

LSTM 기반 경제정책 불확실성 지수의 자산 가격 예측 성과: 전통자산과 디지털자산 비교

김 선 응

국민대학교 비즈니스IT전문대학원 교수

Prediction Performance of LSTM-based Economic Policy Uncertainty Index on Asset Prices: Traditional Asset vs Digital Asset

Sun Woong Kim

Professor, Graduate School of Business IT, Kookmin University, Seoul 02707, Korea

[요 약]

시장에 경제적 충격이 가해지면 투자자들은 위험에 대한 프리미엄을 기대하기 때문에 자산 가격이 하락하게 된다. 본 연구는 시장에 대한 충격 변수로 경제정책 불확실성 지수를 제안하고, 전통적 자산시장과 디지털 자산시장에 미치는 영향의 정도를 분석하였다. 경제정책 불확실성 지수와 LSTM 모델을 결합하여 자산 가격을 예측하고 성과를 비교 분석하였다. 실증분석 결과는 다음과 같다. 첫째, 주가와 비트코인 가격은 경제정책 불확실성 지수와 유의적인 음의 상관관계를 보였다. 둘째, 경제정책 불확실성은 코스피 주가지수의 변동에 유의적인 그랜저 인과관계를 보여주고 있다. 셋째, 비트코인 가격은 경제정책 불확실성이 미치는 충격에 민감하게 반응하였다. 넷째, 전통적 자산과 비교하여 디지털자산 가격에 대한 LSTM 모형의 예측 성과는 현저히 낮게 나타났다.

[Abstract]

When an economic shock is applied to the market, asset prices fall because investors expect a premium for risk. This study proposed the economic policy uncertainty index as a shock variable in the market and analyzed the degree of impact on the traditional asset market and the digital asset market. The economic policy uncertainty index and the LSTM model were combined to predict asset prices and compare the performance. The empirical results are as follows. First, stock prices and Bitcoin price showed a significant negative correlation with the economic policy uncertainty index. Second, the economic policy uncertainty showed a significant Granger causal relationship with the KOSPI stock index. Third, Bitcoin prices reacted sensitively to the impact of the economic policy uncertainty shock. Fourth, compared to traditional assets, the prediction performance of the LSTM model for digital asset prices was significantly lower.

색인어 : 경제정책 불확실성 지수, 디지털자산, 그랜저 인과관계, 과잉반응, LSTM 모형

Keyword : Economic policy uncertainty index, Digital asset, Granger causality, Overreaction, LSTM model

<http://dx.doi.org/10.9728/dcs.2022.23.6.1105>



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Received 11 May 2022; Revised 30 May 2022

Accepted 22 June 2022

*Corresponding Author; Sun Woong Kim

Tel: +82-2-910-5471

E-mail: swkim@kookmin.ac.kr

I. 서론

경제 불확실성(economic uncertainty)의 증가는 기업 투자를 비롯한 경제 전반에 부정적인 영향을 미치기 때문에 투자자들은 위험(risk)을 크게 느끼기 시작한다. 투자에 따른 위험이 커질수록 투자자들이 더 높은 투자수익률을 요구하기 때문에 자본시장의 가격 결정이론에서는 주가의 하락을 기대한다. 주가가 하락하여 매수 가격이 낮아지면 기대수익률(expected return)이 상승하면서 위험-수익 상충관계(risk-return trade-off)를 만족시키게 된다. 1997년 IMF 사태, 2008년 글로벌 금융위기나 2020년 초 COVID-19 팬데믹 등의 경제 충격으로 경제 불확실성이 증가하면서 주식 시장 등의 자산 가격은 큰 폭의 하락 추세를 보여주었다.

경제 불확실성은 국가나 세계 경제에 부정적인 영향을 미치는 변수이지만 경제 불확실성에 대한 추정의 어려움으로 인해 최근까지도 다양한 연구가 이루어지지 못하였다. Baker et al.(2016)은 신문과 같은 주요 뉴스 매체의 뉴스 기사를 분석하여 특정 단어가 나오는 빈도를 활용하여 경제정책의 불안정성을 측정하는 새로운 방법을 제시하고, 경제정책 불확실성(EPU; economic policy uncertainty) 지수를 월별로 발표하고 있다[1]. 경제정책 불확실성 지수가 높아지면 기업들의 매출이나 수익의 변동 폭이 커지기 때문에 결국에는 기업의 경영 환경에 악영향을 미치게 된다. Christou et al.(2017)은 미국의 경제정책 불확실성 지수가 미국과 주요국의 주가에 유의적인 음의 영향을 미치고 있음을 밝혔다[2]. Luo & Zhang(2020)은 경제정책 불확실성 지수가 중국 주식 시장에 미치는 영향을 분석한 결과, 경제정책 불확실성 지수가 증가할수록 주가의 폭락 위험(crash risk)도 유의적으로 증가함을 보여주었다[3]. Kim(2022)은 국내 경제성장률과 기업 생산에 미치는 경제 변수들의 영향을 분석한 결과, 경제정책 불확실성 지수의 충격이 유가 충격이나 환율 충격보다 훨씬 강하게 영향을 미치고 있음을 보여주었다[4].

경제의 불확실성이 증가하면 금(gold)과 같은 안전자산(safe-haven asset)에 대한 선호도가 증가한다[5]. 2008년 글로벌 금융위기를 겪으면서 도입되기 시작한 비트코인(Bitcoin)과 같은 디지털자산이 경제 위기 상황에서 금과 같은 안전자산 역할을 할 수 있다는 견해와 안전자산의 역할이 제한적이라는 견해가 대립하고 있다[6,7].

본 연구는 국내의 경제정책 불확실성 지수가 전통 자산인 주식, 금과 디지털자산인 비트코인 등의 자산 가격에 미치는 영향을 분석하고, 경제정책 불확실성 지수와 딥러닝 모형을 결합한 자산 가격 예측모형의 실증분석을 통해 예측 성과를 비교 분석하고자 한다. 본 연구는 다음과 같은 점에서 기존 연구와 차별점이 있다. 최근 중요성이 커지고 있는 비트코인으로 대표되는 디지털자산과 전통적 자산인 주식과 금 시장에서의 비교를 통해 경제정책 불확실성 지수가 다양한 자산 가격에 미치는 영향을 비교 분석하였다. 특히, 금이나 비트코인이 안전자산으로서 기능을 하는지를 실증 분석하였다.

COVID-19 팬데믹으로 국내의 경제의 불확실성이 어느 시기보다 높아진 최근 자료까지 확장하여 분석함으로써 기존 연구 결과와 비교하였다. 마지막으로, 비선형성을 보이는 자산 가격의 예측 방법으로 경제정책 불확실성 지수와 딥러닝 모형을 결합하여 자산 가격 예측의 정확성을 높이려는 첫 시도라는 점에서 학술적 의의가 크다고 할 수 있다.

II. 분석 모형

2-1 그랜저 인과관계를 이용한 경제정책 불확실성 지수의 자산 가격 영향력 분석

경제에 충격을 주는 국내의 이벤트가 발생하면 경제정책 불확실성 지수도 심한 변동을 보인다. 경제정책 불확실성 지수가 전통적 자산과 디지털자산의 미래 가격 변동에 영향을 미치는지를 그랜저 인과관계 모형(Granger causality model)을 이용하여 분석한다.

먼저 자산 가격의 월별 수익률은 식 (1)과 같다.

$$R_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}}, \quad (1)$$

R_t : Return on month t
 P_t : Asset price at the end of month t

자산 가격의 월별 수익률은 해당 자산 가격의 전월 말일의 가격과 이번 달 말일의 가격의 차이를 전월 가격으로 나누어 계산한다.

그랜저 인과관계 모형은 식 (2)로 표시할 수 있다.

$$R_t = \omega_0 + \sum_{k=1}^p \alpha_k R_{t-k} + \sum_{k=1}^p \beta_k \Delta EPU_{t-k} + \epsilon_t, \quad (2)$$

where $\Delta EPU_t = \frac{EPU_t - EPU_{t-1}}{EPU_{t-1}}$
 $H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$

식 (2)는 주가 월별 수익률과 EPU 월별 변동률 사이의 p 단계 시차 벡터 자기 회귀모형이다. 그랜저 인과관계 모형의 귀무가설 H_0 은 EPU 변동률에 대한 계수추정치가 모두 0이며, 데이터의 분석 결과 귀무가설을 기각한다면 경제정책 불확실성 지수가 주가와 그랜저 인과관계가 존재하며 EPU 정보를 이용하면 미래 자산 가격 예측의 정보효과가 있음을 의미한다.

그랜저 인과관계 분석의 충격 반응함수(impulse response function)를 이용하면 특정 변수가 경제 시스템에 충격을 가하는 경우 해당 변수와 다른 변수들에 미치는 1단위 충격의 효과를 분석할 수 있다[8].

2-2 경제정책 불확실성 지수와 LSTM 기반 자산 가격 예측모형

경제정책 불확실성 지수를 이용하여 미래 자산 가격을 예측하기 위해 딥러닝 모형 중 주가와 같은 시계열 자료의 예측에서 우수한 성과를 보이는 인공신경망 모형인 LSTM(Long Short-Term Memory) 모형을 이용하여 자산 가격을 예측한다.

LSTM은 데이터의 앞뒤 시간적 순서를 고려하지 않는 일반적 인공신경망 모형과 달리 데이터의 발생 시간 순서를 이용하여 신경망 시스템 내부적으로 입력변수 정보를 기억함으로써 시계열 자료의 시간적 앞뒤 순서를 고려할 수 있어서 주가의 예측과 같은 시계열 자료(time series data)의 분석에서 그 유용성이 커지고 있다.

특히, LSTM은 시계열 데이터의 lag가 길어질수록 과거의 데이터가 현재 시점에서 올바르게 학습되지 못하는 기울기 소실(gradient vanishing) 문제를 잘 해결하고 있다[9]. LSTM 모형은 시계열 데이터의 이러한 장기 의존성 문제를 해결할 수 있도록 발전한 RNN(Recurrent Neural Network) 모형의 하나이다. LSTM 모형은 기본 RNN 모형에 주어진 정보에 대하여 어느 수준까지 다음 단계로 전달할 것인가를 결정하는 셀 스테이트(cell state)를 추가하여 과거의 정보도 현재 정보에 반영되도록 처리함으로써 장기 의존성 문제를 해결할 수 있다. 여러 연구에서 주가와 같은 시계열 데이터의 가격 예측에 대한 LSTM 모형의 유용성은 밝혀지고 있다[9-11].

III. 자료 소개와 실험 설계

3-1 자료 소개

1) 경제정책 불확실성 지수

경제정책 불확실성 지수(EPU)는 Baker et al.(2016)의 연구를 기반으로 산출되는 지수이다[1]. EPU는 주요국 별로 그리고 글로벌 시장에 대해서 www.policyuncertainty.com에 월별로 발표되고 있다. 글로벌 시장 EPU(GEPU; global EPU)는 주요 21개 선진국의 국가별 EPU에 대한 GDP 가중 방식으로 계산하며, 1997년 1월부터 발표되고 있다. 한국의 EPU(KEPU; Korean EPU) 지수는 우리나라 6개의 주요 일간지 경향신문, 동아일보, 매일경제, 한겨레, 한국경제, 한국일보에 노출되는 경제 불확실성 관련 뉴스로부터 불확실성 관련 용어, 경제 관련 용어, 정책 관련 용어가 포함된 신문 기사 수를 계산한 후 전체 기사 수로 나누어 상대적 비율을 산출하여 계산되며, 1990년 1월부터 발표되고 있다. EPU 값이 클수록 경제의 불확실성도 크다.

한편, 국내 자산시장은 1992년 자본시장 개방에 따라 외국인 투자자의 직접 투자가 활발해 국내의 경제적 충격뿐만 아니라 글로벌 경제 불확실성에도 영향을 받는다. 따라서 글로벌 경제 불확실성을 측정하는 글로벌 EPU 역시 비교지수로서 분석한다. 한국과 글로벌 경제정책 불확실성 지수 자료는 1997

년 1월부터 www.policyuncertainty.com에서 구하였다.

그림 1은 www.policyuncertainty.com 제시된 한국 경제정책 불확실성 지수 자료이다. 한국 EPU는 국내외의 경제 관련 큰 사건이 있을 때마다 급격한 변동을 보여주었다. 2016년의 대통령 탄핵사태, 영국의 Brexit, 2008년의 글로벌 금융위기와 같이 큰 사건이 발생할 때마다 큰 폭의 상승을 기록하고 있다.

Altig et al.(2020)은 2020년 초 발생한 COVID-19 팬데믹 국면을 전후한 미국의 경제정책 불확실성 지수 변동을 분석한 결과, 팬데믹 국면 초기에 경제정책 불확실성 지수가 역사적 고점을 기록하였음을 밝히면서 팬데믹과 같은 경제 외적인 요소도 경제정책 불확실성 지수에 강한 영향을 미침을 보여주었다[12]. 실제로 미국과 글로벌 EPU는 2020년 5월에 역사적 고점 값을 기록하였다. 한국 EPU는 역사적 고점이 2019년 8월에 나타났으며, 2020년 COVID-19 팬데믹 기간에서 빠른 속도로 안정화되고 있어 한국 시장 투자자들이 팬데믹에 빨리 적응하고 있음을 보여주었다.

2) 코스피 주가지수와 코스닥 주가지수

코스피(KOSPI) 주가지수는 국내 유가증권시장에 상장된 전 종목을 대상으로 시가총액(market-value) 방식으로 계산되는 우리나라 주식시장의 대표적인 주가지수이다. 기준지수는 1980년 1월 4일을 100으로 하여 한국거래소(Korea Exchange)가 실시간으로 발표하고 있다. 코스닥(KOSDAQ) 주가지수는 벤처기업 중심의 코스닥 시장에 상장된 전 종목을 대상으로 시가총액 방식으로 계산되는 주가지수로서, 기준지수는 1996년 7월 1일을 1000으로 하여 역시 한국거래소가 실시간으로 발표하고 있다.

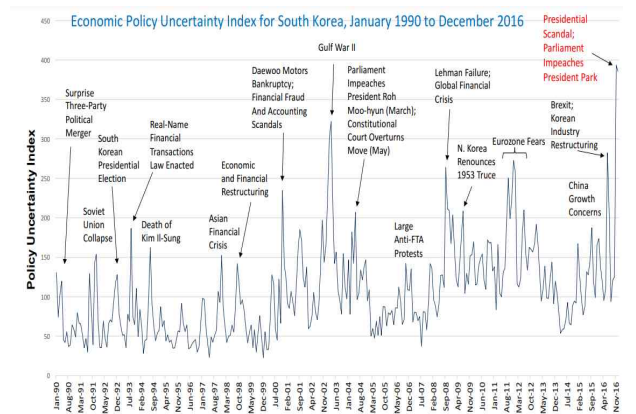


그림 1. 한국의 EPU 추이
Fig. 1. Trend on Korean EPU

3) 금

귀금속으로 분류되는 금은 통화(currency)의 가치를 금의 가치에 연계시키는 오늘날의 금본위제도(gold standard)에서 핵심적인 역할을 하는 전통적인 자산이다. 산업적 이용이나 투자 대상으로서의 중요성이 커짐에 따라 미국의 CME 거래소 등에서는 금 선물(gold futures) 거래가 활발히 이루어

지고 있다. 금 선물 가격은 www.investing.com에서 1997년 1월 자료부터 구하였다.

4) 비트코인

비트코인은 디지털자산의 대표로서 블록체인 기술에 기반하여 개발된 디지털 화폐(digital currency)이다. 2008년 Nakamoto에 의하여 비트코인이 개발되면서 시작된 디지털 자산 시장은 빠른 속도로 발전하고 있다[13]. 현재는 수천 종류에 달하는 다양한 디지털자산이 개발되어 암호화폐거래소(cryptocurrency exchanges)를 중심으로 활발히 거래되고 있다. 비트코인 가격은 www.investing.com에서 2011년 1월 자료부터 구하였다.

표 1은 각 자산의 월별 수익률에 대한 기초통계량을 정리하였다.

표 1에서 자산군별 수익률은 평균과 표준편차에서 큰 차이를 보여주고 있다. 특히, 금이 월별 수익률은 표준편차가 가장 낮은 0.0474를 보이면서 가장 안정적인 가격 움직임을 보였고, 반대로 비트코인의 월별 수익률의 표준편차는 0.5869로 금보다 10배 이상의 변동 폭을 보이면서 가격 불안정성이 높게 나타났다[14,15]. 주가는 금보다는 높지만 비교적 낮은 변동 폭을 보였다.

3-2 실험 설계

본 연구의 실험 1단계에서는 경제정책 불확실성 지수가 주식, 금 선물, 비트코인의 수익률에 미치는 그랜저 인과성을 분석하며, 실험 2단계에서는 경제정책 불확실성 지수를 입력변수로 하는 딥러닝 모델을 통해 주가, 금 선물 가격, 비트코인 가격을 예측하고 예측 성과를 분석하고자 한다.

표 1. 자산 가격 월별 수익률의 기초통계량

Table 1. Summary Statistics on Monthly Returns of Asset Price

Statistics	KOSPI	KOSDAQ	Gold	Bitcoin
Mean	0.0080	0.0040	0.0067	0.1695
Std. Dev.	0.0784	0.0976	0.0474	0.5869
Min	-0.2725	-0.3012	-0.1800	-0.3887
Max	0.5077	0.6044	0.1645	4.7088
Correlation	-0.25 ^{***}	-0.22 ^{***}	0.10 ^{**}	-0.23 ^{***}

^{***} : significant at 1%, ^{**} : significant at 5%

실험 1단계는 경제정책 불확실성 지수와 코스피 주가지수를 이용한 VAR(Vector AutoRegression) 모델을 이용하여 그랜저 인과 관계성을 추정하며, 충격 반응함수 분석을 통해 자산 가격 움직임의 구조적 특징을 파악한다.

실험 2단계에서 코스피 주가지수, 코스닥 주가지수, 금 선물 가격, 비트코인 가격의 예측을 위한 입력변수로는 각 자산

의 월별 시가(open), 고가(high), 저가(low), 종가(close)와 월별 수익률, 월별 EPU 변동률이며, 목표변수(target variable)는 각 자산의 월별 종가이다. 실험의 학습 기간(train period)과 검증 기간(test period)은 전체 자료의 초반부 70%와 후반부 30%로 구분하였다.

실험은 Python 3.8.5 환경에서 Tensorflow와 Keras를 이용하여 진행하였으며, LSTM 모형의 최적화는 Adam 알고리즘을 활용하였고, 활성화 함수는 hyperbolic tangent, 지도학습은 최대 200회까지 실행하였다. 학습 데이터에서 최적화 과정을 통해 LSTM 파라미터를 찾아 검증 데이터에서 각 자산 가격의 증가를 예측하고, 실제 증가와의 차이에 기초하여 RMSE(root mean square error)를 계산하고 예측 성과를 비교하였다.

IV. 실험 결과 분석

4-1 그랜저 인과관계 분석

자료의 분석 기간에서 자산들의 월별 수익률이 안정적 시계열인지를 검증한 정상성 검정(stationary test)을 위한 ADF(augmented Dickey-Fuller) 통계량은 코스피 주가지수, 코스닥 주가지수, 금 선물, 비트코인이 -6.86, -6.74, -19.01, -9.61로 모두 1% 유의수준에서 유의적으로 나타나 단위 근(unit root)이 존재한다는 귀무가설을 기각하고 있다. 따라서 자산들의 수익률은 안정적인 시계열 자료임을 알 수 있다. 경제정책 불확실성 지수와 각 자산 수익률 사이의 그랜저 인과관계를 식 (2)를 이용하여 분석하였다.

표 2는 그랜저 인과관계 통계량 F와 통계적 유의성을 보여주고 있다.

표 2. 그랜저 인과관계 검정 F 통계량

Table 2. Granger Causality Test F Statistics

Assets	From		To	
	KEPU	GEPU	KEPU	GEPU
KOSPI	1.38(2)	2.12(3)*	16.53(1)***	17.07(1)***
KOSDAQ	1.39(3)	1.48(4)	19.45(1)***	10.33(1)***
Gold	1.41(2)	1.20(6)	2.04(2)	0.80(2)
Bitcoin	2.19(1)	1.96(1)	0.29(1)	0.35(4)

^{***} : significant at 1%, ^{*} : significant at 10%

() : optimal lags

표 2에서 ()안의 그랜저 인과관계 최적 시차는 통계량 F를 최대화하는 시차로 정하였다. 먼저, 표 2의 2, 3행의 경제정책 불확실성 지수가 자산 가격에 미치는 그랜저 인과성 검정을 분석한다. 코스피 주가지수는 글로벌 경제정책 불확실성 지수 GEPU에 대해서는 유의성이 나타나고 있으나, 코스피

주가지수를 제외한 자산들의 KEPU와 GEPU에 대한 통계적 유의성은 나타나지 않았다. 이러한 결과는 자산 가격들의 비선형 특성의 영향일 수도 있다고 판단된다[16]. 한편, 역방향 그랜저 인과관계 분석에서는 코스피 주가지수와 코스닥 주가지수 모두 경제정책 불확실성 지수에 강한 인과성을 보여주고 있다. 경제정책 불확실성 지수가 주가에 미치는 영향력보다는 주식시장의 주가 변동이 경제정책 불확실성 지수에 강한 그랜저 인과성을 미치고 있음을 알 수 있다.

Koenker and Bassett(1978)는 전체 관찰값의 평균을 활용하는 전통적인 선형 시계열 모형의 한계점을 보완하는 새로운 분위수 회귀모형(regression quantiles)을 제안하였다. 주식이나 비트코인과 같은 투기적 자산 가격은 outlier들로 인해 정규성을 벗어난다[17]. 본 연구에서는 분위수 인과성을 검증하기 위하여 Koenker and Xiao(2012)의 분위수 자기회귀 모형(quantile autoregression model)을 확장한 식 (3)의 모형을 이용하여 각 자산 수익률의 분위수 인과성을 분석한다[18].

$$Q(\tau I_{t-1}) = \alpha(\tau) + \beta(\tau) X_{t-1} \tag{3}$$

where X_{t-1} are returns on assets and $gepu$ at $t-1$, $Q(\tau I_{t-1})$ denotes the τ -th conditional quantile of asset return and I_{t-1} is the lagged information at $t-1$.

표 3과 표 4는 각 자산의 월별 수익률에 대한 식 (3)의 KEPU, GEPU 회귀계수 추정 결과를 보여주고 있다.

표 3. KEPU의 자산 수익률에 대한 분위수 자기회귀 추정
Table 3. Estimates on Coefficients of KEPU for Quantile Autoregression

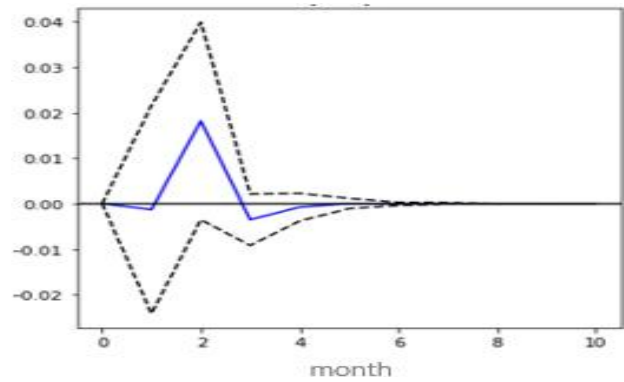
Quantiles	KOSPI	KOSDAQ	Gold	Bitcoin
0.2	-0.0137 (-0.442)	-0.0653 (-1.927)*	-0.0046 (-0.621)	-0.0365 (-0.542)
0.4	0.0257 (1.234)	0.0172 (0.737)	0.0031 (0.386)	-0.0421 (-0.502)
0.6	0.0289 (1.359)	0.0435 (1.699)*	0.0123 (1.606)	0.0793 (0.903)
0.8	0.0175 (0.560)	0.0471 (1.232)	0.0295 (3.642)***	0.2074 (2.507)**

*** : significant at 1%, ** : significant at 5%, * : significant at 10%

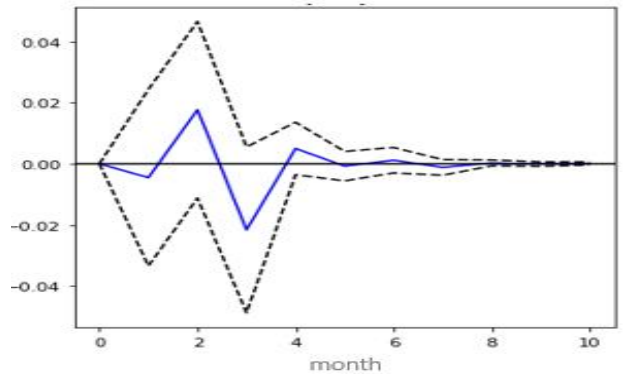
표 4. GEPU의 자산 수익률에 대한 분위수 자기회귀 추정
Table 4. Estimates on Coefficients of GEPU for Quantile Autoregression

Quantiles	KOSPI	KOSDAQ	Gold	Bitcoin
0.2	-0.0101 (-0.506)	-0.0217 (-1.115)	-0.0203 (-1.241)	-0.0936 (-0.754)
0.4	0.0211 (1.660)*	-0.0080 (-0.720)	0.0074 (0.419)	-0.0276 (-0.172)
0.6	0.0187 (1.490)	0.0107 (0.893)	0.0250 (1.403)	0.1795 (1.046)
0.8	0.0162 (0.881)	0.0038 (0.270)	0.0345 (1.550)	0.0959 (0.485)

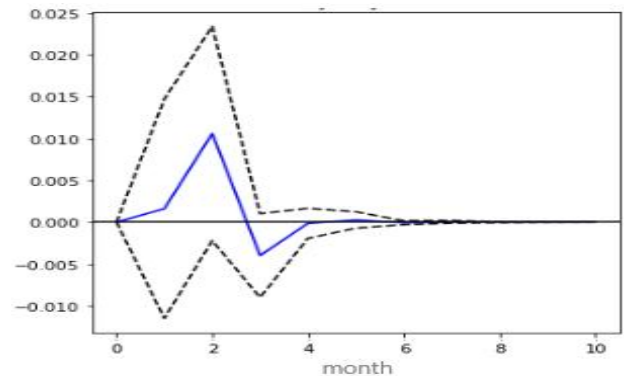
* : significant at 10%



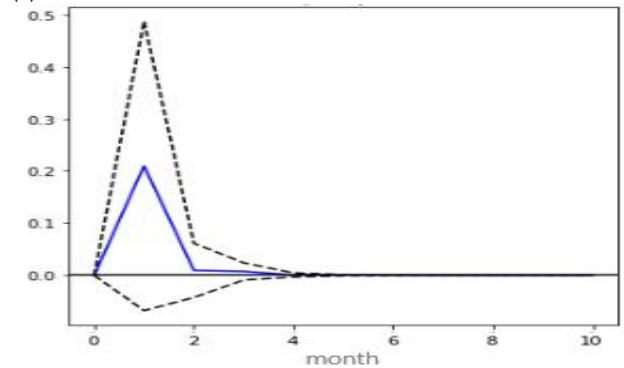
(a) KEPU to KOSPI



(b) KEPU to KOSDAQ



(c) KEPU to Gold



(d) KEPU to Bitcoin

그림 2. KEPU의 충격에 따른 자산 가격 반응함수

Fig. 2. Impulse Responses of Asset Prices to KEPU Cholesky one S.D. Shocks

분위수 인과성 분석을 위한 식 (3)의 KEPU에 대한 회귀계수 추정 결과는 KOSDAQ, Gold, Bitcoin에서 분위수에 따라 유의적인 결과를 보여주고 있으며, GEPU에 대한 회귀 계수 추정 결과는 KOSPI를 제외하면 유의성이 나타나지 않았다. KOSPI의 경우 분위수 0.4에서만 유의성을 보여주고 있다.

그림 2는 코스닥 주가지수, 금, 비트코인의 분위수 자기회귀 모형에서 유의성이 나타난 국내 경제정책 불확실성 지수 KEPU의 충격에 따른 자산 수익률들의 충격 반응함수 결과를 보여주고 있다.

그림 2에서 국내 경제정책 불확실성 지수 KEPU에 1단위 표준편차만큼의 충격이 가해지는 경우 주식시장과 금, 비트코인 시장의 반응 양상은 차이점이 나타나고 있다. 먼저 코스피 주가지수와 코스닥 주가지수의 충격 반응 패턴은 1개월 후 약한 음의 충격 반응을 보인 후 1달이 더 지난 2개월 후에는 양의 반응을 보여주었고 3개월 후에는 다시 음의 반응을 보이다가 충격 효과가 0으로 수렴하고 있다. 코스피 주가지수와 코스닥 주가지수 수익률에는 음의 충격이 나타났고, 금과 비트코인 수익률에는 양의 영향이 나타나고 있다. 본 연구의 결과는 미국 주식시장에서 주가가 외부의 충격에 민감하게 반응하고 있다는 De Bondt and Thaler(1985)의 과잉반응가설(overreaction hypothesis)을 지지하고 있다[19].

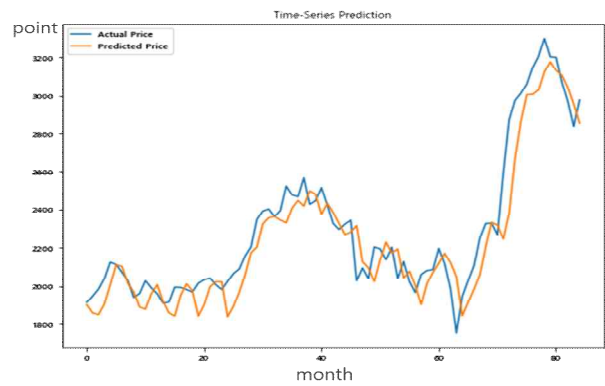
한편, 경제정책 불확실성 지수의 1단위 충격에 대한 금과 비트코인의 반응 패턴은 2개월 후까지 양의 반응을 보여주었고 이후에는 영향력이 점차 줄어들어 0으로 수렴하고 있어, 금과 비트코인이 주식시장의 위험에 대한 안전 피난처(safe haven)로서 작동하고 있음을 알 수 있다. 본 연구의 결과는 금이 G7 주요국의 주식시장에서 안전 피난처로 작동하는 반면 비트코인은 캐나다와 프랑스 주식시장에서만 안전 피난처로 작동하고 있음을 밝힌 Shahzad et al(2019)의 연구 결과와 비교해보면 비트코인이 국내 주식시장에 대한 안전 피난처로 활용 가능함을 보여주었다[20]. 특히, 비트코인 가격은 경제정책 불확실성 충격에 대한 반응의 강도가 주가나 금 가격보다 10배 이상 크게 나타나 Chevapatrakul and Mascia(2019)의 연구 결과와 일치하고 있다[21].

4-2 LSTM의 예측 결과 분석

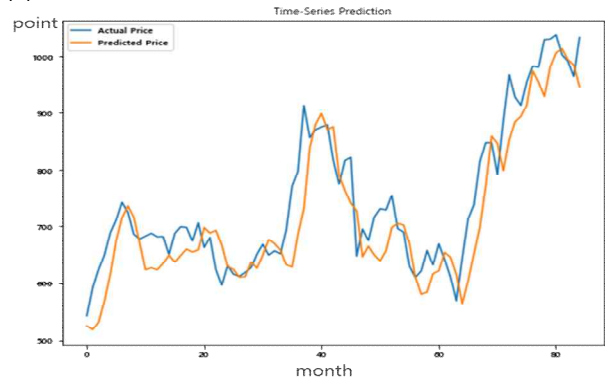
표 5. LSTM 예측모형의 RMSE

Table 5. RMSE on LSTM Prediction Model

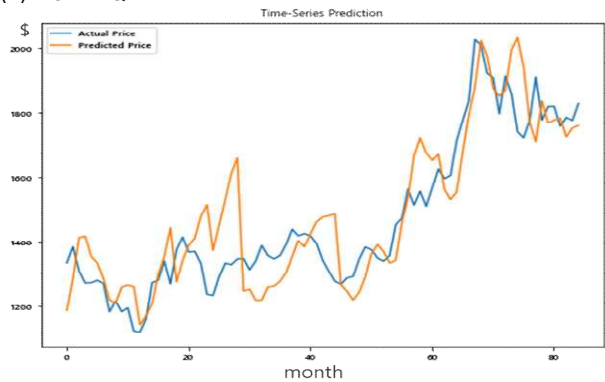
Period	Assets	KEPU	GEPU
Train Period	KOSPI	0.041	0.039
	KOSDAQ	0.052	0.056
	Gold	0.030	0.030
	Bitcoin	0.039	0.058
Test Period	KOSPI	0.068	0.060
	KOSDAQ	0.025	0.035
	Gold	0.073	0.049
	Bitcoin	1.825	2.561



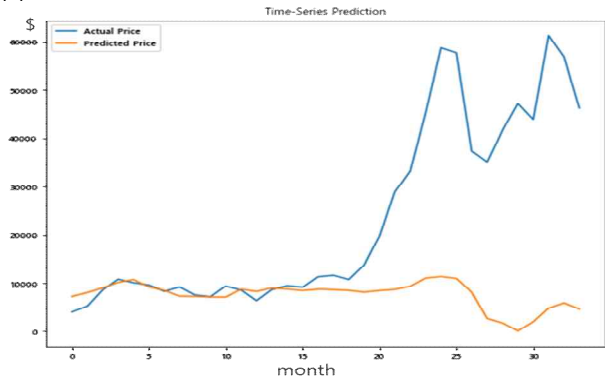
(a) KOSPI



(b) KOSDAQ



(c) Gold



(d) Bitcoin

그림 3. 검증 기간에서의 예측값과 실제값 비교

Fig. 3. Predicted vs Actual Prices in Test Period

주가지수와 금 가격의 1997년 1월부터 2014년 11월까지의 학습 기간과 2014년 12월부터 2021년 12월까지의 검증 기간에서 LSTM의 예측 결과와 비트코인 가격의 2011년 1월부터 2019년 2월까지의 학습 기간과 2019년 3월부터 2021년 12월까지의 검증 기간에서의 LSTM의 예측 결과는 표 5과 같다.

실험 2단계의 LSTM 모형의 입력변수로는 각 자산의 월별 시가, 고가, 저가, 종가, 수익률과 EPU 월별 변동률 자료이며, 이를 이용하여 다음 달의 자산별 증가를 예측한다. 표 5에서 코스닥 주가지수, 비트코인의 RMSE는 학습 기간과 검증 기간 모두에서 한국의 EPU 지수의 예측 정확도가 더 높게 나타났고, 코스피 주가지수는 학습 기간과 검증 기간에서 모두 글로벌 EPU의 예측 정확성이 더 높게 나타나고 있다. 한편, 비트코인의 경우는 다른 자산과 달리 검증 기간에서의 예측 정확도가 현저히 낮게 나타나고 있는데, 표 1에서 보듯이 비트코인의 가격은 심한 변동성을 보여주고 있어 예측의 정확성이 현저히 낮게 나타났음을 알 수 있다.

그림 3은 각 자산 가격의 검증 기간에서 국내 경제정책 불확실성 지수를 입력변수로 하는 LSTM 모형의 다음 달 증가 예측 결과를 실제 증가와 비교하여 보여주고 있다.

그림 3에서 코스피 주가지수, 코스닥 주가지수, 금 선물 가격의 예측 결과는 비교적 실제 실현된 가격을 잘 예측하고 있지만, 비트코인 가격의 예측 결과는 실제 값과 큰 차이를 보여주고 있다. 비트코인의 가격 예측 검증 기간인 2019년 3월부터 2021년 12월까지의 34개월 중 21개월째인 2020년 11월부터 비트코인 가격은 월별로 큰 폭의 변동성을 보여주고 있다.

그림 4는 LSTM 예측모형의 검증 기간에서의 비트코인 가격의 월별 변동 폭을 보여주고 있다.

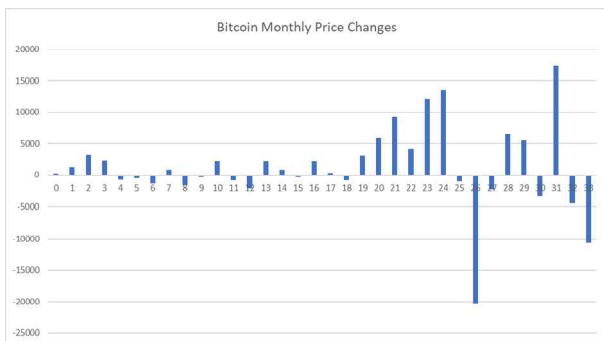


그림 4. 검증 기간에서의 비트코인 가격의 월별 변동 폭
Fig. 4. Bitcoin Monthly Price Changes in Test Period

구체적으로 검증 기간 전반부 21개월 동안 월별 가격 변동 폭이 평균 1,360달러, 표준편차 906달러로 안정적인 흐름을 보이던 비트코인 가격은 검증 기간 후반부인 2020년 11월부터 월별 가격 변동 폭이 평균 8,335달러, 표준편차 5,621달러로 각각 6배 이상 폭증하면서 LSTM의 가격 예측 성과에서 큰 오차가 발생했을 것으로 판단된다.

V. 결 론

시장에 충격이 가해지면 투자자들은 위험을 감지하고 위험에 대한 프리미엄을 요구함에 따라 주가와 같은 투기적 자산은 가격이 하락하게 된다. 그동안 시장의 위험성을 평가하는 다양한 측정 장치가 제안되었지만 최근 제안된 경제정책 불확실성 지수는 투자자들의 심리적 반응까지도 포함하는 신문이나 뉴스 등의 기사에 초점을 맞추어 발표하고 있다. 본 연구는 경제정책 불확실성 지수가 주식과 같은 전통적 자산시장과 비트코인과 같은 디지털 자산시장에 미치는 영향을 분석하고 미래의 가격 예측 가능성을 분석하는 데 있다. 이를 위해 한국 경제정책 불확실성 지수와 글로벌 경제정책 불확실성 지수의 변동이 주식, 금, 비트코인 등의 가격에 미치는 그런저 인과성을 분석하였으며, 경제정책 불확실성 지수를 입력변수로 하는 딥러닝 모형인 LSTM 모형을 통해 미래 가격 예측을 시도하였다. 자료의 분석 기간은 주식, 금의 경우는 1997년 1월부터 2021년 12월까지의 월별 시가, 고가, 저가, 종가 자료이며, 비트코인은 2011년 1월부터 2021년 12월까지의 기간이고, 한국과 글로벌 경제정책 불확실성 지수는 1997년 1월부터 2021년 12월까지의 월별 증가 자료이다.

실증분석 결과는 다음과 같다. 첫째, 주가와 비트코인 가격의 수익률은 경제정책 불확실성 지수의 변동률과 유의적인 음의 상관관계를 나타내고 있다. 둘째, 그런저 인과성 분석에서는 코스피 주가지수를 제외하면 유의적인 그런저 인과성은 나타나지 않았다. 셋째, 충격 반응함수를 분석한 결과 금을 제외하면 자산군들은 경제정책 불확실성 지수에 대해 과잉반응하는 현상이 나타났으며, 특히 비트코인의 과잉반응은 더 크게 나타났다. 넷째, 가격 자료와 경제정책 불확실성 지수를 입력변수로 하는 자산군들의 미래 가격 예측을 위한 LSTM 시계열 모형의 예측 성과는 코스피 주가지수를 제외하면 한국 경제정책 불확실성 지수의 예측 성과가 더 우수하게 나타났다. 다섯째, 비트코인과 같은 디지털자산의 가격 예측 성과는 자체의 높은 변동성으로 인해 예측의 정확도가 현저히 낮게 나타났다.

본 연구는 LSTM 모형에 기반하고 한국과 글로벌 경제정책 불확실성 지수를 이용하여 주가, 금, 비트코인 가격의 예측 성과를 비교 분석한 첫 시도로서 학술적 의의가 있다. 특히, 2020년 초 시장에 미증유의 큰 충격을 가했던 COVID-19 팬데믹 기간까지 확장한 자료의 분석을 통해 경제정책 불확실성이 자산 가격에 미치는 영향을 분석한 결과 기존의 연구들과 동일한 결과를 얻음에 따라 투자자들은 충격 발생에 따라 시장에 위험이 나타나는 경우 행동 패턴이 일정하게 반복되고 있음을 밝혔다. 이 점에서 최근 행태 재무학(behavioral finance)적 관점에서의 추가적인 연구의 방향을 모색할 수 있다.

본 연구는 제한된 자료 기간에 바탕을 두고 분석한 결과에 의존하는 한계점이 있다. 향후 연구에서는 더 많은 기간을 포함하는 자료 분석을 통해 실증분석 결과를 비교해 볼 필요가

있다. 특히, 선형 그랜저 인과관계 식을 이용한 본 연구의 분석에서 유의성이 나타나지 않음에 따라, 향후 연구에서는 비선형 그랜저 인과관계 분석으로 확장하여 경제정책 불확실성 지수의 충격 효과를 분석할 필요가 있다. 특히 최근 활발히 연구되고 있는 다양한 딥러닝 모형으로의 확장을 통해 예측의 정확성을 높일 필요성도 크다.

참고문헌

- [1] S. Baker, N. Bloom, and S. Davis, "Measuring economic policy uncertainty," *The Quarterly Journal of Economics*, Vol. 131, No. 4, pp. 1593-1636, November 2016. <https://doi.org/10.1093/qje/qjw024>
- [2] C. Christou, J. Cunado, R. Gupta, and C. Hassapis, "Economic policy uncertainty and stock market returns in Pacific-Rim countries: Evidence based on a Bayesian panel VAR model," *Journal of Multinational Financial Management*, Vol. 40, pp. 92-102, June 2017. <https://doi.org/10.1016/j.mulfin.2017.03.001>
- [3] Y. Luo and C. Zhang, "Economic policy uncertainty and stock price crash risk," *Research in International Business and Finance*, Vol. 51, 101112, pp. 1-14, January 2020. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2019.101112>
- [4] J. Kim, "Analyzing the impact of external shocks and economic policy uncertainty on the Korean economy," *Journal of Economics Studies*, Vol. 40, No. 1, pp. 3-40, February 2022. <https://doi.org/10.30776/JES.40.1.1>
- [5] M. Akhtaruzzaman, S. Boubaker, B. M. Lucey, and A. Sensoy, "Is gold a hedge or a safe-haven asset in the COVID-19 crisis?" *Economic Modelling*, Vol. 102, 105588, pp. 1-26, June 2021. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2021.105588>
- [6] J. Bouoiyour, R. Selmi, and M. E. Wohar, "Safe havens in the face of presidential election uncertainty: A comparison between Bitcoin, oil and precious metals," *Applied Economics*, Vol. 51, No. 57, pp. 6076-6088, September 2019. <https://doi.org/10.1080/00036846.2019.1645289>
- [7] S. Long, H. Pei, H. Tian, and K. Lang, "Can both Bitcoin and gold serve as safe-haven assets?- A comparative analysis based on the NARDL model," *International Review of Financial Analysis*, Vol. 78, pp. 1-12, September 2021. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2021.101914>
- [8] H. Pesaran and Y. Shin, "Generalized impulse response analysis in linear multivariate models," *Economics Letters*, Vol. 58, No. 1, pp. 17-29, January 1998. [https://doi.org/10.1016/S0165-1765\(97\)00214-0](https://doi.org/10.1016/S0165-1765(97)00214-0)
- [9] M. Nabipour, P. Nayyeri, H. Jabani, S. Shahab, and A. Mosavi, "Predicting stock market trends using machine learning and deep learning algorithms via continuous and binary data: A comparative analysis," *IEEE Access*, Vol. 8, pp. 150199-150212, August 2020. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3015966>
- [10] S. W. Kim, "Performance analysis of Bitcoin investment strategy using deep learning," *Journal of the Korea Convergence Society*, Vol. 12, No. 4, pp. 249-258, April 2021. <https://doi.org/10.15207/JKCS.2021.12.4.249>
- [11] S. W. Kim, "Forecasting COVID-19 pandemic stock prices using portal search intensity and deep learning," *Journal of Digital Contents Society*, Vol. 23, No. 2, pp. 343-350, February 2022. <https://doi.org/10.9728/dcs.2022.23.2.343>
- [12] D. Altig, S. Baker, J. Barrero, N. Bloom, P. Bunn, S. Chen, S. Davis, J. Leather, B. Meyer, E. Mihaylov, P. Mizzen, N. Parker, and T. Renault, "Economic uncertainty before and during the COVID-19 pandemic," *Journal of Public Economics*, Vol. 191, 104274, pp. 1-13, November 2020, <https://doi.org/10.1016/j.jpubeco.2020.104274>
- [13] S. Nakamoto, "Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system," *Decentralized Business Review*, 21260, October 2008.
- [14] S. W. Kim, "Portfolio diversification effect of digital assets," *Journal of Digital Contents Society*, Vol. 22, No. 6, pp. 1015-1023, June 2021. <https://doi.org/10.9728/dcs.2021.22.6.1015>
- [15] S. W. Kim, "Profitability of trading system for cryptocurrency," *Journal of Digital Contents Society*, Vol. 22, No. 3, pp. 555-562, March 2021. <https://doi.org/10.9728/dcs.2021.22.3.555>
- [16] S. Li, H. Zhang, and D. Yuan, "Investor attention and crude oil prices: Evidence from nonlinear Granger causality tests," *Energy Economics*, Vol. 84, 104494, pp. 1-12, October 2019. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2019.104494>
- [17] R. Koenker and G. Bassett, Jr., "Regression quantiles," *Econometrica*, Vol. 46, No. 1, pp. 33-50, January 1978. <https://doi.org/10.2307/1913643>
- [18] R. Koenker and Z. Xiao, "Quantile autoregression," *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 102(475), pp. 980-990, January 2012. <https://doi.org/10.1198/016214506000000672>
- [19] W. F. M. De Bondt and R. H. Thaler, "Does the stock market overreact?," *The Journal of Finance*, Vol. 40, No. 3, pp. 793-805, July 1985. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1985.tb05004.x>
- [20] S. Shahzad, E. Bouri, D. Roubaud, and L. Kristoufek, "Safe haven, hedge and diversification for G7 stock markets:

Gold versus bitcoin,” *Economic Modelling*, Vol. 87, pp. 212-224, July 2019.

<https://doi.org/10.1016/j.econmod.2019.07.023>

- [21] T. Chevapatrakul and D. Mascia, “Detecting overreaction in the Bitcoin market: A quantile autoregression approach,” *Finance Research Letters*, Vol. 30, pp. 371-377, September 2019.

<https://doi.org/10.1016/j.flr.2018.11.004>



김선웅 (Sun Woong Kim)

1983년 : 한국과학기술원 경영과학과 (공학석사)

1988년 : 한국과학기술원 경영과학과 (공학박사)

1988년~1998년: 보람투자신탁운용주식회사

1999년~2003년: 원업투자자문주식회사

2004년~2008년: 에프이테크주식회사

2009년~현 재: 국민대학교 비즈니스IT전문대학원 트레이딩시스템전공 주임교수

※ 관심분야 : 트레이딩시스템, 자산운용, 투자위험관리