

알트코인 가격 1분 뒤 등락 예측 모델 평가 (LSTM 및 개선 기법 활용)

개요: 알트코인(비트코인 이외의 암호화폐)의 가격 1분 후 상승 또는 하락 여부를 예측하기 위해 Long Short-Term Memory (LSTM) 모델과 그 변형(양방향 LSTM, 어텐션 메커니즘 등)을 기술적 지표(특히 MACD 시그널 등)와 결합하는 아이디어에 대해, 최신 연구 동향과 성능, 한계점을 바탕으로 실현 가능성을 평가한다. 이 보고서는 1분, 3분, 5분봉의 MACD 지표를 포함한 기술적 분석 데이터를 입력으로 삼아 **알트코인 가격의 단기 방향성(상승/하락)**을 예측하는 모델의 성능과 한계를 다룬다. 특히 최근 3개월의 고빈도 데이터로 학습하는 시나리오에 초점을 맞추었다.

1. 유사한 최신 연구 사례 요약

- **비트코인 가격 방향 예측 (딥러닝 모델 비교, 2024):** Omole & Enke (2024)는 딥러닝을 활용한 **비트코인 가격 방향 예측** 연구에서 CNN-LSTM, LSTNet, TCN 등 여러 모델을 비교하였다 ¹. 블록체인 온체인(on-chain) 데이터를 포함한 풍부한 특징을 사용하고 Boruta 알고리즘으로 특징 선택을 수행한 결과, **CNN-LSTM 모델이 82.44%의 방향 예측 정확도**를 보여 다른 모델을 능가했다 ². 이 모델의 예측에 기반한 적극적 매매 전략은 백테스트 상 연 6654%라는 높은 수익률도 실현하여 딥러닝 기반 예측의 잠재적 가치를 입증했다 ³.
- **1분 단위 비트코인 트렌드 예측 (하이브리드 모델, 2024):** 최신 연구에서는 분 단위 초단기 추세 예측을 위한 모델도 개발되고 있다. 예를 들어 2018~2022년 비트코인 1분봉 데이터를 대상으로 BiLSTM(양방향 LSTM)과 CNN을 결합하고 투표 앙상블을 적용한 사례에서, **다음 1분 가격 방향을 약 80~84% 정확도로 예측했다** ⁴ ⁵. 이는 이전까지 알려진 단기 예측 성능(일부 50~70% 수준)을 크게 상회하는 결과로서, **고빈도 데이터에 특화된 혼합모델**이 잠재력을 지님을 보여준다.
- **LSTM 계열 모델 간 비교 (2023, MDPI):** Majumder 등(2023)은 주요 암호화폐 3종(BTC, ETH, LTC)의 가격을 예측하면서 LSTM, GRU, **Bi-LSTM**의 성능을 비교하였다. 실험 결과 **Bi-LSTM이 가장 낮은 오류율(MAPE 기준 BTC 3.6% 등)로 LSTM이나 GRU보다 정확한 예측**을 보였다 ⁶. 이는 **양방향으로 시계열 문맥을 파악하는 Bi-LSTM의 장점**을 확인시켜준다. 해당 연구는 향후 소셜미디어 데이터나 거래량 등 추가 요소를 고려해 정확도를 높일 것을 제안했다 ⁷.
- **기술지표 및 머신러닝 기반 단기 신호 예측 (2023):** Fang 등(2023)은 **기술적 지표를 활용한 암호화폐 매수 신호 예측** 연구에서, RSI, Bollinger Band, **MACD** 등의 **대표 기술지표를 특징으로 사용하여** 모델을 훈련하였다 ⁸. Bitcoin, Ethereum, Cardano, BNB 등 여러 코인에 대해 **Bagged Tree (배깅 결정나무) 모델**로 실험한 결과, **약 96%의 높은 신호 예측 정확도**를 얻어 다른 모델(RF 95%, 신경망 86% 등)보다 우수한 성능을 보였다 ⁹. 이처럼 **전통적 기술지표를 활용한 ML모델도 단기 매매신호를 포착**할 수 있음을 시사한다.
- **기타 관련 연구:** LSTM을 초단기 트레이딩에 적용한 선행연구들은 성과가 다양하다. Jaquart 등(2021)은 **비트코인의 단기 움직임을 GRU, LSTM 등으로 예측한 결과 정확도가 50.9~56%로 근소하게 우연보다 나은 수준**을 보고했고 ¹⁰, Yu 등(2022)은 랜덤포레스트, XGBoost 등과 비교하여 **LSTM 분류 정확도 약 68%**를 달성한 바 있다 ¹¹. 한편 Bellocca 등(2022)은 **시장 과열/과매도(오버리액션) 상황의 방향 예측**에서 SVM, MLP 등의 성능을 평가하여 **BTC 67~77%, ETH 68~74%, LTC 71~78%** 수준의 정확도를 달성했다고 보고하였다 ¹². 전체적으로, **암호화폐 가격 방향성 예측에 LSTM과 딥러닝을 활용한 최신 연구들은 50%대 후반에서 70~80%에 이르는 다양한 정확도 수치를 보고**하고 있다. 이는 사용한 데이터 종류와 모델 개선 여부에 따라 편차가 크며, **모델 구조 고도화와 풍부한 특징 활용을 통해 성능이 점진적으로 개선되는 추세**를 보여준다.

2. LSTM 및 개선 모델의 성능 비교

LSTM의 기본 성능: 전통적인 통계모델에 비해 LSTM은 금융 시계열의 비선형 패턴을 포착하는 데 유리하여 암호화폐 예측에 자주 활용된다¹³. 여러 비교 연구에서 LSTM은 ARIMA 등 기존 기법보다 우수한 결과를 보였으며, 머신러닝 기반 예측에서 기준 모델로 자리잡고 있다. 한 실험에서는 **릿지 회귀가 가격 자체 예측에는 더 정확했지만, LSTM은 가격의 방향성(상승/하락)을 다른 모델들보다 잘 맞추는 경향을 보였다**¹⁴. 이는 LSTM이 변화의 방향을 포착하는 능력이 뛰어날 수 있음을 시사한다.

양방향 LSTM (Bi-LSTM): 일반 LSTM과 달리 양방향 LSTM은 시계열 데이터를 순방향과 역방향 모두에서 처리하므로 과거와 미래의 맥락을 동시에 고려한다. 위의 MDPI 연구에서 보았듯이, Bi-LSTM은 동일 조건에서 LSTM 대비 오차 감소와 정확도 향상을 달성하여 최고의 성능을 기록했다⁶. 또한 트위터 감성 등 외부 정보를 통합한 2025년 연구에서도 Bi-LSTM 기반 모델이 가장 낮은 MAPE(~2.01%)를 기록하며 다른 LSTM 계열과 어텐션 모델을 능가했다¹⁵. 요약하면 Bi-LSTM은 시계열 예측 정밀도를 높이는 효과적인 LSTM 변형으로 평가된다.

어텐션 및 트랜스포머 계열: LSTM의 어텐션 메커니즘 결합이나 Transformer와 같은 어텐션 기반 아키텍처는 최근 금융 예측에 도입되어 성능 향상을 보고하고 있다. 어텐션은 시계열의 중요한 부분에 가중치를 두어 모델이 장기 의존성과 핵심 패턴에 집중하도록 돕는다. 예를 들어 Temporal Attention Model (TAM)을 도입한 연구에서는 어텐션이 과거 관측치의 중요도를 동적으로 조정하여 잡음을 줄이고 해석력을 높이는 효과를 확인했다¹⁶. 다만 어텐션 기반 모델의 방향성 예측 성능에 대해서는 혼재된 결과가 있다. 한 사례에서 Transformer 기반 모델은 가격 값 자체의 예측에서는 LSTM보다 우수했지만 방향성 분류 정확도는 53%에 그쳐 한계가 드러났으며¹⁷, 동일 데이터에서 Bi-LSTM 모델은 더 높은 방향 정확도를 보이는 대조적 결과가 보고되었다. 반면 다른 연구들은 Transformer 계열이 LSTM보다 전반적 추세 예측에서 우수하다고 결론짓는 등¹⁸, 데이터와 문제 정의에 따라 성능 우열이 달라질 수 있다]. 요약하면, 어텐션과 Transformer의 도입은 충분한 데이터와 튜닝 하에 LSTM 성능을 개선할 잠재력이 있으며**, 특히 여러 시장 지표나 크로스시계열 상관관계를 다룰 때 장점을 보인다고 평가된다¹⁹.

기타 모델 (하이브리드 및 앙상블): 딥러닝과 전통 ML을 결합한 하이브리드 모델이나 여러 예측기를 조합한 앙상블도 성능 향상에 활용된다. 앞서 언급한 BiLSTM+CNN 앙상블은 개별 모델 정확도 78~79%를 투표 앙상블로 80% 이상으로 끌어올린 예이다²⁰. 이처럼 LSTM을 CNN, XGBoost 등과 결합하거나 결과를 종합하면 개별 모델의 약점을 보완하여 더 안정적인 성능을 기대할 수 있다. 다만 앙상블은 복잡도가 높아지고 실시간 예측에 부하를 줄 수 있어, 성능 향상 대비 구현 비용을 고려해야 한다.

3. MACD 등 기술 지표 기반 예측 모델의 효과성

기술적 지표 활용 배경: 기술적 분석 지표들은 가격의 추세나 모멘텀을 요약하여 과거 패턴을 간결하게 표현해준다. 예를 들어 MACD (이동평균 수렴·확산 지표)는 단기·장기 이동평균 간 차이를 통해 추세 전환 신호를 나타내며, RSI는 모멘텀(과매수/과매도 상태)을, Bollinger Bands는 변동성 수준을 나타낸다. 이러한 지표들은 주식이나 외환뿐 아니라 암호화폐 시장에서도 널리 쓰이는 도구다²¹. 암호화폐 트레이더들은 가격 데이터만으로 판단하기 어려운 패턴을 기술 지표로 보조하며, 지표 조합으로 매매 전략을 구성한다²². 특히 24/7 거래로 변동성이 큰 코인 시장에서 MACD와 같은 추세지표는 짧은 주기의 노이즈를 걸러내고 유의미한 흐름을 파악하는 데 도움을 줄 수 있다.

예측 모델에서의 지표 결합 장점: 딥러닝 모델 입력에 가격 시계열뿐 아니라 MACD 시그널선, RSI 값, Bollinger 밴드 폭 등의 파생 지표를 포함하면, 모델이 자체적으로 학습해야 할 패턴을 지표가 요약 제공하는 효과가 있다. 실제로 여러 연구에서 기술지표 추가가 예측 성능 향상에 기여한 사례가 보고됐다. Penmetsa와 Vemula (2023)는 BTC, ETH, LTC 가격 예측에 RSI, %B, MACD 등 모멘텀/변동성 지표를 통합하여 LSTM과 Transformer 모델을 학습시킨 결과, 기술지표를 포함한 모형이 더 높은 정확도를 보였다고 밝혔다¹⁸²³. 또한 이들은 Transformer 모델이 LSTM보다 지표 통합 시 추세학습에 강점을 보였다고 언급하였다.

Fang 등(2023)의 연구에서는 아예 MACD, RSI, Bollinger Band로 생성된 매수 신호를 예측 대상으로 삼아 모델을 학습하였는데, 이는 기술지표가 내재한 규칙성을 모델이 학습하도록 한 특이한 접근이다. 해당 연구에서 MACD 기반 신호의 유효성을 검증한 결과, MACD 단독 신호는 약 50% 수준의 매수 비율을 보였으나²⁴, 여러 지표를 종합한

Bagged Tree 모델은 95% 이상의 정확도로 매수 여부를 맞추는 성과를 냈다 ⁹. 이는 개별 지표보다 지표 조합을 활용한 ML모델이 우수한 의사결정 정확도를 낼 수 있음을 보여준다.

한계점: 기술지표는 결국 과거 가격 데이터의 함수이므로, 지표를 추가한다고 해서 완전히 새로운 정보를 넣는 것은 아니다. LSTM 같은 모델은 충분한 데이터가 있으면 원시 가격에서도 유사한 패턴을 학습할 수 있다. 따라서 지표 활용의 효과는 케이스에 따라 다를 수 있다. 지표가 요약 제공하는 패턴이 모델에 유용한 경우 성능 개선이 뚜렷하지만, 잘못 선정된 지표는 쓸모없는 입력이 되어 과적합 위험만 높일 수 있다. 또한 기술지표 간 상관관계가 높아 중복 정보가 발생할 수 있어, 필요한 지표를 선별하는 특징 선택 작업도 중요하다. 예컨대 Omole & Enke (2024) 연구에서도 수많은 후보 특징 중 Boruta 알고리즘으로 유의미한 것만 고른 후 성능을 높였다 ²⁵. 정리하면, MACD를 포함한 기술적 지표는 단기 방향 예측에 유용한 힌트를 제공할 수 있으나, 모델 입력 지표는 도메인 지식과 데이터 분석을 통해 신중히 구성해야 최대 효과를 볼 수 있다.

4. 알트코인 특성에 따른 한계와 고려 사항

높은 변동성과 예측 난이도: 알트코인은 비트코인에 비해 시가총액이 작고 유동성이 낮은 경우가 많아, 가격 변동성이 더 크고 예측이 어려운 경향이 있다 ²⁶ ²⁷. 작은 호재나 악재, 소수 고래 투자자의 매매에도 가격이 급등락할 수 있고, 1분 단위의 미세적 등락은 잡음(noise)에 가까울 정도로 불규칙할 수 있다. 연구에 따르면 암호화폐의 초단기 예측은 전통 자산보다 신뢰도 낮고 어려우며, 충분한 장기간 데이터가 부족해 통계적 신뢰성도 떨어진다고 지적된다 ²⁷. 특히 3개월치의 훈련 데이터로는 다양한 시장 상황(상승장, 하락장, 급변 사태 등)을 모두 포괄하기 어려워, 모델이 특이상황에 일반화하지 못할 가능성이 크다.

급격한 이벤트와 감성 요인: 알트코인 시장은 기술적 지표로 포착되지 않는 **突发 이벤트**에 취약하다. 예를 들어 거래소 상장/상폐 뉴스, 해킹 사건, 규제 소식, 특정 인물의 SNS 언급 등은 1분 이내에 가격을 폭등 혹은 폭락시킬 수 있다. 이러한 정보는 기술적 지표나 과거 데이터만으로는 예측 불가능하며, 모델이 사전에 학습하지 못한 패턴에서는 성능이 급격히 저하된다. 한 연구는 소셜 미디어상의 투자자 감성이 암호화폐 가격에 큰 영향을 미치므로 순수 시계열 모델에 감성 데이터를 결합해야 성능이 향상됨을 보였다 ²⁸. 알트코인의 경우에도 온라인 커뮤니티나 밈(meme) 주도의 투기적 움직임이 잦아, 비정형 데이터나 외생 변수의 부재가 모델 한계로 작용할 수 있다.

시장 조작과 비효율성: 일부 소규모 알트코인은 '펌프앤덤프(pump-and-dump)'와 같은 인위적 가격조작의 대상이 되기도 한다. 이런 경우 가격이 기술적 분석이나 합리적 가치와 무관하게 급등 후 급락하는 패턴을 보이며, 전형적 기술적 지표 신호와 어긋나는 움직임을 나타낸다. Fang 등은 이상 급등락 패턴이 기술적 신호 모델의 일반화 성능을 훼손시킬 수 있음을 지적했고 ²⁹, Bello 등(2023)은 LSTM 기반 오토인코더로 펌프앤덤프 탐지를 시도하여 80% 수준의 적발 정확도를 보고하였다 ³⁰. 이러한 비정상 패턴은 알트코인 예측 모델 개발 시 고려해야 할 리스크로, 훈련 데이터 전처리 시 이상치 제거 또는 별도 탐지 모듈과의 결합이 필요할 수 있다.

비트코인과의 연동성: 많은 알트코인은 비트코인 가격 흐름과 연관성을 보인다. 시장 심리가 비트코인을 따라 움직이거나, 자금이 비트코인에서 알트코인으로 순환(rotating)하는 현상이 존재한다. 연구에 따르면 단기적으로 비트코인과 주요 알트코인들은 강한 상관관계를 보이지만 장기적으로 고유행보를 보이는 경향이 있다 ³¹. 따라서 알트코인 단기 예측 모델에도 비트코인 동향이나 글로벌 시장지표를 입력에 포함하면 성능 향상에 도움이 될 수 있다. 반대로 비트코인 급락장의 영향 등 광범위한 시장 변동을 모델이 학습하지 못하면 알트코인 예측 정확도도 함께 낮아질 수 있다.

과적합 및 거래 비용: 1분봉과 같은 초단기 데이터를 사용하면 데이터량은 매우 많지만 **유효 신호 대비 노이즈 비율이 높아** 모델이 사소한 패턴에 과적합할 위험이 있다. 특히 최근 3개월 데이터로 학습하면 과거 특정 기간에 유효했던 미세 패턴을 학습하지만, **앞으로 3개월에는 다른 패턴이 지배적일 수 있다**. 이렇게 되면 백테스트 상 높았던 정확도가 실제 실시간 운용에서 급격히 떨어지는 **현실적 성능 저하**가 발생한다. 또한 1분 단위로 거래 판단을 내릴 경우 빈번한 매매로 인한 수수료, 슬리피지(slippage) 등의 **거래 비용**도 무시할 수 없다. 예측 모델이 약간의 우위(예: 55~60%의 승률)를 가져도, 거래 비용을 감안하면 **순이익이 불투명**할 수 있다. 따라서 모델 평가 시 **명목상 예측 정확도뿐 아니라 실제 구현 시 비용 대비 효용도**를 따져봐야 한다.

5. 실현 가능성과 예상 성능 평가

실현 가능성: 제시된 “LSTM(+변형) + MACD 등 기술지표” 전략으로 1분 후 알트코인 방향을 예측하는 아이디어는 이론적으로 구현 가능하며, 실제 연구에서도 유사한 시도가 이루어지고 있다. LSTM은 시계열 예측에 널리 사용되는 검증된 모델이고, MACD 등의 입력 결합도 많은 선행 연구에서 다뤄진 기법이다. 따라서 해당 아이디어 자체는 구현에 무리가 없고, 과거 사례들과 부합한다. 3개월간의 1분봉 데이터라면 수만~수십만 개 이상의 학습샘플을 확보할 수 있어 딥러닝 학습에도 충분한 규모이다. 최신 연구결과를 보면, 적절한 모델 구조와 특징공학을 활용할 경우 단기 방향 예측에서 70~80% 이상의 높은 정확도도 달성이 가능하다^{4 2}. 특히 대상이 시가총액이 큰 주요 알트코인(예: ETH, XRP 등)이라면 유동성이 높아 패턴 학습이 비교적 용이하고, 예측 난이도도 비트코인 사례에 근접할 것으로 예상된다.

성능 기대 수준: 다만 현실적인 기대 성능은 과하게 높지 않게 설정하는 것이 타당하다. 연구 문헌에서 80% 이상의 정확도가 보고되긴 하지만, 이는 특정 실험 조건에서의 최적 결과이며 일반적인 성능 범위는 이보다는 낮을 수 있다. 여러 알트코인에 보편적으로 적용할 경우, 경험적으로 정확도 55~65% 수준의 “조금 우월한 예측력”만 확보해도 의미있는 모형으로 평가된다³². 60% 예측 성공률이라도 랜덤 대비 10%p 향상이면 매매전략에 따라 충분히 수익을 낼 수 있다는 견해도 있다. MACD 등의 기술지표를 포함한 모델은 단순 가격 입력 모델보다 성능이 높을 가능성이 있지만, 그 격차는 수%p 내외로 크지 않을 수도 있다. 특히 1분 앞을 맞추는 문제는 본질적으로 어려워 예측 정확도가 한계를 가지며, 앞서 언급한 시장 특이사항으로 인해 일정 수준(예: 70% 미만) 이상으로 올리기가 매우 어려울 수 있다³³. 따라서 이 아이디어로 개발된 모델의 최고 성능은 현실적으로 60~70%대 정확도를 기대하는 것이 합리적이며, 꾸준히 70%를 넘긴다면 매우 성공적인 결과라 볼 수 있다.

종합 평가: LSTM 및 개선형을 활용한 초단기 알트코인 방향예측 모델은 학술적으로도 활발히 연구되고 있는 주제이고, 어느 정도 예측력 향상의 가능성이 입증되어 있다. MACD 지표 등 기술적 지표는 모델에 유의미한 정보를 추가해 줄 수 있으며, Bi-LSTM이나 어텐션 기법을 접목하면 성능 개선 여지가 있다. 반면, 알트코인 시장 특유의 높은 변동성과 예측 불가능한 요인들로 인해 절대적인 예측 성공률은 제한될 가능성이 높다. 적절한 연구 설계와 검증을 거친다면 본 아이디어는 실현 가능하며, 약간의 예측 우위라도 활용하는 알고리즘 트레이딩 전략으로 이어질 수 있다. 궁극적으로, 본 모델의 기대 성능은 “유의미하지만 제한적인 정확도 향상”으로 요약되며, 이 성능을 금융 거래 전략과 결합해 실질적인 수익으로 연결할 수 있는지가 성공의 관건이 될 것이다.

참고 자료: 최신 연구 동향과 성능 수치는 관련 논문 및 보고서에서 발췌하였다. 예측 모델 및 기술지표 활용에 대한 세부 정보는 각 출처^{1 4 6} 등을 통해 확인할 수 있다.

^{1 2 3 13 25 26 27} Deep learning for Bitcoin price direction prediction: models and trading strategies empirically compared | Financial Innovation | Full Text
<https://jfin-swufe.springeropen.com/articles/10.1186/s40854-024-00643-1>

^{4 5 20} Boosting Bitcoin Minute Trend Prediction Using the Separation Index
<https://arxiv.org/html/2406.17083v2>

^{6 7} Forecasting Cryptocurrency Prices Using LSTM, GRU, and Bi-Directional LSTM: A Deep Learning Approach
<https://www.mdpi.com/2504-3110/7/2/203>

^{8 9 10 11 12 21 22 24 29 30 32 33} Forecasting cryptocurrency's buy signal with a bagged tree learning approach to enhance purchase decisions - PMC
<https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11112015/>

¹⁴ (PDF) Comparison of Machine Learning Methods for Cryptocurrency Price Prediction
https://www.researchgate.net/publication/368730440_Comparison_of_Machine_Learning_Methods_for_Cryptocurrency_Price_Prediction

15 16 17 28 Sentiment-driven cryptocurrency forecasting: analyzing LSTM, GRU, Bi-LSTM, and temporal attention model (TAM) | Social Network Analysis and Mining
<https://link.springer.com/article/10.1007/s13278-025-01463-6>

18 19 23 Cryptocurrency Price Prediction with LSTM and Transformer Models Leveraging Momentum and Volatility Technical Indicators
https://www.researchgate.net/publication/377641272_Cryptocurrency_Price_Prediction_with_LSTM_and_Transformer_Models_Leveraging_Momentum_and_Volatility_Technical_Indicators

31 Making Informed Decisions in the Volatile Crypto Market
<https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/21582440231193600>