

NFT 코인과 암호화폐: 가격 역학과 예측

김선웅

국민대학교 비즈니스IT전문대학원

NFT Coins and Cryptocurrency: Price Dynamics and Prediction

Sun Woong Kim

Graduate School of Business IT, Kookmin University

요약 메타버스 가상 세계의 등장으로 암호화폐 시장에서는 최근 Non-fungible token이 도입되었고, 투자자들이 몰려들면서 전통적인 암호화폐와 같이 NFT 코인 가격 역시 급등과 급락을 거듭하고 있다. 본 연구에서는 전통적 암호화폐와 개념을 달리하는 NFT 코인들의 가격 역학을 분석하고, 기계학습 알고리즘을 이용하여 미래 가격 예측 성과를 비교하였다. 3 종류의 대표적인 NFT 코인을 이용한 실증 분석 결과는 다음과 같다. 첫째, MANA와 ENJ는 이더리움과의 강한 인과성이 강하게 나타났다. 둘째, 분위 수(quantile) 분석 결과 가격 하락이 큰 분위 수에서 암호화폐 이더리움과의 연관성이 가장 높게 나타났다. 셋째, COVID-19 팬데믹 국면에서 NFT 코인의 가격 변동은 비트코인과의 상관성이 높게 나타났다. 넷째, NFT 코인 가격 예측에 대한 입력변수 분석에서는 MANA와 ETH의 특성 변수 중요도가 높게 나타났다. 다섯째, NFT 코인의 1일 후의 미래 가격에 대한 예측에서는 Random Forest 알고리즘이 가장 우수한 결과를 보여주었다. 여섯째, 메타버스 관련 기업들의 주가 인덱스와의 관련성은 상대적으로 낮게 나타났다.

Abstract With the advent of the Metaverse virtual world, non-fungible tokens have been recently introduced in the cryptocurrency market. Subsequently, NFT coin prices have soared and plunged. In this study, we analyzed the price dynamics of NFT coins that differ from traditional cryptocurrency, and compared the future price prediction performance through machine learning algorithms. The following empirical results were obtained. First, MANA and ENJ showed strong Granger causality with Ethereum. Second, the quantile analysis results showed that the association with Ethereum was the highest in the large price drop quantile. Third, in the COVID-19 pandemic phase, the price change of NFT coins was highly correlated with that of Bitcoin. Fourth, the feature importance of MANA and ETH was high. Fifth, the Random Forest algorithm showed the best results in predicting the future price after 1 day of NFT coins. Sixth, the NFT coins have low correlation with Metaverse index.

Keywords : Non-Fungible Token, Granger Causality, Quantile Regression, Feature Importance, Machine Learning Algorithms

1. 서론

NFT는 non-fungible token의 약자로서 대체 불가능 토큰을 의미한다. 블록체인 기술에 기반하여 만들어지며 디지털자산의 소유를 증명하는 가상의 디지털자산

(digital asset)이다. 대표적인 NFT는 미술 작품이나 게임, 스포츠 등과 관련된 디지털자산의 형태를 가지고 있다. 결국 현실에서의 상호작용을 가상 공간이나 가상의 내가 활동하는 콘텐츠이기 때문에 메타버스(metaverse)와 관련이 된다[1]. 디지털 예술품으로서의 NFT는 특정

*Corresponding Author : Sun Woong Kim(Kookmin Univ.)

email: swkim@kookmin.ac.kr

Received January 11, 2023

Accepted February 3, 2023

Revised February 2, 2023

Published February 28, 2023

블록체인에 고유한 코드가 부여되어 있어 변조나 대체 불가능한 토큰이라는 점에서 비트코인과 같은 암호화폐와는 본질적인 차이가 존재한다. 비트코인과 같은 전통적인 암호화폐는 다른 비트코인과 동질적으로 대체가 가능한 화폐의 속성을 지니기 때문이다[2].

NFT는 전통적인 암호화폐와 본질은 달라도 기술적 관점에서는 매우 유사하다[3]. 메타버스의 가상 세계에서는 사용자가 메타버스 자체의 경제환경과 아이템을 사고팔 수 있는 화폐 체계를 보유함에 따라 독자적인 경제적 거버넌스(economic governance)와 메타버스 상업 활동(metaverse commerce)을 특징으로 한다[4]. 예를 들면, 디센트럴랜드(decentralland)는 디지털 화폐(digital currency)인 MANA를 통해 디지털 토지(digital land)를 구매하거나 개발할 수 있다. MANA는 비트코인과 같은 암호화폐 거래소(cryptocurrency exchange)에서 다른 암호화폐처럼 활발히 거래되고 있다. NFT 광풍은 역설적으로 COVID-19 팬데믹이 기폭제가 되었다. 팬데믹 확산으로 경제가 봉쇄되고 비대면 경제가 자리 잡았으며, 정부에서는 코로나 생활지원금 명목 등으로 엄청난 통화량을 시장에 공급하였다. 이렇게 풀린 정책 자금은 결국 암호화폐나 NFT 코인의 가격 급등을 가져왔다[5].

Maouchi et al.(2022)은 COVID-19 팬데믹 기간에서 NFT 코인과 전통적 암호화폐 가격에 디지털 거품(digital bubbles)이 존재함을 밝혔으며, 특히 NFT 코인의 가격 거품이 암호화폐의 거품보다 훨씬 크게 나타났다고 주장하였다[5]. NFT 코인은 상대적으로 짧은 역사와 작은 규모로 암호화폐 시장에서 틈새시장을 형성하고 있음에도 불구하고 언론이나 투자자들의 관심이 폭발적으로 증가하면서 암호화폐 시장에서의 NFT 코인의 점유율은 빠른 속도로 증가하고 있다[5]. Dowling(2022)은 블록체인에 기반한 NFT 시장 속성은 암호화폐 시장과 공유하기 때문에 NFT 가격 결정은 암호화폐 가격 결정과 관련이 있을 것으로 판단하였다[6]. Wavelet coherence 분석을 통해 NFT 가격은 암호화폐 가격과 연동되어 변동함을 보여주었다[6]. Koutmos(2018)는 다양한 암호화폐 사이에는 이질적인 요소가 존재함에도 가격 변동의 종속성이 강하게 나타남을 보여주었다[7].

Moraitis(2020)는 30개의 전통적인 비트코인과 알트코인(altcoin) 사이의 가격 역학을 분석한 결과 비트코인의 가격 파급 효과(spillover effect)가 가장 강력함을 밝혔다[8]. 최근 도입되고 있는 NFT 코인은 전통적인 암호화폐와는 본질적인 차이가 있다. Zhang(2022)은 전통적

인 암호화폐와 NFT의 가치 결정 요소(value determinants)를 비교하였다[9]. 비트코인은 본질가치(intrinsic value)가 없음에도 불구하고 사라지지 않을 것이라는 투자자들의 강한 믿음(collective faith)이 가치를 결정하고 있다면, NFT는 투자자들에게 유형 또는 무형의 구체적인 가치를 제공하고 있다는 점에서 큰 차이를 보인다[9]. 그렇다면 전통적인 암호화폐와 NFT 코인 사이의 가격 움직임은 어떠한 역학 관계를 보일 것인가?

본 연구는 비트코인과 같은 전통적인 암호화폐와 결을 달리하는 메타버스 관련 NFT 코인들의 가격이 비트코인과 같은 전통적인 암호화폐 가격 움직임과 연관성이 있는지를 분석하고, NFT 관련 코인들의 가격을 예측하고자 한다. 블록체인에 기반한 NFT 코인은 대부분 이더리움의 smart contracts에 의하여 등록되므로 이더리움 가격과의 관련성을 분석한다. 기계학습 알고리즘을 통해 NFT 코인들의 미래 가격에 대한 예측 성과를 분석한다. 암호화폐 시장에서 NFT 코인들의 가격이 단기간에도 10배 이상 폭등과 폭락을 하면서 투자자들의 큰 관심을 받는 상황에서 그동안 NFT 코인의 법적 제도적 연구는 많이 이루어지고 있지만 NFT 코인의 가격 관련 연구는 지금까지는 제한적이다. 본 연구는 디지털자산으로서의 NFT 코인의 가격 역학(price dynamics)을 분석하고, 정확한 가격의 예측을 통해 투자자들에게 정보를 제공함으로써 NFT 코인의 가격 연구와 투자 전략적 측면에서 향후 연구에 기여도가 클 것으로 기대된다.

2. 데이터와 분석 모형 소개

2.1 데이터 소개

본 연구에서 메타버스 관련 NFT 코인은 시가총액과 데이터 확보 가능 기간을 고려하여 마나(MANA), 세타(THETA), 엔진코인(ENJ)으로 선택하였다[5]. 전통적 암호화폐는 NFT 프로토콜의 근간인 이더리움(ETH; etherium)과 최초의 암호화폐이자 암호화폐 시장에서 영향력이 가장 큰 비트코인(BTC; bitcoin)을 선택하였다. NFT 코인, 암호화폐 관련 정보와 가격 관련 데이터는 세계 최대 암호화폐 정보 제공 회사인 코인마켓캡(coinmarketcap)에서 구하였으며, 수집 기간은 확보 가능 기간을 고려하여 2018년 1월 17일부터 2022년 9월 30일까지의 1,718일로 하였다[10]. 수집자료는 코인별 일별 가격과 거래량 정보이다.

디센트럴랜드는 이더리움 블록체인으로 구동되는 가상현실 플랫폼으로 사용자는 콘텐츠와 앱을 생성하고 경험할 수 있다. 이 가상 세계에서 사용자들은 MANA를 이용하여 랜드(land)를 구매하고 개발하여 수익을 창출할 수 있다. 세타(theta)는 비디오 스트리밍 전용 블록체인 기반 네트워크로서 세타 메인넷은 사용자들이 P2P 기반으로 리소스와 콘텐츠를 공유하도록 해주는 탈중앙화 네트워크이다. 세타는 높은 비용과 열악한 내부 구조를 가진 비디오 스트리밍 서비스 업체를 지배하고자 하는 것을 목표로 하고 있다. 세타는 자체 코인으로 THETA를 발행하였다. 엔진(enjin)은 블록체인 기반의 게임 생태계를 제공하는 소셜 게이밍 플랫폼으로 게임 개발자들이 이더리움 블록체인을 통해 게임 아이템을 토큰화할 수 있도록 한다. 엔진코인(ENJ; enjin coin)은 엔진사가 게임 아이템 거래를 위해 이더리움 기반으로 만든 암호화폐로서 화폐단위는 ENJ이다.

이더리움은 자체 암호화폐인 ether를 가진 탈중앙화 지향 블록체인 시스템이다. 다른 암호화폐의 플랫폼으로 작동하는데 smart contract도 이더리움 플랫폼에서 실행되어 대부분 NFT의 smart contract 역시 이더리움 플랫폼을 기반으로 하고 있다. 비트코인은 탈중앙화를 기치로 정부나 중개 기관의 개입 없이 온라인 대금 결제가 가능하도록 고안된 최초의 가상화폐이다. 2009년 비트코인의 도입 이후 수많은 암호화폐가 등장하면서 투자자들을 암호화폐 시장으로 끌어들이고 있다. 현재 비트코인은 시가총액(market value)에서도 단연 최고의 위치를 차지하면서 다른 암호화폐에 대한 가격 영향력이 크다고 밝혀지고 있다[7].

Fig. 1은 자료의 분석 기간에서 NFT와 metaverse에 대한 구글 트렌드 검색지수 추이를 보여주고 있으며, Fig. 2는 NFT 코인의 가격 변동 추세를 보여주고 있다.

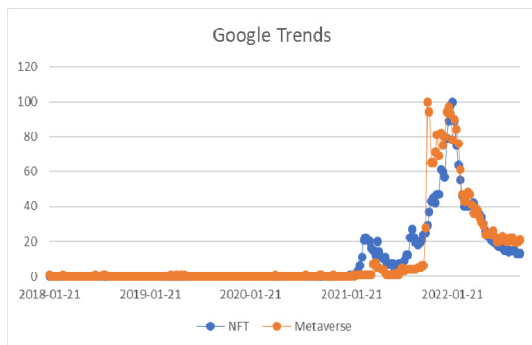


Fig. 1. Google search trends on NFT and Metaverse

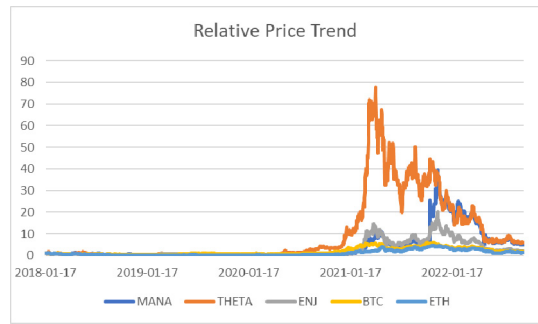


Fig. 2. Price trends on NFT coins

Fig. 1에 나타난 NFT와 metaverse에 대한 사람들의 관심도(attention)를 보면 2021년부터 증가하기 시작하고 있다. Metaverse는 2021년 10월, NFT는 2022년 1월 정점을 기록한 이후 빠른 속도로 관심도가 하락하고 있음을 알 수 있다. Fig. 2는 각 NFT 코인별 2018년 1월 17일 가격을 기준가격 1로 하는 가격 추이를 보여주고 있다. THETA가 2021년 4월, MANA와 ENJ는 2021년 11월에 최고가를 기록하였다. 최고가 기록 이후에는 하락추세를 거듭하고 있다.

Table 1은 NFT 코인의 일별 로그 차분 사이의 상관계수를 보여주고 있다.

Table 1. Correlation coefficients

Crypto	MANA	THETA	ENJ	BTC	ETH
MANA	1	0.4971	0.6194	0.5580	0.5773
THETA	0.4971	1	0.5481	0.5679	0.5836
ENJ	0.6194	0.5481	1	0.5659	0.6005
BTC	0.5580	0.5679	0.5659	1	0.8363
ETH	0.5773	0.5836	0.6005	0.8363	1

자료의 전체 기간에서 THETA는 이더리움과 상관관계가 가장 높게 나타났고, MANA와 ENJ는 서로 상관성이 가장 높은 결과를 보여주고 있다. 전통적 암호화폐인 비트코인과 이더리움 사이의 상관계수는 0.8363을 기록하여 상당히 높은 관련성을 보여주고 있다. 전체적으로 보면 전통적 암호화폐와 NFT 코인 가격 사이의 상관성은 본질적인 속성의 차이에도 불구하고 상당히 높은 상관관계를 보여주고 있다.

2.2 분석 모형 소개

본 연구에서는 전통적 암호화폐와 NFT 코인 사이의 가격 관련성을 분석하기 위하여 VAR(vector autoregression),

QR(quantile regression), rolling correlation, 그리고 기계학습 모델을 통해 가격 역학 관계를 파악하고 NFT 코인들의 미래 가격을 예측한다.

NFT 코인과 암호화폐의 수익률은 Eq. (1)과 같이 로그 차분 값으로 구한다.

$$r_{i,t} = \ln\left(\frac{C_{i,t}}{C_{i,t-1}}\right) \times 100 \quad (1)$$

Where, $r_{i,t}$ is i^{th} coin return on day t, $C_{i,t}$ is i^{th} coin price on day t

VAR 모형은 Eq. (2)와 같다.

$$y_t = \alpha + \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_{t-2} + \dots + \beta_p y_{t-p} + \epsilon_t \quad (2)$$

Where, y_t is return vectors of length 5 on day t, α, β are constants, ϵ_t is error term vectors

VAR 모형을 통해 변수 사이의 그랜저 인과관계(Granger causality)를 분석할 수 있다.

Koenker and Bassett(1978)은 OLS(ordinary least squares)에 기반하여 추정하는 선형회귀분석은 독립변수의 조건에서 종속변수의 조건부 평균을 추정하는 한계점이 있음을 지적하고 분위 수 회귀분석 QR을 제안하였다[11]. 분위 수 회귀모형을 이용하면 종속변수 분포의 꼬리(tail) 부분을 정확하게 설명할 수 있어서 이질적인 확률(heteroskedasticity)이나 왜도(skewness)를 갖는 주거나 암호화폐와 같은 재무 데이터 통계의 공통적인 특성에 강건한 결과를 보여준다. QR 모형은 Eq. (3)과 같다.

$$Q_Y(\tau) = X\beta_\tau \quad (3)$$

Where, $Q_Y(\tau) = \inf\{y: F_Y(y) \geq \tau\}$

Rolling correlation은 시간에 따라 변수 사이의 상관관계가 가변적일 경우 전체 데이터 기간에서의 평균적 상관관계를 측정하면 변수 사이의 관계를 해석함에 있어 오류를 범할 수 있다. 이러한 상관계수는 시간 가변적인 상관성을 보이는 자료의 구조에서 적절한 상관성을 해석할 수 있다. 본 연구에서는 window size를 60일로 하는 롤링 상관계수를 구하여 NFT 코인의 가격 역학 구조를 분석한다.

NFT 코인의 가격 예측을 위한 기계학습 모형은 주식과 같은 시계열 자료의 예측에서 우수한 성과를 보여준 XGBoost(XGB), Random Forest(RF), Support Vector Regression(SVR), Long Short-term Memory(LSTM) 모형을 활용한다[12-16]. XGB 모형을 통해 NFT 코인 가격 예측을 위한 입력변수의 상대적 중요도 분석을 통해 어떤 코인의 영향력이 크게 미치는지를 분석하였다[17]. 기계학습 예측모형에 대한 입력변수인 특성 변수는 NFT 코인별 시가, 고가, 저가, 종가와 비트코인과 이더리움을 포함한 전체 코인들의 일별 수익률이며, 목표변수는 코인별 1일(C1), 2일(C2), 3일(C3), 4일(C4), 5일(C5) 후의 미래 가격이다.

3. 실험 결과

3.1 VAR 분석 결과

NFT 코인과 암호화폐들 사이의 VAR 추정 결과 최적 시차(optimal lag)는 8로 나타났다.

Table 2는 디센트럴랜드의 MANA에 대한 벡터 자기회귀 상관분석 결과를 보여주고 있다.

Table 2. VAR estimation result on MANA

Independent	BTC	ETH	THETA	ENJ
L1	0.0415	-0.1234 *	-0.0282	0.0536
L2	0.0407	0.0814	-0.0542 *	0.0150
L3	-0.1333	0.1666 **	0.0119	0.0442
L4	-0.0084	-0.0024	0.0188	0.0676 **
L5	0.1759 **	-0.1646 **	-0.0278	0.0651 *
L6	-0.1260	0.0712	-0.0051	0.0252
L7	-0.1244	0.0467	-0.0212	0.0144
L8	-0.0252	-0.0150	-0.0029	0.0195

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

MANA는 이더리움과의 그랜저 인과성이 높게 나타났다. 엔진코인과 비트코인도 영향을 미치고 있으나 세타는 상대적으로 그 영향력이 작게 나타나고 있다.

Table 3은 THETA에 대한 벡터 자기회귀 상관분석 결과를 보여주고 있다.

Table 3. VAR estimation result on THETA

Independent	BTC	ETH	MANA	ENJ
L1	0.0525	-0.0771	0.0254	0.0304
L2	0.0168	0.0228	0.0084	0.0668 **
L3	0.1561 *	-0.0223	-0.0260	-0.0155
L4	-0.0285	-0.0640	0.0254	-0.0190
L5	0.1343	-0.0436	-0.0168	-0.0016
L6	-0.0496	0.1009	0.0366	-0.0140
L7	0.1157	-0.1204 *	-0.0460	0.0460
L8	0.0465	-0.0987	0.0077	0.0634 *

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

THETA는 ENJ과의 그랜저 인과성이 크게 나타났다. 그러나 비트코인이나 이더리움과는 약한 영향력이 나타났다. 특히 MANA와는 그랜저 인과성이 나타나지 않았다.

Table 4는 ENJ에 대한 벡터 자기 회귀 상관분석 결과를 보여주고 있다.

Table 4. VAR estimation result on ENJ

Independent	BTC	ETH	MANA	THETA
L1	-0.0207	-0.0301	-0.0073	-0.0028
L2	-0.0472	0.1271 ***	0.0184	-0.0154
L3	0.0955	-0.0156	0.0086	0.0060
L4	0.0087	-0.0115	-0.0011	0.0481 **
L5	0.0941	-0.0490	0.0304	-0.0482 **
L6	-0.0532	0.0801 *	0.0085	-0.0072
L7	-0.0535	0.0204	-0.0313	-0.0331
L8	0.0498	-0.0909 *	-0.0014	-0.0024

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

ENJ는 이더리움과의 인과성이 강하게 나타나고 있고 THETA와의 인과성도 높게 나타났다. 그러나 비트코인과 MANA와는 인과성이 나타나지 않았다.

이더리움의 smart contracts에 의하여 등록되는 디센트럴랜드 MANA와 엔진코인 ENJ는 이더리움과의 그랜저 인과성이 높게 나타나고 있으나 THETA는 이더리움과의 그랜저 인과성이 낮게 나타나, THETA는 MANA나 ENJ와는 다른 가격 역학 구조를 보여주고 있다. 전체적으로 NFT 코인들의 가격에 미치는 비트코인의 영향력은 제한적으로 나타나고 있다. 이러한 분석 결과는 전통적인 암호화폐 시장에서 비트코인의 높은 가격 영향력을 밝힌 Moratis(2021)의 연구 결과와 차이가 있다.

3.2 Quantile Regression 분석 결과

Quantile Regression 분석에서는 NFT 코인 가격 수익률의 분위 수별로 구분하여 회귀분석을 통해 평균적 관련성이 아닌 특정 수익률 분위 수에서의 영향력을 분석한다.

Table 5는 이더리움에 의한 분위 수 회귀모형의 각 분위 수에서의 설명력을 보여주고 있다.

Table 5. Pseudo R-squared of quantile regression on NFT coins

Quantile	MANA	THETA	ENJ
0.2	0.2811	0.2657	0.2944
0.4	0.2550	0.2320	0.2542
0.6	0.2218	0.1916	0.2039
0.8	0.1718	0.1362	0.1529

* Bold letters mark the highest results.

분위 수 분석에서는 MANA, THETA, ENJ 모두 코인 가격의 수익률이 가장 낮은 분위 수에서 코인 사이의 설명력이 가장 높았으며, 코인 중에서는 이더리움의 설명력이 가장 높게 나타났다. Table 5는 이더리움에 의한 NFT 코인들의 분위 수 회귀모형의 분위 수별 설명력을 보여주고 있으며, 전체 NFT 코인에서 가장 수익률이 낮은 분위 수인 0.2에서 설명력이 가장 높게 나타났다. NFT 코인의 가격이 폭락하는 국면에서 이더리움이 영향을 크게 미치고 있음을 알 수 있다. 본 연구의 결과는 비트코인 수익률의 낮은 분위 수에서 유의적인 설명력이 나타남을 밝힌 Dias et al.(2022)와 일치한다[18]. 분위 수 NFT 코인의 수익률이 높은 구간으로 갈수록 이더리움의 설명력은 약해지고 있다. 0.2 분위 수에서는 ENJ 코인의 설명력이 가장 높게 나타났다.

3.3 Rolling Correlation 분석 결과

주식시장 사이의 주가 동조화는 주가가 폭락하는 국면에서 더 강해진다. 유럽 12개 주요 주식시장 사이의 주가 동조화 현상을 분석한 결과, 2008년의 글로벌 금융위기 국면에서 강하게 나타났다[19]. Shi(2022)는 중국 주식시장과 아시아 주식시장 사이의 주가를 분석한 결과 미국과 중국 사이의 무역 갈등이나 2020년의 COVID-19 팬데믹 발생과 같은 이벤트 발생에 따른 주가 하락 국면에서 동조화 현상이 증가하였음을 밝히고 있다[20].

NFT 코인과 암호화폐 사이의 동적 상관관계를 분석하기 위해 60일 단위의 rolling correlation 구조를 분석한 결과는 Fig. 3에 나타나 있다.

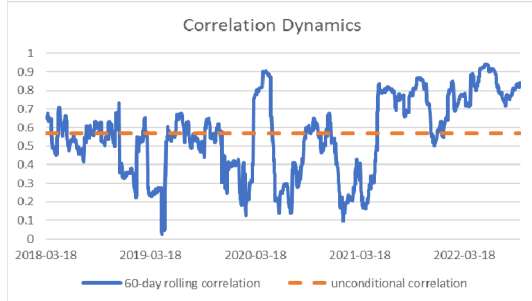


Fig. 3. 60-day rolling correlation between THETA and BTC

자료의 분석 기간에서 NFT 코인과 비트코인 사이의 rolling correlation은 동적으로 변동하고 있으며, Fig. 3의 THETA와 비트코인 사이의 60일 무빙 상관계수도 동적 관계를 잘 보여주고 있다. 특히, 2020년 3월 WHO의 COVID-19 팬데믹 선언을 전후하여 상관계수가 +0.5 이하에서 +0.9 이상으로 높아지고 있으며, 전체 팬데믹 기간에서 코로나 확산의 정도에 따라 코로나 공포가 증가와 감소를 반복하면서 상관계수도 증가와 감소를 이어가고 있다. 전체적으로는 코로나 발생 이전 상관계수가 낮아지다가 발생 이후에는 증가하는 특징을 보여주었다. NFT 코인과 비트코인의 본질적인 차이에도 불구하고 금융시장의 위기 국면에서는 가격의 동조화가 심화하고 있다는 점은 NFT 코인이 투기적 자산으로서 역할이 더 커지고 있음을 알 수 있다.

3.4 특성 변수 중요도 분석

특성 변수 중요도 분석에서는 XGB 모형을 이용하여 특성 변수의 상대적 중요도를 산출하였다.

Table 6. Feature importance on MANA

Target	MANA	THETA	ENJ	BTC	ETH
C1	0.2931	0.1066	0.1278	0.2052	0.2673
C2	0.3045	0.1264	0.1629	0.1871	0.2191
C3	0.2814	0.1043	0.1497	0.1450	0.3195
C4	0.2742	0.1007	0.1906	0.1858	0.2486
C5	0.2770	0.1102	0.1811	0.1923	0.2393

* Bold letters mark the highest results.

Table 6은 NFT 코인 MANA에 대한 특성 변수의 중요도를 보여주고 있다.

MANA의 특성 변수 중요도에서는 3일 후의 가격 예측에서 이더리움이 가장 중요한 입력변수로 나타나는 것 말고는 나머지 날들에 대한 예측에서는 MANA 자체 변수의 중요도가 가장 높게 나타났다.

Table 7은 NFT 코인 THETA에 대한 특성 변수의 중요도를 보여주고 있다.

Table 7. Feature importance on THETA

Target	MANA	THETA	ENJ	BTC	ETH
C1	0.2571	0.1351	0.1873	0.1453	0.2751
C2	0.2617	0.1425	0.1743	0.1431	0.2784
C3	0.2324	0.1476	0.2252	0.1187	0.2761
C4	0.2645	0.1255	0.1949	0.1733	0.2417
C5	0.2645	0.1430	0.2016	0.1787	0.2417

* Bold letters mark the highest results.

THETA의 특성 변수 중요도에서는 1일, 2일, 3일 후의 미래 가격 예측에서는 이더리움의 중요도가 가장 높게 나타났으며, 4일과 5일 후의 미래 가격 예측에서는 MANA의 중요도가 가장 높은 결과를 보여주었다.

Table 8은 NFT 코인 ENJ에 대한 특성 변수의 중요도를 보여주고 있다.

Table 8. Feature importance on ENJ

Target	MANA	THETA	ENJ	BTC	ETH
C1	0.2775	0.1306	0.1538	0.1762	0.2619
C2	0.2385	0.1098	0.1849	0.1652	0.3016
C3	0.2413	0.1049	0.1654	0.1744	0.3140
C4	0.2631	0.1006	0.1908	0.1800	0.2655
C5	0.2080	0.1333	0.2014	0.1863	0.2710

* Bold letters mark the highest results.

ENJ의 특성 변수 중요도에서는 1일을 제외하고 이더리움의 중요도가 가장 높게 나타났으며, 1일 후의 가격 예측에서는 MANA의 중요도가 가장 높게 나타났다.

Table 9는 NFT 코인에 대한 특성 변수의 중요도를 평균하여 정리하였다.

Table 9. Feature importance averages on NFT coins

Target	MANA	THETA	ENJ	BTC	ETH
C1	0.2759	0.1241	0.1563	0.1756	0.2681
C2	0.2682	0.1262	0.1740	0.1651	0.2664
C3	0.2517	0.1189	0.1801	0.1460	0.3020
C4	0.2673	0.1089	0.1921	0.1797	0.2519
C5	0.2498	0.1288	0.1947	0.1858	0.2507
All	0.2626	0.1214	0.1794	0.1704	0.2681

* Bold letters mark the highest results.

NFT 코인 전체에 대한 특성 변수 중요도의 평균값을 보면 MANA와 ETH의 중요도가 가장 높게 나타나고, THETA, ENJ, BTC의 중요도는 상대적으로 낮게 나타났다. 특히, 비트코인의 영향력이 상대적으로 낮게 나타난 점은 NFT 코인이 전통적인 암호화폐와는 다른 가격 구조를 보이고 있음을 알 수 있다. 1일, 2일, 4일 후의 미래 가격 예측에서는 MANA의 영향력이 가장 높고, 3일, 5일 후의 미래 가격 예측에서는 ETH의 중요도가 가장 높게 나타났다. 전체 평균에서는 ETH의 입력변수 중요도가 가장 높은 결과를 보여주었다.

3.5 NFT 코인의 가격 예측 분석

코인의 가격 예측을 위한 입력변수는 해당 코인의 가격 정보와 다른 코인과 비트코인, 이더리움의 가격을 활용하며 목표변수는 코인의 n일 후의 가격이다. 기계학습 알고리즘은 Random Forest, XGBoost, Support Vector Regression과 LSTM을 활용하였으며, 예측 성과의 평가지표는 RMSE(root mean square error)를 적용하였다.

Table 10은 NFT 코인 MANA에 대한 가격의 예측 성과를 보여주고 있다.

Table 10. Prediction performance on MANA price

Target	RF	XGB	SVR	LSTM
C1	0.0489	0.0784	0.0658	0.2347
C2	0.0721	0.0803	0.0508	0.3601
C3	0.1209	0.1197	0.0783	0.4726
C4	0.1461	0.1479	0.0881	0.5420
C5	0.1684	0.1746	0.0838	0.4559

* Bold letters mark the best results.

MANA의 미래 가격에 대한 예측 성과는 1일 후는 Random Forest, 2일에서 5일 후의 가격 예측에서는

Support Vector Regression의 성과가 가장 높게 나타났다. 전체적으로는 Random Forest에 의한 1일 후의 가격 예측 성과가 0.0489로 가장 우수하다.

Table 11은 NFT 코인 THETA에 대한 가격의 예측 성과를 보여주고 있다.

Table 11. Prediction performance on THETA price

Target	RF	XGB	SVR	LSTM
C1	0.0505	0.0532	0.0856	0.0788
C2	0.0760	0.0804	0.0824	0.0993
C3	0.0813	0.0782	0.0860	0.1371
C4	0.0850	0.0802	0.0857	0.1325
C5	0.1042	0.1161	0.0920	0.1853

* Bold letters mark the best results.

THETA의 미래 가격에 대한 예측 성과는 1일, 2일 후는 Random Forest, 3일, 4일 후의 가격 예측에서는 XGBoost, 5일 후의 가격 예측에서는 Support Vector Regression의 성과가 가장 높게 나타났다. 전체적으로는 Random Forest에 의한 1일 후의 가격 예측 성과가 0.0505로 가장 우수하다.

Table 12는 NFT 코인 ENJ에 대한 가격의 예측 성과를 보여주고 있다.

Table 12. Prediction performance on ENJ price

Target	RF	XGB	SVR	LSTM
C1	0.0596	0.0859	0.0982	0.0855
C2	0.0960	0.1272	0.0751	0.1041
C3	0.1191	0.1459	0.0764	0.1056
C4	0.1493	0.1562	0.0851	0.1466
C5	0.1752	0.2084	0.1047	0.1997

* Bold letters mark the best results.

ENJ의 미래 가격에 대한 예측 성과는 1일 후는 Random Forest, 2일에서 5일 후에 대한 가격 예측 성과는 Support Vector Regression의 성과가 가장 높게 나타났다. 전체적으로는 Random Forest에 의한 1일 후의 가격 예측 성과가 0.0596으로 가장 낮게 나타났다.

NFT 코인 가격에 대한 단기 예측인 1일 후의 가격 예측 성과는 Random Forest의 예측 결과가 가장 우수하였고, 예측 기간이 길어지면 SVR이나 XGB 모형의 예측 결과가 우수하게 나타났다. 그러나 예측 기간이 길어질수록 SVR이나 XGB 모형의 예측 오차 RMSE가 커지는

문제점이 나타나고 있어, 장기 예측보다는 Random Forest를 이용한 다음 날의 가격 예측의 유용성이 가장 크다고 할 수 있다.

4. 메타버스 지수의 NFT 코인 가격 예측 개선

S&P Global은 인터넷과 증강현실 기술(extended reality technology)을 이용하여 물리적 세계와 가상의 세계가 소통하고 섞이며 통합되는 에코시스템을 메타버스라고 정의하고, 메타버스 관련 자산 가격들의 움직임을 지수화하여 메타버스 지수(metaverse index)를 발표하고 있다[21]. 본 장에서는 S&P Global의 S&P Kensho Metaverse Index를 이용하여 NFT 코인 가격의 예측 성과를 개선할 수 있는지를 분석한다. S&P Global은 2018년 5월 31일부터 일별로 메타버스 지수를 발표하고 있다.

Table 13은 2018년 5월 31일부터 2022년 9월 30일까지의 기간에서 Random Forest 예측모형의 입력변수로 메타버스 지수를 추가하는 경우, NFT 코인 가격의 예측 성과를 비교하여 보여주고 있다.

Table 13. Prediction improvement on NFT Coin Prices with Metaverse index as feature variable

Target	MANA		THETA		ENJ	
	without	with	without	with	without	with
C1	0.0414	0.0407	0.0512	0.0519	0.0661	0.0641
C2	0.0633	0.0637	0.0683	0.0662	0.0798	0.0828
C3	0.0718	0.0729	0.0777	0.0785	0.1096	0.1188
C4	0.0804	0.0808	0.0844	0.0869	0.1185	0.1304
C5	0.0844	0.0849	0.0977	0.1009	0.1271	0.1372

메타버스 관련 기업들의 가격 움직임을 대표하는 S&P Metaverse Index를 입력변수로 추가하는 경우 Random Forest 모형의 NFT 코인 가격 예측 성과는 초단기 예측을 제외하면 그 개선 효과가 나타나지 않는다. MANA와 ENJ의 초단기 예측 성과만 일부 개선되는 것으로 나타났다. 메타버스 관련 기업들의 주가 움직임과 NFT 코인 가격 사이의 연관성이 크지 않음을 보여주고 있다. NFT 코인은 메타버스 관련 자산이면서도 암호화폐거래소에서 거래되는 특성상 전통적인 암호화폐와의 가격 상관성이 높음을 알 수 있다.

5. 결론

가상현실이나 증강현실로 대표되는 메타버스 세계의 등장으로 디지털 세상이 우리에게 다가오고 있다. 메타버스의 환상은 암호화폐 시장에서 NFT 코인의 가격 급등으로 나타났다.

본 연구는 최근 가상화폐 시장에서 급등과 급락을 보여주고 있는 NFT 코인의 가격 역학을 분석하고 그 예측 가능성을 분석하는 것이다. NFT 관련 코인은 디센트럴랜드의 MANA, 세타의 THETA, 엔진의 ENJ를 선택하였으며 일별 가격 자료를 이용하여 1일부터 5일 후까지의 미래 가격 예측 성과를 실증 분석하였다. 실증 분석 결과는 다음과 같다. 첫째, MANA와 ENJ는 이더리움과의 그랜저 인과성이 강하게 나타났다. 둘째, 분위 수 분석 결과 NFT 코인의 가격 하락이 큰 분위 수에서 전통적 암호화폐인 이더리움과의 연관성이 가장 높게 나타났다. 셋째, COVID-19 팬데믹 국면에서 NFT 코인의 가격 변동은 전통적 암호화폐인 비트코인과의 상관성이 크게 나타났다. 넷째, 기계학습모형을 통한 NFT 코인 가격 예측에서는 MANA와 ETH의 특성 변수 중요도가 높게 나타났다. 다섯째, NFT 코인의 1일 후의 미래 가격에 대한 예측 성과는 Random Forest 알고리즘이 가장 우수한 결과를 보여주었다. 여섯째, 메타버스 관련 기업들의 주가와의 관련성은 상대적으로 낮게 나타나고 있다. NFT 코인은 메타버스와 개념을 공유하면서도 이더리움과 같은 전통적 암호화폐 가격에 영향을 더 강하게 받는 특징을 보였다.

본 연구는 아직까지는 연구가 많이 이루어지지 않은 대체 불가능 토큰에 대한 가격 역학과 예측을 시도하였다는 점에서 향후 NFT 연구에 대한 기여도가 크다고 할 수 있다. 특히, 그동안 전통적인 암호화폐 시장에서 막강한 가격 영향력을 행사해온 비트코인의 영향력이 NFT 코인 가격에서는 제한적으로 나타남에 따라 전통적인 암호화폐와 NFT 코인의 결합을 통한 포트폴리오의 분산투자 가능성을 투자자들에게 제시하였다. 그러나 본 연구는 NFT 코인의 일부 자료를 분석하였고 분석 방법의 제한성이라는 한계점을 가지고 있다. 향후 연구에서는 다양한 NFT 코인으로 분석대상을 확장하고, NFT 코인들이 고유하게 가지고 있는 유형, 무형의 가치 결정 요소들을 입력변수로 추가하여 가격 예측 성과를 개선할 필요가 있다.

References

- [1] D. Vidal-Tomas, "The new crypto niche: NFTs, play-to-earn, and metaverse tokens", *Finance Research Letters*, Vol.47, 102742, pp.1-13, February 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/i.frl.2022.102742>
- [2] L. Lin, "A study on the development status of NFT art platforms in China", *The Korean Journal of Animation*, Vol.18, No.3, pp.65-79, September 2022. DOI: <https://doi.org/10.51467/ASKO.2022.09.18.3.65>
- [3] J. Ahn, "The meaning and limitation of NFT in the art regime: Crypto art in the dialectical movement of digital art", *Journal of Korean Modern & Contemporary Art History*, Vol.43, pp.395-429, July 2022. DOI: <https://doi.org/10.46834/jkmcah.2022.6.43.395>
- [4] L-H. Lee, T. Braud, P. Zhou, L. Wang, D. Xu, Z. Lin, A. Kumar, C. Bermejo, P. Hui, "All one needs to know about metaverse: A complete survey on technological singularity, virtual ecosystem, and research agenda", arXiv preprint, arXiv:2110.05353, November 2021.
- [5] Y. Maouchi, L. Charfeddine, G. E. Montasser, "Understanding digital bubbles amidst the COVID-19 pandemic: Evidence from DeFi and NFTs", *Finance Research Letters*, Vol.47, 102584, pp.1-8, December 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/i.frl.2021.102584>
- [6] M. Dowling, "Is non-fungible token pricing driven by cryptocurrencies?", *Finance Research Letters*, Vol.44, 102097, pp.1-6, April 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/i.frl.2021.102097>
- [7] D. Koutmos, "Return and volatility spillovers among cryptocurrencies", *Economics Letters*, Vol.173, pp.122-127, December 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/i.econlet.2018.10.004>
- [8] G. Moratis, "Quantifying the spillover effect in the cryptocurrency market", *Finance Research Letters*, Vol.38, 101534, pp.1-9, May 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/i.frl.2020.101534>
- [9] Z. J. Zhang, "Cryptopricing: Whence comes the value for cryptocurrencies and NFTs", *International Journal of Research in Marketing*, Article in Press, pp.1-8, September 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/i.ijresmar.2022.08.002>
- [10] <http://www.coinmarketcap.com>
- [11] R. Koenker, G. Bassett, "Regression quantiles", *Econometrica*, Vol.46, No.1, pp.33-50, January 1978. DOI: <https://doi.org/10.2307/1913643>
- [12] Z. Tan, Z. Yan, G. Zhu, "Stock selection with random forest: An exploitation of excess return in the Chinese stock market", *Heliyon*, Vol.5, No.8, pp.1-10, August 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/i.heliyon.2019.e02310>
- [13] S. Basak, S. Kar, S. Saha, L. Khaidem, S. R. Dey, "Predicting the direction of stock market prices using tree-based classifiers", *The North American Journal of Economics and Finance*, Vol.47, pp.552-567, January 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/i.naief.2018.06.013>
- [14] T. Kim, S. Lee, "Deep learning-based stock fluctuation prediction according to overseas indices and trading trend by investors", *KIPS Transactions on Software and Data Engineering*, Vol.10, No.9, pp.367-374, May 2021. DOI: <https://doi.org/10.3745/KTSDE.2021.10.9.367>
- [15] 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. DOI: <https://doi.org/10.9728/dcs.2022.23.2.343>
- [16] S. W. Kim, "Prediction performance of LSTM-based economic policy uncertainty index on asset prices: Traditional asset vs digital asset", *Journal of Digital Contents Society*, Vol.23, No.6, pp.1105-1113, June 2022. DOI: <https://doi.org/10.9728/dcs.2022.23.6.1105>
- [17] S. Deng, X. Huang, Y. Zhu, Z. Su, Z. Fu, T. Shimada, "Stock index direction forecasting using an explainable eXtreme Gradient Boosting and investor sentiments", *The North American Journal of Economics and Finance*, Vol.64, 101848, pp.1-16, November 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.naief.2022.101848>
- [18] I. K. Dias, J. M. Ruwani Fernando, P. N. D. Fernando, "Does investor sentiment predict bitcoin return and volatility? A quantile regression approach", *International Review of Financial Analysis*, Vol.84, 102383, pp.1-15, October 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/i.irfa.2022.102383>
- [19] N. M. Thomas, S. Kashiramka, S. S. Yadav, "The nature and determinants of comovement between developed, emerging and frontier equity markets: Europe versus Asia-Pacific", *Thunderbird International Business Review*, Vol.61, No.2, pp.291-307, March/April 2019. DOI: <https://doi.org/10.1002/tie.22015>
- [20] Y. Shi, "What influences stock market co-movements between China and its Asia-Pacific trading partners after the Global Financial Crisis?", *Pacific-Basin Finance Journal*, Vol.72, 101722, pp.1-25, February 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.pacfin.2022.101722>
- [21] <http://www.spglobal.com>

김 선 웅(Sun Woong Kim)

[정회원]



- 1981년 2월 : 서울대학교 경영학과 (경영학사)
- 1983년 2월 : KAIST 경영과학과 (공학석사)
- 1988년 2월 : KAIST 경영과학과 (공학박사)
- 2009년 3월 ~ 현재 : 국민대학교 비즈니스IT전문대학원 교수

<관심분야>

트레이딩시스템, 투자위험관리