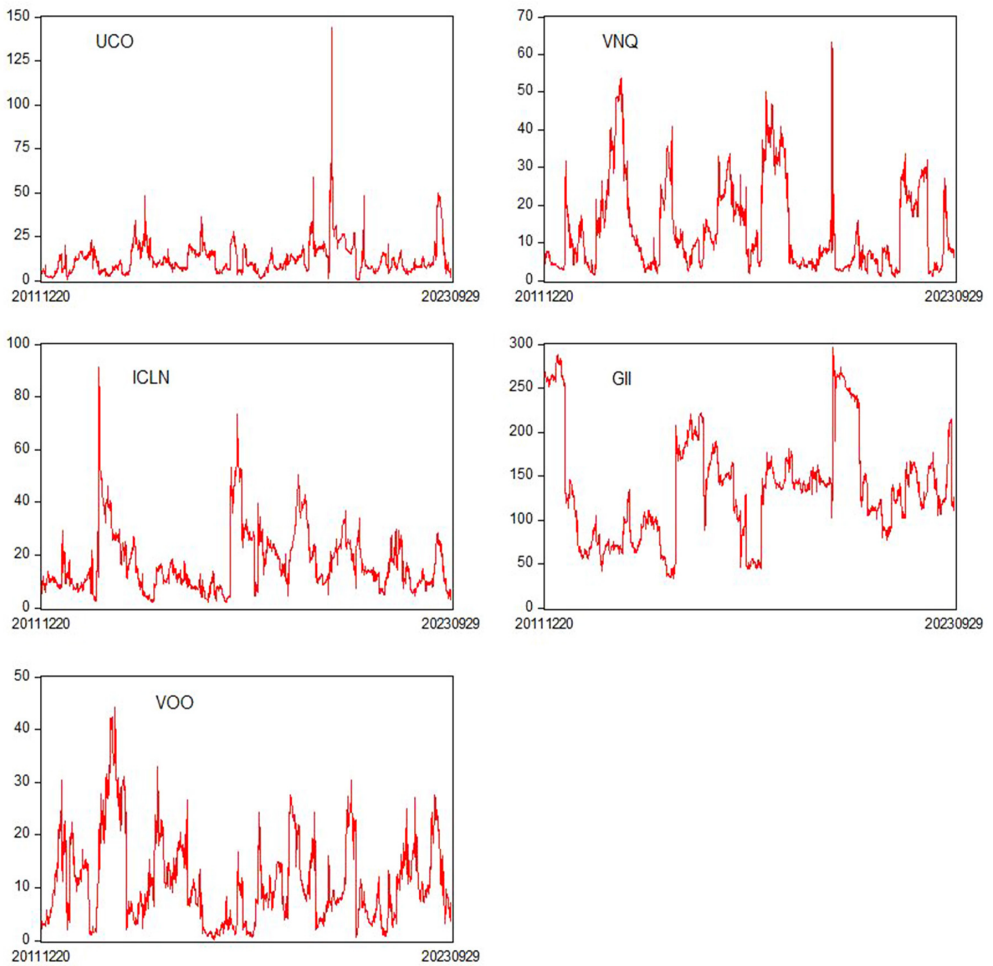
[그림 2]와 [그림 3]은 각각 유입 연계성과 유출 연계성을 나타낸 것이다. 유출 연계성은 특정 지수가 다른 지수들에 미치는 변동성 영향이고, 유입 연계성은 다른 지수들이 특정



위 그림은 2011년 1월 2일부터 2023년 9월 30일까지 UCO(원유), VNQ(부동산), ICLN(친환경에너지), GII(인프라), VOO(주가지수)의 유입(From) 전이효과를 나타낸 것임.

[그림 2] 유입(From) 연계성 추이

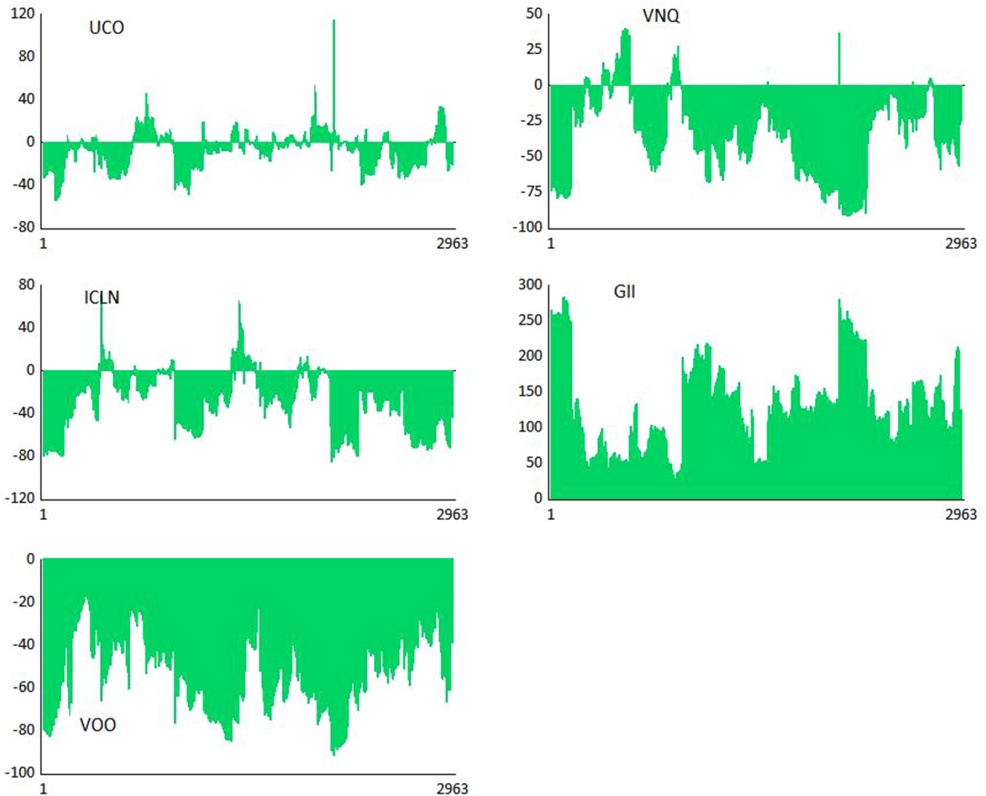
지수에 미치는 변동성 영향을 측정하는 것이다. 두 그림을 보면, 불규칙적으로 상승과 하락을 반복하는 움직임이 관찰되는데, ETF 종류별로 상승은 일시적이지만 하락은 상대적으로 점진적이거나 급격하게 상승한 이후 급락하는 차이점을 보였다. 특히 코로나 바이러스 충격으로 인해 급격하게 상승했던 변동성 전이 강도가 하락하는 과정에 있어서 서로 다른 움직임이 관찰되었다. 특히 UCO, VNQ, GII의 경우 코로나 확산 초기국면에서 비교적 탄력적인 반응을 보였다. 그리고 표본기간 후기의 경우 유출 연계성은 ICLN, GII가 변동하고, 유입 연계성은 VNQ, VOO가 변동하는 특성도 발견되었다.



위 그림은 2011년 1월 2일부터 2023년 9월 30일까지 UCO(원유), VNQ(부동산), ICLN(친환경에너지), GII(인프라), VOO(주가지수)의 유출(To) 전이효과를 나타낸 것임.

[그림 3] 유출(To) 연계성 추이

[그림 4]는 유출 연계성에서 유입 연계성을 차감해서 계산한 순방향 연계성 추이를 나타낸 것인데, 표본기간 동안 GII는 순유출 연계성, VOO는 순유입 연계성이 지배적인 ETF로 나타났고, 다른 ETF의 경우 유입과 유출이 함께 관찰되었지만 대체로 유입 연계성이 강했다. 특히 GII의 변동성 유출 강도가 약해지면 UCO, VNQ, ICLN의 유출 강도가 단기간 상승하는 현상이 관찰되었다. 이러한 실증적 결과는 대체투자 시장의 변동성 전이효과가 시간에 따라 변하고, 인프라 시장을 제외하고는 금융시장의 변동성에 덜 민감하게 반응한다는 점에서 대체자산 ETF를 활용한 위험회피 및 분산투자의 가능성을 제시한 것으로 평가할 수 있다. 또한 대체자산이 편입된 포트폴리오 운용과정에서 지속적인 리밸런싱의 필요성도 시사하고 있다.



위 그림은 2011년 1월 2일부터 2023년 9월 30일까지 UCO(원유), VNQ(부동산), ICLN(친환경에너지), GII(인프라), VOO(주가지수)의 순방향 전이를 나타낸 것임.

[그림 4] 순방향 연계성 추이

다음으로 포트폴리오 투자와 위험관리의 유용성 검증에 필요한 최적 헤지 비율을 파악하기

위해 헤지 비율 및 포트폴리오 가중치 계산에 필요한 공분산을 DCC-Copula GARCH 모형으로 추정하였으며, <표 4>는 DCC-Copula GARCH 모형의 추정결과이다.

<표 4> DCC Copula GARCH 모형의 추정결과

UCO(원유), VNQ(부동산), ICLN(친환경에너지), GII(인프라), VOO(주가지수)에 대한 DCC Copula GARCH 모형의 추정결과이며, α 와 β 는 비조건부 상관계수 행렬을 결정하는 모수, ν 는 형태모수, $\bar{\rho}$ 는 상관계수의 평균, 괄호는 t값을 의미함.

	UCO/VNQ	UCO/ICLN	UCO/GII	UCO/VOO
α	0.0303(4.632)	0.0198(4.417)	0.0275(4.036)	0.0365(4.083)
β	0.9519(79.34)	0.9716(136.6)	0.9424(54.52)	0.9427(52.99)
ν	19.972(3.319)	17.672(2.908)	13.415(4.087)	14.183(3.869)
$\bar{\rho}$	0.218	0.289	0.360	0.333
	VNQ/UCO	VNQ/ICLN	VNQ/GII	VNQ/VOO
α	0.0303(4.632)	0.0436(6.144)	0.0375(5.002)	0.0464(5.199)
β	0.9519(79.34)	0.9401(85.89)	0.9407(69.41)	0.9391(70.32)
ν	19.972(3.319)	12.223(4.676)	12.730(4.903)	11.214(5.644)
$\bar{\rho}$	0.218	0.436	0.604	0.605
	ICLN/UCO	ICLN/VNQ	ICLN/GII	ICLN/VOO
α	0.0198(4.417)	0.0436(6.144)	0.0344(5.025)	0.0466(5.078)
β	0.9716(136.6)	0.9401(85.89)	0.9452(73.83)	0.9239(53.46)
ν	17.672(2.908)	12.223(4.676)	8.4326(6.063)	7.7717(7.025)
$\bar{\rho}$	0.289	0.436	0.587	0.649
	GII/UCO	GII/VNQ	GII/ICLN	GII/VOO
α	0.0275(4.036)	0.0375(5.002)	0.0344(5.025)	0.0449(6.584)
β	0.9424(54.52)	0.9407(69.41)	0.9452(73.83)	0.9207(72.51)
ν	13.415(4.087)	12.730(4.903)	8.4326(6.063)	10.091(5.459)
$\bar{\rho}$	0.360	0.604	0.587	0.712
	VOO/UCO	VOO/VNQ	VOO/ICLN	VOO/GII
α	0.0365(4.083)	0.0464(5.199)	0.0466(5.078)	0.0449(6.584)
β	0.9427(52.99)	0.9391(70.32)	0.9239(53.46)	0.9207(72.51)
ν	14.183(3.869)	11.214(5.644)	7.7717(7.025)	10.091(5.459)
$\bar{\rho}$	0.333	0.605	0.649	0.712

결합 분포의 적절성과 관련된 모수인 α 와 β 는 5% 수준에서 모두 유의하게 추정되어, 모형의 적합성을 판단할 수 있었다. 또한 $\alpha+\beta$ 의 값은 대부분의 조합에서 1에 근접하기 때문에 높은 지속성을 확인할 수 있는데, 지속성이 높다는 것은 시장충격으로 상관관계가 장기평균 수준에서 벗어날 수 있음을 의미한다. 다만 새로운 정보가 유입되면 상관관계의 변동성은 일단 증가하지만 평균으로 수렴하게 된다. <표 4>에서 꼬리 의존성의 존재여부는

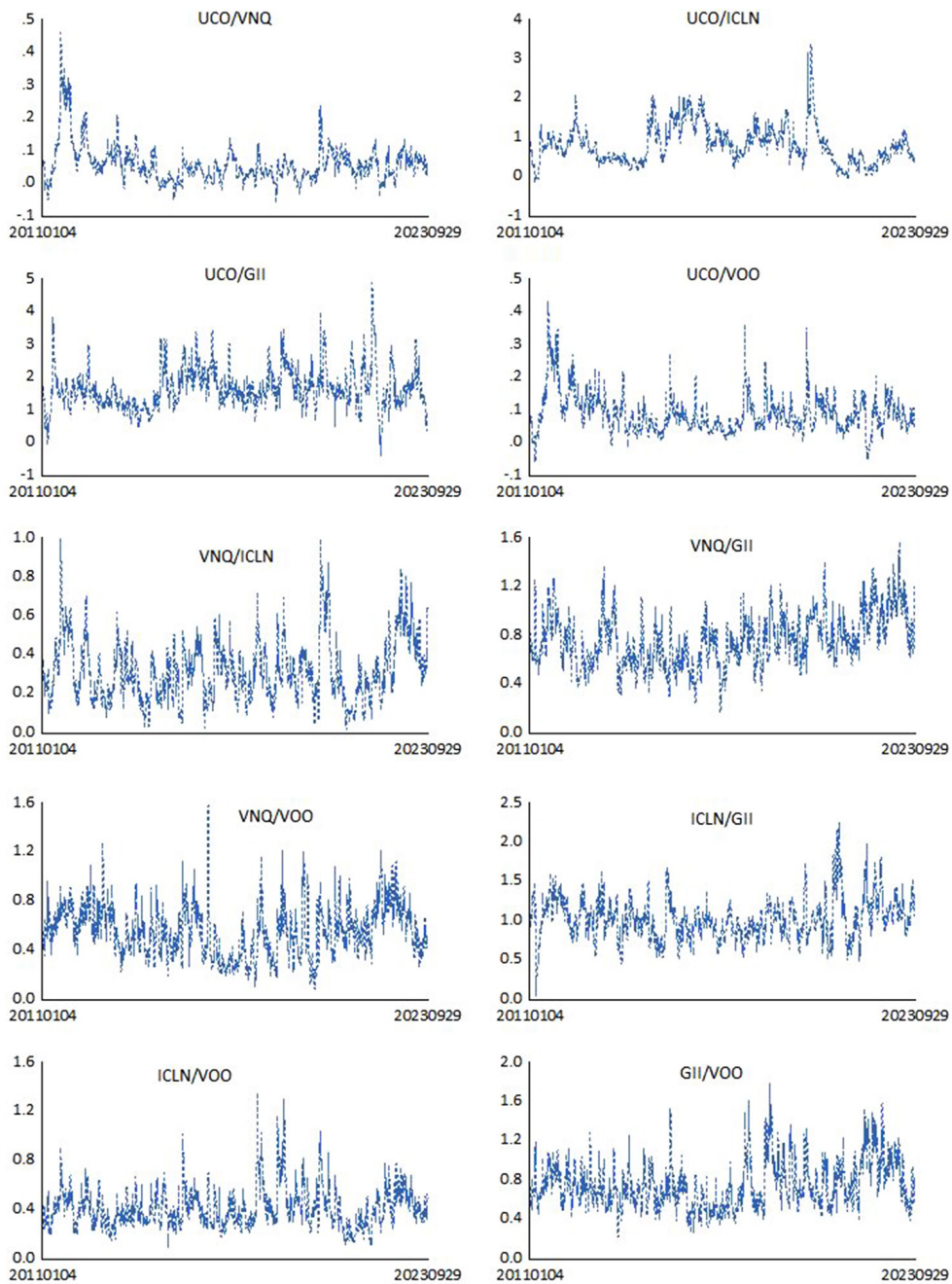
형태모수(ν)를 통해 알 수 있다. 두 시장 간의 꼬리 의존성은 전이현상의 실질적 규모를 의미하며, 주식시장을 포함해 대체투자 시장이 동일한 수준에 연계되어 있음을 시사한다. 한편 DCC-Copula GARCH 모델을 통해 추정된 시간가변 상관계수들의 평균값($\bar{\rho}$)을 비교해보면, 높고 낮음의 차이가 있지만 모두 양(+)의 값을 보이고 있기 때문에 분산효과의 실효성에 의문을 제기할 수 있다. 하지만 상관계수는 시간에 따라 변하며, 음(-)의 상관관계가 발생하는 시기도 존재한다는 점에서 포트폴리오 효과의 가능성은 존재한다고 평가할 수 있다. 또한 주식과 대체투자 자산들로 포트폴리오를 구성할 때, 잠재적 위험분산 효과는 투자기간에 따라 상당히 달라질 수 있을 것이다. <표 5>와 <표 6>은 각각 ETF 간의 헤지 비율 및 최적 포트폴리오 투자 비중을 추정한 결과이다. 이러한 계산과정을 통해 최적의 포트폴리오를 구성하기 위한 특정 ETF의 매수 또는 매도여부와 함께 효율성(hedge effectiveness) 관점에서 구성 비율도 파악할 수 있다. 즉, 주식 또는 대체자산으로 구성된 포트폴리오의 위험을 최적으로 헤지하는데 적합한 자산을 선별할 수 있고, 또한 자산의 유형별로 가중치를 계산하는 것이다. 우선 헤지비율의 추정결과를 보면, UCO에 대한 1달러

<표 5> 동적 헤지비율과 헤지 효율성

	HR Mean	Std.Dev.	5%	95%	Hedeg Ratio HE	p-value
UCO/VNQ	0.62	0.55	-0.25	1.54	0.06	0.00
UCO/ICLN	0.78	0.48	0.14	1.69	0.12	0.00
UCO/GII	1.61	0.61	0.75	2.80	0.13	0.00
UCO/VOO	1.50	0.80	0.30	2.89	0.13	0.00
VNQ/UCO	0.05	0.06	-0.01	0.16	0.12	0.06
VNQ/ICLN	0.31	0.16	0.10	0.61	0.43	0.00
VNQ/GII	0.75	0.21	0.43	1.13	0.57	0.00
VNQ/VOO	0.74	0.23	0.38	1.15	0.58	0.00
ICLN/UCO	0.12	0.08	0.02	0.26	0.13	0.00
ICLN/VNQ	0.63	0.24	0.27	1.05	0.32	0.00
ICLN/GII	1.01	0.26	0.62	1.45	0.41	0.00
ICLN/VOO	1.13	0.31	0.68	1.66	0.48	0.00
GII/UCO	0.09	0.04	0.04	0.16	0.18	0.00
GII/VNQ	0.53	0.13	0.34	0.74	0.57	0.00
GII/ICLN	0.35	0.11	0.17	0.54	0.54	0.00
GII/VOO	0.72	0.18	0.46	1.04	0.65	0.00
VOO/UCO	0.08	0.06	0.01	0.20	0.18	0.00
VOO/VNQ	0.55	0.20	0.23	0.88	0.60	0.00
VOO/ICLN	0.40	0.16	0.20	0.69	0.57	0.00
VOO/GII	0.74	0.24	0.42	1.20	0.65	0.00

매수 포지션에서 발생하는 위험을 VNQ에 대한 0.62달러 매도 포지션으로 헤지할 수 있고, 반대로 VNQ에 대한 1달러 매수 포지션을 헤지하기 위해서는 UCO에 대해 0.05달러 매도 포지션을 유지해야 하는 것으로 나타났다. 즉, 2개의 ETF(UCO, VNQ) 중에서 VNQ로 헤지할 때, 비용이 크다는 것을 의미한다. 특히 다른 포트폴리오에 비해 UNO와 VNQ의 낮은 상관관계를 고려하면, 원유가격이 상승할 경우 경제활동의 위축으로 부동산 시장에 부정적 영향을 미친다는 점이 반영된 것으로 추정된다. 그리고 VOO에 대한 1달러 매수 포지션에서 발생하는 위험을 헤지하기 위해 가장 작은 비용이 발생하는 ETF는 UCO로 확인되었는데, 이러한 결과는 다른 대체자산들 보다 낮은 상관관계에 기인하는 것으로 보인다. 특히 UCO를 이용해 매수 포지션 위험을 헤지하는 경우 가장 작은 비용을 부담하는 것으로 나타났다. ETF 유형별 헤지 효율성의 경우 6%부터 65%까지 위험감소가 실현될 수 있는데, 65%에 해당하는 조합은 주식 ETF가 포함되는 상황이다. 구체적으로 보면, UCO 투자에 따른 위험관리 효과는 VOO가 높은 것으로 나타났고, 나머지 VNQ, ICLN, GII에 대해서도 동일한 결과를 보였는데, VOO 투자에 대해서는 인프라 ETF인 GII가 헤지 효율성이 높은 것으로 확인되었다. [그림 5]는 2개의 ETF를 조합했을 때, 최적 헤지비율이 5%와 95%의 표준편차에서 시간에 따라 변하고 있음을 보여주고 있는데, 대부분 헤지비율이 0보다 크고, 코로나 확산국면에서 최적 헤지비율이 증가하는 모습이 관찰되었다. 이처럼 최적 헤지비율의 시간가변적 특성은 포트폴리오 최적화를 위한 투자자의 전략이 역동적이어야 함을 시사하고, 대체투자 자산들을 활용한 위험관리의 필요성을 제시한다.

시간가변적인 헤지비율과 함께 최적 포트폴리오 구성을 위한 자산의 투자비율은 전략수립에 매우 중요한 정보이다. DCC-Copula GARCH 모형에 기초한 ETF 간의 포트폴리오 자산 비중은 <표 6>과 같다. 예를 들면, 부동산 ETF인 VNQ와 친환경 에너지 ETF인 ICLN으로 최적 포트폴리오를 구성할 때, 각각의 투자비중은 77%와 23%로 나타났다. UCO의 경우 투자 비중을 매우 낮게 설정할 때 통계적으로 유의하면서 위험회피 효과가 상당히 높게 나타났지만 의미있는 포트폴리오 전략으로 평가하기 어려웠는데, 나머지 ETF에서도 비슷한 현상이 관찰되었다. 대체자산 중에는 VNQ와 ICLN으로 최적 포트폴리오를 구성하는 경우에 10% 수준에서 통계적으로 유의하였고, 주식 ETF를 고려했을 때에는 GII와 VOO를 50%씩 투자할 때 통계적으로 유의한 것으로 확인되었다. 즉, 최적 포트폴리오 관점에서 대체자산만을 이용한다면 부동산 ETF와 친환경 에너지 ETF의 결합이 적절하고, 주식 보유에 따른 위험회피 목적이라면 인프라 ETF가 이상적임을 의미한다. 따라서 <표 5>와 <표 6>의 결과를 종합하면, 주식에 대한 헤지대상 자산으로 원유를 결합할 때 위험관리 비용이 상대적으로 낮지만 위험회피 효과는 다른 대체투자 자산에 비해 작을 가능성이 있을 것이다. 다만 최적 포트폴리오 관점에서는 인프라 유형의 자산과 주식의 투자비중을 동일하게 유지할 때 헤지 효율성이 높다는 점을 고려해야 한다.

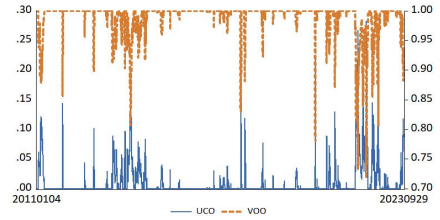
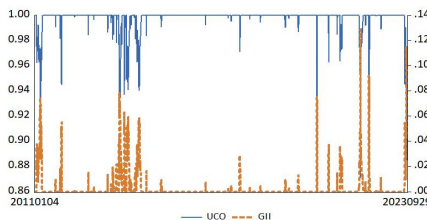
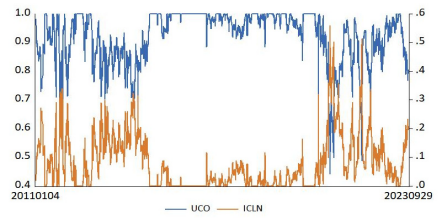
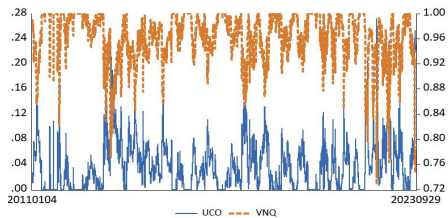


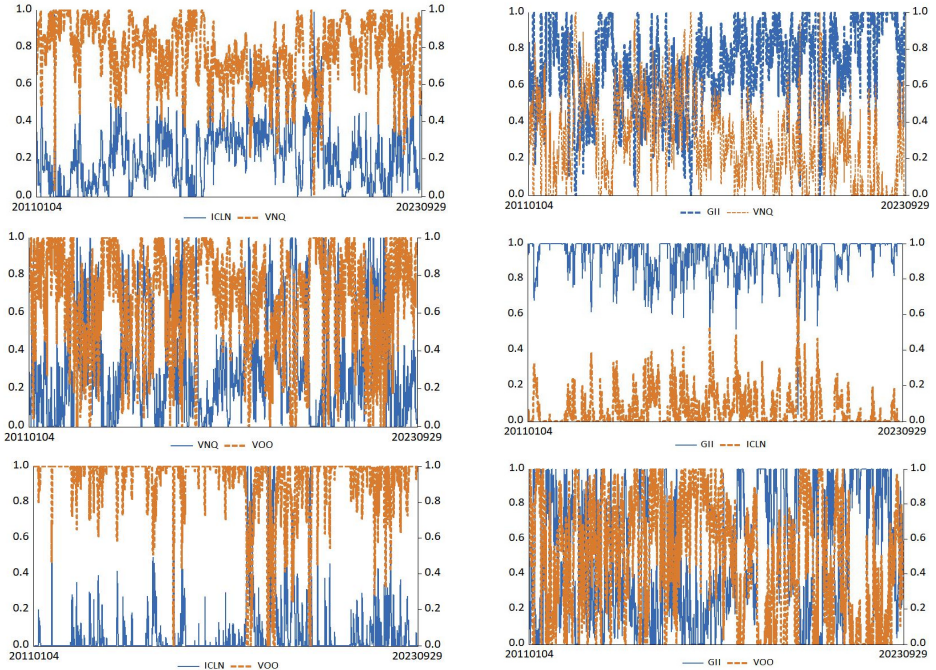
위 그림은 2011년 1월 2일부터 2023년 9월 30일까지 UCO(원유), VNQ(부동산), ICLN(친환경에너지), GII(인프라), VOO(주가지수)를 조합해 추정한 시간가변 헤지비율을 나타낸 것임.

[그림 5] 시간가변 헤지비율

<표 6> 동적 포트폴리오 구성비율

	Mean	Std.Dev.	5%	95%	Portfolio Weight	HE	p-value
UCO/VNQ	0.04	0.04	0.00	0.12	0.92		0.00
UCO/ICLN	0.08	0.09	0.00	0.26	0.87		0.00
UCO/GII	0.00	0.01	0.00	0.02	0.94		0.00
UCO/VOO	0.01	0.03	0.00	0.07	0.94		0.00
VNQ/UCO	0.96	0.04	0.88	1.00	0.00		0.90
VNQ/ICLN	0.77	0.17	0.46	1.00	0.06		0.07
VNQ/GII	0.30	0.23	0.00	0.70	0.28		0.00
VNQ/VOO	0.32	0.27	0.00	0.85	0.27		0.00
ICLN/UCO	0.92	0.09	0.74	1.00	0.05		0.16
ICLN/VNQ	0.23	0.17	0.00	0.54	0.46		0.00
ICLN/GII	0.06	0.10	0.00	0.26	0.58		0.00
ICLN/VOO	0.07	0.17	0.00	0.42	0.56		0.00
GII/UCO	1.00	0.01	0.98	1.00	0.00		0.99
GII/VNQ	0.70	0.23	0.30	1.00	0.02		0.60
GII/ICLN	0.94	0.10	0.74	1.00	0.00		0.94
GII/VOO	0.50	0.34	0.00	1.00	0.13		0.00
VOO/UCO	0.99	0.03	0.93	1.00	0.00		0.98
VOO/VNQ	0.68	0.27	0.15	1.00	0.00		0.89
VOO/ICLN	0.93	0.17	0.58	1.00	-0.05		0.17
VOO/GII	0.50	0.34	0.00	1.00	0.13		0.00





위 그림은 UCO(원유), VNQ(부동산), ICLN(친환경에너지), GII(인프라), VOO(주가지수)를 조합해 구성된 포트폴리오 가중치를 나타낸 것이며, 왼쪽 축은 실선이고 오른쪽 축은 점선을 의미함.

[그림 6] 포트폴리오 가중치

IV. 요약 및 결론

국제 금융시장의 불확실성이 높아지면서 포트폴리오 구성자산의 다변화를 통한 위험관리 전략의 중요성이 강조되는 가운데, 포트폴리오 다각화 차원에서 대체자산의 활용방안이 주목받고 있다. 대체자산으로 분류되는 원유, 부동산, 재생에너지 등은 2010년 이후 극심한 가격 변동성을 보였다. 대체자산은 경제성장의 필수요소이면서도 포트폴리오를 구성할 때 투자 대안으로 활용된다는 점에서 매우 중요하다.

본 연구에서는 ETF를 이용해 광범위한 대체자산 계층 간의 시간 가변적 변동성 전이효과에 초점을 두고 최적의 헤지비율과 포트폴리오 가중치를 추정하였다. 첫 번째 단계에서는 Time-Varying Parameter VAR 모형을 이용해 ETF 간의 동적 연결성을 파악한 다음 변동성 전이효과를 분석하였고, 두 번째 단계에서는 DCC-Copula GARCH 모형으로 추정된 ETF 간의 시간가변 조건부 상관관계를 이용해 최적 헤지비율과 포트폴리오 가중치를 계산하였다. 본 연구의 분석대상은 2011년 1월 2일부터 2023년 9월 30일까지, 미국 주식시장에서 거래되고

있는 5개의 ETF이며, 각 분야(원유, 부동산, 인프라, 친환경 에너지, 주식)의 ETF 중에서 자산규모 및 거래량을 고려해 선정하였다. 본 연구에서 제시하는 표본기간동안의 실증분석 결과는 다음과 같다. 첫째, ETF 간의 변동성 전이가 비교적 중간 수준으로 발생하는 가운데, 인프라 시장은 원유·부동산·친환경 에너지·주식의 변동성에 가장 큰 기여를 한 것으로 나타났고, 인프라 시장은 순유출, 주식시장은 순유입이 지배적이었다. 둘째, 동적 헤지비용의 추정결과에 따르면 원유·부동산·주식 ETF는 인프라 ETF를 이용할 때, 헤지비용이 가장 컸으며 친환경 에너지·인프라 ETF의 경우 주식 ETF가 높은 헤지비용을 유발시키는 것으로 나타났다. 그리고 위험회피 효과 측면에서 원유 ETF의 경우 주식 ETF, 주식 ETF에 대해서는 인프라 ETF가 유용하였다. 즉, 원유와 주식 간에는 동적 관계가 존재하기 때문에 위험감소를 위한 목적으로 포트폴리오를 구성할 경우 긍정적 결과를 기대할 수 있음을 의미한다. 이러한 결과는 원유가격의 상승이 경기침체를 유발할 수 있지만 경제성장을 위한 수요증가에 기인할 경우 주가상승으로 이어질 수 있다는 점이 반영된 것으로 짐작된다. 셋째, 동적 헤지전략이 포트폴리오 가중치 전략보다 효율성이 높게 나타났는데, 포트폴리오 가중치 전략에 따르면 원유 ETF와 주식 ETF를 각각 50%의 투자 비중으로 포트폴리오를 구성하는 경우에만 유의한 것으로 확인되었다.

이러한 연구결과가 시사하는 경제적 의미를 제시하면, 첫째 대체자산 ETF 변동성 간의 연결관계는 시간에 따라 변하기 때문에 포트폴리오 관리자는 가격에 대해 면밀하게 모니터링 할 필요가 있고, 둘째 대체자산 시장의 금융화와 글로벌 통합이 헤지효과 및 헤지비용에 미치는 영향이 더욱 커질 것으로 전망된다는 점에서 대체자산의 변동성 유출 및 유입의 강도라는 상호작용을 고려해 위험회피 전략을 추진해야 한다는 것이다. 다만 본 연구에서는 전체 기간에 대한 결과만 제시하고 있기 때문에 자산별로 가격이 크게 변하는 시점을 기준으로 기간을 분리해서 포트폴리오 구성의 특성을 파악하려는 분석이 추가적으로 진행되어야 할 것이다.

참 고 문 헌

- 윤병조 (2019), “국제 상품선물 시장과 한국 주식시장 간의 꼬리 의존성(tail dependence)에 관한 연구,” *국제경영리뷰*, 23(2), 19-39.
- 윤병조 (2023), “시간가변 전이효과를 고려한 글로벌 대체투자 자산들의 변동성 파급경로에 관한 연구,” *글로벌경영학회지*, 20(2), 91-106.
- Ahmad, W. (2017), “On the Dynamic Dependence and Investment Performance of Crude Oil and Clean Energy Stocks,” *Research in International Business and Finance*, 42, 376-389.
- Ahmad, W., P. Sadorsky, and A. Sharma (2018), “Optimal Hedge Ratios for Clean Energy Equities,” *Economic Modelling*, 72, 278-295.
- Akhtaruzzaman, M., S. Boubaker, B. M. Lucey, and A. Sensoy (2021), “Is Gold a Hedge or a Safe-haven Asset in the COVID-19 Crisis?,” *Economic Modelling*, 102, Article 105588.
- Akhtaruzzaman, M., S. Boubaker, and A. Sensoy (2021), “Financial Contagion during COVID-19 Crisis,” *Finance Research Letters*, 38, Article 101604.
- Akhtaruzzaman, M., S. Boubaker, and Z. Umar (2021), “COVID-19 Media Coverage and ESG Leader Indices,” *Finance Research Letters*, 102170.
- Antonakakis, N., J. Cuñado, G. Filis, D. Gabauer, and F. Perez de Gracia (2020), “Oil and Asset Classes Implied Volatilities: Investment Strategies and Hedging Effectiveness,” *Energy Economics*, 91(104762), 1-11.
- Antonakakis, N., I. Chatziantoniou, and D. Gabauer (2020), “Refined Measures of Dynamic Connectedness based on Time-varying Parameter Vector Autoregression,” *Journal of Risk and Financial Management*, 13, 84.
- Balcilar, M., S. Hammoudeh, and E. A. Toparli (2018), “On the Risk Spillover Across the Oil Market, Stock Market, and the Oil Related CDS Sector: A Volatility Impulse Response Approach,” *Energy Economics*, 74, 813-827.
- Balcilar, M. and F. V. Bekun (2020), “Do Oil Prices and Exchange Rates Account for Agricultural Commodity Market Spillovers? Evidence From the Diebold and Yilmaz Index,” *Agrekon*, 59(3), 366-385.
- Balcilar, M., Z. A. Ozdemir, and H. Ozdemir (2021), “Dynamic Return and Volatility Spillovers among S&P 500, Crude Oil, and Gold,” *International Journal of Finance & Economics*, 26(1), 153-170.

- Caloia, F. G., A. Cipollini, and S. Muzzioli (2018), "Asymmetric Semi-Volatility Spillover effects in EMU Stock Markets," *International Review of Financial Analysis*, 57, 221-230.
- Cronin, D. (2014), "The Interaction Between Money and Asset Markets: A Spillover Index Approach," *Journal of Macroeconomics*, 39, 185-202.
- Diebold, F. X. and K. Yilmaz (2012), "Better to give than to receive: predictive directional measurement of volatility spillovers," *International Journal of Forecasting*, 28, 57-66.
- Duncan, A. S. and A. Kabundi (2013), "Domestic and Foreign Sources of Volatility Spillover to South African Asset Classes," *Economic Modelling*, 31, 566-573.
- Dutta, A. (2019), "Impact of Silver Price Uncertainty on Solar Energy Firms," *Journal of Cleaner Production*, 225, 1044-1051.
- Dutta, A., E. Bouri, T. Saeed, and X. V. Vo (2020), "Impact of Energy Sector Volatility on Clean Energy Assets," *Energy*, 212(118657), 1-11.
- Dutta, A., E. Bouri, D. Das, and D. Roubaud (2020), "Assessment and Optimization of Clean Energy Equity Risks and Commodity Price Volatility Indexes: Implications for Sustainability," *Journal of Cleaner Production*, 243(118669), 1-9.
- Ederington, L. H. (1979), "The Hedging Performance of the New Futures Markets," *Journal of Finance*, 34(1), 157-170.
- Engle, R. (2002), "Dynamic Conditional Correlation: A Simple Class of Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Models," *Journal of Business & Economic Statistics*, 20(3), 339-350.
- Fuentes, F. and R. Herrera (2020), "Dynamics of Connectedness in Clean Energy Stocks," *Energies*, 13(4), 37052-37059.
- Henriques, I. and P. Sadorsky (2008), "Oil Prices and the Stock Prices of Alternative Energy Companies," *Energy Economics*, 30, 998-1010.
- Kumar, S., S. Managi, and A. Matsuda (2012), "Stock Prices of Clean Energy Firms, Oil and Carbon Markets: A Vector Autoregressive Analysis," *Energy Economics*, 34, 215-226.
- Kumar, M (2013), "Returns and Volatility Spillover Between Stock Prices and Exchange Rates: Empirical Evidence From IBSA Countries," *International Journal of Emerging Markets*, 8(2), 108-128.
- Managi, S. and T. Okimoto (2013), "Does the Price of Oil Interact with Clean Energy Prices in the Stock Market?," *Japan And The World Economy*, 27, 1-9.

- Nikkinen, J. and T. Rothovius (2019), “Energy Sector Uncertainty Decomposition: New Approach based on Implied Volatilities,” *Applied Energy*, 248, 141-148.
- Sadorsky, P. (2012), “Correlation and Volatility Spillovers Between Oil Price and the Stock Prices of Clean Energy and Technology Companies,” *Energy Economics*, 34, 248-255.
- Saeed, T., E. Bouri, and D. K. Tran (2020), “Hedging Strategies of Green Assets Against Dirty Energy Assets,” *Energies*, 13(12), 3141, 2-17.

Abstract

A Study on the Dynamic Connectedness and Portfolio Optimization of Global Alternative Investment Assets Using ETFs*

*Byung Jo Yoon***

This paper investigated dynamic connectedness based on volatility spillover for five ETFs (crude oil, real estate, infrastructure, eco-friendly energy, and stocks), and estimated the optimal hedge ratio and portfolio weight using daily data for the period from January 2, 2011 to September 30, 2023.

The results of empirical analysis during the sample period are as follows. First, the total connectedness between ETFs analyzed was estimated to be 36.8%, which is a relatively intermediate level, and the infrastructure market contributed the most to the volatility of crude oil, real estate, clean energy, and stock markets. In addition, net outflow was dominant in the infrastructure market, and net inflow was dominant in the stock market. Second, hedge costs were the highest when using infrastructure ETFs for crude oil, real estate, and stock ETF, and stock ETF cause high hedge costs. In addition, stock ETF were suitable for crude oil ETFs and infrastructure ETFs for stock ETFs to increase the portfolio diversification effect based on dynamic connectedness. Third, the dynamic hedging strategy was estimated to be more efficient than the portfolio weighting strategy, and according to the portfolio weighting strategy, statistically significant results were obtained only when the crude oil ETF and stock ETF were organized with 50% investment weight, respectively.

Key words: Alternative Investment, Time-Varying Parameter VAR, Volatility Spillover, Hedging Effectiveness, ETF

* This paper was supported by Konkuk University in 2022.

** Professor, College of Business Administration, Konkuk University, +82-2-2049-6040,

E-mail: ybj77@konkuk.ac.kr