

# COVID-19 국면의 암호화폐 가격 예측: 네이버트렌드와 딥러닝의 융합 연구

김선웅

국민대학교 비즈니스IT전문대학원 교수

## Forecasting Cryptocurrency Prices in COVID-19 Phase: Convergence Study on Naver Trends and Deep Learning

Sun-Woong Kim

Professor, Graduate School of Business IT, Kookmin University

**요약** 본 연구의 목적은 COVID-19 팬데믹 국면에서 코로나 발생과 확산에 따른 투자자 불안심리가 암호화폐 가격에 영향을 미치는지를 분석하고, 딥러닝 모형에 기반하여 암호화폐의 가격 예측을 실험하는 것이다. 투자자 불안심리는 네이버의 코로나 검색지수와 코로나 확진자 정보를 결합하여 산출하며, 암호화폐 가격과의 그랜저 인과성을 분석하고 딥러닝모형을 이용하여 암호화폐 가격을 예측한다. 실험 결과는 다음과 같다. 첫째, CCI 지표는 비트코인, 이더리움, 라이트코인의 수익률에 유의적인 그랜저 인과성을 보여주었다. 둘째, CCI를 입력변수로 하는 LSTM은 높은 예측성능을 보여주었다. 셋째, 암호화폐 사이의 비교에서는 비트코인의 가격 예측 성과가 가장 높게 나타났다. 본 연구는 코로나 국면에서 네이버 코로나 검색 정보와 암호화폐 가격과의 관련성을 분석한 첫 시도라는 점에서 학술적 의의를 찾을 수 있다. 향후 연구에서는 가격 예측 정확성을 높이기 위하여 다양한 딥러닝 모형의 확장 연구가 필요하다.

**주제어** : 코로나-19, 암호화폐, 네이버 검색지수, CCI, 딥러닝 융합연구

**Abstract** The purpose of this study is to analyze whether investor anxiety caused by COVID-19 affects cryptocurrency prices in the COVID-19 pandemic, and to experiment with cryptocurrency price prediction based on a deep learning model. Investor anxiety is calculated by combining Naver's Corona search index and Corona confirmed information, analyzing Granger causality with cryptocurrency prices, and predicting cryptocurrency prices using deep learning models. The experimental results are as follows. First, CCI indicators showed significant Granger causality in the returns of Bitcoin, Ethereum, and Litecoin. Second, LSTM with CCI as an input variable showed high predictive performance. Third, Bitcoin's price prediction performance was the highest in comparison between cryptocurrencies. This study is of academic significance in that it is the first attempt to analyze the relationship between Naver's Corona search information and cryptocurrency prices in the Corona phase. In future studies, extended studies into various deep learning models are needed to increase price prediction accuracy.

**Key Words** : Covid-19, Cryptocurrency, Naver Search Index, CCI, Deep Learning Convergence Study

\*Corresponding Author : Sun-Woong Kim([swkim@kookmin.ac.kr](mailto:swkim@kookmin.ac.kr))

Received January 17, 2022

Revised March 6, 2022

Accepted March 20, 2022

Published March 28, 2022

## 1. 서론

암호화폐(cryptocurrency)는 네트워크에서의 안전한 거래를 위해 블록체인 기술을 이용하여 개발된 디지털 화폐(digital currency)이다[1]. 2009년 비트코인(Bitcoin)으로부터 시작된 암호화폐는 현재 수백 개의 다양한 암호화폐가 탄생하였으며, 여러 암호화폐거래소를 중심으로 활발하게 거래되고 있다. 화폐 자산으로서의 성격에 대한 논란에도 불구하고 암호화폐는 주식처럼 가격이 등락하며 거래되고 있다. 그러나 암호화폐 가격은 본질 가치(fundamental value)에 기반하기 보다는 투자자들의 수요와 공급에 의해서 결정되고 있으며, Elon Musk와 같은 인플루언서의 말 한마디에도 급등락하고 있다[2]. Rognone et al.(2020)은 뉴스 감성과 같은 투자자 감정지수가 비트코인의 가격 결정에 영향을 미치고 있음을 보여주었다[3]. Wu et al.(2021)은 글로벌 경제 불안정 요인과 지역별 경제 불안정 요인을 구분하여 비트코인 가격에 미치는 영향을 분석한 결과 글로벌 경제 불안정성보다는 중국 경제의 불안정성이 비트코인 가격에 강한 양의 영향을 미치는 반면, 일본 경제의 불확실성은 비트코인의 변동성에 가장 민감하게 영향을 미치고 있음을 밝혀 지역별로 영향이 다르게 나타날 수 있음을 보여주었다[4].

2020년 초 발생한 COVID-19 팬데믹(pandemic)은 전세계를 미증유의 공포로 몰아넣으며 경제적 봉쇄 조치 등으로 글로벌 경제와 금융시장은 구조적 변화를 겪고 있다. Raheem(2021)은 COVID-19 팬데믹 상황은 비트코인과 같은 암호화폐가 과연 금융 불안정 상황에서 안전피난처(safe haven)로서 작동하는지를 검증할 수 있는 이벤트로 판단하고 검증한 결과 팬데믹 기간에서는 안전피난처로서 작동하지 않음을 보여주었다[5]. 본 연구는 COVID-19 팬데믹 국면에서 코로나 확산과 사회적 거리두기 등에 따른 투자자 불안심리를 반영하는 투자자 감성지수를 제안하고, 딥러닝 모형과의 융합을 통해 암호화폐의 가격을 예측하는 것이 목적이다. 투자자 감성지수는 네이버 트렌드에서 구한 코로나 키워드 검색지수(Naver search index)와 코로나 환자 발생 동향을 결합하여 계산하며, 투자자들이 코로나 상황 전개에 따라 변동하는 불안심리를 반영하였다. 분석 대상 암호화폐는 국내 거래소에서 거래되는 대표적인 암호화폐인 비트코인, 이더리움, 라이트코인과 리플이다. 본 연구는 코로나-19 팬데믹 국면에서 딥러닝과 네

이버 검색지수를 융합하여 암호화폐의 가격을 예측한 첫 시도로서 학술적 의의가 있다.

## 2. 암호화폐 관련 이론의 개요와 기존 연구

### 2.1 암호화폐 가격

2009년 Satoshi Nakamoto가 비트코인을 개발하면서 시작된 암호화폐 시장은 오늘날 수백 종류의 암호화폐 시장으로 발전하고 있다[6]. 대표적인 암호화폐 비트코인 가격은 2021년 4월 8,000만원대까지 치솟았다가 6월 3,300만원대까지 폭락 한 후 11월 8,000만원대까지 다시 급등하는 등 종잡을 수 없이 움직이고 있다. 어떠한 요인들이 작용하여 암호화폐 가격은 급변동하는가?

탈중앙화를 기치로 디지털 화폐를 표방하며 등장한 암호화폐 가격 결정에 대한 연구는 경제적 요인, 기술적 요인이나 심리적 요인 관점에서 진행되고 있다.

Cheah and Fry(2015)는 금융시장의 투기적 거품 모형을 이용하여 비트코인의 본질 가치(fundamental value)를 분석한 결과 비트코인의 경제적 가치가 "0"임을 보여주었다[7]. Kristoufek(2015)은 비트코인의 가격 결정 요인으로 비트코인의 상업적 결제금액/암호화폐거래소 거래량 비율 등의 경제적 요인, 해시레이트(hash rate)나 채굴난이도 등의 블록체인 기술적 요인, 그리고 Google Trends와 Wikipedia의 비트코인에 대한 투자자 관심도 등으로 구분하고 실증 분석한 결과, 비트코인의 가격은 경제적 본질가치나 기술적 요인보다는 암호화폐에 대한 투자자들의 관심도가 비트코인의 가격 결정요인임을 밝혔다[8]. Kjerland et al.(2018)은 해시레이트, 금(gold), 원유(crude oil), S&P 500 주가지수, Google Trends 검색지수의 비트코인 가격 영향력을 분석한 결과 S&P 500 주가지수와 Google Trends 검색지수가 유의적인 영향을 미치고 있음을 보여주었다[9]. Cachanosky(2019)는 정부의 보증을 받지 못하는 암호화폐는 경제적 본질 가치(economic fundamentals)에 기초하기 보다는 수요와 공급에 기초하여 가치(value)가 결정된다고 주장하였다[10].

많은 연구 결과들은 Google Trends나 온라인 소셜 미디어 활동과 같은 비전통적 변수가 암호화폐의 중요한 가격 결정 요인임을 밝히고 있다[11,12]. Gozcek and Skliarov(2019)는 여러 문헌에서 분석된 23개의 설명 변수를 이용하여 비트코인의 가격을 분석한 결과

Google Trends의 검색 인기도가 비트코인 가격을 움직이는 주요 변수임을 보여주었다[12]. 비트코인 가격의 중요한 기술적 요소인 헤시레이트의 영향력에 대한 검증 결과는 혼재되어 나타나고 있다[9,13].

경제 위기 상황에서 암호화폐는 안전피난처로서 작동할 것인가? Bouri et al.(2018)은 글로벌 금융 스트레스지수(global financial stress index)가 비트코인 가격에 강한 그랜저 인과성을 주고 있어 비트코인이 글로벌 금융 위기 등에서 안전 피난처로서의 역할을 할 수 있음을 밝혔다[14]. Paule-Vianez et al.(2020)은 기존의 경제-금융 시스템과 독립적인 비트코인의 특성으로 경제 불안정 국면에서 헤지 역할이 가능할 것이라고 주장하였다[15]. 비트코인 가격과 경제 불안정 사이의 관계를 실증 분석한 연구들은 상반된 결론을 내리고 있다[16,17].

2020년 초 발생한 후 현재 진행형인 COVID-19 팬데믹 상황은 비트코인이 과연 안전한 피난처로서의 역할을 할 수 있는지를 실험할 수 있는 좋은 기회를 제공하고 있다. Sarkodie et al.(2022)은 COVID-19 확진자와 사망자 발생 정보를 글로벌 경제 불안정지수로 하여 암호화폐 가격을 분석한 결과 불안정지수 증가에 따라 암호화폐 가격 상승 폭도 증가하는 것으로 나타났다[18]. Raheem(2021)은 COVID-19 발생을 전후하여 비트코인 가격을 분석한 결과, 팬데믹 발생 이전에는 경제 불안정의 피난처로서 작동하고 있으나 팬데믹 발생 이후에는 피난처로서의 기능이 약화되고 있음을 밝혔다[5].

암호화폐의 가격 관련 연구는 주로 가격 결정 요인 연구가 주류를 이루고 있지만, 최근에는 암호화폐의 가격 예측이나 투자전략 등으로 확장되고 있다. 암호화폐에 대한 가격 예측에서는 암호화폐 가격의 불확실성과 비선형성으로 전통적 방법보다는 딥러닝과 같은 인공지능 모형의 우수성이 밝혀지고 있다[19-21]. 암호화폐를 투자의 대상으로 인식하고 기술적 분석이나 딥러닝 모형 등을 이용한 투자전략의 수익성을 실증 분석한 연구도 활발하다[22,23]. 구글이나 트위터 뉴스 등에 기반한 투자자의 감정 변화 분석을 이용한 가격 예측 연구도 이루어지고 있다[24,25].

## 2.2 딥러닝 모형

딥러닝(deep learning) 모형은 인간의 뇌 신경세포 구조를 모방하여 구현한 인공지능망에 기초하고 있는

기계학습 방법의 한 종류이다. 딥러닝 모형 중 RNN(recurrent neural networks)은 데이터의 시간의 흐름에 따른 앞뒤 순서를 고려하지 않는 일반적인 인공지능망 모형과 달리 데이터의 순서(sequence) 개념을 도입하여 시스템 내부적으로 입력된 변수를 기억할 수 있다[26]. 이를 통해 과거 학습 결과의 정보를 현재 학습에 사용할 수 있어서 주가나 암호화폐 가격과 같이 시간의 순서에 따라 나타나는 시계열(time series) 자료의 처리에 가장 적합한 딥러닝 모형이다.

시간 순서를 가진 시계열 자료 처리에서 우위를 보이는 RNN 모형에서도 시계열 자료의 시차(lag)가 길어짐에 따라 과거 시점의 자료가 현재 상태에서 적절히 학습되지 않는 기울기 소실(vanishing gradient) 문제가 발생한다[15]. 시계열 자료의 시차가 길어지는 주가나 암호화폐의 가격 분석에서 이러한 장기 의존적인 문제점으로 인해 예측의 효율성이 낮아질 수 있다[27]. LSTM(Long Short-Term Memory)은 이러한 long-term dependency 문제를 해결할 수 있도록 발전한 RNN 모형의 하나로서 시계열 자료의 분석에서 그 유용성은 점점 더 커지고 있다[28]. LSTM은 연속 시계열 자료를 이용하여 미래 가격 추세를 예측할 때 시간 종속성 학습이 가능한 RNN 모형에서도 중심적인 역할을 하고 있다. 각 LSTM은 자료의 시간적 흐름을 파악하는 단위로 구성되어 있는데, 서로 다른 모듈을 연결하고 과거의 자료를 전달하여 현재 자료를 모은다. 이러한 gates들은 시그모이드 함수에 기초하고 있다.

LSTM의 핵심은 gate system의 도입이며, gate를 이용하여 셀 스테이트(cell state)를 통해 과거 정보를 관리할 수 있다. 구체적으로 hidden layer의 셀에 3개의 gates를 추가하여, 과거 자료를 계속 유지할 것인가 아니면 버릴 것인가를 선택적으로 셀 스테이트에 전달할 수 있다. 이러한 구조로 인해 LSTM은 비선형적이며 불안정한 암호화폐 가격과 같은 시계열 자료의 예측에서 우수한 성과를 보여주고 있다. Liu et al.(2021)은 기계학습모형을 이용하여 비트코인의 가격을 예측한 결과 LSTM의 예측 성과가 가장 우수함을 밝혔다[29]. Jaquart et al.(2021)은 기계학습모형을 이용하여 비트코인의 분 단위 단기 가격을 예측한 결과 1분 단위의 단기 예측에서 LSTM의 예측 성과가 우수함을 보여주었다[30]. Gang et al.(2020)은 Google에서 전날의 비트코인 관련 기사들을 이용하여 LSTM 모형에 적용하고

오늘의 비트코인 가격을 예측해본 결과 58.75%의 정확도를 보여주어 감성 분석의 가능성을 열어주었다[31].

### 3. 데이터와 실험 설계

#### 3.1 데이터 소개

##### 3.1.1 네이버 코로나 검색 지수

Google이나 네이버 등의 포털 사이트는 사회적 이슈에 대한 키워드 검색 빈도를 검색자가 설정한 분석 기간에서 표준화한 검색 지수를 제공하고 있다. 본 연구에서는 COVID-19 팬데믹에 대한 투자자들의 관심과 불안의 정도를 측정하기 위하여 네이버 트렌드와 코로나 확진자 정보를 이용하였다.

네이버 트렌드를 통해 분석 기간의 코로나 관련 검색 키워드에 대한 일별 검색지수를 얻을 수 있다. COVID-19 관련 검색어는 ‘코로나’, ‘코로나바이러스’, ‘팬데믹’, ‘변이바이러스’, ‘코로나확진자’, ‘코로나사망자’, ‘사회적거리두기’, ‘돌파감염’, ‘COVID’, ‘COVID-19’를 포함하여 검색하였다. 일별 검색지수는 COVID-19 관련 검색어로 검색되는 일별 검색량에 대한 상대적 비율 지표로서 분석 기간의 최고 검색량이 발생한 날을 100으로 하는 표준화 비율이다. 검색기간은 2020년 2월 20일부터 2021년 12월 31일로 설정하였고, 검색지수는 2020년 2월 25일 100을 기록하면서 분석기간 중 최대값을 보여주었다. t일의 네이버 코로나 검색 지수(Naver Search Index)는  $NSI_t$ 로 표시한다.

##### 3.1.2 코로나 확진자 수

2020년 초 최초 확진자 발생 이후 코로나 확진자 수(confirmed cases)는 사회적 거리 두기 등의 방역조치와 변이바이러스 등의 발생 상황에 따라 증가와 감소를 반복하고 있다. 확진자가 감소하다 다시 급증하는 경우 투자자들의 불안심리도 높아질 것이다. Kim(2021)은 국내 코로나 확진자 발생수 증감에 따른 투자자들의 공포심리를 ‘KOFI(Korean COVID-19 Fear Index)’로 지수화하고, 주식시장의 주가에 대한 영향력을 분석한 결과 유의적인 부의 영향을 미치고 있음을 밝혔다[32].

국내 코로나 확진자 정보는 ourworldindata.org에서 구하였으며, 국내 코로나 확진자가 본격적으로 발생하는 2020년 2월 20일부터 2021년 12월 31일까지의 기간에서 코로나 확진자 수에 기초하여 KOFI 지수를

계산하였다.

본 연구에서는 투자자들의 COVID-19에 대한 복합적인 심리지수를 산출하기 위하여, 네이버 코로나 검색 지수  $NSI_t$ 와 KOFI 지수를 결합하는 CCI(COVID-19 Composite Index)를 식 (1)과 같이 제안한다[32].

$$\Delta CCI_t = \frac{\Delta NSI_t + \Delta KOFI_t}{2}, \tag{1}$$

where  $\Delta CCI_t = \ln(CCI_t) - \ln(CCI_{t-1})$ ,

$\Delta NSI_t = \ln(NSI_t) - \ln(NSI_{t-1})$ ,

$NSI_t$  is Naver Search index on day  $t$ ,

$\Delta KOFI_t = \ln(KOFI_t) - \ln(KOFI_{t-1})$ ,

$$KOFI_t = \frac{CF_t}{\sum_{k=1}^{14} CF_{t-k}/14},$$

$CF_t$  is COVID-19 confirmed cases on day  $t$ ,

$CCI_0 = 100$ .

식 (1)에서 (t-1)일 대비 (t)일의 CCI 로그 차분은  $NSI$  로그 차분과  $KOFI$  로그 차분의 동일 가중방식으로 계산하였다.

Fig. 1은 CCI와 COVID-19 일별 확진자 수를 비교 하였어 보여주고 있다.

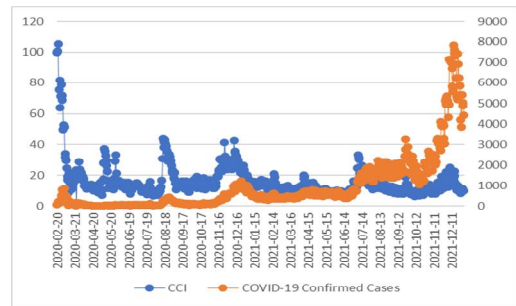


Fig. 1. CCI and COVID-19 Confirmed Cases Trend

COVID-19 확진자는 2020년 3월의 1차 팬데믹 최대발생 851명, 2020년 12월 2차 팬데믹 최대발생 1,237명, 2021년 12월 3차 팬데믹 최대발생 7,843명으로 급증하고 있으나 CCI 지표는 1차 팬데믹에서 최대값을 보인 이후 확진자가 급증하여도 CCI 지표는 소폭 증가하고 있어, 시간이 지나면서 코로나 확산과 확진자 발생에 대한 투자자들의 공포심리가 학습효과로 크게 증가하지는 않음을 CCI 지표는 잘 반영하고 있다.

### 3.1.3 암호화폐 가격과 코스피 주가지수

본 연구에서는 국내 거래소에서 거래되고 있는 대표적인 암호화폐인 비트코인(Bitcoin), 이더리움(Ethereum), 라이트코인(Litecoin), 리플(Ripple)과 코스피 주가지수(KOSPI index)를 분석 대상으로 하며, 각각의 심볼은 BTC, ETH, LTC, XRP로 표시한다. 암호화폐 가격은 국내의 대표적인 암호화폐거래소인 업비트거래소(<https://upbit.com>)에서 구하였고 코스피 주가지수는 한국거래소(<https://krx.co.kr>)에서 2020년과 2021년의 일별 가격 자료를 구하였다. 자료 기간에서 암호화폐 비트코인의 가격 변동 추이는 Fig. 2와 같다.

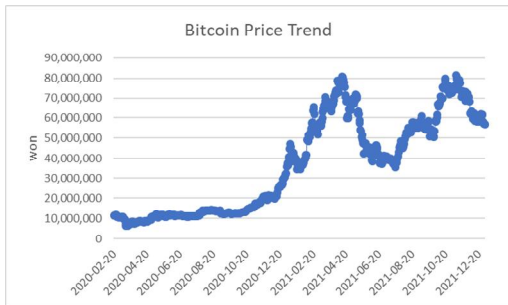


Fig. 2. Bitcoin Price Trend

암호화폐와 코스피 주가지수의 일별 수익률은 로그 차분으로 구하며, 식 (2)와 같다.

$$R_{i,t} = \ln(C_{i,t}) - \ln(C_{i,t-1}), \tag{2}$$

where  $C_{i,t}$  is crypto  $i$  and KOSPI index price on day  $t$ .

Table 1은 비트코인, 이더리움, 라이트코인, 리플의 일별 수익률에 대한 기초통계량이다.

Table 1. Daily Return Statistics on Cryptocurrency(%)

| Statistic | BTC       | ETH      | LTC       | XRP       |
|-----------|-----------|----------|-----------|-----------|
| Mean      | 0.234     | 0.394    | 0.112     | 0.167     |
| Std. Dev. | 3.709     | 5.005    | 5.406     | 6.787     |
| Skewness  | -1.790    | -1.350   | -1.028    | 0.209     |
| Kurtosis  | 21.852    | 16.327   | 8.513     | 14.012    |
| ADF       | -26.83*** | -6.74*** | -11.67*** | -25.69*** |

Std. Dev.: Standard Deviation  
 ADF: Augmented Dickey-Fuller test statistics

Table 1에서 일 평균 수익률은 이더리움이 0.394%

로 가장 높았으며, 수익률의 표준편차로 측정하는 변동성(volatility)은 리플이 가장 큰 6.787%를 나타내고 있다. 한편, 비트코인, 이더리움, 라이트코인, 리플 모두 수익률의 분포는 높은 첨도(kurtosis)를 보이며, 수익률 분포의 정규성을 기각하고 있다. ADF 통계량은 비트코인 -26.83, 이더리움 -6.74, 라이트코인 -11.67, 리플 -25.69로 나타나 모두 1% 유의수준에서 귀무가설(단위근이 존재한다)을 기각하였다. 따라서 비트코인, 이더리움, 라이트코인, 리플 수익률은 안정적(stationary)인 시계열 자료임을 보여주었다.

### 3.2 실험 설계

#### 3.2.1 그랜저 인과관계를 이용한 CCI 지표의 암호화폐 가격 영향력 분석

일반적으로 상업적 결제 금액, 금융 자산 가격 움직임과 같은 암호화폐의 본질적 가치, 해시레이트와 같은 암호화폐 기술 요인, 그리고 투자자들의 투자 심리나 암호화폐 관심도와 같은 변수들이 비트코인을 포함한 암호화폐 가격의 결정 요소들로 알려져 있다. 그동안의 실증 분석 결과들은 암호화폐의 본질가치보다는 가격 거품(price bubble)이 존재하며, 이에 따라 주식시장 가격 움직임과 투자자 관심도 등 심리적 요인이 암호화폐 가격에 유의적인 영향을 미치고 있음을 밝히고 있다.

본 연구에서는 2020년 초 발생한 COVID-19 팬데믹 상황에서 코로나 확산 공포와 전무후무한 글로벌 경제 섯다운(shutdown)에 의한 경제 불안정 변수가 암호화폐 가격에 미친 영향력을 분석하고자 한다. COVID-19 팬데믹 확산에 따라 투자자들의 불안심리가 변동하며 암호화폐 가격에도 영향을 미칠 수 있다. 코로나 관련 투자자들의 심리지수인 CCI 움직임이 이용하여 암호화폐의 미래 가격의 예측할 때 설명력이 높아지는가를 분석하기 위하여 그랜저 인과관계 모형(Granger causality model)을 분석한다. 기존 실증 분석들의 연구 결과에 따라 주식시장의 주가 움직임의 영향력을 통제하기 위하여 그랜저 인과관계 모형의 통제변수로 코스피 주가지수(KOSPI index)의 수익률을 활용한다. 그랜저 인과관계에서 유의성이 나타난다면 네이버 검색지수와 코로나 확진자 추이 정보가 암호화폐의 수익률에 그랜저 인과성이 존재함을 말해주며, 투자 전략적 측면에서 본 연구에서 제안된 투자자 심리지수의 유용성은 크다고 할 수 있다.

CCI 지표의 암호화폐 수익률에 대한 그랜저 인과관계 식은 (3)과 같다.

$$R_{i,t} = \omega_0 + \sum_{k=1}^p \alpha_i R_{i,t-k} + \sum_{k=1}^p \beta_i \Delta CCI_{t-k} + \sum_{k=1}^p \gamma_i \Delta KSP_{t-k} + \epsilon_{i,t} \quad (3)$$

$$\text{where } \Delta CCI_t = \ln(CCI_t) - \ln(CCI_{t-1}),$$

$$\Delta KSP_t = \frac{(KSP_t - KSP_{t-1})}{KSP_{t-1}},$$

$KSP_t$  is KOSPI index on day  $t$ .

$$H_0 : \beta_{i,t-1} = \beta_{i,t-2} = \dots = \beta_{i,t-k} = 0$$

식 (3)에서 독립변수는  $i$  암호화폐의  $p$ -lag 수익률 시계열 자료, CCI 지수의  $p$ -lag 로그 차분 시계열 자료, 그리고 코스피 수익률의  $p$ -lag 시계열 자료이며, 종속변수는  $i$  암호화폐의 수익률 시계열 자료이다. 그랜저 인과관계 모형의 귀무가설  $H_0$ 은 CCI 변동량의 추정 계수가 모두 0이며, 자료의 실증 분석 결과 귀무가설을 기각한다면 투자자 코로나 심리지수인 CCI가 암호화폐 가격 변동과 연관성이 있으며 이를 이용하면 암호화폐 가격 예측의 정보효과가 존재함을 의미한다.

### 3.2.2 CCI-LSTM 융합을 이용한 암호화폐 가격 예측

투자자 심리지표 CCI가 암호화폐 가격에 그랜저 인과성이 나타나는 경우 CCI 지표와 LSTM을 융합하여 암호화폐의 미래 가격을 예측한다. CCI 지표와 암호화폐의 가격을 입력변수로 하는 딥러닝 모형 LSTM을 통해 암호화폐 가격 예측의 정확성을 제고할 수 있다. Fig. 3은 암호화폐 가격 예측의 실험 진행 과정을 보여 주고 있다.

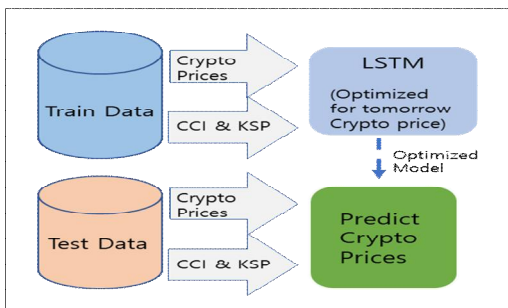


Fig. 3. Experimental Design of LSTM

본 연구 딥러닝 모형의 학습용 데이터(train data)는 전체 기간의 70%에 해당하는 2020년 2월 21일부터 2021년 6월 10일까지, 검증용 데이터(test data)는 2021년 6월 11일부터 2021년 12월 31일까지의 기간이다. 본 연구의 실험은 Python 3.8.5 환경에서 Tensorflow 2.4.1과 Keras를 이용하여 진행하였다. 암호화폐 가격 예측을 위한 딥러닝 모형은 암호화폐 가격과 같은 시계열 자료의 예측에 특화된 LSTM을 활용하며, 성과 비교를 위해 단순 RNN(Simple RNN) 모형도 분석한다. 딥러닝 모형의 최적화 알고리즘은 adam, 활성화 함수는 hyperbolic tangent, 지도학습은 최대 200회까지 실행하였다. 학습용 데이터에 최적화된 LSTM 모형을 찾아 검증용 데이터에서 다음 날의 암호화폐 예측 가격을 구하고, 실제 암호화폐 가격과의 차이값을 계산하는 RMSE(root mean square error)를 이용하여 예측 성과를 비교하였다.

## 4. 실험 결과

### 4.1 그랜저 인과관계 모형의 실험 결과 분석

COVID-19 팬데믹 구간에서의 COVID-19 관련 네이버 검색지수와 코로나 일별 확진자 수에 기초하여 계산하는 KOFI 지수를 결합한 CCI 지표의 암호화폐 수익률에 대한 인과관계의 존재 여부를 그랜저 인과관계 식 (3)을 이용하여 실증 분석한다.

Table 2는 그랜저 인과관계의 최적 시차(optimal lag)와 독립변수인 CCI의 각 시차에 대한 추정 계수를 보여주고 있다.

Table 2. Granger Causality Estimations on Cryptocurrency

| Lags    | BTC | ETH       | LTC      | XRP      |        |
|---------|-----|-----------|----------|----------|--------|
| Optimal | 4   | 4         | 4        | 1        |        |
| L1      | CCI | -0.028*** | -0.023** | -0.019   | -0.022 |
|         | KSP | 0.038     | 0.084    | 0.041    | 0.100  |
| L2      | CCI | 0.022***  | 0.027*** | 0.025*** |        |
|         | KSP | -0.091    | 0.026    | -0.031   |        |
| L3      | CCI | -0.014*   | -0.013   | -0.007   |        |
|         | KSP | 0.054     | 0.157    | -0.042   |        |
| L4      | CCI | 0.017***  | 0.009    | 0.019    |        |
|         | KSP | -0.006    | 0.133    | -0.024   |        |

Independent variables: CCI, KSP(KOSPI index)

Optimal lags based on HQIC

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

Table 2에서 그랜저 인과관계에 대한 최적 시차는 HQIC(Hannan-Quinn Information Criteria) 기준에 의하여 결정하였다. 최적 시차는 비트코인, 이더리움, 라이트코인의 경우는 4, 리플은 1로 나타났다.

그랜저 인과관계 식 (3)의 분석 결과 통제변수인 코스피 주가지수 수익률은 시차 1 (L1)에서 (+)의 영향력을 보이고 있으나 통계적 유의성은 나타나지 않았다. 한편, CCI 지표는 시차 1(L1)에서 (-)의 영향력이 나타났다. 비트코인은 1% 유의수준에서 유의적인 그랜저 인과관계를 보였고, 이더리움과 라이트코인은 5% 유의수준에서 유의적인 그랜저 인과관계가 나타났다. 투자자 심리지수인 CCI가 증가하면 비트코인, 이더리움, 라이트코인의 수익률은 다음 날 하락하며 이를 후에는 다시 반등하는 속성을 보여주고 있다. 특히, 비트코인은 투자자 심리지수인 CCI 가 시차 4까지도 유의적인 그랜저 인과성이 나타나고 있어 비트코인의 미래 수익률에 대한 설명력이 강하게 나타나고 있다.

반면 리플은 유의적인 인과관계를 찾을 수 없다. Mensi et al.(2021)은 암호화폐 가격 변동성 사이의 상호 작용을 분석한 결과 비트코인, 이더리움, 라이트코인은 가격 변동성의 전달자(transmitter)로 역할하는 반면 리플은 가격 변동성의 수신자(receiver) 역할을 하는 것으로 분석하였다[33]. 비트코인, 이더리움, 라이트코인이 투기적 암호화폐 투자 자산으로 인식되고 있는 반면, 리플은 원래 암호화폐라기 보다는 기업명 자체이며, 토스와 같이 빠르게, 간편하게, 저렴하게 송금하는 것을 목적으로 만들어진 결제 프로토콜로서 많은 금융기관들이 리플과 협약을 맺고 국제은행간 결제 네트워크인 SWIFT(Society for Worldwide Inter-bank Financial Telecommunications) 등을 통해 결제 수단으로 활용되고 있다. 2021년 말 기준으로 리플 1 코인당 가격은 1,020원으로, 비트코인 56,784,000원, 이더리움 4,500,500원, 179,100원의 0.002%, 0.023%, 0.57% 수준인 동전코인이다. 세계 최대 암호화폐 신탁 펀드회사이며 암호화폐 시장에서 영향력이 막강한 Grayscale Investment이 투자하고 있는 암호화폐 포트폴리오 리스트에는 비트코인, 이더리움, 라이트코인이 올랐지만 리플은 투자하고 있지 않아, 다른 암호화폐보다는 리플이 투자자의 관심에서 조금 벗어날 수 있다. 본 연구의 자료 분석 기간에서 비트코인 가격 움직임과의 상관관계를 분석한 결과에서도 이더리움과 라

이트코인은 모두 0.77로 높은 반면 리플은 0.51로 상대적으로 다른 암호화폐들과 상관성이 낮게 나타났다.

COVID-19 확진자가 급증하고 네이버 검색 강도가 증가하는 등 불안심리가 높아지면 암호화폐 가격도 바로 하락하며 반대로 확산세가 주춤해지면 암호화폐 가격도 반등하는 속성을 보여주고 있다. 본 연구의 실증 분석 결과는 일반적으로 위험에 대한 안전 피난처로 인식되어 온 암호화폐의 가격 움직임이 COVID-19와 같은 미증유의 불안정 국면에서는 안전 피난처의 역할이 작동하지 않음을 보여주고 있어, COVID-19 팬데믹 국면에서는 비트코인이 안전 피난처로서 제대로 작동하지 않음을 밝힌 Raheem(2021)의 연구 결과를 지지하고 있다[5].

#### 4.2 융합모형의 실험 결과 분석

네이버 코로나 검색지수와 코로나 확진자에 기초하여 계산된 코로나 공포지수 KOFI를 결합하여 새로운 투자자 심리지수 CCI를 계산하였다. 본 연구에서는 CCI와 딥러닝 모형을 융합하여 COVID-19 팬데믹 국면에서 암호화폐 비트코인, 이더리움, 라이트코인, 리플의 다음 날 가격을 예측하였다. 딥러닝 모형 학습을 위한 입력변수는 암호화폐 가격, 수익률, CCI 변동률, 그리고 코스피 주가지수 수익률이며 출력 변수는 암호화폐의 가격이다.

Table 3은 암호화폐 가격의 검증용 데이터에 대한 딥러닝 모형 LSTM과 단순 RNN의 암호화폐 예측 가격 오차값인 RMSE를 보여주고 있다.

**Table 3. RMSE on Cryptocurrency Prices Prediction**

| Model | Period | BTC    | ETH    | LTC    | XRP    |
|-------|--------|--------|--------|--------|--------|
| RNN   | Train  | 0.0579 | 0.0315 | 0.0480 | 0.0429 |
|       | Test   | 0.0838 | 0.0690 | 0.0721 | 0.0734 |
| LSTM  | Train  | 0.0167 | 0.0239 | 0.0235 | 0.0285 |
|       | Test   | 0.0283 | 0.0341 | 0.0291 | 0.0349 |

Table 3에서 단순 RNN보다는 LSTM의 예측 오차 RMSE가 비트코인, 이더리움, 라이트코인, 리플 모두에서 더 낮은 값을 보여주고 있어 암호화폐의 다음 날 가격 예측의 정확성이 더 높음을 알 수 있다. 이 결과는 학습용 데이터와 검증용 데이터 모두에서 일관되게 나타났다. 암호화폐 가격의 시계열 특성에 장기 기억 문



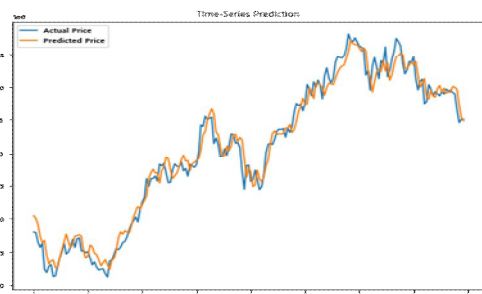
제가 존재할 수 있음을 알 수 있으며, ARFIMA 모형을 이용하여 COVID-19 팬데믹 기간에서 암호화폐 수익률에 장기 기억 특성이 더 강하게 나타났음을 주장한 Lahmiri & Bekiros(2021)의 결과를 지지하고 있다[34].

LSTM의 암호화폐에 대한 다음 날의 가격 예측에서는 학습용 데이터와 검증용 데이터에 대한 RMSE가 0.0167, 0.0283을 보여주고 있는 비트코인의 성과가 가장 우수한 예측 결과를 보여주었다. Table 2에서 비트코인은 4계 시차(L4)까지 모두 유의적인 그랜저 인과성을 보여주고 있어 네이버 코로나 검색지수와 코로나에 대한 투자자 공포지수로부터 산출된 투자자 심리지수 CCI를 입력변수로 하는 비트코인 LSTM의 예측 성과와 일치하고 있다고 판단된다. 암호화폐는 비트코인과 알트코인(altcoin)으로 구분할 수 있고, 시가총액과 거래량 모두에서 비트코인이 알트코인들보다 압도적인 우위를 점하고 있으며 투자자 관심도도 그만큼 높아 시장의 다양한 정보에 가장 민감하게 반응할 것으로 판단되는데, 이러한 점들이 가격 예측에서도 가장 우수한 결과를 나타낸 것으로 판단된다.

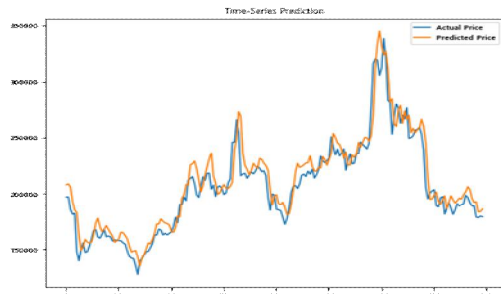
Fig. 4는 검증용 데이터 구간에서 각 암호화폐에 대한 LSTM의 예측 가격과 실제 가격을 비교하여 보여주고 있다.



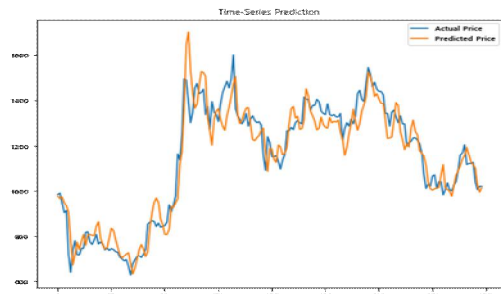
(a) BTC Price



(b) ETH Price



(c) LTC Price



(d) XRP Price

Fig. 4. LSTM Predicted Price and Actual Price

## 5. 결론

본 연구는 COVID-19 팬데믹 상황에서 코로나 확산에 따른 사회적 거리 두기나 영업 제한 등의 방역조치와 더불어 코로나를 둘러싼 투자자 불안심리와 암호화폐 시장과의 관련성을 분석하였다. 투자자 불안심리는 네이버 코로나 검색지수 NSI와 코로나 확진자 수에 기초한 투자자 공포지수 KOFI를 결합하여 CCI로 산출하였다. 실험 대상 암호화폐는 국내 암호화폐거래소에서 거래되는 대표적인 암호화폐인 비트코인, 이더리움, 라이트코인, 리플 등이며, 실험 기간은 2020년 2월 20일부터 2021년 12월 31일까지의 기간이다.

실험 분석 결과는 다음과 같다. 첫째, 투자자 심리지수 CCI는 비트코인, 이더리움, 그리고 라이트코인의 수익률에 그랜저 인과성을 보이지만 리플은 그랜저 인과성이 나타나지 않았다. 둘째, 투자자 심리지수 CCI를 입력변수로 하는 딥러닝 모형 LSTM의 암호화폐에 대한 다음 날 가격 예측의 성과는 단수 RNN보다 우수하게 나타났다. 셋째, 그랜저 인과성에서 강한 인과성을 보여주었던 비트코인의 LSTM RMSE가 가장 낮게 나타나 CCI의 비트코인 가격에 대한 예측 정확성이 높음을 알 수 있다.



본 연구는 COVID-19 팬데믹 상황에서 네이버 코로나 검색지수 정보 등을 이용하여 암호화폐 시장에 대한 LSTM 모형의 가격 예측 성과를 비교한 첫 시도라는 점에서 학술적 의의가 있으며, 실무적 측면에서는 암호화폐를 단순한 투자 자산의 하나로 인식하고 있는 투자자들에게 COVID-19와 같은 위기 상황에서는 다양한 예측 모형을 통해 객관적인 투자전략을 활용하는 방법을 제안하였다. 그러나 분석 기간이 COVID-19 팬데믹이라는 짧은 기간의 사건 연구라는 제약점이 있으며, 개인 투자자 참여 비중이 높은 코스닥 주가지수를 통제 변수로 활용하지 못한 점과 다양한 딥러닝 모형으로 확장하여 비교하지 못한 점은 연구의 한계점이다.

## REFERENCES

- [1] F. Steinmetz, M. von Meduna, L. Ante & I. Fiedler. (2021). Ownership, uses and perceptions of cryptocurrency: Results from a population survey. *Technological Forecasting & Social Change*, 173, 1-19.  
DOI : 10.1016/j.techfore.2021.121073
- [2] B. Gaies, M. S. Nakhli, J. M. Sahut & K. Guesmi. (2021). Is Bitcoin rooted in confidence? Unraveling the determinants of globalized digital currencies. *Technological Forecasting & Social Change*, 172, 1-11.  
DOI : 10.1016/j.techfore.2021.121038
- [3] L. Rognone, S. Hyde & S. S. Zhang. (2020). News sentiment in the cryptocurrency market: An empirical comparison with Forex. *International Review of Financial Analysis*, 69, 1-17.  
DOI : 10.1016/j.irfa.2020.101462
- [4] C. C. Wu, S. L. Ho & C. C. Wu. (2021). The determinants of Bitcoin returns and volatility: perspectives on global and national economic policy uncertainty. *Finance Research Letters*, 102175, 1-7.  
DOI : 10.1016/j.frl.2021.102175
- [5] I. D. Raheem. (2021). COVID-19 pandemic and the safe haven property of Bitcoin. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 81, 370-375.  
DOI : 10.1016/j.qref.2021.06.004
- [6] S. Nakamoto. (2008). *A peer-to-peer electronic cash system*. (Online). <http://www.lopp.net/pdf/bitcoin.pdf>
- [7] E. Cheah & J. Fry. (2015). Speculative bubbles in Bitcoin markets? An empirical investigation into the fundamental value of Bitcoin. *Economics Letters*, 130, 32-36.  
DOI : 10.1016/j.econlet.2015.02.029
- [8] L. Kristoufek. (2015). What are the main drivers of the Bitcoin price? Evidence from wavelet coherence analysis. *PLoS ONE*, 10(4), 1-15.  
DOI : 10.1371/journal.pone.0123923
- [9] F. Kjerland, A. Khazal, E. A. Krogstad, F. B. G. Nordstrom & A. Oust. (2018). An analysis of bitcoin's price dynamics. *Journal of Risk and Financial Management*, 11, 63, 1-18.  
DOI : 10.3390/jrfm11040063
- [10] N. Cachanosky. (2019). Can Bitcoin become money? The monetary rule problem. *Australian Economic Papers*, 58, 365-374.  
DOI : 10.1111/1467-8454.12158
- [11] S. Dastgir, E. Demir, G. Downing, G. Gozgor & C. K. M. Lau. (2019). The causal relationship between Bitcoin attention and Bitcoin returns: Evidence from the Copular-based Granger causality test. *Finance Research Letters*, 28, 160-164.  
DOI : 10.1016/j.frl.2018.04.019
- [12] L. Goczek & I. Skliarov. (2019). What drives the Bitcoin price? A factor augmented error correction mechanism investigation. *Applied Economics*, 51(59), 6393-6410.  
DOI : 10.1080/00036846.2019.1619021
- [13] A. S. Hayes. (2017). Cryptocurrency value formation: An empirical analysis leading to a cost of production model for valuing bitcoin. *Telematics and Informatics*, 34(7), 1308-1321.  
DOI : 10.1016/j.tele.2016.05.005
- [14] E. Bouri, R. Gupta, C. K. M. Lau, D. Roubaud & S. Wang. (2018). Bitcoin and global financial stress: A copula-based approach to dependence and causality in the quantiles. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 69, 297-307.  
DOI : 10.1016/j.qref.2018.04.003
- [15] J. Paule-Vianez, C. Prado-Roman & R. Gomez-Martinez. (2020). Economic policy uncertainty and Bitcoin. Is Bitcoin a safe-haven asset?. *European Journal of Management and Business Economics*, 29(3), 347-363.  
DOI : 10.1108/EJMBE-07-2019-0116
- [16] E. Demir, G. Gozgor, C. K. M. Lau & S. A. Vigne. (2018). Does economic policy uncertainty predict the Bitcoin returns? An empirical investigation. *Finance Research Letters*, 26, 145-149.  
DOI : 10.1016/j.frl.2018.01.005

- [17] S. Wu, M. Tong, Z. Yang & A. Derbali. (2019). Does gold or Bitcoin hedge economic policy uncertainty?. *Finance Research Letters*, 31, 171-178.  
DOI : 10.1016/j.frl.2019.04.001
- [18] S. A. Sarkodie, M. Y. Ahmed & P. A. Owusu. (2022). COVID-19 pandemic improve market signals of cryptocurrencies-evidence from Bitcoin, Bitcoin Cash, Ethereum, and Litecoin. *Finance Research Letters*, 44, 1-10.  
DOI : 10.1016/j.qref.2021.102049
- [19] E. Koo & G. Kim. (2021). Prediction of Bitcoin price based on manipulating distribution strategy. *Applied Soft Computing*, 110, 107738, 1-10.  
DOI : 10.1016/j.asoc.2021.107738
- [20] M. Liu, G. Li, J. Li, X. Zhu & Y. Yao. (2021). Forecasting the price of Bitcoin using deep learning. *Finance Research Letters*, 40, 101755, 1-8.  
DOI : 10.1016/j.frl.2020.101755
- [21] G. S. Atsalakis, I. G. Atsalaki, F. Pasiouras & C. Zopounidis. (2019). Bitcoin price forecasting with neuro-fuzzy techniques. *European Journal of Operational Research*, 276, 770-780.  
DOI : 10.1016/j.ejor.2019.01.040
- [22] S. W. Kim. (2021). Performance analysis of Bitcoin investment strategy using deep learning. *Journal of the Korean Convergence Society*, 12(4), 249-258. DOI : 10.15207/JKCS.2021.12.4.249
- [23] M. Nakano, A. Takahashi & S. Takahashi. (2018). Bitcoin technical trading with artificial neural network. *Physica A*, 510, 587-609.  
DOI : 10.1016/j.physa.2018.07.017
- [24] L. A. Smales. (2022). Investor attention in cryptocurrency markets. *International Review of Financial Analysis*, 79, 101972, 1-17.  
DOI : 10.1016/j.irfa.2021.101972
- [25] D. Philippas, H. Rjiba, K. Guesmi & S. Goutte. (2019). Media attention and Bitcoin prices. *Finance Research Letters*, 30, 37-43.  
DOI : 10.1016/j.frl.2019.03.031
- [26] Q. Gu, N. Lu & L. Liu. (2019). A novel recurrent neural network algorithm with long short-term memory model for futures trading. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 37, 4477-4484.  
DOI : 10.3233/JIFS-179280
- [27] A. Yadav, C. K. Jha & A. Sharan. (2020). Optimizing LSTM for time series prediction in Indian stock market. *Procedia Computer Science*, 167, 2091-2100.  
DOI : 10.1016/j.procs.2020.03.257
- [28] S. Hochreiter & J. Schmidhuber. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735-1780.  
DOI : 10.1162/neco.1997.9.8.1735
- [29] F. Liu, Y. Li, B. Li, J. Li & H. Xie. (2021). Bitcoin transaction strategy construction based on deep reinforcement learning. *Applied Soft Computing*, 113, 107952, 1-8.  
DOI : 10.1016/j.asoc.2021.107952
- [30] P. Jaquart, D. Dann & C. Weinhardt. (2021). Short-term Bitcoin market prediction via machine learning. *The Journal of Finance and Data Science*, 7, 45-66.  
DOI : 10.1016/j.jfds.2021.03.001
- [31] M. Gang, B. Kim, M. G. Shin, U. J. Baek & M. S. Kim. (2020). LSTM-based prediction of Bitcoin price fluctuation using sentiment analysis. *Proceedings of Symposium of the Korean Institute of Communications and Information Sciences*, 561-562.
- [32] S. W. Kim. (2021). COVID-19 fear index and stock market. *Journal of Convergence for Information Technology*, 11(9), 84-93.  
DOI : 10.22156/CS4SMB.2021.11.09.084
- [33] W. Mensi, K. H. Al-Yahyaee, I. M. W. Al-Jarrah, X. V. Vo & S. H. Kang. (2021). Does volatility connectedness across major cryptocurrencies behave the same at different frequencies? A portfolio risk analysis. *International Review of Economics and Finance*, 76, 96-113.  
DOI : 10.1016/j.iref.2021.05.009
- [34] S. Lahmiri & S. Bekiros. (2021). The effect of COVID-19 on long memory in returns and volatility of cryptocurrency and stock markets. *Chaos, Solitons and Fractals*, 151, 111221, 1-8.  
DOI : 10.1016/j.chaos.2021.111221

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 트레이딩시스템전공 교수

· 관심분야 : 트레이딩시스템, 자산운용, 투자위험관리

· E-Mail : swkim@kookmin.ac.kr