

NARX 신경망 최적화를 통한 주가 예측 및 영향 요인에 관한 연구

전민중, 이옥*
한양대학교 정보시스템학과

A Study on the stock price prediction and influence factors through NARX neural network optimization

Min Jong Cheon, Ook Lee*
Division of Information System, Hanyang University

요약 주식 시장은 기업 실적 및 경기 상황뿐만 아니라 정치, 사회, 자연재해 등 예기치 못한 요소들에 영향을 받는다. 이런 요소들을 고려한 정확한 예측을 위해서 다양한 기법들이 사용된다. 최근 인공지능 기술이 화두가 되면서 이를 활용한 주가 예측 시도 또한 이루어지고 있다. 본 논문은 단순히 주식 관련 데이터뿐만 아닌, 거시 경제적 지표 등을 활용한 여러 종류의 데이터를 이용하여 주가에 영향을 미치는 요소에 관한 연구를 제안한다. KOSDAQ을 대상으로 1년 치 종가, 외국인 비율, 금리, 환율 데이터를 다양하게 조합한 후에 딥러닝의 Nonlinear AutoRegressive with eXternal input (NARX) 모델을 활용한다. 이 모델을 통해 1달 치 데이터를 생성하고 각 데이터 조합을 통해 만들어진 예측값을 RMSE를 통해 실제값과 비교, 분석한다. 또한, 은닉층에서 뉴런의 수, 지연 시간을 다양하게 설정하여 RMSE를 비교한다. 분석 결과 뉴런은 10개, 지연 시간은 2로 설정하고, 데이터는 미국, 중국, 유럽, 일본 환율의 조합을 사용할 때 RMSE 0.08을 보이며 가장 낮은 오차를 기록하였다. 본 연구는 환율이 주식에 가장 영향을 많이 미친다는 점과 종가 데이터만 사용했을 때의 RMSE 값인 0.589에서 오차를 낮췄다는 점에 의의가 있다.

Abstract The stock market is affected by unexpected factors, such as politics, society, and natural disasters, as well as by corporate performance and economic conditions. In recent days, artificial intelligence has become popular, and many researchers have tried to conduct experiments with that. Our study proposes an experiment using not only stock-related data but also other various economic data. We acquired a year's worth of data on stock prices, the percentage of foreigners, interest rates, and exchange rates, and combined them in various ways. Thus, our input data became diversified, and we put the combined input data into a nonlinear autoregressive network with exogenous inputs (NARX) model. With the input data in the NARX model, we analyze and compare them to the original data. As a result, the model exhibits a root mean square error (RMSE) of 0.08 as being the most accurate when we set 10 neurons and two delays with a combination of stock prices and exchange rates from the U.S., China, Europe, and Japan. This study is meaningful in that the exchange rate has the greatest influence on stock prices, lowering the error from RMSE 0.589 when only closing data are used.

Keywords : Deep Learning, Artificial Intelligence, Stock Prediction, NARX, MATLAB

이 논문은 한양대학교 교내연구지원사업으로 연구되었음(HY-2020년도).

*Corresponding Author : Ook Lee(Hanyang Univ.)

email : ooklee@hanyang.ac.kr

Received May 13, 2020

Revised June 30, 2020

Accepted August 7, 2020

Published August 31, 2020

1. 서론

2020년 1월 기준, 국내 주식거래계좌의 수는 3천만 개를 돌파했다. 국내 증시가 호황이 아님에도 불구하고 미국 등 해외 증시의 호황이 증시 투자 심리를 형성했다 [1]. 또한, 핀테크 활용으로 비대면 계좌 개설이 개인 투자자에게 용이해지면서 계좌 개설이 증가했다[2]. 투자자들은 이익을 내기 위해서 주식에 투자한다. 이러한 투자자들의 요구를 충족시키기 위해 주식 시장을 분석하고 예측하는 연구가 이루어지고 있다.

하지만 주식 예측은 많은 잡음, 비선형성, 비정상성 등의 특성으로 인해 불확실성이 크다[3]. 이를 해결하기 위해 머신러닝을 활용하여 주가를 예측하는 연구가 진행되었다. 허준영(2015)은 머신러닝 모델 중 하나인 SVM을 재무 정보와 함께 활용하여 주가를 예측하였다[4]. 최근에는 패턴을 인식하여 예측하는 딥러닝을 이용한 연구가 이루어지고 있다. 신동하(2017)는 대표적인 딥러닝 모델들인 RNN과 LSTM을 활용하여 주가 예측 연구를 진행하였다[5].

본 논문에서는 예측의 어려움을 보완하기 위해 2018년 5월부터 2019년 5월까지 1년 치 환율, 외국인 투자 비중, 금리와 같은 데이터를 활용한다. 또한, 시계열 데이터라는 주식의 특징과 시간 지연까지 고려할 수 있는 딥러닝의 NARX 모델(Nonlinear AutoRegressive with eXternal input)을 활용하여 2019년 6월 한 달간의 종가를 예측하는 모델을 설계한다.

이를 위해서 두 가지 절차로 연구를 진행한다. 첫 번째로, 데이터들을 다양하게 조합한다. 이를 사용하여 입력 데이터로 종가만 사용했을 때 보다 오차 값이 얼마나 낮아지는지 확인하여, 주가에 가장 영향을 많이 미치는 요소를 제안한다. 두 번째로, 은닉층(Hidden Layer) 내의 뉴런 수와 지연 시간(Delay Time)을 조절하면서 NARX 모델을 활용한 주가 예측에 맞는 최적의 설정값을 제시한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 이론적 배경인 딥러닝 모델과 관련 연구를 설명한다. 3장에서는 독립변수를 조합하여 선정하며 모델을 제시한다. 4장에서는 본 논문에서 제시한 모델을 실험 및 분석하고 머신러닝을 활용한 모델과 비교한다. 마지막으로 5장에서는 결론 및 한계점과 향후 연구에 대해 제시한다.

2. 관련 연구

2.1 NARX(Nonlinear AutoRegressive with eXternal input)

NARX는 재순환적 동적 신경망으로 네트워크의 여러 층을 둘러싸고 있는 피드백을 연결한다. NARX는 시계열 기반 데이터를 예측하는 데 있어서 다른 순환형 구조보다 적합하다[6]. NARX는 두 가지의 모델로 구성되어 있다. 하나는 개방 루프로 그림 1과 같고, 다른 하나는 폐쇄 루프라고 불리며 그림 2와 같으며 각각 식 (1)과 (2)로 나타난다.

$$\hat{y}(t) = f(y(t - 1), y(t - 2), \dots, y(t - n_y), x(t - 1), x(t - 2), \dots, x(t - n_x)) \quad (1)$$

$$\hat{y}(t) = f(\hat{y}(t - 1), \hat{y}(t - 2), \dots, \hat{y}(t - n_y), x(t - 1), x(t - 2), \dots, x(t - n_x)) \quad (2)$$

Where, n_x denotes a number of input delays, n_y denotes a number of output delays and $\hat{y}(t)$ denotes output

검증 및 테스트 단계를 포함한 모든 훈련은 개방 루프에서 이루어지고, 예측을 위해 폐쇄 루프를 이용한다. 개방 루프의 경우 $y(t)$ 의 과거 및 현재 값들과 $x(t)$ 의 과거 값을 사용한다. 폐쇄 루프는 $\hat{y}(t)$ 의 예측된 값들과 $x(t)$ 의 과거 및 현재 값들로 이루어진다[7]. 이처럼 학습시 결과 출력값이 다시 입력값으로 들어가는 재귀 형태의 피드백 구조여서 시계열 자료 예측에 적합하다[8].

본 논문에서도 주가 예측을 위해서 과거 주식 데이터들을 이용한다. 따라서 모든 훈련 과정은 개방 루프로 이루어지고, 한 달 치 종가를 예측하기 위해서 폐쇄 루프를 사용한다.

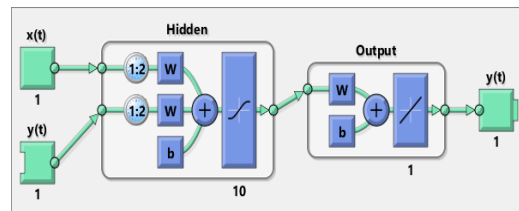


Fig. 1. Open loop of the NARX neural network architecture.

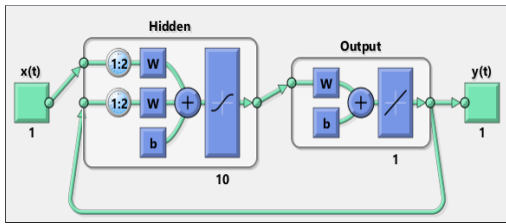


Fig. 2. Close loop of the NARX neural network architecture

2.2 딥러닝을 통한 기존의 주가 예측 모델

송유정(2017)은 일별 시가, 종가, 고가, 저가, 거래량을 독립변수로 사용하고 딥러닝 모델인 DNN(Deep Neural Network)과 결합하여 모델을 설계하였다. 이런 독립변수들을 바탕으로 5일 후의 주가가 상승하면 1, 하락하면 0을 예측하는 연구를 실행하였다[9]. 주식의 경우 외적인 영향을 많이 받기 때문에 단순히 주가 관련 데이터만 아니라 다른 요소들도 고려해야 한다. 그리고 단순히 독립변수 5개를 다 넣었을 경우, 딥러닝의 특성인 블랙박스로 인해 어떤 변수가 주가에 영향을 가장 많이 주는지를 알 수 없다.

따라서 본 논문에서는 독립변수들을 조합하여 KOSDAQ 주가 예측에 영향을 가장 많이 주는 변수를 확인한다.

2.3 모델에 입력할 독립변수의 선정

주식은 많은 잡음, 비선형성, 비정상성으로 인해서 등락을 예측하기 힘들다. 또한, 사회, 경제, 정치 등 다양한 요인이 주가의 변화에 영향을 준다. 따라서 주가를 예측하기 위해서는 단순히 종가, 시가, 저가 등을 활용하여 예측하는 것이 아닌, 다른 요소들을 찾아서 예측해야 한다. 실제로 주식과 다른 경제적 요소 사이의 영향을 파악하기 위해 많은 연구가 진행되었다. 신양규(2007)와 장병기(2012)의 연구에 따르면 환율, 외국인 비중, 금리가 주식에 영향을 준다[10][11]. 본 연구에서 사용할 주식 데이터는 코스닥(kosdaq)의 종가이고, 2018년 5월부터 2019년 5월까지 1년 치 데이터이며 인베스팅닷컴(investing.com)에서 수집한다. 국내 금리, 외국인 비중, 환율(달러, 위안, 엔, 유로)도 이용하며 각각 트레이딩 이코노믹스(trading economics), e-나라지표, 인베스팅닷컴(investing.com)에서 수집한다.

Table 1. Name of variables

Stock Close Price
Interest Rates
Foreigner Rate
USD(US Dollar)
CNY(Chinese Yuan)
JPY(Japanese Yen)
EURO

3. NARX를 이용한 KOSDAQ 주가

예측 모델

3.1 훈련용 데이터셋과 검증 및 테스트용 데이터셋

본 연구에서는 데이터셋으로 1년치 환율, 금리, 외국인 비중, 종가를 포함한 7가지 독립변수의 데이터셋을 선정하고 총 개수는 246개이다. 이 중 70%는 훈련셋, 15%는 검증셋, 나머지 15%는 테스트셋으로 사용하고 각각의 개수는 172개, 37개, 37개다. 이 3가지 데이터셋은 개방 루프에서 활용되고 이를 토대로 폐쇄 루프에서 6월 종가 데이터 19개를 예측한다.

3.2 독립변수 조합

본 연구에서는 주가 예측뿐만 아니라 독립변수의 영향도까지 찾기 위해 7개의 데이터를 조합한다. 종가 예측을 위해서 종가 데이터는 반드시 포함시키며 나머지 6개의 데이터를 조합하여 총 63개의 데이터로 늘린다. 표 1에서 이 중 10개만 보여준다. 데이터별로 스케일이 다르기 때문에 식(3)과 같은 최대-최소 정규화(min-max normalization)을 통해 정규화시킨다.

$$z = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (3)$$

Table 2. Combination of variables

1. Stock
2. Stock + Foreigner Rate
3. Stock + JPY
4. Stock + EURO
5. STOCK + USD + CNY
6. Stock + USD + Interest_rates
7. Stock + Interest_rates
8. STOCK + USD
9. Stock + CNY
...
63. Stock + USD + CNY + EURO + JPY

3.2 NARX 주가 예측 모델에서 은닉층의 뉴런 수와 지연 시간 결정

NARX는 은닉층의 뉴런 수와 출력과 입력 간의 지연 시간을 결정할 수 있다. 뉴런 수와 지연 시간은 이상적인 개수가 정해져 있지 않다. 따라서 처음에는 뉴런 개수를 NARX 모델의 기본 설정값인 10개로 결정한다. 지연 시간 또한 모델의 기본값인 2로 설정한다. 63개의 독립변수를 똑같은 조건인 뉴런 수 10개와 지연 시간 2의 조건에서 학습시키고 그중 가장 오차가 적은 조합을 선택한다. 선택한 조합에서 나온 오차를 줄이기 위해 뉴런 수와 지연 시간을 수정한다. 은닉층의 뉴런 수는 독립변수와 종속변수의 합이 n 일 때, $n/2$, n , $3n/2$, $2n$ 의 총 4가지 경우를 설정한다[12]. 가장 오차가 적은 조합의 경우 독립변수는 5개, 종속변수는 1개였으므로 n 을 6으로 정하고, 따라서 3개, 6개, 9개, 12개의 총 경우를 실험한다. 또한, 지연 시간의 경우 3, 4, 5로 설정한다. 기존의 설정값인 뉴런 개수 10개와 지연 시간 2를 포함하여 총 20가지의 실험을 진행한다.

4. 실험결과

4.1 오차가 가장 낮은 조합 결정

본 연구에서 수집한 데이터를 활용해서 2019년 6월 증가를 예측하였다. 본 실험은 MATLAB의 딥러닝 Tool Box를 통해서 진행하였다. 옵티마이저는 Lavenberg-marquardt 알고리즘을 사용하였고 각 입력 데이터 그룹별로 한 달 치 증가를 예측하였다. 실제 증가와 예측값의 오차를 확인하기 위해 손실함수로 평균 제곱근 오차(Root Mean Square Error)를 사용하였다. RMSE는 낮을수록 실제값과 예측값 간의 오차가 적기 때문에 RMSE 값이 가장 낮은 조합을 선택하였다.

표 3에 따르면 증가와 모든 환율을 조합한 데이터를 넣었을 때 RMSE 값이 0.08로 가장 낮은 값을 보인다. 이는 증가 하나만 넣었을 때의 RMSE 값인 0.59와 비교했을 때 보다 오차가 더 줄어든 점을 확인할 수 있다. 이를 바탕으로 KOSDAQ 증가 예측에서 가장 정밀한 변수 조합인 환율 조합이 KOSDAQ 증가에 가장 많은 영향을 준다는 사실을 확인했다.

Table 3. RMSE of variable combination experiment

1. Stock	0.59
2. Stock + Foreigner Rate	0.15
3. Stock + JPY	0.127
4. STOCK + EURO	0.113
5. Stock + USD + CNY	0.11
6. Stock + USD + Interest_rates	0.1
7. Stock + Interest_rates	0.01
8. STOCK + USD	0.098
9. Stock + CNY	0.009
...	...
63. Stock + USD + CNY + EURO + JPY	0.08

4.2 뉴런 개수와 지연 시간에 따른 오차 변화

동적 신경망이라는 NARX의 특성상, 신경망 내부에 포함될 뉴런 개수와 지연 시간을 결정해야 한다. 뉴런 수의 경우 앞서 설명한 방법으로 선정하였고, 지연 시간은 2에서부터 5까지 실험을 진행하였다.

Table 4. Number of neurons and delay time experiment

	2 delays	3 delays	4 delays	5 delays
3 neurons	0.09	0.085	0.105	0.1
6 neurons	0.09	0.093	0.924	0.095
9 neurons	0.093	0.102	0.073	0.072
10 neurons	0.08	0.089	0.093	0.106
12 neurons	0.1	0.1	0.104	0.1

표 4에 따르면 총 20가지의 경우 중, 뉴런 개수는 10개, 지연 시간은 2일 때 RMSE 값이 0.08로 가장 낮은 값을 보였다. 즉, 기본으로 설정된 값에서 가장 작은 오차가 나타났다.

4.3 최종 독립변수와 종속변수의 결정계수 검토

위의 실험들을 거쳐 가장 낮은 오차를 보이는 최종 독립변수를 선택한 후 선형회귀분석을 통해 결정계수를 도출하여 종속변수와 상관관계를 도출했고 이는 그림 3과 같다. 그림 3에서 결정계수를 나타내는 R 값이 1에 수렴할수록 높은 상관관계를 가진다는 뜻인데, 본 연구의 모델은 테스트의 R 값이 0.987을 보였다. 훈련, 검증, 테스트를 포함한 전체 R값은 0.987로 나타났다. 이는 독립변수들과 종속변수가 높은 상관성을 가질 뿐만 아니라, 그들 간의 오버피팅 또한 발생하지 않았음을 보여준다.

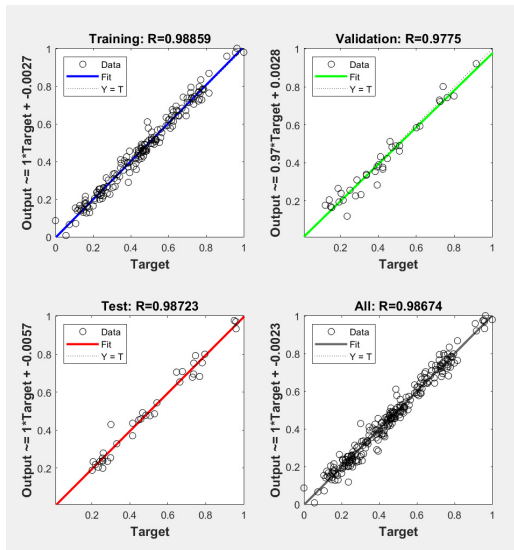


Fig. 3. Linear Regression between final input and output

4.4 본 논문에서 제시하는 KOSDAQ 증가 예측 모델

본 연구에서 제시하는 KOSDAQ 증가 예측 모델은 그림 4와 같다. 변수들을 조합하여 RMSE 값이 0.08로 가장 낮은 오차를 보였을 때를 바탕으로 선정했다. 입력층의 경우 종가와 달러, 위안, 유로, 엔의 5가지 환율을 사용하여 총 6가지 독립변수를 선정했다. 지연 시간은 2로, 은닉층의 뉴런 개수는 10개로 설정했다. 이 결과 RMSE 값은 0.08을 보였으며, 따라서 최종적으로 그림 4와 같은 증가 예측 모델을 도출했다[13].

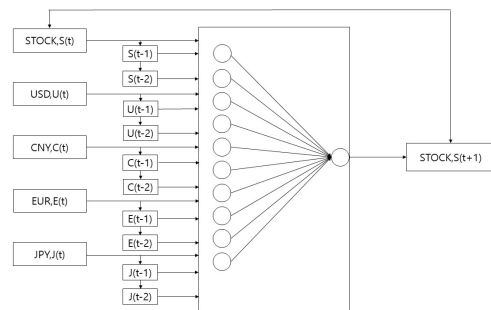


Fig. 4. Suggested model of predicting NARX close price

4.5 머신러닝 모델과의 비교

본 연구 결과 주시 종가에 환율을 추가한 데이터가 가장 낮은 오차를 보였다. 이 결과를 토대로 종가에 전체 환율을 더한 변수들을 머신러닝 모델에 활용하였다. 활용

한 머신러닝 모델들은 총 3가지이다. 첫 번째는 의사 결정 트리이며, 두 번째는 그래디언트 부스팅, 세 번째는 선형회귀이다. 데이터셋은 검증 데이터셋 없이 훈련 데이터셋과 테스트 데이터셋으로 구성하였다.

Table 5. RMSE of machine learning models and NARX model

Model	RMSE
NARX	0.08
Gradient Boosting	0.083
Linear Regression	0.098
Decision Tree	0.1

표 5에 따르면 본 논문에서 제시하는 모델이 가장 낮은 RMSE 값을 보였고, 그 다음으로 그래디언트 부스팅, 선형 회귀, 의사 결정 트리 순으로 낮았다. 특히 그래디언트 부스팅의 경우 첫 번째 트리 모델을 만들고 모델에서 나타내는 약점을 보완하여 두 번째 트리 모델을 만드는 방식의 강한 학습기이다. 또한, 그래디언트 부스팅 모델은 데이터 분석 경연 대회인 캐글에서 상위권 팀들이 주로 사용하는 모델인 만큼 보편적이고 우수한 머신러닝 모델이다[14]. 그래디언트 부스팅 모델과 비교하였을 때 본 논문에서 제시하는 NARX 모델이 RMSE 값이 0.003만큼 낮으므로 증가 예측에 있어서 더 정교한 모델이라고 판단할 수 있다.

5. 결론 및 향후 과제

본 논문에서 제시한 NARX 모델을 통한 KOSDAQ 증가 예측 모델의 실험결과, 종가에 환율 데이터들을 추가했을 때 가장 낮은 오차를 보였다. 이를 통해 KOSDAQ 증가에 환율이 가장 많은 영향을 주는 것을 확인했다. 또한, 은닉층의 뉴런 개수는 10개, 지연 시간은 2일 때 가장 낮은 오차를 보였고 이를 통해서 NARX 모델을 활용한 KOSDAQ 증가 예측에 가장 적합한 뉴런 개수와 지연 시간을 도출했다. 이는 블랙박스인 어떤 요소들이 결과에 영향을 주는지 알 수 없는 딥러닝의 단점을 보완하였다는 점에서 학술적으로 의의가 있다.

또한, 본 연구에서 제시한 KOSDAQ 증가 예측 모델이 그래디언트 부스팅, 선형 회귀, 의사 결정 트리를 활용한 머신러닝 기법보다 더 정교하다는 것을 알 수 있다.

본 연구에서는 KOSDAQ 증가 데이터로 예측하였으므로 이 모델을 통해서 KOSPI 같은 타 종목 증가 예측

으로의 확대도 가능할 것으로 판단한다.

하지만 이번 논문의 경우 처음에 준비한 데이터가 총 7가지였기 때문에 63개의 조합으로 해결했지만, 초기 데이터의 종류가 10개 이상만 돼도 조합을 통해 결과를 도출해 내는 데 어려움이 있을 것이다. 이처럼 변수 선택에서 더 효율적인 방법을 찾지 못한 점은 본 연구의 한계점이다.

또한, 주일택(2018)의 경우, 양방향 LSTM 순환신경망을 이용하여 주가를 예측하였고, 최소 RMSE가 0.015를 보였다[15]. 이를 통해 본 논문에서 제시한 모델이 양방향 LSTM 순환신경망보다는 정교하지 않다고 판단할 수 있다.

따라서 향후 연구에서는 딥러닝 모델에서 블랙박스의 한계를 극복함과 동시에 최적의 결과를 위한 효율적인 변수 선택 방법을 고안해 볼 것이다.

References

- [1] Ji Hye Son, "Number of active stock accounts are about 30 millions", UPI news, Available From: <https://upinews.kr/newsView/upi202001200035> (accessed March, 24, 2020)
- [2] Tae Ki Won, "KB Stock launches non face-to-face service 'Open Trade'", Joseilbo, Available From : http://m.joseilbo.com/news/view.htm?newsid=391680#_enliple (accessed March 23, 2020)
- [3] Y. R. Song, H. G. Kim, D. H. Han, "A study on the Effective Relationship between Macroeconomic Variables and Stock Prices based on a Multi-Factor Model", *The e-Business Studies*, Vol. 10, No. 3, pp. 97-128, 2009.
DOI: <http://dx.doi.org/10.15719/geba.10.3.200909.97>
- [4] J. Y. Heo, J. Y. Yang, "SVM based Stock Price Forecasting Using Financial Statements", *KISE Transactions on Computing Practices*, Vol. 21, No. 3, pp. 167-172, 2015.
DOI: <https://dx.doi.org/10.5626/KTCP.2015.21.3.167>
- [5] D. H. Shin, K. H. Choi, C. B. Kim, "Deep Learning Model for Prediction Rate Improvement of Stock Price Using RNN and LSTM", *The Journal of Korean Institute of Information Technology*, Vol. 15, No. 10, pp. 9-16, 2017.
DOI: <https://doi.org/10.14801/ikiit.2017.15.10.9>
- [6] H. M. Jeong, J. H. Park, "Short-term Electric Load Forecasting in Winter and Summer Seasons using Narx Nueal Network", *The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers*, Vol. 66, No. 7, pp. 1001-1006, 2017.
DOI: <https://doi.org/10.5370/KIEE.2017.66.7.1001>
- [7] Z. Boussada, O. Curea, A. Remaci, H. Camblong, N. M. Bellaaj, "A Nonlinear Auto Regressive Exogenous (NARX) Neural Network Model for th Prediction of the Daily Direct Solar Radiation", *Energies*, Vol. 11, No. 3, 2018.
DOI: <https://doi.org/10.3390/en11030620>
- [8] H. Y. Shen, L. C. Chang, "Online Multistep-ahead Inundation Depth Forecasts by Recurrent NARX Networks", *Hydrol Earth Syst. Sci.*, 17 pp. 935-945, 2013.
DOI: <https://doi.org/10.5194/hess-17-935-2013>
- [9] Y. J. Song, J. W. Lee, J. W. Lee, "A Design and Implementation of Deep Learning Model for Stock Prediction using Tensorflow", *The Korean Institute of Information Scientists and Engineers, KIISE Transactions on Computing Practices*, Jeju, Korea, Vol. 2017, No. 66, pp. 799-801, 2017.
DOI: <https://doi.org/10.5626/KTCP.2017.23.11.625>
- [10] B. K. Chang, "The Impact of Exchange Rate and Interest Rate on Financial Institutions' Stock Returns and Volatility", *Journal of The Korean Data Analysis Society*, Vol. 14, No. 3, pp. 1.645-1.658, 2012.
- [11] Y. G. Shin, "A Study for Trends of Stock Trading Value by Foreign Investors in the Korean Stock Market", *Journal of the Korean Data Analysis Society*, Vol. 9, No. 5, pp. 2383-2391, 2007.
- [12] H. S. Kim, H. J. Shin, "Electricity Price Prediction Based on Semi-Supervised Learning and Neural Network Algorithms", *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, Vol. 39, No. 1, pp. 30-45, 2013.
DOI: <http://dx.doi.org/10.7232/JKIIIE.2013.39.1.030>
- [13] S. N. S. Abdullah, A. Khamis, "Forecasting Wheat Price Using Backpropagation And NARX Neural Network", *International Journal of Engineering Science*, Vol. 3, No. 11, pp. 19-26, 2014.
- [14] H. Singh, "Understanding Gradient Boosting Machines", Towards data science, Available From : <https://towardsdatascience.com/understanding-gradient-boosting-machines-9be756fe76ab> (accessed April 10, 2020)
- [15] I. T. Joo, S. H. Choi, "Stock Prediction Model based on Bidirectional LSTM Recurrent Neural Network", *The Journal of Korea Institute of Information, Electronics, and Communication Technology*, Vol. 11, No. 2, pp. 204-208, 2018.
DOI: <https://doi.org/10.17661/ikiiect.2018.11.2.204>

전 민 종(Min Jong Cheon)

[정회원]



- 2020년 2월 : 한양대학교 정보시스템학과 (정보시스템학사)
- 2020년 3월 ~ 현재 : 한양대학교 정보시스템과(석박사 통합과정)

<관심분야>

머신러닝, 딥러닝, 정보시스템

이 욱(Ook Lee)

[정회원]



- 1989년 6월 : Northwestern 대학교 전산학과(전산학석사)
- 1997년 1월 : Claremont대학교 경영정보학과(경영정보학박사)
- 2002년 3월 ~ 현재 : 한양대학교 정보시스템학과 교수

<관심분야>

정보시스템, IT 분야 철학/형태/응용