

LSTM을 활용한 암호 화폐 투자 연구

권준혁¹, 김성훈², 박규민³, 윤영호²

¹인하대학교 전기공학과

²서울시립대학교 통계학과

³인하대학교 중국학과

tree.jhk@gmail.com, sainthun11@gmail.com, yywnnaa@gmail.com,
yeonghoyun5@gmail.com

A Study on Cryptocurrency Investment Using LSTM

Jun-Hyuk Kwon¹, Sung-Hoon Kim², Gyu-Min Park³, Young-Ho Yoon³

¹Dept. of Electrical Engineering, Inha University

²Dept. of Statistics, University of Seoul

³Dept. of Sinology, Inha University

요 약

본 연구에서는 LSTM을 통해 미래 암호 화폐 가격을 예측한 후, 투자자의 성향을 highrisk-high return, lowrisk-lowreturn으로 분류해 맞춤형 커스터마이징 투자 방법을 제안한다. 이를 기존 투자 방식과 비교했을 때 수익성, 안정성 등의 측면에서 우수함을 보였다.

1. 서론

암호 화폐란 거래의 안정성을 위해 암호화 시스템을 사용하도록 개발된 디지털 자산이다. 최근 암호 화폐의 인기가 급증하며, 딥러닝을 통해 암호 화폐의 미래 가격을 예측하려는 연구가 활발해졌다. 특히 Long Short Term Memory(LSTM)에 가격 정보(시가, 고가, 저가, 종가)를 피처로 넣어 암호 화폐의 미래 가격을 예측했을 때 정확도가 높았고, 하이퍼 파라미터 최적화 등 예측 정확도를 더 높이기 위한 연구들이 제안되었다. [1]

하지만 피처에 가격 정보만 넣게 되면, 암호 화폐 가격과 관련된 다양한 정보들을 예측 모델에 반영하지 못해 성능이 불안정해질 수 있다. 또한 가격 예측을 한 뒤, 투자 방법에 대한 논의 또한 필요하다. 가격 예측 정보만 가진 어떤 암호 화폐에 얼마나 투자해야 할지 판단하기 어렵기 때문이다.

위 문제점들을 해결하기 위해 본 연구에서는 가격 정보뿐 아니라 경제지표, 기술지표 등 다양한 피처를 사용해 가격 예측 모델을 강건하게 만들었다. 또 이렇게 예측한 가격에 분산투자 전략을 접목해, 최종적으로 사용자의 성향에 맞는 커스터마이징 투자 방법을 제안한다.

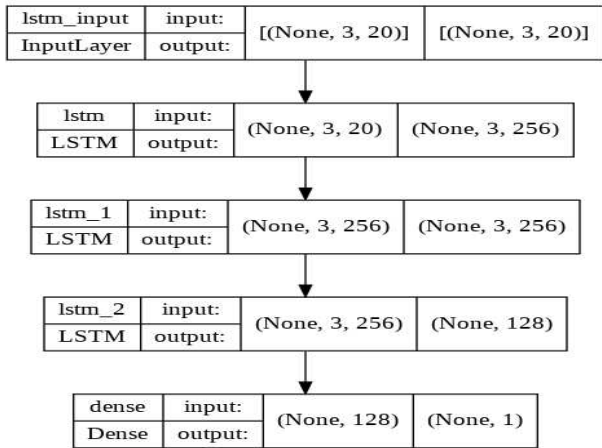
2. 본론

본 연구에서 제안하는 모델은 크게 두 가지 부분으로 나뉜다.

첫째는 가격 예측 부분으로, 앞서 소개한 LSTM 기법을 사용했다. 데이터가 많지 않아 층을 너무 깊거나 넓게 쌓지 않았고, 배치 크기 또한 작게 했다. 또 암호 화폐 데이터의 특성상 분산이 큰데, 이상치의 영향을 최대한 덜 받도록 손실함수로 Huber를 사용했다.

LSTM 학습에 사용한 암호 화폐는 총 6가지로 이더리움(ETH), 비트코인(BTC), 이더리움 클래식(ETC), 리플(XRP), 에이다(ADA), 퀀텀(QTUM)이 있다. 피처로는 일반적으로 암호 화폐 가격 예측에 사용되는 가격 정보 외에 거래량, 경제지표(유가 변동지수, 뉴욕 주식시장 변동성 지수, 미국 10년물 국채 금리 채권 수익률), 기술지표(평균 방향 지수, 이동평균 수렴 확산 지수의 이동평균선, 50일간 평균 가격)를 추가로 사용했다. 이러한 지표들은 서론에서 언급하였던, 피처가 가격 정보만으로 구성되었을 시 발생할 수 있는 문제점을 보완해주며, 암호 화폐 미래 가격의 추이를 예측하는 데 큰 도움을 준다. [2] 단 주말에 주식 데이터를 제공하지 않아 일부 경제지표 데이터에 결측치가 발생하였는데, 해당 결

측치를 채우기 위해 본 논문에서는 전체 변동을 낮춰주는 MICE 기법을 사용하였다. 모델의 구조와 하이퍼 파라미터는 다음과 같다.



<그림 1>

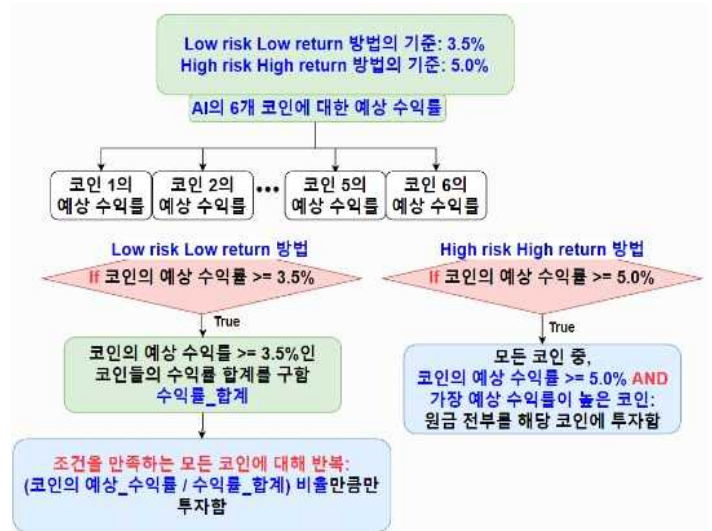
optimizer	Adam
loss	Huber
learning_rate	0.001
epoch	200
batch_size	32
kernel_initializer	Xavier

<표 1>

둘째는 투자 방법 도출 부분으로, HH 방식 (highrisk-highreturn)과 LL 방식(lowrisk-lowreturn)이 있다. HH 방식은 가격 상승 비율이 가장 높을 것으로 예측된 하나의 암호 화폐에 대해 원금의 100%를 투자하는 방식이다. 즉 수익 기댓값이 가장 높지만, 예측이 잘못되었을 경우 큰 손해를 볼 수 있는 위험이 있다. LL 방식은 가격이 오를 것으로 예측된 모든 암호 화폐에 대해 예측 상승 비율에 따라 가중치를 두어 원금을 분산해 투자하는 방식이다. 예를 들어 이더리움 값이 1%, 비트코인 값이 2% 오르고, 나머지 암호 화폐들의 값은 내려갈 것으로 예측했다고 가정할 때, HH 방식은 비트코인에 모든 원금을 투자하고, LL 방식은 이더리움에 원금의 1/3, 비트코인에 원금의 2/3를 투자하는 방식이다.

또한 본 연구에서는 수익에 있어 강건한 투자를 위해 HH 방식은 5%, LL 방식은 3.5%의 하한선을 두고, 예측 수익률이 하한선 이상일 때만 솔루션에 적용하는 방식을 택했다. 각 방식에서 해당 수치 이상의 수익률을 예측했을 때만 안정적으로 이득을 볼

수 있다고 가정한 것이다. 이때 HH 방식에 더 높은 하한선을 둔 이유는 한 번에 큰 손해를 볼 수 있는 방식인 만큼 더욱 확실할 때 투자를 진행하기 위함이다. 하한선은 가격 예측 모델 학습 시 사용했던 데이터에 모의투자를 진행하였을 때 가장 이익이 큰 값으로 정하였다. 이때 이익이 크더라도 하한선이 너무 높아 거래가 거의 이루어지지 않는 등 특수한 경우에는 해당 값을 제외하였다. 아래 그림은 투자 알고리즘을 도식화한 구성도이다.



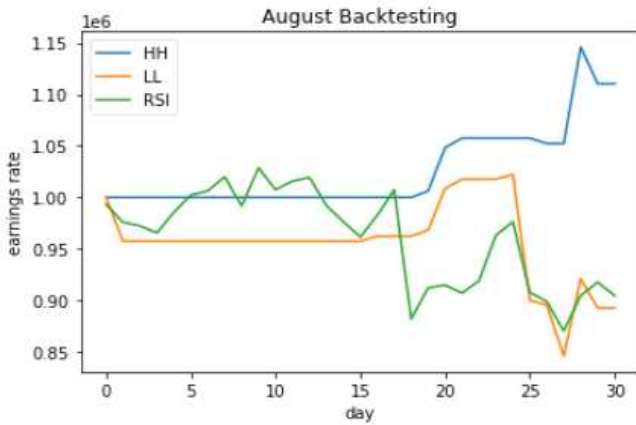
<그림 2>

요약하면, 6개 암호 화폐들의 미래 가격을 예측한 뒤, 현재 가격보다 오를 것으로 판단된 암호 화폐 중 예측 상승 비율이 가장 큰 암호 화폐에 원금의 100%를 투자하는 방식이 HH 방식, 각 비율대로 가중치를 두어 투자하는 방식이 LL 방식이다. 이때 HH 방식은 5%, LL 방식은 3.5%의 하한선을 두어 예측 상승 비율이 이를 넘지 못하는 경우, 해당 암호 화폐는 투자에서 제외한다.

3. 결과

현재 가장 보편화된 암호 화폐 투자 방식은 RSI 지표를 이용한 투자 방식으로, RSI가 30 이하면 과매도 상태로 간주하여 매수하고, 70 이상이면 과매수 상태로 간주해 매도하는 방식이다. [3] 이는 직관적이면서 간단하다는 장점이 있지만, 과매도/과매수 상태와 암호 화폐 가격 등락 간에 확실한 인과관계가 존재하는 것은 아니므로 정확성이 떨어진다는 단점이 있다. 아래 그래프는 RSI 방식, HH 방식, LL 방식을 2022년 8월에 각각 적용한 모의투자 결과이

다.



<그림 3>

HH 방식은 11.1%, LL 방식은 -10.8%, RSI 방식은 -9.5%의 수익을 기록하였다. 먼저 RSI 방식의 경우, 수익의 변동이 크며 수익률도 좋지 않았다. 반면 HH 방식과 LL 방식의 경우 초반에 발생할 수 있는 위험한 투자를 방지하여 안정적인 투자 양상을 보여주었다. 특히 HH 방식은 높은 하한선을 적용해 거래 횟수가 별로 없음에도 불구하고, 각 거래당 높은 수익을 기록하였다. LL 방식은 HH 방식에 비해 수익률이 낮았지만, 기존방식과 비슷한 수준이었다.

결과적으로 HH 방식과 LL 방식 모두 기존방식보다 안정적인 수익 변동을 보여주었고, 수익 측면에서 기존 투자 방식보다 비슷하거나 좋을 수 있다는 사실을 확인하였다.

4. 결론

본 연구는 미래 암호 화폐 가격을 예측하고, 이를 토대로 사용자의 성향을 반영한 커스터마이징 투자 방법을 제안한다. 이로써 기대할 수 있는 효과는 다음과 같다.

첫째, 신규 투자자의 진입장벽을 낮출 수 있다. 추천해주는 방법 대로만 투자를 진행하면 되므로 편의성이 높기 때문이다.

둘째, 안정적인 투자가 가능하다. 일반적으로 투자를 진행하는 도중 큰 손해를 보게 되면, 이성을 잃고 감정적인 투자를 할 확률이 높아진다. 이는 큰 손해를 볼 수 있는 위험을 초래한다. 하지만 추천받은 투자 방법을 토대로 일관되게 투자를 진행한다면 이러한 위험을 줄일 수 있다.

또한 본 연구는 피처로 가격 정보만 사용하고 투

자 방법에 대한 제안은 없었던 기존 연구와 달리, 다양한 정보를 피처로 사용해 모델을 강건하게 만들었고 나아가 투자 방법까지 제안했다. 이는 암호 화폐 투자에 실질적으로 쓰일 수 있는 투자 시스템을 구현했다는 데 그 의의가 있다.

5. 향후 연구방안

만약 더 정교하고 실용성 있는 경제적 이론을 접목해 투자 전략을 수립한다면, 더욱 다양한 투자 방식을 제공할 수 있다. 예를 들어 LL 방식보다 공격적이고 HH 방식보다 안정적인 방식이나, LL 방식보다 더 안정적인 방식 등이 있을 것이다. 이렇게 제공하는 투자 방식이 다양해진다면 투자의 다양성이 높아져 결국 투자자의 투자 만족도를 높일 수 있다. 따라서 향후 전문적인 투자 이론을 본 연구와 결합해 더욱 다양한 투자 방법을 제공하는 연구를 진행할 계획이다.

또 경제지표, 기술지표 외에 학습에 도움을 줄 수 있는 지표들을 조사해 피처로 넣어 보고, 모델의 성능이 개선된다면 기존 피처에 추가해 모델을 업데이트할 계획이다.

* 본 프로젝트는 과학기술정보통신부 정보통신창의인재양성사업의 지원을 통해 수행한 ICT멘토링 프로젝트 결과물입니다.

참고문헌

[1] 박재건, 이용덕, 서영석, “LSTM 모델의 하이퍼 파라미터가 암호 화폐 가격 예측에 미치는 영향 분석, 정보처리학회, 28, 1, pp. 466-469, 2021

[2] Syed Abul Basher, Perry Sadorsky, “Forecasting Bitcoin price direction with random forests: How important are interest rates, inflation, and market volatility?”, Machine Learning with Applications, 9, 100355, pp. 1-19, 2022

[3] 김병덕, “투자자 정보, 기술적 분석 및 유전자 알고리즘(GA)에 기반한 국내 주식 포트폴리오 최적화에 관한 연구”, 서울, 한국 금융 연구원, 2020