부동산학연구 제30집 제2호, 2024. 6, pp. 25~43 http://dx.doi.org/10.19172/KREAA.30.2.2

Journal of the Korea Real Estate Analysts Association
Vol.30, No.2 2024. 6, pp. 25~43

LSTM 모형을 활용한 부동산 조각투자 가격 예측*

Predicting Real Estate Fractional Investment Prices Using LSTM Models

이 선 구 (Lee, Seon-ku)**
유 선 종 (Yoo, Seon-Jong)***

< Abstract >

This study explores the stock price prediction of a real estate fractional income security platform. With the rapid growth of the security token offering (STO) industry, the Financial Services Commission has announced plans to overhaul the regulation of token securities. Nevertheless, there is a relative lack of stock price prediction research in this field. In this study, we designed and validated a stock price prediction model using LSTM (Long Short-Term Memory) deep learning algorithm, focusing on 'Seocho GWELL Tower' and 'Yeouido ExconVenture Tower' in Seoul. The study period for Seocho GWELL Tower was from July 27, 2021 to July 31, 2023, and the study period for Yeouido ExconVenture Tower was from March 15, 2022 to October 31, 2023, and the model was trained by including external macroeconomic indicators along with key trading indicators during this period. The trained model showed high prediction accuracy on both training and test data. As a result, the model utilizing LSTM showed high prediction accuracy, which confirms the effectiveness of deep learning algorithms in predicting stock prices of real estate fractional investment platforms.

Keyword : Real Estate Tokenization, LSTM Prediction, STO Industry, Deep Learning, Financial Forecasting

Ⅰ. 서론

1. 연구 배경

STO 산업이 정식 허가되지 않아 혁신금융서비스로 지정된 부동산 조각투자 플랫폼은 제도권 편입을 앞두고 투자자 보호를 위해 증권신고서 제출, 예치금 분리, 계좌관리기관 지정, 전자등록 등을 부대조건으로 시범적인 비즈니스를 영위하고 있으며, 금융위원회 가이드라인 발표「토큰증권(Security Token) 발행·유통 규율체계 정비 방안」(2023. 2. 6.)에 따라 자본시장법 규율 내에서 금융위는 2023년 하반기 STO(Security Token Offering; 토큰증권의 발행·유통)를 허용하고 토큰증권 발행, 유통 규율체계를 구축할 예정이다. 따라서 증권사 및 중개·유통 플랫폼은 규율에 맞춰 거래소를 준비하고 있으며 부동산 조각투자 거래가 활성화될 것이라 예측하고 있다.

한편 LSTM(Long Short-Term Memory) 모형을 이용한 다양한 주가예측은 선행연구를 통해 연구되어 왔다. 신동하 등(2017)은 LSTM, RNN과 DNN을 사용하여, 주식의 고가, 시가 등을 이용하여 기술 분석 데이터와 산업생산지수, 환율 등의 거시경제지표를 사용하여 주가 예측을 높이기 위한 AI 딥러닝 모델을 연구하

* 이 논문은 2023년도 건국대학교 KU학술연구비 지원에 의한 논문임
** 본 학회 정회원, 건국대학교 부동산학 박사과정, leeseonku@gmail.com, 주저자
*** 건국대학교 부동산학과 교수, yoosj@konkuk.ac.kr, 교신저자

고, 주일택 · 최승호(2018)는 주가와 거래량 데이터로 양방향 LSTM을 이용하여 주가를 예측함으로써 단방향 신경망일 때보다 오차를 개선하였다. 한태동(2021) 연구자는 LSTM을 활용하여 주가를 예측하였으면 이때 주가에 영향을 미치는 내부, 외부 요소 모두를 고려하기 위해 시장 심리 지표, 거시 경제 지표, 기술적 지표를 활용하였다. 정현조 등(2022)은 음악 저작권료 청구권 가격, 거래량, MCPI, 환율, 금리, KOSPI 변수로 LSTM을 이용하여 음악 저작권료 참여 청구권 가격 예측 연구를 실행하였다.

2. 연구 목적

본 연구의 목적은 기본적으로 딥러닝 알고리즘 LSTM을 사용하여 부동산 조각투자 플랫폼의 실제 종가의 가격을 토대로 예측된 가격의 종가를 구하고자 한다. 그리고 실제 종가 가격과 예측 종가 가격의 오차율을 구하고 어느 정도의 예측을 도출하는지 알고자 한다.

토큰증권(Security Token)의 발행 및 유통 규율체계에 대한 깊은 이해를 바탕으로, 부동산 조각투자 상품의 구조와 특성에 대한 인식을 증진시키고자 한다. 나아가, 토큰증권을 활용한 부동산 조각투자 플랫폼의 주가 예측 연구를 수행하고 분석하고자 한다.

조각투자 가격 예측은 투자자들에게 시장의 투명성을 제공하고, 정보에 기반한 의사결정을 가능하게 한다. 이는 특정 시장 변동성에 대한 이해를 높여 투자자들이 더 안정적인 투자 결정을 내릴 수 있도록 돕는다. 또한, 가격 변동 패턴을 이해함으로써 투자자들은 이익을 극대화할 수 있는 기회를 찾을 수 있다. 이러한 점들은 시장의 성장과 발전에 기여하고, 투자자들에게 더 나은 투자 환경을 조성한다.

나아가 부동산 조각투자는 더 많은 투자자들이 부동산 시장에 참여할 수 있도록 고가의 부동산 진입 장벽을 낮추고 가격 예측은 이러한 투자 형태를 더욱 투명하고 예측 가능하게 만들어, 투자자들이 신뢰를 가지고 투자할 수 있는 환경을 조성한다. 부동산 시장은 변동성이 높고 복잡한 경제적 요인들에 영향을 받는다. 정확한 가격 예측 모델은 투자자들이 이러한 변동성을 이해하고 위험을 더 잘 관리할 수 있도록 돕는다. 정확한 가격 예측은 부동산 조각투자 시장이 성장하고 발전하는 데 중요한 역할을 한다. 이는 투자자들에게 더 나은 투자 기회를 제공하고, 시장 전체에 안정성과 신뢰성을 준다.

이 연구에서는 딥러닝 알고리즘 중 LSTM을 사용하여, 부동산 조각투자 거래와 관련된 다양한 변수, 조각투자 거래시장의 특성, 그리고 거시경제와의 연관성을 모두 포함한 예측 모델을 구축하고 분석하고자 한다.

이 연구는 부동산 조각투자 시장의 이해와 발전에 중요한 기여를 하고 있으며, 투자자들이 보다 더 나은 정보에 기반한 결정을 내리는 데 도움을 준다.

3. 연구 범위 및 방법

본 연구의 대상은 금융위 규제혁신서비스 특례를 받은 카사코리아 부동산 조각투자 플랫폼에서 거래되고 있는 6개의 상품 중 “서초 지웰타워(Seocho GWELL Tower)”, “여의도 익스콘벤처타워(Yeouido ExconVenture Tower)”이며 서초 지웰타워는 2021년 7월 27일부터 2023년 07월 31일의 기간을, 여의도 익스콘벤처타워는 2022년 3월 15일부터 2023년 10월 31일의 기간을 연구 범위로 지정하였다. 데이터는 이 기간 동안의 시가, 고가, 저가, 종가, 거래량을 변수로 지정하였다. 시가는 부동산상품에 대한 투자자들의 초기 가치 평가를 나타내며, 특정 부동산 시장 동향의 초기 반응을 반영한다. 고가, 저가는 해당 부동산의 기간 동안의 가격 변동성을 보여준다. 이는 부동산 가치 평가와 일일 변동성을 나타낸다. 거래량은 부동산 조각투자에 대한 투자자 관심과 시장 활동성을 반영한다. 이는 부동산 물건의 인기도, 투자 매력도에 영향을 받을 수 있다. 환율은 한국은행 경제통계시스템[1] 원/달러 환율 자료를 이용하여 같은 기간 매매 기준율 자료를 사용하였다. KOSPI 자료는 한국 KRX 홈페이지 KOSPI 시리즈 페이지를 참조하여 같은 기간 자료를 사용하였다. 마지막으로 금리는 한국은행 경제통계시스템 홈페이지 시장금리에 3년 국고체 만기 금리 자료를 사용하였다.

환율, KOSPI, 금리는 부동산 투자에 영향을 미치는 국내외 경제 환경이 서초 지웰타워, 여의도 익스콘벤처타워의 부동산 투자 가치에 미치는 영향을 나타낸다. 예를 들어, 높은 금리는 투자 비용 증가를 의미할 수 있으며, 환율과 KOSPI는 국내외 경제 상황과 투자

1) 한국은행 경제통계시스템(https://ecos.bok.or.kr)

심리에 영향을 줄 수 있다.

시계열 데이터를 분석하는데는 몇가지 방법이 있다. ARIMA는 시계열 데이터가 명확한 추세나 계절성을 가질 때 유용하며 주가의 단기적인 변동 패턴을 포착하는 데 적합하다, 하지만 비정상적인 시장 이벤트나 외부 충격을 예측하는 데는 한계가 있으며 금융 시장의 복잡한 동적 관계를 모두 반영하기 어렵다. OLS는 주가와 경제 지표, 기업 실적 등과 같은 외부 변수 간의 선형 관계를 분석할 때 적합하며 데이터가 선형 가정을 충분히 만족시키는 경우에만 유용하다, 하지만 시계열 데이터의 자기상관성을 고려하지 않아 시장의 비선형적인 특성과 변동성을 적절히 반영하기 어렵다.

LSTM은 주가 데이터와 같이 복잡하고 비선형적인 패턴을 가진 시계열 데이터를 분석할 때 강하며, 과거의 다양한 시점의 데이터로부터 학습하여 미래의 가격을 예측하는 데 효과적이다. 이는 시계열 데이터의 장기 의존성을 모델링할 수 있고 금융 시장의 동적인 변화를 포착하는 데 유리하다. S. Siami-Namini et al.(2018), F. Qian et al.(2019), Selvin et al.(2017) 등 다수의 논문에서 확인 되었다.

이 점을 고려하여 본 연구 방법은 LSTM 모델을 활용하여 부동산 조각투자 주가 변동을 예측하는 방식으로 진행된다. 초기 단계에서는 부동산 조각투자의 주가 데이터를 수집하며, 해당 데이터는 결측치 처리, 정규화, 및 표준화 과정을 통해 전처리 하였다. 데이터 전처리 이후, 과거 5일 주가 데이터를 기반으로 익일 1일 주가를 예측하기 위한 시퀀스를 형성한다. 모델 설계 단계에서는 LSTM 레이어를 중심으로 한 신경망을 구축하며, 과적합을 방지하기 위해 Dropout 레이어도 포함된다.

본 연구에서 학습된 모델의 성능은 학습 데이터와 독립적인 테스트 데이터 세트를 사용하여 평가된다. 평가 결과를 통해 모델의 정확도 및 예측 능력을 검증하며, 필요한 경우 하이퍼파라미터의 조정을 통해 최적화를 추진한다. 끝으로 예측 종가와 실제 종가의 오차율을 확인하기 위한 방법으로 평균 제곱근의 오차인 RMSE을 활용하여 오차율을 확인하고자 한다.

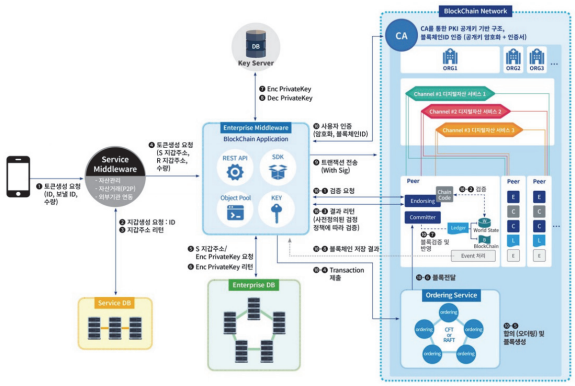
II. 이론적 고찰 및 선행연구 검토

1. 이론적 고찰

1) 토큰증권(STO: Security Token Offering)

토큰증권이란 Security Token Offering의 약자로 기초자산이 되는 실물 자산이나 금융자산의 지분을 작게 나눈 뒤 블록체인 기반 디지털 기술을 활용하여 (Token) 증권을 발행하는 것이다. 이론상으로는 주식·채권·부동산·항만 등의 거의 모든 자산에 대한 가치를 스마트컨트랙트(Smart Contract) 기술과 디지털 토큰을 활용하여 연계한 가상 자산이며 일반적으로 이자·배당 등 실물자산에 대한 지분 권리가 인정되는 특징이 있다. 이는 금융위원회가 2023년 2월 6일 발표한 '토큰증권 발행·유통 규율체계 정비방안'에 따른 분산 원장 기술을 활용해 기존에 있는 유가 증권, 전자증권에 이은 새로운 디지털 증권(토큰증권)이다. 아래 그림은 하이퍼레저 분산원장(Hyperledger Distributed ledger) 기술에 ERC20 기술을 접목하여, 하이퍼레저 패브릭(Hyperledger Fabric)의 장점을 활용한 전체 토큰 생계를 도식화한 <그림 1>이다. 이는 참여자 신원 확인이 가능하고 책임소재가 명확한 허가형 기반으로 합의에 별도 자원 소모가 없다, 전자지갑 및 토큰 생성이 가능하며 체인코드(스마트컨트랙트) 생성 및 업그레이드가 용이하다.

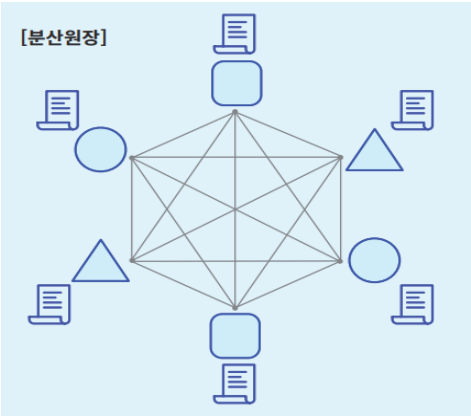
<그림 1> BlockChain 토큰증권



블록체인의 분산원장의 기술은 거래정보를 기록한 원장을 특정 기관의 중앙 서버가 아닌 P2P(Peer to Peer) 네트워크에 분산하여 참가자가 공동으로 기록하

고 관리하는 기술이며 <그림 2>와 같다. 토큰(Coin or Token)의 경우 자산 유동성을 증대시키고 실물 자산의 암호 자산화를 통해 다양한 자산을 일괄 관리하여 상호 운용성과 확장성을 높일 수 있다. 스마트 계약(Smart Contract)은 계약의 성립 및 이행을 블록체인 기술로 실행하여 계약 체결 이후 인간의 개입이 필요하지 않게 투명하게 자동화시키고 이행 불이행으로 문제를 남기지 않기 때문에 계약 비용을 최소화시킬 수 있다

<그림 2> BlockChain 분산원장



<표 1> 스마트컨트랙트 기능

스마트컨트랙트	기능
토큰 증권	ST발행, ST수량 조회, ST거래 내역 조회, 처분제한 처리 등
청약(투자)	청약 신청 처리, 투자자 지갑으로 ST 전송 등
거래	ST거래(구매/판매) 요청 처리, ST거래 취소 처리, ST거래 완료 조회 등
배당 및 청산	배당금 생성, 배당금 지급, 스냅샷 생성 및 조회, 배당급 지급결과 조회, 청산 처리, 청산 처리 조회
기초자산	기초자산 등록 및 수정, 기초자산 삭제, 기초자산 기본정보 조회 등
예치금	예치금 내역 관리
개인정보(불완전판매&투자등급)	투자자 투자동의, 투자설명서 확인, 투자적합성 관련 정보 블록체인 저장
입금&인출	현금 <-> 예치금 교환 요청, 예치금 소각 및 교환 완료 처리
전자투표 (수익자총회)	투표 메타데이터 등록, 조회, 수정, 투표처리, 투표마감, 투표결과조회 등
이자	이자 지급 내역 기록
투자 운용보고서 원본 증명	투자설명서, 자산운용보고서 등의 문서 블록체인 자동 저장

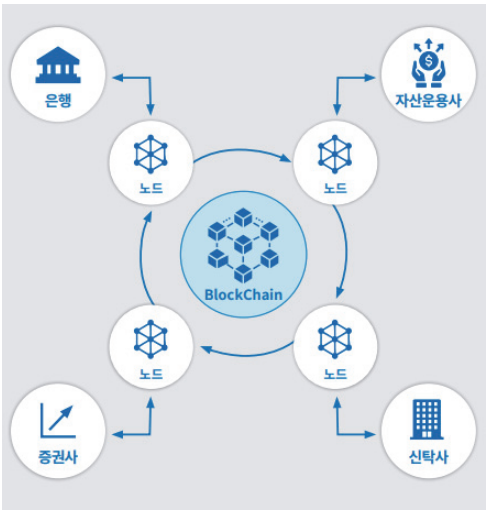
스마트컨트랙트는 블록체인 기술을 사용하여 자동으로 실행되는 계약을 말하고 이러한 계약은 블록체인 네트워크에 기록되며, 계약 조건이 충족되면 자동으로 실행되는 코드를 포함한다. 주요 기능으로 토큰 증권, 청약(투자), 거래, 배당 및 청산, 기초자산, 예치금, 개인정보(불완전판매&투자등급), 입금&출금, 전자투표(수익자총회), 이자, 투자 운용보고서 원본 증명 등 유니크한 기능을 <표 1>과 같다. 스마트컨트랙트는 금융 거래, 부동산, 법적 문서 등 다양한 분야에서 활용될 수 있다.

일반적으로 IPO(Initial Public Offering)란 비상장 기업이 정해진 절차에 따라 일반 불특정 다수의 투자자들에게 새로 주식을 발행하거나 기존 주식을 매출하여 유가증권시장 또는 코스닥시장에 상장하는 것을 말한다. 아래 <그림 3>과 같이 전자증권 법상 전자등록 진행을 예탁원을 통해서 진행되며 이와 관련된 은행, 증권사, 수탁사, 자산운용사, 신탁사들은 모두 중앙집중식으로 진행되고 있다.

<그림 3> 전자증권법상 전자등록

한편 <그림 4>과 같이, 블록체인 분산원장(DLT : Distributed Ledger Technology) 등록 방식은 중앙원장 기술과 반대로 중앙서버 간 중앙관리자의 제어 없이 분산화된 네크워크에 각 노드들이 데이터베이스를 공유하고 계속 동기화한다. 이를 통해 천문학적으로 발생하는 중앙집중형 시스템의 데이터베이스 유자, 관리, 보안 비용을 줄일 수 있다. 또한 시스템(예; 은행간) 간의 중간다리인 미들맨(Middle Man)들이 수많이 존재 하는데 이런 미들맨을 줄임으로써 프로세스 전반에 걸쳐 시간과 비용을 줄일 수 있다. 마지막으로 현재 중앙집중형 데이터베이스를 이용하게 되면 해커의 공격 대상은 오직 하나 중앙이 되지만 분산원장을 이용하면 이러한 보안 문제를 해결할 수 있다.

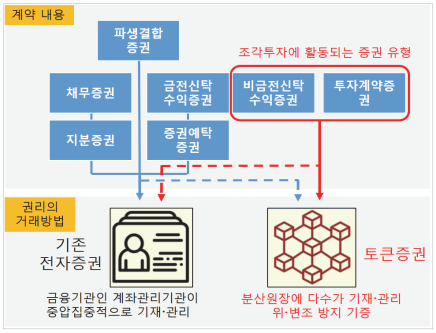
<그림 4> 분산원장상 등록



2) 제도 도입 및 운용 현황

금융위원회 가이드 라인 발표「토큰증권(Security Token) 발행·유통 규율체계 정비 방안」(2023. 2. 6.)에 따라 자본시장법 규율 내에서 금융위는 2023년 하반기 STO(Security Token Offering; 토큰증권의 발행·유통)를 허용하고 토큰증권 발행, 유통 규율체계를 구축할 예정이다. 금융위 STO(Security Token Offering) 허용은 투자자 보호와 기존에 진행되지 않은 비금전신탁수익증권과 투자계약증권을 분산원장을 이용하여 기재·관리·위변조를 방지하고자 한다.

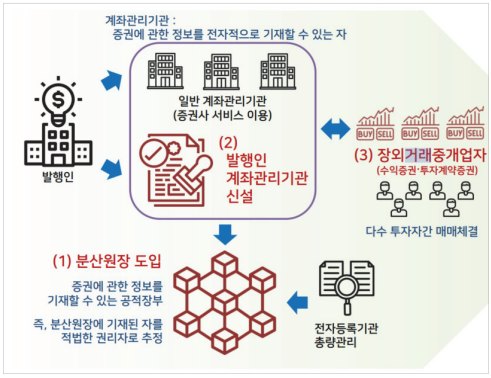
<그림 5> STO 허용



출처: 금융위원회 가이드 라인 발표「토큰증권(Security Token) 발행·유통 규율체계 정비 방안」(2023. 2. 6.)

금융위는 분산원장을 전자증권의 계좌부로 도입, 발행인 계좌관리 신설, 장외거래중개업자 신설을 STO 주요 제도개선 방안으로 제시하였다. 분산원장을 전자증권의 계좌부로의 도입은 분산원장에 증권에 관한 정보를 기재한 토큰증권을 전자증권으로 도입함으로써 권리 추정력, 총량관리, 초과분 해소등의 적용을 목적으로 하고 있다. 발행인 계좌관리기관 신설은 자기발행 증권에 발행인이 정보를 직접 분산원장에 기재 및 관리를 말하는 것이며 분산원장의 위·변조 방지 등을 장점으로 활용하려고 한다. 장외거래중개업자 신설은 수익증권과 투자계약증권의 장외시장 허용 함으로써 비정형적 증권의 다양한 유통시장 형성을 기여 함에 목적을 두고 있다. 또한 이 장외거래중개업자 신설 역시 이해 상충 방지를 위한 규제 적용을 받고 있다.

<그림 6> STO 규율체계



출처: 금융위원회 가이드 라인 발표「토큰증권(Security Token) 발행·유통 규율체계 정비 방안」(2023. 2. 6.)

정부의 금융 분야에서 토큰증권 조각투자에 대한 이런 가이드라인 발표를 통해 제도를 도입하는 데는 여러 이유를 들 수 있다.

첫째, 다양한 자산·권리 증권화를 통한 자금조달 지원을 가능하게 하기 위해서이다. 이는 비정형적 소액 권리를 증권으로 발생 시에도 발행인이 저비용으로 전자증권제도가 적용되는 토큰증권화가 가능하게 하기 되고 이는 다양한 아이디어를 STO로 자금조달하여 사업화 가능하고 소액투자 가능한 다양한 증권의 발행·유통을 기대할 수 있다. 둘째, 다양한 장외 증권시장의 형성이다. 수익증권·투자계약증권 장외시장 운영을 제도적으로 허용함으로써 비정형적 증권을 거래할 수 있는 다양한 전문화·특화 장외시장 형성을 가능하게 한다. 셋째, 투자자 권리행사의 자동화이다. 스마트 계약을 이용해 권리행사 조건확인, 분배금 계산 및 지급, 권리자 투표 등을 자동화할 수 있다. 이는 투자자

권리행사의 투명성을 제고하고 복잡한 수익구조의 증권 발생 및 관리가 용이하다.

반면 우려점도 몇가지가 있다. 토큰증권이 시행전이라 어떻게 증권법에 따라 분류되고 규제될지에 대한 명확한 법적 가이드라인이 아직은 부족하다. 이로 인해 발행자와 투자자 모두 법적 위험에 노출될 수 있다. 전통적인 금융 시장에 비해 STO는 투자자 보호 관련 메커니즘이 덜 발달되어 있어 투자자 보호에 취약하다. 또한 초기 단계에서 STO는 전통적인 증권 시장에 비해 상대적으로 유동성이 낮을 수 있다. 이는 투자자들이 자산을 쉽게 매매할 수 없다는 것을 의미한다. 이런한 우려점들은 STO의 성장과 발전에 중요한 장애물이 될 수 있으며, 이 분야의 지속적인 발전과 안정성을 위해서는 이들 문제에 대한 해결책과 규제의 명확화가 필요하다.

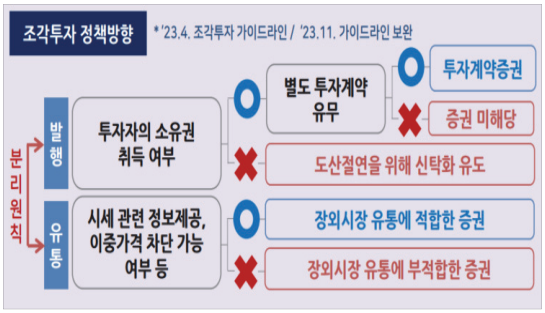
3) 조각투자

조각투자는 일반 투자자가 수익권에 수익증권을 나눠 갖는 투자 형태이다. 일반적으로 부동산, 특허, 지식재산권 등과 같은 자산을 매입하여 보관 관리, 청산을 진행하면서 투자자에게 배당을 지급하고 플랫폼은 수익을 창출한다. 커피값으로 강남 빌딩에 투자하거나, 기름값으로 유명 미술품에 투자가 가능하다. 재테크에 대한 관심은 높지만, 투자를 할 만한 시드머니가 크지 않은 MZ 세대들은 조각투자에 깊은 관심을 갖고 있다.(김인경, 2022; 정재욱, 2022)

이영경(2022)은 조각투자란 다수의 투자자가 실물자산을 나누어 지분으로 획득하거나 그 외 재산적 가치가 있는 상품을 분할하여 청구권을 취득하고 거래하는 새로운 투자법이다. 투자의 대상은 오피스 빌딩 등 부동산, 와인, 미술품 등의 동산, 음악 저작권료 참여 청구권 등 채권을 설명하고 있다. 거래하는 구조는 다양한데, 일반 투자자가 상품에 대한 소유권 지분을 획득하는 구조, 자산에서 발생하는 수익을 지분(수익증권)으로 청구하는 채권적 청구권을 획득하는 구조, 일반 투자자가 상품을 신탁사에 명의 신탁하고 수익권을 획득하는 구조 등이 있으며 각 거래구조별로 다른 법적 지위를 가지고 있다고 한다.

조각투자는 기초자산의 일부에 투자하고, 지분율에 따라 해당 자산에서 발생하는 수익 일부를 배분 받는 투자 형태이다. 현행은 소액 증권을 여러 번 발행할 경우에도 증권사 서비스를 이용하고 분산원장을 활용하려면 전자증권과 미러링[2]을 필요로 한다. 개선 후에는 직접 분산원장에 발행인이 증권에 관한 정보를 기재하는 방식으로 토큰증권을 발행할 예정이다. 장외시장 플랫폼의 경우 샌드박스를 받은 경우를 제외하고는 조각투자 수익증권·투자계약증권을 유통할 수 있는 시장이 부재하다. 개선 후에는 장외거래중개업자에 거래를 신청하여 정식으로 다수 일반투자자 간에 유통이 가능할 예정이다.(금융위 2020)

<그림 7> 조각투자 정책



출처: 금융위원회 가이드 라인 발표(2023. 2. 6.)

국내 조각투자는 2017년 소개된 이래 꾸준히 확대되었으며, 2020년을 기점으로 크게 성장하여 2022년 초 기준 누적 공모 금액 약 2천억 원 규모(뮤직카우 제외)[3] 이며 부동산, 미술품 등을 중심으로 조각투자 플랫폼이 확대되고 있으며, 콘텐츠, 현물 등에 대한 관심도 확대되고 있어 관련 시장은 꾸준히 성장할 전망이다.(하나금융경영연구소, 2022) 부동산 조각투자와 다른 조각투자의 차이점은 부동산, 음악저작권 조각투자는 비금전 신탁수익증권이고 나머지 증권은 투자계약증권이다. 이는 기초자산의 담보성이 보장되어 있는지에 따라 나뉜다. 비금전 신탁수익증권은 신탁계약을 통해 재산권 이전 또는 관리처분을 진행하고 투자계약증권은 투자계약 대상 공동사업의 결과에 따른 손익을 귀속 받은 계약상의 권리인 수익권 또는 청구권

2) 미러링: 블록체인에 기록된 고객계좌의 정보를 예탁원의 전자증권과 정보와 총량관리 등 대사를 맞춰보는 시스템

3) 뮤직카우(MusicCow) '22.2월 누적거래액 3,399억원, 미술품 조각투자 누적 공동구매 규모 '22.5월초 약 963억원(아트앤가이드, 아트투게더, 소투, 테사), 부동산 조각투자 총공모액 653억원(카사 5개 건물, 비브릭 1개 건물), 뱅카우 누적펀딩액 '22.4월 35억원, 펀더풀 누적 펀딩금액 '21.3월말~'21년말 167.5억원

을 진행한다. 두 가지 증권 모드 도산절연으로 자산을 사업자로부터 보호하고 있다. 하지만 아직 법률적 제도가 안정화되어 있지 않아 추가적인 제도적 보완이 필요해 보인다.

<표 2> 국내 조각투자 대상과 플랫폼

투자 대상	운영 플랫폼
부동산	카사, 비브릭, 소유, 펀블
음악	뮤직카우
미술품	아트앤가이드, 테사, 데일리뮤지엄, 아트투게더, 피카프로젝트, 소투
현물	피스, 트레져러
한우	뱅카우
컨텐츠	펀더풀

출처: 주요언론

금융당국이 토큰증권 발행허용 방침을 밝힘에 따라 금융 투자업계는 관심이 높아지고 있다. 이들은 새로운 시장이 열린다는 차원에서 기대가 크다. 증권사 같은 유사 업종의 기업은 핀테크 기업을 인수하거나 조각투자 업체와 협의체 구성을 통해 다가올 시장을 준비하고 있다.

부동산 조각투자는 수익권을 유동화해 분할하고, 임대료, 건물매각 등을 통해 수익을 배분한다. 해외 증권형 토큰과 비슷한 방식의 흐름이며, 일반적인 주식거래와 같은 다자간 상대매매 방식으로 운영하고, 참여사 대부분 규제특례 인가를 완료하여 진행하고 있다. 비브릭(Bbric), 소유, 카사(Kasa), 펀블(Funble) 등에서는 블록체인 기술을 활용하여 발행·유통·청산 등을 투명하게 진행하고 있으며 자산운용사, 신탁사 및 시중은행 등 다수의 금융기관과 함께 컨소시엄을 구성하여 혁신금융서비스 등 규제샌드박스를 획득하여 사업을 진행하고 있다. 카사의 경우 시장 선두자로 수익증권을 발생·유통·청산에 대한 규제샌드박스 인가를 받았으며 지금까지 공모한 6개 건물의 시가총액은 440억 원 수준(2023년 9월)이다. 비브릭의 경우 자본시장법상 부동산 펀드 상품으로 레버리지를 이용하여 상품 구성이 가능하며 규제자유특구 특례로 부산에서만 사업이 가능하며 2022년 4월 1호(비스퀘어) 건물을 170억 원에 공모를 진행하였다.

<표 3> 증권사 STO 사업 추진 현황

구분	협업대상	플랫폼
미래에셋증권	핀고	음악저작권
	HJ중공업·한국토지신탁	선박금융·부동산
키움증권	뮤직카우	음악저작권
	비브릭	부동산
	펀드블록글로벌	부동산
	테사	미술품
	이랜드넥스·이노플	미술품
한국투자증권	카카오뱅크·토스뱅크	금융
	루센트블록	부동산(빌딩)
유진투자증권	한국해양자산거래·SK증권	해양자산
NH투자증권	투게더아티·블록오디세이	블록체인
	트레져리	부동산
KB증권	스탁기퍼·서울옥션블루·펀더풀·하이카이브	블록체인
	자체플랫폼	STO
대신증권	카사코리아	부동산(빌딩)
SK증권	펀블	부동산
	열매컴퍼니	미술품
	자체플랫폼	STO
교보증권	테사	미술품
하나증권	아이티센	금·은
	루센트블록	부동산(빌딩)

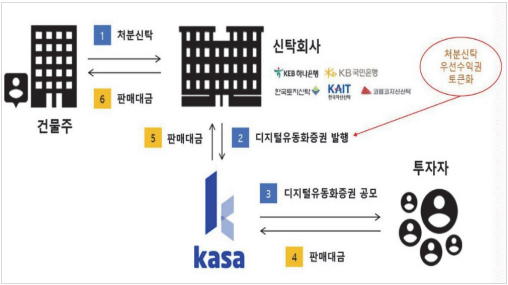
출처: NEWSPIN 뉴스[4] 언론(2023.03.23.)

카사코리아는 투자자로부터 자금이 들어오면, 신탁사는 부동산을 명의이전하고 카사코리아에 디지털 유동화증권 발행을 요청한다. 그리고 투자자에게 디지털 유동화 증권을 판매하는 방식이다. 프라이빗 블록체인을 활용하여 부동산 유동화 수익증권을 디지털화 한 DABS[5]를 발행하며 이는 빌딩 수익증권의 공유지분 성격을 갖는다. DABS 소유자는 건물에 대한 임대수익을 배당받고 건물의 시세가 오르면 매각하여 시세차익을 얻을 수 있다.

4) https://www.newspim.com/news/view/20230323000388

5) DABS(Digital ABS): 부동산 디지털 수익증권(Digital Asset Backed Securities)의 줄임말로 상업용 부동산을 기초로 발행된 자산유동화증권을 의미한다. DABS는 상업용 부동산에 대한 부동산신탁의 수익증권 공유지분 성격을 가지며, 카사 플랫폼 내에서 디지털 방식으로 거래 가능하다.

<그림 8> 카사코리아 구조



2. 선행연구 검토

1) 선행연구

(1) 조각투자

서병완 · 김준홍(2023)은 블록체인 플랫폼 상의 조각투자에 대해 정의와 활용 분야에 대해 설명하고 자동차, 부동산, 시계, 미술품, 와인, 음악저작권 참여권 등을 상세 비교하였다.

정현조 외(2022)는 LSTM을 활용하여 123개의 뮤직 카우 음원 유통에 대한 저작권료 참여 청구권에 대한 주가 예측을 실행하였다. 청구권의 이전 가격과 거래량, 저작권료, 환율, 국고채 금리, 한국 종합주가지수를 변수로 사용하여 거래가격을 예측하였다.

(2) AI 가격 예측

금융시장에서 많은 연구들이 주가를 예측하기 위해 MLP(Multi-Layered Perception), SVM(Support Vector Machine), RNN(Recurrent Neural Network), LSTM(Long Short-Term Memory), DNN(Deep Neural Network), 등을 사용해 왔다.

신동하 외(2017)는 기존의 보조지표 시가, 고가, 저가, 종가, 거래량에 대해서 여러 가지 조합으로 예측에 대한 적합 여부를 검토하였으며 예측률을 높이기 위해 최적의 보조지표의 조합을 찾아내고 환율, 전 산업생산지수, 환율 이동평균 등 환경 요소에 대하여 연구하였다. 추출된 요소를 입출력 패턴으로 LSTM, RNN, DNN 등의 모델을 제시하였다.

주일택 · 최승호(2018)는 순환 신경망이 시계열 데이터의 패턴만을 기반으로 학습하는 한계를 극복하기 위해, 데이터의 역방향에도 은닉 계층을 추가한 양방향 LSTM을 사용하여 주가 예측 모델을 구축하였다. 실험 결과로는 단방향 순환 신경망 보다 양방향 순환 신경망이 주가예측 모델에 더 작은 오차가 발생하는 결과를 가져왔다.

한태동(2021)은 주가에 영향을 미치는 요소 중에 가장 큰 장애 요인은 환경 및 시장의 변동성이라 하였다. 따라서 전통적인 기술적 지표나 거시 경제뿐만 아니라 시장에서 충격을 주는 심리 요소를 반영하여 예측력을 높이는 딥러닝 모델을 연구하였다. LSTM을 사용하여 이런 뉴스 정보나 투자자 심리를 반영한 주가 예측을 나타내는 결과를 연구하였고 예측력 높은 결과가 나왔다.

안유진 · 오하영(2021)은 비트코인만의 특징적인 데이터를 가지고 시계열 데이터 예측을 진행하였다. LSTM 순환신경망을 이용하여 비트코인의 예측력을 높인 결과를 나타냈다.

Teng, Xiao et al.(2022) 은 주가 추세 예측을 위해 지역 설명자를 최초로 적용했으며, 다중 규모 로컬 cues 및 계층적 관심 기반 LSTM 모형을 이용하여 주가 추가 예측을 진행하였다. 실제 주가 데이터 세트에 대한 실험에서는 MLCA-LSTM이 여러 대표적인 상대에 대해 건전한 성능을 달성할 수 있음을 보여주었다.

Hum Nath Bhandari et al.(2022)는 경제와 더 넓은 시장의 다양한 측면을 포착하는 균형 잡힌 입력 변수 조합을 추출하여 S&P 500 지수의 종가를 예측하는 LSTM 기반 모델을 개발하는 데 중점을 두고 LSTM을 통해 주가를 예측하였고 최고의 모델을 식별하였다.

Abdul Quadir Md et al.(2022)는 Adam 옵티마이저를 활용하는 MLS LSTM(Multi-Layer Sequential Long Short Term Memory) 모델을 기반으로 주가 예측을 위한 새로운 접근 방식을 제안하였다. MLS LSTM 알고리즘의 결과로 정규화된 시계열 데이터를 시간 단계로 나누어 과거 값과 미래 값 간의 관계를 파악하여 정확한 예측을 수행하고 테스트 데이터 셋에서 MLS LSTM은 테스트 데이터 셋에서 95.9% 및 98.1%의 예측 정확도를 달성하여 다른 모든 심층 데이터보다 뛰어난 성능을 보였다.

Pushpendu Ghosh et al.(2022)는 주가의 방향성 움직임을 예측하기 위해 LSTM(장단기 기억 네트워크)과 랜덤 포레스트(Random Forest)를 적용하는 방법에 중점을 두고 종가와 시작을 변수로 진행하여 높은 예측력을 보여주었다.

Satria et al.(2023)는 2013년부터 2022년까지 인도네시아의 주요 은행 4곳(BRI, BNI, BCA, Mandiri)

의 주가 데이터를 사용하여 비고정 속성을 가진 여러 시계열 데이터 모델의 성능을 RNN, LSTM, GRU 딥러닝 방법으로 비교하였고 연구 결과에 따르면 RNN, LSTM 및 GRU가 가장 일반적이라고 밝혔다.

<표 4> 선행연구에서 사용된 변수

연구자	예측	변수
정현조 등 (2022)	가격	거래량, MCPI, 음악저작권료, 환율, 금리, 코스피
신동하 등 (2017)	주가	시가, 종가, 고가, 저가, 거래량, 환율, 산업생산지수 Commodity Channel Index
주일택 · 최승호 (2018)	주가	시가, 종가, 고가, 저가, 거래량
한태동 (2021)	주가	거래량, 코스피 지수, 환율, 이자율, 특정 종목에 대한 인터넷에서의 검색 빈도
안유진 · 오하영 (2021)	비트코인 가격	Exchange Reserve, Exchange Transactions Count Outflow, Addresses Count Inflow, Fund Flow Ratio, Estimated Leverage Ratio, Stablecoin Supply Ratio, Miner's Reserve, Miner's Reserve in USD, Open Interest, Hashrate
Teng and others (2022)	price	close price, open price, high price, low price, and volume
Hum Nath Bhandari and others (2022)	price	Open price, Close price, Cboe volatility index, Interest rate, Civilian unemployment rate, Consumer sentiment index,US dollar index, MACD, ATR, RSI
Abdul Quadir Md and others (2022)	price	low, high, date, volume, close, adjusted close and open price
Pushpendu Ghosh and others (2022)	forecast directional movements of stock prices	closing prices and opening prices
Satria, Dias (2022)	price	open, high, low, close, volume, and adjusted close data

2) 차별성

기존의 선행연구들은 일반적으로 LSTM(Long Short-Term Memory) 알고리즘을 활용하여 거래량이 크고 대중화된 투자 대상인 주식 시장의 주가 예측에 중점을 두었다.

다시 말해 주식 시장이나 금융 시장 데이터를 중심으로 기업 가치에 따른 주가 예측에 초점을 맞췄다. 반면 이 논문은 특정 부동산에 맞는 개별화된 부동산에 대한 가치 평가에 LSTM을 사용하였으며, 기업가치를 둔 주식 시장과 다른 각각의 부동산에 맞는 주가를 예측하고자 한다.

주식 시장 데이터는 일반적으로 고빈도, 단기적 변동성이 높은 특성을 가지지만, 부동산 시장 데이터는 장기적 안정성과 시간에 따른 점진적 변화가 특징이다. 주식 시장 데이터는 단기적 변동성에 중점을 둔 반면, 부동산 시장 데이터는 장기적 추세와 외부 경제적 요인을 중요하게 고려한다. 이런 다른 특징이 나타나는 성질의 조건에서 LSTM을 이용한 예측이 부동산 예측에도 가능한지 확인하고자 한다.

금융위원회에서 제시한 토큰증권 가이드라인에 따른 부동산 조각투자 상품의 주가 예측에 대한 연구는 지금까지 없었다.

본 연구는 기본적으로 STO의 이론에 대하여 연구하고자 한다. 그리고 나아가 부동산 조각투자 특성상 거래량이 많지 않음에도 불구하고 LSTM 모형을 적용하여 일반적인 기업의 주가 아닌 특정 부동산 STO 주가를 예측하고자 한다. 또한 RMSE을 사용하여 실측치와 예측치의 오차율을 확인하고자 한다.

연구 결과를 통해 투자자들에게 시장의 투명성을 제공하고, 보다 정보에 기반한 의사결정을 가능하게 할 것이다. 이는 시장 변동성에 대한 이해를 높여 투자자들이 더 안정적인 투자 결정을 내릴 수 있을 것이다. 마지막으로 가격 변동 패턴을 이해함으로써 투자자들은 이익을 극대화할 수 있는 기회를 찾을 수 있을 것이다.

이러한 이유들은 개별 부동산 조각투자 시장의 성장과 발전에 기여하며, 투자자들에게 더 나은 투자 환경을 조성하는 데 필요하리라 생각된다.

III. 연구의 설계

1. 부동산 조각투자

서울 서초구에 위치한 “서초 지웰타워” 부동산 조각투자 상품의 개요는 다음과 같다. 이 상품은 서초동의 12층 1201~1206호에 해당하며, 디지털 자산유동화증권(DABS) 명칭으로 “서초 지웰타워”를 사용한다. 해당 DABS의 총 발행량은 800,000DABS로, 액면가는 5,000원이다. 이를 통한 공모 총액은 40억 원이며, 발행일은 2021년 07월 27일이다. 건물은 지하 5층부터 지상 15층까지로 구성되어 있으며, 건폐율은 58.99%, 용적률은 799.76%이다. 또한, 승강기는 2대가 설치되어 있으며, 해당 건물은 일반상업지역에 속하고 주요 용도는 업무 및 근린생활시설이다.

<표 5> 서초 지웰타워 개요

구 분	내용
위치	서울특별시 서초구 서초동 1678-4 서초 지웰타워 12층 제1201~1206호
DABS 명칭	서초 지웰타워
발행인	㈜ 한국토지신탁
모집 총 수량	800,000 DABS
공모총액	4,000,000,000원
DABS액면가	5,000원
상장예정일	2021년 07월 27일
대지면적	12층 : 53.54㎡ (16.20평) / 전체 : 850.4㎡ (257.25평)
연면적	12층 : 647.14㎡ (195.76평) / 전체 : 10,278.83㎡ (3,109.35평)
건폐율	59.99%
용적률	799.76%
건물규모	지하 5층 ~ 지상 15층
승강기	총 2대
준공일	2008.09.30
주차대수	총 39대 (기계식)
용도지역	일반상업지역
주 용도	업무시설 및 근린생활시설

참조: 카사코리아 운용보고서(https://www.kasa.co.kr/)

임대차 현황은 1201호~1206호까지 6개 호실이며 에이치엠컴퍼니(주)(H Company)가 1201~1205호까지 사용하고 있으며 행복마루 법률사무소가 1206호를 사용하고 있다.

<표 6> 서초 지웰타워 임차인 현황

호실	임차인	면적	임대기간	보증금/ 월임대료
1201호	에이치엠 컴퍼니㈜	114.96㎡	22.06.01. ~ 24.05.31.	80,000,000/ 10,164,000
1202호		126.21㎡		
1203호		87.95㎡		
1204호		46.01㎡		
1205호		140.54㎡		
1206호	행복마루 법률사무소	131.47㎡		20,000,000/ 2,436,000
합계		647.14㎡		100,000,000/ 12,600,000

참조: 카사코리아 운용보고서(https://www.kasa.co.kr/)

8기(2023.05.01.~2023.07.31) 결산 내역을 살펴보면 매출액은 37,800,000이며 이는 100% 임대료 수입이며 각종 비용을 제외한 영업이익은 31,367,059원이다. 영업 외 수익까지 정산 시 최종 당기순이익은 31,388,509이다. 이를 바탕으로 분배금 지급은 1 DABS 당(세전) 39원이다.

<표 7> 서초 지웰타워 8기 결산내역

(단위: 원)

과 목	8기 (23.05.01~23.07.31)
Ⅰ.매출액	37,800,000
임대료수입	37,800,000
Ⅱ.매출원가	-
Ⅲ.매출총이익	37,800,000
Ⅳ.판매비와관리비	6,432,941
세금과공과금	2,577,778
지급수수료	900,000
배당수수료	624,000
신탁수수료	1,956,163
감정평가수수료	375,000
Ⅴ.영업이익	31,367,059
Ⅵ.영업외수익	21,450
이자수익	21,442
잡이익	8
Ⅷ.법인세차감전이익	31,388,509
Ⅸ.법인세등	-
Ⅹ.당기순이익	31,388,509

참조: 카사코리아 운용보고서(https://www.kasa.co.kr/)

서초 지웰타워 공모청약 결과 최초 투자수익자(공유자)에 대한 현황은 2021년 07월 20일 총 3,025명이 참여하였으며 개인은 3,022명, 법인은 3명이며 전체 물량 중 개인 82.93%, 법인은 17.7%를 차지하였다.

<표 8> 서초 지웰타워 최초 투자자

구분	투자자	지분율
개인	3,022명	82.93%
법인	3명	17.07%

참조: 카사코리아 8기 운용보고서(https://www.kasa.co.kr/)

서울시 영등포구 여의도동에 위치한 “여의도 익스콘벤처타워” 부동산 조각투자 상품의 개요는 다음과 같다. 서울특별시 영등포구 여의도동 15-24, 여의도 익스콘벤처타워 제9층 제901호에 위치해 있으며, 디지털 자산유동화증권(DABS) 상품명은 “여의도 익스콘벤처타워”이다. 발생 신탁은 ㈜한국토지신탁이며 해당 DABS의 총발행량은 328,000 DABS로, 공모 총액은 16.4억원이며 액면가는 5,000원이다. 상장일은 2022년 03월 15일이다.

건물의 대지면적은 해당 901호의 경우 39.1㎡이며 전체는 2,770㎡이다. 연면적의 경우 901호는 339.3㎡이며 전체는 26,333.7㎡이다. 건폐율은 40.24%, 용적률은 425.35%이다.

지하 7층부터 지상 11층까지로 구성되어 있고 승강기는 5대가 설치되어 있으며, 준공일은 2001년 08월 23일 이며 주차대수는 총 167대 (자주식 161대, 옥외 6대)이다. 해당 건물은 일반상업지역에 속하고 주요 용도로는 업무 및 근린생활시설이다.

임대차 현황은 901호실이며 코나모빌리티주식회사(Kona Mobility)가 임대기간 2019.07.31~2022.10.31 동안 보증금 40,000,000원에 월임대료 4,700,000원에 사용하고 있다.

<표 9> 여의도 익스콘벤처타워 개요

구 분	내용
위치	서울특별시 영등포구 여의도동 15-24 여의도 익스콘벤처타워 901호
DABS 명칭	여의도 익스콘벤처타워
발행인	㈜ 한국토지신탁
모집 총 수량	328,000 DABS
공모총액	1,640,000,000원
DABS액면가	5,000원
상장예정일	2023년 03월 15일
대지면적	901호 : 39.1㎡ / 전체 : 2,770㎡
연면적	901호 : 339.3㎡ / 전체 : 26,333.7㎡
건폐율	40.24%
용적률	425.35%
건물규모	지하 7층 ~ 지상 11층
승강기	총 5대 (승용 4대, 비상 1대)
준공일	2001.08.23
주차대수	총 167대 (자주식 161대, 옥외 6대)
용도지역	일반상업지역
주 용도	업무시설 및 근린생활시설

참조: 카사 운용보고서(https://www.kasa.co.kr/)

<표 10> 여의도 익스콘벤처타워 임차인 현황

호실	임차인	면적	임대기간	보증금/ 월임대료
901호	코나모빌리티 주식회사	339.32㎡	2019.07.31 ~ 2022.10.31	40,000,000원/ 4,700,000원
합계		339.32㎡		

참조: 카사 운용보고서(https://www.kasa.co.kr/)

6기(23.06.01 ~ 23.08.31) 결산내역을 살펴보면 매출액은 15,000,000원이며 이는 100% 임대료 수입이며 판매비와 관리비 3,211,626원, 세금과 공과금 1,186,467원, 지급수수료 594,000원, 배당 수수료 236,160원, 신탁수수료 819,999원, 감정평가수수료 375,000원을 제

<표 11> 여의도 익스콘벤처타워 6기 결산내역

(단위: 원)

과 목	6기(23.06.01~23.08.31)
Ⅰ.매출액	15,000,000
임대료수입	15,000,000
Ⅱ.매출원가	-
Ⅲ.매출총이익	15,000,000
Ⅳ.판매비와관리비	3,211,626
세금과공과금	1,186,467
지급수수료	594,000
배당수수료	236,160
신탁수수료	819,999
감정평가수수료	375,000
Ⅴ.영업이익	11,788,374
Ⅵ.영업외수익	-
이자수익	-
잡이익	-
Ⅷ.법인세차감전이익	11,788,374
Ⅸ.법인세등	-
Ⅹ.당기순이익	11,788,374

참조: 카사 운용보고서(https://www.kasa.co.kr/

외한 영업이익은 11,788,374원이다. 영업 외 수익은 없으며 정산 시 최종 당기순이익은 11,788,374원이다.

여의도 익스콘벤처타워 공모청약 결과 최초 투자수익자(공유자)에 대한 현황은 2023년 03월 08일 총 1,534명이 참여하였으며 개인은 1,534명, 법인은 0명이며 전체 물량 중 개인이 100%를 차지하였다.

<표 12> 여의도 익스콘벤처타워 최초 투자자

구분	투자자	지분율
개인	1,534명	100%
법인	0명	0%

참조: 카사코리아 운용보고서(https://www.kasa.co.kr/)

2. 변수선정

선행 연구에서 기술한 것과 같이 주가예측 방법으로 사용된 변수는 시가, 고가, 저가, 종가, 거래량(신동하 등, 2017; 주일택 · 최승호, 2018), 코스피 지수, 환율, 금리(한태동, 2021), 거시경제 지표 그리고 시장심리 지표 등이 있었다. 비트코인 예측을 위해 사용된 변수도 비트코인의 가격, 금 가격, 트위터, 채굴 난이도, Exchange Reserve 등(Aggarwal et al., 2019; McNally et al., 2018; 안유진 · 오하영, 2021)이 사용되었다. 또한 뮤직카우 상품 가격 예측을 위해 가격, 거래량, MCPI, 음악저작권료, 환율, 금리, 코스피 지수 등(정현조, 이재한, 서지혜, 2022)의 변수가 사용되었다. 선행연구에서 사용했던 변수들을 <표 13>로 정리하였다.

<표 13> 독립 변수

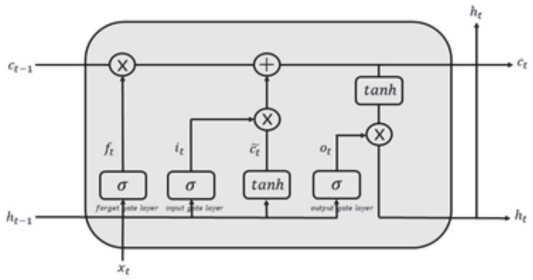
변수	변수 설명
가격(P)	종가
거래량(V)	거래량
시가(S)	거래소 시작가
고가(H)	거래소 고가
저가(L)	거래소 저가
환율(E)	원/미국달러 환율(매매기준율)
금리(I)	3년 만기 국고채
코스피(K)	한국종합주가지수

선행연구에서와 같이 사용된 변수들을 참고하여 연구에서 공통적으로 사용된 기술지표 5가지(신동하 등, 2017; 주일택, 최승호, 2018), 거시경제 지표 3가지(정현조 등, 2022; 한태동, 2021)를 변수로 사용하였다.

3. 연구모델

LSTM 모델은 여러 셀로 구성되어 있으며, 이 셀들은 데이터의 시퀀스나 순서를 기억하는 능력을 갖고 있다. 각 셀은 이전의 셀 상태, 즉 Ct−1을 대부분 그대로 다음 셀 상태 Ct로 넘겨주기 때문에 장기간의 의존성 문제를 해결하는 데 도움이 된다. 이러한 셀은 게이트(gate)로 통제하는데 게이트는 Forget gate, Input gate, Output gate 등이 있다

<그림 9> LSTM 구조



본 연구의 목적은 앞에서 선택한 변수들을 이용하여 플랫폼 종가를 예측하는 것이다. 일반적으로 주식시장이 월요일부터 금요일까지 5일장이므로 5일의 데이터를 가지고 훈련을 하고 하루를 예측하고자 하였고 신동하 외(2017)도 같은 조건에 실험을 하였다. 예측하고자 하는 가격의 시점은 t+1의 가격($\{P_{t+1}\}$)으로 하였다. 예측하기 위해 사용된 변수들은 5일 단위인 t 일부터 t-4 일까지로 하였다. 이를 수식과 표로 나타내면 식 (1), <표 14>와 같다.

$$\{P_{t+1}\} = f\left(b + w\,X \begin{pmatrix} P_t P_{t-1} \cdots P_{t-3}\, P_{t-4} \\ V_t V_{t-1} \cdots V_{t-3}\, V_{t-4} \\ S_t S_{t-1} \cdots S_{t-3}\, S_{t-4} \\ H_t H_{t-1} \cdots H_{t-3}\, H_{t-4} \\ L_t L_{t-1} \cdots L_{t-3}\, L_{t-4} \\ E_t E_{t-1} \cdots E_{t-3}\, E_{t-4} \\ K_t K_{t-1} \cdots K_{t-3}\, K_{t-4} \\ I_t I_{t-1} \cdots I_{t-3}\, I_{t-4} \end{pmatrix}\right) \quad (1)$$

<표 14> 연구 모델

DATE	거래량	시가	고가	저가	환율	코스피	금리	종가
5/01	xx	xx	xx	xx	xx	xx	xx	xx
5/02	xx	xx	xx	xx	xx	xx	xx	xx
5/03	xx	xx	xx	xx	xx	xx	xx	xx
5/04	xx	xx	xx	xx	xx	xx	xx	xx
5/05	xx	xx	xx	xx	xx	xx	xx	xx
5/06	xx	xx	xx	xx	xx	xx	xx	xx
5/07	xx	xx	xx	xx	xx	xx	xx	xx

식 (1)에서 P_t은 시점 t에서의 플랫폼 종가를 나타내고, V_t은 시점 t에서의 플랫폼 거래량, S_t은 시점 t에서의 플랫폼 시가, H_t은 시점 t에서의 플랫폼 고가, L_t은 시점 t에서의 플랫폼 저가, E_t은 시점 t에서의 환율, K_t은 시점 t에서의 코스피, I_t은 시점 t에서의 금리를 나타낸다. <표 14>는 5일을 하나의 인스턴스(Instance)로 하여 1일을 예측하는 연구모델을 표로 나타낸 것이다.

본 연구에서는 LSTM을 사용하여 부동산 조각투자 플랫폼 가격 예측 연구를 실행하였다. 과거의 정보를 기억해서 LSTM은 과거의 데이터를 저장하고 이를 기반으로 미래의 값을 예측하는 능력이 있어, 주가와 같은 장기적, 비선형적인 시계열 데이터 예측에 탁월한 결과를 보여준다. 본 연구에서는 2년 기간의 데이터를 바탕으로 부동산 조각투자 플랫폼 가격 예측하는 것을 목적으로 하였기 때문에 LSTM이 연구에 적합하다고 판단했다.

4. 데이터 수집 및 처리

주가예측은 살아 움직이는 생명체처럼 다양한 종속변수에 의해 움직이며, 많은 잡음(Noise), 비정상성(Non-stationarity), 그리고 비선형성으로 인해 가격 변동이나 기대 수익을 예측하는 것은 매우 어려운 작업이다. 전통적인 방법으로는 주가 예측은 불가능하다는 주장으로 인해, 기본의 분석방법론들에 대해 회의적이었다. 그러나 최근 기계학습 분야에서 인공신경망의 기술 분석 결합에 의한 주가 예측이 가능하게 되었다. 이는 전통적인 선형 시계열 모델들이 정상성을 필요로 하는 것과 달리, LSTM과 같은 딥러닝 기반의 시계열 분석 모델들은 시계열 데이터의 비정상적인 패턴(예: 변동하는 평균이나 분산, 추세, 계절성 등)을 학습할 수 있는 이유에서다. LSTM을 사용하기 전에 수행되는 데이터 전처리가 이런 역할을 하며 데이터의 스케일을 조정하는 것은 비정상성을 줄여 모델이 데이터의 중요한 특성을 더 잘 학습하도록 도움을 준다. 하지만 LSTM이 모든 종류의 시계열 데이터에 대해 최적의 결과를 제공한다는 것을 의미하지는 않으며, 각각의 특정 상황에 맞는 적절한 모델 선택과 데이터 전처리가 여전히 중요하다. 이종원 외(2021)은 TV 시청 패턴 분석을 통해 맞춤형 TV프로그램이나 영화를 제공하며 이때 전처리를 통해 예측을 진행했으며, 이승연 외(2021)는 비정형 자료의 전처리를 통한 예측력을 보여주고 있다. 이 외에도 모든 LSTM에는 전처리를 진행하고 있으며 이는 이런 정상성의 기능을 대처하고 있음을 알 수 있다. 이에 따라 본 연구도 각각의 데이터를 수집하고 전처리를 진행하였다.

부동산 조각투자 플랫폼 카사코리아 서초 지웰타워와 여의도 익스콘벤처타워 상품을 통하여 거래량, 시가, 고가, 저가, 종가를 수집하였다. 한국은행 경제통계시스템에서 제공하는 데이터를 기반으로 환율, 3년 만기 국고채 금리 그리고 코스피라는 거시경제 지표를 사용하였다. 토큰증권 DABS 액면가액은 5,000원이다.

서초 지웰타워의 기술 통계를 분석하면 거래량은 최솟값 8, 최댓값 16,832, 평균 1,817, 표준편차 2,325, 분산 5,405,179으로 분석하였다. 시가는 최솟값 3,840, 최댓값 5,960, 평균 4,846, 표준편차 375, 분산 140,793으로 분석하였다. 고가는 최솟값 4,180, 최댓값 5,960, 평균 4,909, 표준편차 330, 분산 109,037로 분석하였다. 저가는 최솟값 1,000, 최댓값 5,150, 평균 4,608, 표준편차 679, 분산 460,774로 분석하였다. 종가는 최솟값 4,040, 최댓값 5,250, 평균 4,771, 표준편차 384, 분산 147,119으로 분석하였다. 환율은 최솟값 1,142, 최댓값 1,436, 평균 1,267, 표준편차 77.51, 분산 5,257으로 분석하였다. KOSPI는 최솟값 2,155, 최댓값 3,280, 평균 2,630, 표준편차 272.30, 분산 74,145로 분석하였다. 금리는 최솟값 1.360, 최댓값 4.548, 평균 2.948, 표준편차 0.828, 분산 0.686으로 분석하였다.

여의도 익스콘벤처타워의 기술 통계를 분석하면 거래량은 최솟값 1, 최댓값 16,418, 평균 766.99, 표준편차 1,538.94, 분산 2,368,341.03으로 분석하였다. 시가는 최솟값 2,900, 최댓값 6,390, 평균 4,591.11, 표

<표 15> 서초 지웰타워 데이타 기술 통계

	최소값	최대값	평균	표준 편차	분산
거래량	8	16,832	1,817	2,325	5,405,179
시가	3,840	5,960	4,846	375	140,793
고가	4,180	5,960	4,909	330	109,037
저가	1,000	5,150	4,608	679	460,774
종가	4,040	5,250	4,771	384	147,119
환율	1,142	1,436	1,267	77.51	5,257
KOSPI	2,155	3,280	2,630	272.30	74,145

준편차 465.71, 분산 216,886.63으로 분석하였다. 고가는 최솟값 3,840, 최댓값 6,390, 평균 4,664.89, 표준편차 465.71, 분산 216,886.63으로 분석하였다. 저가는 최솟값 2,900, 최댓값 5,230, 평균 4,379.41, 표준편차 493.30, 분산 243,342.72으로 분석하였다. 종가는 최솟값 3,710, 최댓값 5,260, 평균 4,485.63, 표준편차 443.18, 분산 196,409.81으로 분석하였다. 환율은 최솟값 1,211, 최댓값 1,437, 평균 1,308.98, 표준편차 50.67, 분산 2,567.45로 분석하였다. KOSPI는 최솟값 2,155, 최댓값 2,759, 평균 2,480.33, 표준편차 131.65, 분산 17,330.66으로 분석하였다. 금리는 최솟값 2.217, 최댓값 4.548, 평균 3.50381, 표준편차 0.402538, 분산 0.162로 분석하였다.

<표 16> 여의도 익스콘벤처타워 기술 통계

	최소값	최대값	평균	표준 편차	분산
거래량	1	16,418	766	1,538	2,368,341
시가	2,900	6,390	4,591	465	216,886
고가	3,840	6,390	4,664	413	170,840
저가	2,900	5,230	4,379	493	243,342
종가	3,710	5,260	4,485	443	196,409
환율	1,211	1,437	1,308	50	2,567
KOSPI	2,155	2,759	2,4803	1315	17,330
금리	2.217	4.548	3.50381	0.402538	0.162

LSTM (Long Short-Term Memory) 네트워크에서 최소-최대 정규화(Min-Max Normalization)를 사용하는 이유는 데이터를 일관된 스케일로 조정하여 모델의 학습 효율성과 성능을 향상시키기 위함이다. 이 정규화 과정은 모든 입력 특성을 동일한 범위(예: 0과 1 사이)로 조정함으로써, LSTM이 모든 특성을 동등하게 고려하고, 더 빠르고 안정적으로 가중치를 조정할 수 있게 한다. 또한, 이는 기울기 소실(Gradient Vanishing) 문제를 완화하고, 이상치(outliers)의 영향을 줄이며, 모델이 데이터의 본질적인 패턴에 더 집중할 수 있도록 도와, 전반적으로 모델의 예측 정확도와 일반화 능력을 개선하는 데 기여한다. 이런 이유로 Xiao Teng et al.(2023), 신동하 외(2017)는 보조지표를 포함한 다양한 조합으로 예측을 하는데 최소-최대 정규화(Min-Max Normalization)를 이용하여 정규화하였고, 한태동(2021) 역시 업종별로 주가 범위가 다르므로 효과적인 학습과 업종별 결과를 비교하기 위하여 최소-최대 정규화(Min-Max Normalization) 방법을 사용하여 식 (2)와 같이 모든 입출력 데이터를 0과 1사이로 정규화하였다.

$$f(x)=\frac{x-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}} \quad (2)$$

Ⅳ 실증분석

1. 검증 및 파라미터 튜닝(Parameter Tuning)

본 연구는 서초 지웰타워의 21년 7월 27일부터 23년 7월 31일까지 총 499일 기간의 데이터와 여의도 익스콘벤처타워 22년 3월 15일부터 23년 10월 31일까지 총 405일 기간의 데이터 중 5일을 하나의 인스턴스로 하고 익일 1일의 데이터를 예측하는 것을 목표로 했을 경우, 전체 인스턴스는 서초 지웰타워 494개, 여의도 익스콘벤처타워 400개가 된다. 이럴 경우 인스턴스 비율을 8:2로 하여 서초 지웰타워 395개의 훈련 데이터 셋과 99개의 테스트 데이터 셋과 여의도 익스콘벤처타워 320개의 훈련 데이터 셋과 80개로 나누어 파이썬(Colaboratory)을 활용하여 진행하였다.

<표 17> 변수 설명

구분	훈련 데이터 셋	테스트 데이터 셋	비고
인스턴스 (서초 지웰타워)	395	99	총 494개 8:2(비율)
인스턴스 (여의도 익스콘벤처타워)	320	80	총 400개 8:2(비율)

또한 예측 종가와 실제 종가의 오차율을 검증하기 위해 평균 RMSE(Root Mean Square Error) 식 (3)을 사용하였다. 식에서 Y_i는 예측 종가 값이고 X_i는 실제 종가 값을 나타낸다.

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Y_i-X_i)^2} \quad (3)$$

LSTM의 하이퍼파라미터(Hyperparameter)는 학습 과정이 시작되기 전에 사용자에 의해 설정된다. 이들은 모델의 학습 과정을 제어하는 파라미터로, 모델이 학습 데이터로부터 자동으로 학습하지 않고, 사람이 사전에 설정해야 하는 값 들이다. 즉, 모델의 구조와 학습 과정을 조절하는 외부 설정에 해당한다. 하이퍼파라미터의 적절한 조정은 기계 학습 모델의 성공적인 구현을 위해 필수적이며, 이는 종종 많은 시행착오와 전문 지식을 필요로 한다.

Full-batch 학습은 전체 데이터 셋을 사용하여 그래디언트(Gradient)를 계산하여 수렴의 안정성을 도모한다. 반면 mini-batch 학습은 때때로 배치 내의 데이터의 특정 패턴에 모델이 과적합 될 수 있다. Full-batch 학습은 전체 데이터 셋을 기반으로 학습하기 때문에, 이러한 위험 줄일 수 있다. Full-batch 학습에서는 모든 학습 반복에서 데이터 셋 전체의 통계적 분포를 활용하고 이는 모델이 전체 데이터 셋의 특성을 더 일관적으로 학습하도록 만든다. 단점으로는 Full-batch 학습은 매우 큰 데이터 셋을 다룰 때 메모리 제한, 느린 학습 속도, 최적화 과정에서 지역 최소점(local minima)이나 안장점(saddle points)에 갇힐 가능성 등의 단점이 있다. 정종진 외(2020)는 2000년부터 2018년 데이터를 사용하기 위해 32로 설정하였다. 본 연구는 현저하게 적은 데이터의 양으로 Full-batch가 적절하다고 판단하였다.

Learning Rate는 딥러닝 모델 학습 시, 모델의 가중치가 얼마나 빠르게 업데이트될지 결정하는 값이다. 이 값이 크면 학습이 빠르지만, 너무 높으면 최적값을 넘어서거나 불안정해질 수 있다. 반면, 값이 작으면 학습이 안정적이지만, 너무 낮으면 학습이 느리고 지역 최솟값에 갇힐 수 있다. 적절한 Learning Rate 설정은 모델의 효율적이고 효과적인 학습에 중요하다. 정현조 외(2022), 정종진 외(2020)는 LSTM 모델을 이용한 성능 예측에 0.001을 설정하였고 본 연구에서도 0.001의 Learning Rate를 선택하여 진행하였다.

Hidden Node의 개수는 LSTM 네트워크의 용량(capacity)을 결정하는 중요한 요소이다. 더 많은 Hidden Node를 사용하면 모델은 더 복잡한 능력의 패턴을 학습할 수 있지만, 계산 비용이 증가하고 과적합의 위험이 증가할 수 있다. 따라서 Hidden Node의 개수는 문제의 복잡성과 사용 가능한 훈련 데이터의 양에 맞게 조정되어야 하며 문제의 특성과 데이터에 따라 적절한 128개로 정하였다.

Epoch는 머신러닝 및 딥러닝에서 학습 과정의 한 단계를 나타내고 특히, 신경망 학습에서는 전체 데이터 셋에 대한 단일 전진 및 역전파 단계를 의미한다. 보통 학습을 할 때 Epoch를 충분히 크게 주고, Epoch를 실행함에 있어 가장 좋았던 성능의 모델을 저장해 놓는다. 이주미 외(2021)는 250으로 설정하여 진행하였고, 정대호 외(2022)는 700번째가 가장 최적의 RMSE 값이 도출되었다. 본 연구에서는 데이터양이 적기 때문에 최적을 값을 위해 1,000번을 테스트했으며, 이때 481번째 시행에서 가장 좋은 모델이 나와서 이를 저장한 것이다.

Dropout은 신경망 학습 과정에서 과적합을 방지하기 위해 사용되는 기법이다. 이 방법은 훈련 과정 중에 신경망의 노드(뉴런)를 무작위로 비활성화(드랍)함으로써, 네트워크가 특정 노드에 지나치게 의존하는 것을 방지한다. 이는 모델이 더 강건하고 일반화된 패턴을 학습하게 도와준다. Akhter Mohiuddin Rather (2021)는 드롭아웃 값은 0.3으로 선택하였다. 이는 각 반복 동안 숨겨진 레이어의 순방향 전달 중에 뉴런의 30%가 무시된다는 의미이다. 삭제된 뉴런은 다음 반복에서 뒤로 물러나고 또 다른 30%의 뉴런이 삭제되는 식이다. 모델의 견고성을 높이기 위해 모델이 최소 오류 임계값에 도달하는 데 필요한 최적의 시대 수를 생성하는 조기 중지 방법이 채택되었다. 본 연구에서도 같은 진행을 위해 적절한 범위인 0.25(25%)로 설정하여 진행하였다.

<표 18> 변수 설명

하이퍼파라미터	값
Batch	Full-batch
Learning rate	0.001
LSTM Hidden Node	128
Epoch	1,000
Dropout	0.25

1. 실험 결과

본 연구는 하이퍼파라미터 값을 넣어 실험하였으며 부동산 조각투자 플랫폼 서초 지웰타워와 여의도 익스콘벤처타워의 종가를 예측하고, RMSE를 이용하여 Train Error와 Test Error의 기술 통계량을 각각 계산하였다.

<표 19> 예측 오차의 기술 통계량

구 분	서초 지웰타워		여의도 익스콘벤처타워	
	Train Error	Test Error	Train Error	Test Error
최솟값	0.00045	0.00018	6.66081	0.00023
1분위수	0.02017	0.01983	0.01451	0.01540
중앙값	0.04031	0.04452	0.03032	0.02680
평균	0.05151	0.05845	0.04498	0.03505
3분위수	0.06436	0.07670	0.05384	0.04949
최댓값	0.43547	0.40303	0.25279	0.15885

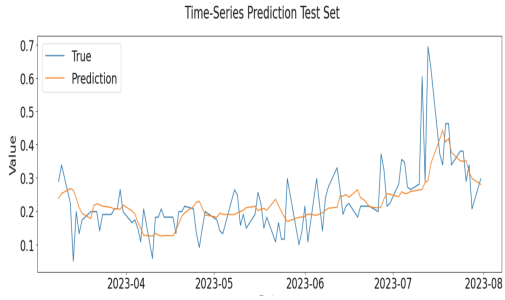
하이퍼파라미터를 넣어 실험하였고 서초 지웰타워의 최적의 LSTM(Best LSTM Model)은 Epoch가 481일 때 손실(Valid Loss)이 가장 적은 0.00737 값이 측정되었으며, 최적의 Train RMSE의 값은 0.07074이며 Test RMSE의 값은 0.08589으로 최소한의 예측값의 결과 값을 얻었으며, 여의도 익스콘벤처타워는 Epoch가 205일 때 손실(Valid Loss)이 가장 적은 0.00216 값이 측정되었으며, 최적의 Train RMSE의 값은 0.06490이며 Test RMSE의 값은 0.04655으로 최소한의 예측값의 결과 값을 얻었다.

<표 20> 오차율

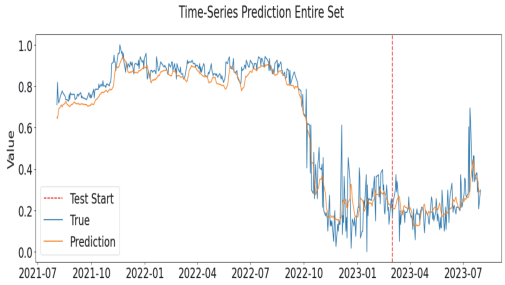
구분	서초 지웰타워		여의도 익스콘벤처타워	
Best LSTM Model	Epoch= 481	Loss= 0.00737	Epoch= 205	Loss= 0.00216
Train RMSE	0.07074		0.06490	
Test RMSE	0.08589		0.04655	

또한 부동산 조각투자 플랫폼의 거래량, 시가, 고가, 저가, 종가, 환율, 금리, 코스피를 넣어 서초 지웰타워의 Test RMSE의 구간의 결과 값 <그림 10>과 Train RMSE와 Test RMSE의 합한 전체 구간의 결과 값 <그림 11>을 그림과 나타냈으며, 여의도 익스콘벤처타워의 Test RMSE의 구간의 결과 값 <그림 12>와 Train RMSE와 Test RMSE의 합한 전체 구간의 결과 값 <그림 13>과 같이 나타내고 있다.

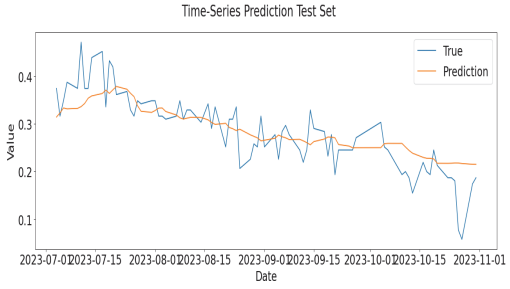
<그림 10> 서초 지웰타워 예측구간



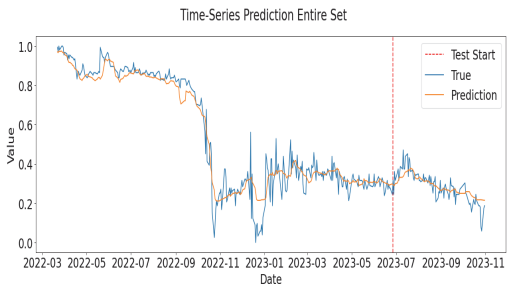
<그림 11> 서초 지웰타워 전체구간



<그림 12> 여의도 익스콘벤처타워 예측구간



<그림 13> 여의도 익스콘벤처타워 전체구간



훈련 데이터에 대한 평균 제곱근 오차(RMSE)로 측정되었는데 이 값은 훈련 데이터에 대해 모델이 얼마나 잘 예측하는지를 나타내는 지표로서, 낮은 값은 모델의 높은 정확도를 의미한다. 테스트 데이터는 모델이 새로운 데이터, 즉 이전에 학습에 사용되지 않은 데이터에 대해 얼마나 정확하게 예측하는지를 나타낸다.

훈련 RMSE와 테스트 RMSE의 수치를 분석해 보면 상당히 낮은 수치로 예측력이 높음을 나타내고 있다. 또한 이를 통해 LSTM 모델은 주가 예측에 효과적인 도구로 활용될 수 있다는 것을 본 연구를 통해 확인하였다.

V. 결론

본 연구는 시계열 데이터 분석에 적합한 딥러닝 기법 중 하나인 LSTM을 이용하여 부동산 조각투자 종가 가격을 예측하는 모델을 개발하였다. 기존 연구들은 거래량이 많고 대중적인 주식과 가상화폐에 대한 가격 예측을 하였다. 반면에 본 연구는 많은 주목을 받고 있는 개별 부동산 조각투자 종가가격을 예측하였다.

부동산 토큰증권이라는 개념이 처음 도입되면서 아직 많은 연구가 이루어지지 않은 새로운 분야이며 기존에 다뤄보지 않는 부동산의 유동화를 투자 수단으로 쪼개어 거래된다는 점에서 많은 의의가 있다.

국내에서 금융위원회 혁신 서비스로 특례를 받아 사업을 진행하고 있는 카사코리아의 서초 지웰타워와 여의도 익스콘벤처타워를 대상으로 최초로 거래가격을 예측하는 딥러닝 모델을 최초로 제시하였다. 실험 결과 LSTM이 잘 작동한다는 것을 확인할 수 있었다. 전통적인 주가 예측 방법에 비해 본 연구의 LSTM 모델은 장기간의 비선형 시계열 데이터 예측에 더 뛰어난 성능을 보였다. 짧은 기간의 데이터를 바탕으로 서초 지웰타워와 여의도 익스콘벤처타워의 종가를 예측한 결과, RMSE 값을 기반으로 높은 예측 정확도를 보였다.

이는 주식시장 예측에 널리 사용되는 LSTM 모델이 부동산 조각투자 시장에서도 효과적으로 작동했다는 것이다. LSTM 모델이 다양한 시장과 자산 유형에 대한 예측에서 범용성을 가질 수 있음을 시사한다. 부동산 조각투자 시장의 복잡한 패턴과 데이터 특성을 LSTM이 효과적으로 학습하고 예측할 수 있다는 것은, 이 모델이 다른 전통적이지 않은 자산 클래스에도 적용될 수 있는 가능성을 보여주었다. 이러한 발견은 미래의 자산 가격 예측 모델 개발에 중요한 기준을 제공할 수 있을 것이다.

하지만 본 연구도 몇 가지 단점과 제한점이 있다.

첫째, 부동산 시장의 다양한 요소들을 포괄할 수 있는 다변량 분석을 통한다면 모델의 정확도를 높을 수 있을 것이라 생각된다. 둘째, 시장 변동성 요인인 경제적, 정치적 변화와 같은 외부 시장 변동성 요인을 모델에 추가하여 예측력을 강화하면 정확도를 더 높일 수 있을 것이라는 생각이 든다. 셋째, 부동산 시장의 장기적 추세를 반영할 수 있도록 더 긴 시간 동안의 데이터 분석을 통해 예측 모델을 개선할 수 있을 것이라 생각한다. 넷째, 2개 외에 다른 종류의 부동산 자산에 대한 모델 적용 및 테스트를 통해 예측의 특색을 구별하고자 하는 아쉬움이 남는다.

카사코리아는 20년 9월에 특례를 받아 부동산 상품을 진행했으며 총 6개 중 2개는 매각 완료이며 4개의 상품만 플랫폼에서 거래되고 있으며 이중 가장 거래기간이 긴 상품이 서초 지웰타워와 여의도 익스콘벤처타워로 데이터가 24개월 이내이다. 아직 사업 초기라 많은 데이터가 없는 게 사실이다.

시간이 지나 다양하고 기간이 긴 상품이 있을 경우 좀 더 많은 데이터를 가지고 여러 가지 예측을 할 수 있는 아쉬움이 남는다.

아직 초기지만, 본 연구를 통해, 딥러닝 기반의 부동산 조각투자 플랫폼 가격 예측 모델의 가능성과 그 효용성이 확인되었다. 따라서, 부동산 조각투자 플랫폼과 같은 신종 투자 시장에 딥러닝 모델을 적용함으로써, 투자자들에게 더욱 신뢰할 수 있는 예측 정보를 제공할 수 있을 것으로 판단된다.

논문접수일 : 2023년 10월 12일
논문심사일 : 2023년 12월 15일
게재확정일 : 2024년 1월 5일

참고문헌

1. 서병완 · 김준홍, “블록체인 기반 디지털 플랫폼상의 국내 조각투자에 관한 사례연구”, 「한국디지털콘텐츠」 학회논문지 24권 3호, 2023, pp. 617-629
2. 정현조 · 이재환 · 서지혜. “LSTM 모델을 이용한 조각투자 상품의 가격 예측: 뮤직카우를 중심으로”, 「지능정보연구」 28권 4호 2022, pp. 81-94
3. 신동하 · 최광호 · 김창복, “RNN과 LSTM을 이용한 주가 예측율 향상을 위한 딥러닝 모델”, 「한국정보기술」 학회논문지 15권 10호 2017, pp. 9-16
4. 주일택 · 최승호, “양방향 LSTM 순환신경망 기반 주가예측모델”, 「한국정보전자통신기술」 학회논문지 11권 2호 2018, pp. 204-208
5. 한태동, “LSTM을 이용한 주가 예측: 기술 지표, 거시 경제 지표, 시장 심리의 조합을 중심으로”, 「융복합지식」 학회논문지 9권 4호 2021, pp. 189-198
6. 이영경, “조각투자의 거래구조와 투자자 보호”, 「선진상사법률연구」 -.99, 2022, pp. 37-75
7. 안유진 · 오하영, “On-Chain Data를 활용한 LSTM 기반 비트코인 가격 예측”, 「한국정보통신」 학회논문지 25권10호 2021, pp. 1287-1295
8. 이영경, “조각투자의 거래구조와 투자자 보호”, 「선진상사법률연구」 -.99, 2022, pp. 37-75
9. 김인경, “조각투자 전성시대… 2030 러시”, 「KISO 저널」 (47), 2022, pp. 34-37
10. 김인경, “조각투자 전성시대… 2030 러시”, 「KISO 저널」, -.47, 2022, pp. 34-37
11. 정재욱, “조각투자와 뮤직카우 ‘제재 보류’ 결정이 남긴 것들”, 67.6, 2022, pp. 143-146
12. 하나금융경영연구소, 조각투자 이해하기. 하나Knowledge+ 제 14호, 2022
13. Teng, Xiao Zhang, Xiang Luo, Zhigang, “Multi-scale local cues and hierarchical attention-based LSTM for stock price trend prediction” In Neurocomputing 505, 21 September 2022, pp. 92-100
14. Hum Nath Bhandari, Binod Rimal, Nawa Raj Pokhrel, Ramchandra Rimal, Keshab R. Dahal, Rajendra K.C. Khatri, “Predicting stock market index using LSTM”, Machine Learning with Applications, Volume 9, 2022, 100320, ISSN 2666-8270
15. Abdul Quadir Md, Sanjit Kapoor, Chris Junni A.V., Arun Kumar, Sivaraman, Kong Fah Tee, Sabireen H., Janakiraman N., “Novel optimization approach for stock price forecasting using multi-layered sequential LSTM”, Applied Soft Computing, Volume 134, 2023, 109830, ISSN 1568-4946
16. Pushpendu Ghosh, Ariel Neufeld, Jajati Keshari Sahoo, “Forecasting directional movements of stock prices for intraday trading using LSTM and random forests”, Finance Research Letters, Volume 46, Part A, 2022, 102280, ISSN 1544-6123
17. Akhter Mohiuddin Rather, “LSTM-based Deep Learning Model for Stock Prediction and Predictive Optimization Model”, EURO Journal on Decision Processes, Volume 9, 2021, 100001, ISSN 2193-9438
18. Satria, Dias, “PREDICTING BANKING STOCK PRICES USING RNN, LSTM, AND GRU APPROACH” Applied Computer Science, 19, 82-94, 10.35784, 2023-06
19. S. Siami-Namini, N. Tavakoli, A. Namin, “A Comparison of ARIMA and LSTM in Forecasting Time Series”, In 17th IEEE International Conference on machine Learning and Applications (ICMLA), 2018, pp. 1394-1401
20. F. Qian, X. Chen, “Stock Prediction Based on LSTM under Different Stability”, In 4th IEEE International Conference on Cloud Computing and Big Data Analysis (ICCCBDA), 2019, pp. 483-486
21. Selvin, S., R, Vinayakumar, R., Gopalakrishnan, E.A., Menon, V. K. and Soman, K. P, “Stockprice prediction using LSTM, RNN and CNN-sliding window model” 2017 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics, 2017, pp. 1643-1647

<국문요약>

LSTM 모형을 활용한 부동산 조각투자 가격 예측

이 선 구 (Lee, Seon-ku)
유 선 종 (Yoo, Seon-Jong)

본 연구는 부동산 조각투자 수익증권 플랫폼의 주가 예측에 대해 탐구한다. STO(Security Token Offering) 산업이 급속도로 성장하면서, 금융위원회는 토큰증권에 관한 규율 정비 방안을 발표하였다. 그럼에도 불구하고, 이 분야에서의 주가 예측 연구는 상대적으로 부족한 실정이다. 본 연구는 서울 위치한 '서초 지웰타워'와 '여의도 익스콘벤처타워'를 중심으로 LSTM(Long Short-Term Memory) 딥러닝 알고리즘을 활용하여 주가 예측 모델을 설계하고 검증하였다. 서초 지웰타워의 연구 기간은 2021년 7월 27일부터 2023년 7월 31일, 여의도 익스콘벤처타워의 연구 기간은 2022년 3월 15일부터 2023년 10월 31일로 이 기간 동안의 주요 거래 지표와 함께 외부 거시경제 지표를 포함하여 모델을 학습시켰다. 학습된 모델은 학습 데이터와 테스트 데이터에서 모두 높은 예측 정확도를 나타내었다. 결과적으로 LSTM을 활용한 모델은 높은 예측 정확도를 보였으며, 이를 통해 부동산 조각투자 플랫폼의 주가 예측에 딥러닝 알고리즘이 효과적임을 확인하였다.

주 제 어 : 부동산 토큰화, LSTM 예측, STO 산업, 딥러닝, 금융 예측