MACD 지표 기반 AI 고빈도 가상화폐 거래 전략에 대한 전문가 평가 보고서

섹션 1: 핵심 전략 구성 요소에 대한 기초 분석

본 섹션에서는 제안된 전략의 두 가지 기본 축인 MACD 지표와 고빈도 데이터 환경을 심층적으로 분석합니다. 목표는 두 요소의 결합된 효과를 평가하기에 앞서 각각의 개별적인 특성에 대한 명확한 이해를 확립하는 것입니다.

1.1 고빈도 환경에서의 MACD 신호 해부

핵심 원리 및 계산

이동평균 수렴확산 지수(Moving Average Convergence Divergence, MACD)는 추세 추종형 모멘텀 오실레이터로 정의됩니다. 이 지표는 자산 가격의 26주기 지수이동평균(EMA)을 12주기 EMA에서 빼서 계산되며, 이 결과값의 9주기 EMA가 "신호선(Signal Line)" 역할을 합니다. MACD 선과 신호선의 차이를 나타내는 히스토그램은 모멘텀의 가속 또는 감속을 측정하는 핵심 지표로 활용됩니다. EMA는 최근 가격에 더 큰 가중치를 부여하므로 MACD는 시장 변화에 반응적이지만, 본질적으로는 과거 데이터에만 의존합니다.

신호 생성

MACD는 주로 세 가지 유형의 거래 신호를 생성합니다: 강세/약세 교차(Crossover),

제로선 교차(Zero-line Crossover), 그리고 다이버전스(Divergence)입니다.¹ 이러한 신호들은 모멘텀의 전환 및 잠재적인 추세 변화의 징후로 해석됩니다.¹⁰

내재된 지연성(Lag)

MACD의 본질적인 한계는 **후행성 지표(Lagging Indicator)**라는 점입니다. 과거 가격의 이동평균에서 파생되기 때문에 미래 추세를 예측하는 것이 아니라 이미 형성된 추세를 확인하는 역할을 합니다.⁸ 이는 단기 예측 과제에 있어 근본적인 약점으로 작용합니다. 특히 변동성이 크거나 뚜렷한 추세가 없는 횡보장에서는 이러한 지연성으로 인해 "휩쏘(Whipsaw)" 현상, 즉 명확한 추세 없이 매수/매도 신호가 단기간에 반복적으로 발생하여 손실을 유발하는 거짓 신호가 빈번하게 나타납니다.²

1분봉 차트에서의 동작 특성

MACD를 1분봉과 같은 초단기 차트에 적용할 때의 문제는 더욱 심각해집니다. 이 시간 단위는 명확한 추세보다는 시장 노이즈(Noise)가 지배적이기 때문입니다.¹⁵ 추세 추종 도구인 MACD는 이러한 환경에 근본적으로 부적합합니다.⁹ 스캘핑(Scalping) 전략 논의에서 언급되듯이, 표준 설정을 사용할 수는 있지만 신호의 신뢰도가 매우 낮아지며, 전략은 즉각적인 반전 위험에 취약한 단기 스캘핑 거래에 국한됩니다.¹⁵ 숙련된 트레이더들은 가격 움직임(Price Action)이나 거래량과 같은 다른 확인 지표 없이는 1분봉 MACD를 단독으로 사용하지 않습니다.¹⁵

이러한 분석은 도구와 환경 간의 근본적인 부조화를 드러냅니다. 연구 자료들은 일관되게 MACD를 추세 추종형 후행성 지표로 정의하는 반면 1, 고빈도 가상화폐 시장은 노이즈가 많고 변동성이 크며 뚜렷한 추세가 부재한 경우가 많다고 설명합니다. 15 추세 추종 지표가 신뢰성 있는 신호를 생성하기 위해서는 식별 가능한 추세가 전제되어야 합니다. 하지만 1분봉 데이터는 신호 대 잡음비가 낮아 실제 추세가 무작위적인 변동에 의해 가려집니다. 이러한 노이즈가 많은 비추세적 환경에 후행성 추세 도구를 적용하는 것은 근본적인 설계 오류입니다. 이 부조화는 MACD가 존재하지 않는 추세를 식별하려 시도하면서 높은 비율의 거짓 신호(휩쏘)를 생성하는 결과로 이어질 것입니다. 따라서 1분봉 데이터의 원시 MACD 신호에만 의존하는 전략은 AI 모델의 성능과 무관하게 통계적으로 실패할 가능성이 매우 높습니다. 프로젝트의 성패는 AI 모델 선택이 아니라, 모델에 데이터를 입력하기 전에 MACD 신호를 얼마나 효과적으로 필터링하고, 노이즈를 제거하며, 맥락을

부여하는지에 달려 있습니다.

1.2 고빈도 가상화폐 데이터의 특성

통계적 속성

1분봉 데이터 환경은 극심한 변동성, 비정상성(Non-stationarity), 그리고 가격 급등락(Jump) 및 갭(Gap)의 빈번한 발생을 특징으로 하며, 이는 많은 예측 모델의 기본 가정을 위협합니다.¹⁶ 가상화폐 시장은 다수의 거래소에서 **24**시간 연중무휴로 운영되기 때문에, 전통적인 금융 시장에서는 볼 수 없는 독특한 일중 계절성 패턴을 보입니다.²⁰

낮은 신호 대 잡음비 (Low Signal-to-Noise Ratio)

틱(Tick) 단위 또는 분 단위의 가격 움직임은 대부분 예측 가능한 패턴(신호)보다 무작위적인 변동(노이즈)에 의해 지배됩니다.²² 이는 모든 머신러닝 모델에 있어 가장 큰 장애물 중 하나로, 모델이 실제 신호 대신 노이즈를 학습하는 과적합(Overfitting)을 쉽게 유발할 수 있습니다.²⁴

시장 미시구조의 영향

호가창 불균형(Order Book Imbalance)과 같은 시장 미시구조 데이터는 단기 가격 움직임의 **선행 지표(Leading Indicator)**로 간주됩니다.²⁷ 이는 MACD의 후행적 성격과 극명한 대조를 이루며, 제안된 특징 세트의 치명적인 결함을 부각시킵니다. 또한, 고빈도 매매(HFT) 봇과 알고리즘 트레이딩의 존재는 15분 간격의 거래량 급증과 같은 특정 활동 패턴을 만들어냅니다.²¹

여기서 제안된 전략의 또 다른 근본적인 약점이 드러납니다. 바로 예측에 필요한 선행정보의 부재입니다. 제안된 입력 데이터는 과거 가격에서 파생된 후행 지표인 MACD뿐입니다.⁸ 그러나 고빈도 예측에 관한 연구들은 호가창 불균형과 같은 시장

미시구조 데이터가 단기 수익 창출의 핵심 원천임을 일관되게 지적합니다.27 미래(

t+1)를 예측하기 위해서는 미래의 의도에 대한 정보를 담고 있는 데이터, 즉 선행 지표가 가장 유용합니다. MACD는 과거 가격으로 계산되므로 현재 또는 미래의 수요와 공급에 대한 정보를 전혀 포함하지 않는 순수한 반응적 지표입니다. 반면, 호가창은 아직체결되지 않은 현재의 공급(매도 호가)과 수요(매수 호가)에 대한 명시적인 정보를 담고 있습니다. 이 호가들의 불균형은 다음 가격 움직임의 방향을 예측하는 강력하지만 단기적인 단서를 제공합니다. 오직 MACD에만 의존함으로써, 제안된 모델은 고빈도 시장에서 가장 강력한 예측 정보 소스를 보지 못하게 됩니다. 이는 마치 백미러만 보고 운전하려는 시도와 같습니다. 따라서 특징 세트를 확장하는 것은 단순한 개선이 아니라, 전략의 생존 가능성을 위한 전제 조건이 될 것입니다.

섹션 2: Al 기반 예측 아키텍처

본 섹션에서는 다양한 AI 아키텍처를 평가하고, 제안된 과제에 대한 적합성을 분석합니다. 전통적인 순차 모델부터 최신 아키텍처, 그리고 더 나아가 강화학습 패러다임까지 다룰 것입니다.

2.1 순차 모델: LSTM 및 변형 모델

핵심 개념

LSTM(Long Short-Term Memory)과 GRU(Gated Recurrent Unit) 네트워크는 순차적 데이터를 처리하도록 설계되어 시계열 예측에 자연스러운 첫 번째 선택지로 여겨집니다.³¹ 이 모델들의 내부 "메모리 셀"은 시간적 종속성을 포착할 수 있게 합니다.³⁴

금융 분야 적용

수많은 연구와 오픈소스 프로젝트에서 MACD와 같은 기술적 지표를 입력 특징으로 사용하여 가상화폐 가격을 예측하는 데 LSTM을 적용해왔습니다.³¹ 연구에 따르면 LSTM은 가격 변동성과 방향을 어느 정도 성공적으로 예측하며, 종종 ARIMA와 같은 전통적인 모델보다 우수한 성능을 보입니다.³¹ 일부 연구에서는 순방향과 역방향으로 시퀀스를 모두 처리하는 양방향 LSTM(Bi-LSTM)이 더 나은 성능을 보인다고 보고합니다.³¹

한계 및 과제

이론적 적합성에도 불구하고, 실제 적용에서는 상당한 어려움이 따릅니다. 단순한 LSTM 모델의 백테스트 결과는 거래 수수료를 고려하면 수익을 내지 못하는 경우가 많으며, 모델이 "거래 결정에 있어 너무 지연된다"고 평가되기도 합니다.³⁶ 이는 모델의 예측이 방향성은 일부 맞출 수 있더라도, 고빈도 환경에서 수익성 있는 움직임을 포착할 만큼 시기적절하지 않다는 것을 시사합니다. 과적합은 주요 위험 요소이며 ²⁴, 일부 연구에서는 오히려 더 단순한 모델이 LSTM보다 뛰어난 성능을 보인다고 보고하기도 합니다.³⁹

2.2 그래디언트 부스팅 및 트리 기반 모델 (XGBoost)

핵심 개념

XGBoost는 구조화된/테이블 형태의 데이터에 매우 효과적인 강력한 비선형 모델입니다.⁴¹ LSTM과 달리 본질적으로 데이터를 순차적으로 처리하지는 않지만, 신중한 특징 공학(Feature Engineering)을 통해 시계열 데이터에 적용할 수 있습니다.

금융 분야 적용

최근 연구들은 MACD, EMA, RSI를 포함한 포괄적인 기술 지표 세트를 특징으로 사용하여 XGBoost로 가상화폐 가격을 예측하는 것의 효과를 입증했습니다.³⁵ 이러한 연구들은

백테스트에서 낮은 MAE/RMSE와 거의 완벽에 가까운 R-squared 값을 보고하며 높은 성능을 보여주었습니다.³⁵ 또한 여러 오픈소스 프로젝트들이 XGBoost를 이용한 가상화폐 거래 전략 구축 프레임워크를 제공합니다.⁴⁴

하이브리드 접근법

가장 유망한 결과는 종종 LSTM의 순차적 특징 추출 능력과 XGBoost의 강력한 회귀 능력을 결합한 하이브리드 모델에서 나옵니다. 이 접근법에서는 LSTM이 시간적 패턴을 포착하는 특징 추출기 역할을 하고, 그 출력이 다른 정적 특징들과 함께 XGBoost 모델에 입력됩니다.⁴¹ 이는 두 아키텍처의 강점을 모두 활용하는 전략입니다.

2.3 트랜스포머 아키텍처: 어텐션 메커니즘의 활용

핵심 개념

원래 자연어 처리(NLP) 분야에서 개발된 트랜스포머는 셀프 어텐션(Self-attention) 메커니즘을 사용하여 예측 시 과거 데이터 포인트들의 중요도에 가중치를 부여합니다.⁴⁸이를 통해 매우 긴 시퀀스에서 어려움을 겪을 수 있는 LSTM보다 복잡하고 장기적인 종속성을 더 효과적으로 포착할 수 있습니다.³⁹

금융 분야 적용

트랜스포머는 금융 예측 분야에 점차 많이 적용되고 있으며, 특히 기술 지표와 통합될 때 LSTM보다 뛰어난 성능을 보인다는 연구 결과가 있습니다.⁵¹ 이 아키텍처는 **다중 모드데이터 융합(Multimodal Data Fusion)**에 특히 적합한데, 어텐션 메커니즘이 각 시간단계에서 서로 다른 데이터 유형(예: 기술 지표, 감성 점수, 호가창 데이터)의 중요도를 동적으로 가중할 수 있기 때문입니다.⁵² 이는 정교한 거래 모델을 구축하는 데 상당한이점을 제공합니다.

아키텍처 변형

시계열 예측을 위해 특별히 설계되어 강력한 결과를 보여준 Temporal Fusion Transformer (TFT) ⁵¹나, 어텐션을 사용하여 여러 시간 해상도의 특징을 융합하는 모델 ⁵⁷과 같은 고급 변형 모델들도 존재합니다.

2.4 강화학습 패러다임: 자율 에이전트 훈련

개념적 전환

심층 강화학습(Deep Reinforcement Learning, DRL)은 문제를 예측에서 의사결정으로 전환시킵니다. DRL 에이전트는 다음 가격을 예측하는 대신, 시간이 지남에 따라 누적 보상을 극대화하는 행동(매수, 매도, 유지)을 취하는 최적의 정책(Policy), 즉 전략을 학습합니다.⁵⁹ 이는 거래 전략을 직접적으로 학습하는 종단간(End-to-End) 접근법입니다.

거래 에이전트의 핵심 구성 요소

- 상태 공간 (State Space): 시장에 대한 에이전트의 관점입니다. 이는 신중하게 설계되어야 하며, 여러 시간대의 MACD 값뿐만 아니라 다른 기술 지표(RSI, 볼린저 밴드), 변동성 측정치, 그리고 포트폴리오 상태(현재 포지션, 현금 잔고) 등을 포함해야 합니다.²²
- 행동 공간 (Action Space): 가능한 행동의 집합입니다. 이 문제에서는 이산적(매수, 매도, 유지)이거나 연속적(포트폴리오의 X% 매수/매도)일 수 있습니다. 63
- 보상 함수 (Reward Function): 가장 중요한 구성 요소입니다. 순수 이익 기반의 보상은 지나치게 위험한 행동을 유발할 수 있습니다. 견고한 보상 함수는 샤프 지수나 소르티노 지수와 같은 위험 조정 수익률을 포함하고, 거래 비용과 슬리피지(Slippage)를 명시적으로 벌점으로 부과해야 합니다.⁶¹

가상화폐 거래에서의 DRL

DRL은 가상화폐 시장의 동적인 특성 때문에 활발히 연구되고 있는 분야입니다.⁷⁰ FinRL과 같은 프레임워크는 DRL 에이전트를 구축하고 백테스트하기 위한 도구를 제공합니다.⁷² 연구에 따르면 DRL 에이전트는 벤치마크를 능가할 수 있지만, 성공 여부는 환경 설계와 보상 함수에 크게 의존합니다.⁷⁵

이러한 DRL 패러다임은 예측에서 행동으로의 전환을 의미하지만, 숨겨진 복잡성을 내포하고 있습니다. LSTM이나 XGBoost와 같은 지도 학습 모델은 예측값을 출력하며, 이 예측값을 거래로 전환하기 위해서는 별도의 로직이 필요합니다. 예를 들어, 모델이 51%의 확신으로 "가격 상승"을 예측했을 때, 거래 로직은 거래 비용을 고려하여 이 신호가 행동을 취할 만큼 충분히 강한지 결정해야 합니다. 이는 AI 모델과 분리된 규칙 기반 로직 계층을 도입하는 것입니다.

반면 DRL 에이전트는 거래 규칙을 암묵적으로 학습합니다. 보상 함수가 올바르게 설계되었다면, 에이전트의 "매수" 행동은 이미 비용을 차감한 기대 미래 보상을 내포하고 있습니다. 이는 더 단순하고 종단간 접근법처럼 보이지만, 사실은 거래 로직의 모든 복잡성이 보상 함수 설계로 이전된 것입니다. 예를 들어, 단순히 이익만 극대화하는 보상 함수는 계좌를 계속해서 회전시키며, 약간의 이익을 내는 수많은 거래를 생성하지만 그이익이 모두 수수료로 소진되는 에이전트를 훈련시킬 것입니다. 66 따라서 DRL은 시장마찰을 고려하는 문제를 제거하는 것이 아니라, 그 문제를 예측 후 로직에서 에이전트의핵심 훈련 목표 자체로 옮기는 것입니다. 이는 더 우아하지만 잠재적으로 더 어렵고민감한 설계 과제입니다.

2.5 AI 모델 아키텍처 비교 분석

다음 표는 논의된 AI 모델 아키텍처들의 핵심적인 장단점을 요약하여 의사결정을 돕기 위해 작성되었습니다.

모델 아키텍처	핵심 원리	거래에서의 강점	약점 및 과제	주요 연구 결과
LSTM / GRU	게이트 (Gate)	시계열 데이터의	매우 긴	ARIMA와 같은

	기반 순환 신경망을 통한 순차적 메모리	시간적 종속성 포착에 적합하며, 기술 지표를 특징으로 활용하기 용이함.	시퀀스에서는 장기 의존성 포착에 한계가 있으며, 고빈도 거래에서는 지연 문제 발생 가능. 과적합 위험이 높음.	전통적 모델보다 우수한 성능을 보이나 ³¹ , 거래 비용 고려 시 수익성이 떨어지고 "지연된다"는 평가가 있음. ³⁶
XGBoost	그래디언트 부스팅 기반의 트리 앙상블	테이블 형태의 구조화된 데이터(다양한 기술 지표)에 매우 강력하며, 높은 예측 정확도와 빠른 훈련 속도를 보임.	본질적으로 순차적 데이터를 처리하지 못하므로, 시계열 특징 공학이 필수적임.	기술 지표를 특징으로 사용했을 때 낮은 오차율과 높은 결정계수(R2)를 기록함. ³⁵ LSTM과 결합한 하이브리드 모델이 강력한 성능을 보임. ⁴⁷
Transformer	셀프 어텐션 메커니즘을 통한 데이터 포인트 간의 관계 가중치 계산	LSTM보다 장기적인 종속성 포착에 뛰어나며, 여러 데이터 소스(다중 모드)를 융합하는 데 이상적임.	계산 집약적이며, 효과적인 훈련을 위해 대규모 데이터셋이 필요함.	기술 지표와 통합 시 LSTM보다 우수한 성능을 보이며 ⁵¹ , 다중 모드 데이터 융합에 강점을 가짐. ⁵²
DRL (심층 강화학습)	보상 극대화를 목표로 하는 에이전트의 순차적 의사결정 학습	예측이 아닌 '거래 행위' 자체를 최적화하는 종단간 접근법. 시장 마찰(비용, 슬리피지)을 훈련 과정에 통합 가능.	성공 여부가 보상 함수 설계에 극도로 민감함. 훈련이 불안정하고 많은 데이터와 시뮬레이션이 필요함.	FinRL과 같은 프레임워크를 통해 구현 가능하며 ⁷³ , 벤치마크를 능가하는 성과를 보일 수 있으나, 환경 및 보상 설계가 핵심. ⁷⁵

섹션 3: 신호 강화 및 모델 견고성 확보를 위한 고급 기법

본 섹션에서는 1장에서 확인된 노이즈와 신호 약화라는 근본적인 문제를 해결하기 위한

실용적이고 진보된 방법론에 초점을 맞춥니다. 이러한 기법들은 단순한 구현에서 벗어나 잠재적으로 실행 가능한 전략으로 나아가는 데 필수적입니다.

3.1 다중 시간대 특징 융합 (Multi-Timeframe Feature Fusion)

핵심 아이디어

1분, 3분, 5분 데이터를 함께 사용하려는 아이디어는 타당합니다. 다중 시간대 분석의핵심 원리는 5분봉과 같은 긴 시간대를 사용하여 주된 추세나 시장의 전반적인 맥락을파악하고, 1분봉과 같은 짧은 시간대를 사용하여 진입/청산 시점을 정밀하게 포착하는것입니다.¹⁵ 이는 강력한 필터 역할을 합니다. 예를 들어, 5분봉 추세가 상승세일 때만 1분봉의 매수 신호를 따르는 방식입니다.

구현 아키텍처

이러한 융합을 AI 모델에 구현하는 방법은 여러 가지가 있습니다. 단순히 모든 시간대의 MACD 값을 하나의 벡터로 연결하여 입력하는 것부터, 더 정교한 신경망 아키텍처를 사용하는 것까지 다양합니다. 다중 해상도 시계열 트랜스포머(Multi-resolution Time-Series Transformer, MTST)와 같은 모델은 서로 다른 스케일의 데이터를 동시에 처리하도록 특별히 설계되었습니다. 58 특히 어텐션 메커니즘은 각 단계에서 서로 다른 시간대의 신호 중요도를 동적으로 학습하여 가중치를 부여할 수 있어 이 작업에 매우 적합합니다. 57

실제 사례 연구

트레이더들의 논의와 실제 전략들을 참조하면, 이러한 다중 시간대 조합은 진입 신호의 빈도를 줄이는 대신 승률을 높이는 효과가 있는 것으로 나타났습니다.¹⁵ 이는 긴 시간대를 노이즈 필터로 사용하는 개념의 유효성을 뒷받침합니다.

3.2 원시 지표를 넘어서는 실용적인 특징 공학

동기

원시 지표 값(예: MACD 선의 값)을 모델에 그대로 입력하는 것은 최적이 아닙니다. 모델은 맥락을 필요로 합니다. 특징 공학은 원시 데이터로부터 예측 모델의 성능을 향상시키는 새롭고 더 유용한 특징을 생성하는 과정입니다.⁸²

시계열 특화 특징

몇 가지 구체적인 기법은 다음과 같습니다:

- 지연 특징 (Lag Features): MACD 및 그 구성 요소들의 과거 값(예: t-1,t-2 시점의 MACD 값)을 포함시켜 모델에 명시적인 기억 능력을 부여합니다.82
- 이동창 특징 (Rolling Window Features): MACD 히스토그램의 단기 이동 평균이나 표준편차(예: 최근 10분)를 계산하여 최근의 추세와 안정성을 포착합니다. 82 이는 모멘텀의 변화율에 대한 정보를 제공합니다.
- 상호작용 특징 (Interaction Features): MACD 선과 200주기 EMA의 차이와 같은 관계를 나타내는 특징을 생성하거나, MACD 값을 ATR(Average True Range)과 같은 변동성 지표로 정규화하여 시장 상황에 적응적인 신호를 만듭니다.83

주기적 특징

시간 기반 분석에서는 하루 중 시간이나 요일과 같은 주기적 특징을 사인/코사인 변환을 사용하여 올바르게 인코딩하는 것이 중요합니다. 이를 통해 모델은 23:59가 00:01과 가깝다는 것을 이해할 수 있습니다.⁸⁵ 이는 가상화폐 시장의 일중 계절성을 포착하는 데 필수적입니다.²¹

3.3 확률적 환경에서의 신호 잡음 제거 (Denoising)

노이즈 문제

앞서 언급했듯이, 고빈도 금융 데이터는 극도로 잡음이 많습니다.¹⁶ 잡음 제거는 AI 모델이 데이터를 보기 전에 이 무작위적인 노이즈로부터 기저의 신호를 분리하는 것을 목표로합니다.⁹⁰

고급 신호 처리 기법

두 가지 강력한 방법론은 다음과 같습니다:

- 웨이블릿 변환 (Wavelet Transforms): 이 기법은 신호를 여러 주파수 성분으로 분해합니다. 이를 통해 MACD 신호에서 고주파 노이즈를 제거하면서도 중요한 저주파 추세는 보존할 수 있습니다.⁹⁰ 일부 연구에서는 예측 모델에 입력하기 전에 금융 데이터를 웨이블릿 변환으로 전처리합니다.³⁷
- 칼만 필터 (Kalman Filters): 이는 잡음이 섞인 신호의 "참" 상태를 추정하는 데 사용되는 재귀적 추정기입니다. 시간 경과에 따른 시스템 상태를 추적하는 데 특히 효과적이며, MACD 시계열에 적용하여 더 부드럽고 노이즈가 적은 버전을 생성할 수 있습니다.⁹⁰ 일부 연구는 웨이블릿 변환과 칼만 필터를 결합하여 더 우수한 잡음 제거 효과를 얻기도 합니다.⁹¹

이러한 전처리 과정의 중요성은 아무리 강조해도 지나치지 않습니다. 머신러닝의 "쓰레기가 들어가면 쓰레기가 나온다(Garbage in, garbage out)"는 원칙은 금융 데이터 분석에서 특히 중요합니다. 앞서 분석했듯이, 1분봉의 원시 MACD 신호는 노이즈와 지연성 때문에 예측에 있어 '저품질 데이터'에 가깝습니다. 이 원시 데이터를 복잡한 트랜스포머 모델에 입력하면, 모델은 복잡한 쓰레기 처리기가 되어 노이즈에 과적합될 가능성이 높습니다.²⁴ 반대로, 웨이블릿으로 노이즈가 제거되고, 변동성으로 정규화되었으며, 상위 시간대의 추세로 필터링된 고품질의 맥락적 특징 세트를 더 단순한 모델에 입력하면, 실제 수익성 있는 패턴을 발견할 확률이 훨씬 높아집니다. 이는 개발노력이 최종 AI 모델 아키텍처 튜닝보다는 견고한 데이터 전처리 및 특징 공학 파이프라인

구축에 더 집중되어야 함을 시사합니다.

섹션 4: 현실 세계에서의 생존 가능성 검증: 백테스팅과 비용

본 섹션에서는 이론적 모델링에서 벗어나 실제 구현의 혹독한 현실을 다룹니다. 순진한 백테스트에서 좋아 보이는 대부분의 전략이 실제 세계에서는 실패한다는 점을 강조할 것입니다.

4.1 과적합의 위험과 견고한 검증 프로토콜

표준 백테스트가 실패하는 이유

단순한 훈련-테스트 데이터 분할은 금융 시계열 데이터의 비정상성(시장 상황의 변화)과 데이터 누수(미래 정보가 훈련 세트를 오염시킴) 문제 때문에 부적절합니다.⁹⁵ 과거 데이터에 완벽하게 맞춰졌지만 실제 데이터에서는 실패하는 백테스트 과적합은 전략 실패의 주된 원인입니다.²²

전진 분석 최적화 (Walk-Forward Optimization, WFO)

WFO는 더 견고한 검증 방법으로 제시됩니다. 이 방법은 과거 데이터의 한 기간(window) 동안 모델을 훈련하고, 다음 기간에 테스트한 후, 전체 기간을 시간 순으로 이동시켜 모델을 지속적으로 재훈련하는 과정을 포함합니다.⁹⁵ 이는 실제 시장에서 전략이 어떻게 적용되고 시간에 따라 조정되는지를 시뮬레이션합니다.

조합형 정제 교차검증 (Combinatorial Purged Cross-Validation, CPCV)

CPCV는 금융 머신러닝의 업계 표준으로 간주되는 가장 엄격한 방법론입니다. 이 방법은 서로 다른 훈련/테스트 분할을 조합하여 여러 백테스트 경로를 생성함으로써, 단 하나의 운 좋은 결과가 아닌 가능한 결과의 분포를 제공합니다. 또한 훈련-테스트 경계 근처의 데이터를 "정제(purging)"하여 데이터 누수를 방지하고, 테스트 후 일정 기간을 "금지(embargoing)"하여 시계열 상관관계를 방지합니다.% FinRL_Crypto 프로젝트는 바로 이러한 이유로 CPCV를 명시적으로 구현하고 있습니다.¹⁰³

4.2 피할 수 없는 마찰: 거래 비용 및 슬리피지 모델링

거래 수수료

고빈도 스캘핑 전략에서 거래 수수료는 수익성의 가장 큰 장애물입니다. 하루에 수백 번의 거래를 할 경우, 0.05%와 같은 작은 수수료라도 빠르게 누적되어 수익성 있는 전략을 손실로 전환시킬 수 있습니다.³⁶ 백테스트는 모든 모의 거래에서 이러한 수수료를 반드시 차감해야 합니다.

슬리피지 (Slippage)

슬리피지는 예상 거래 가격과 실제 체결 가격 간의 차이로 정의됩니다.¹⁰⁷ 변동성이 큰고빈도 시장에서 슬리피지는 피할 수 없으며 거의 항상 부정적(비용 발생)입니다. 이는주문 전송과 체결 사이의 시간 지연이나, 주문 규모가 호가창의 유동성을 소진하면서 발생합니다.²⁰

슬리피지 모델링

현실적인 백테스트는 거래가 마지막으로 알려진 가격에 체결된다고 가정할 수 없습니다. 반드시 슬리피지 모델을 포함해야 하며, 이는 거래당 고정된 벌점이나 거래 규모 및 최근 시장 변동성에 기반한 더 복잡한 함수일 수 있습니다.¹⁰⁷ 슬리피지를 무시하면 성능이 심각하게 과대평가될 것입니다.

4.3 총수익을 넘어서는 성과 평가

위험 조정 지표의 필요성

전략을 단순히 총수익률로만 평가하는 것은 오해를 낳을 수 있습니다. 최대 손실폭(Maximum Drawdown) 40%로 50%의 수익을 낸 전략은, 최대 손실폭 5%로 30%의 수익을 낸 전략보다 훨씬 열등합니다.

핵심성과지표(KPIs)

정량 금융에서 사용되는 표준 지표들의 중요성을 정의하고 설명합니다:

- 샤프 지수 (Sharpe Ratio): 위험 단위당 수익률을 측정합니다. 높을수록 좋습니다. 110 DRL의 보상 함수는 종종 이 지수를 직접적으로 극대화하도록 설계됩니다. 76
- 소르티노 지수 (Sortino Ratio): 샤프 지수와 유사하지만 하방 변동성(손실 위험)에만 벌점을 부과하므로, 상승 변동성을 긍정적으로 보는 투자자에게 더 적합합니다.¹¹⁰
- 칼마 지수 (Calmar Ratio): 최대 손실폭 대비 수익률을 측정합니다. "파산 위험"을 측정하는 중요한 지표입니다. 112
- 최대 손실폭 (Maximum Drawdown): 포트폴리오 가치가 고점에서 저점까지 가장 크게 하락한 비율로, 투자자가 경험했을 최악의 손실을 나타냅니다.¹¹¹

수익성은 실행 가능한 전략의 필요조건일 뿐, 충분조건은 아닙니다. 많은 학술 논문과 GitHub 프로젝트들이 긍정적인 수익률을 보고하지만 ⁷¹, 이는 종종 단순화된 백테스트 환경에서의 결과입니다. 전문적인 평가는 위험 조정 지표와 최대 손실폭에 큰 비중을 둡니다.¹¹⁰ 제안된 프로젝트의 목표는 수익성 있는 프로그램을 만드는 것이지만, 평균적으로는 수익성이 있더라도 **90%**의 최대 손실폭을 경험하는 전략¹¹⁷은 실제로는 사용할 수 없습니다. 그러한 손실은 계좌를 청산시키거나 사용자가 전략을 포기하게 만들

것입니다. 따라서 진정한 목표는 단순한 수익이 아니라,

일관성 있고 위험이 관리된 수익입니다. 샤프 지수나 칼마 지수 같은 지표들은 이러한 일관성과 위험 관리를 직접적으로 측정합니다. 견고한 검증 과정은 단순한 누적 수익률보다 이러한 위험 조정 지표를 우선시해야 합니다. 수익률은 낮더라도 샤프 지수가 훨씬 높은 전략이 더 우수합니다.

4.4 견고한 백테스팅 프로토콜 체크리스트

다음 체크리스트는 금융 전략 개발 시 흔히 발생하는 비용이 큰 실수를 방지하기 위한 구체적이고 실행 가능한 프로토콜을 제공합니다.

단계	실행 항목	근거 및 주요 고려사항	관련 연구
1. 데이터 분할	조합형 정제 교차검증(CPCV) 사용	단순한 방법론에 내재된 과적합 및 데이터 누수 위험을 회피함.	96
2. 환경 시뮬레이션	거래 수수료를 정확하게 모델링 (예: 거래소별 수수료 구조)	수수료는 고빈도 거래(HFT)에서 손실의 주요 원인임.	104
3. 환경 시뮬레이션	현실적인 슬리피지 모델 구현 (예: 변동성 또는 스프레드 기반)	슬리피지를 무시하면 존재하지 않는 가상의 이익이 발생함.	107
4. 파라미터 최적화	교차검증 루프 내의 각 훈련 폴드(fold) 안에서 하이퍼파라미터 튜닝 수행	최종 테스트 세트에서 파라미터를 튜닝하는 것은 데이터 누수의 한 형태이므로 방지해야 함.	95
5. 성과 평가	누적 수익률, 연환산 수익률, 변동성, 최대 손실폭, 샤프 지수, 소르티노 지수, 칼마 지수 계산	수익성과 위험에 대한 종합적인 관점을 제공함.	110

6. 벤치마킹	모든 결과를 단순 벤치마크(예: 매수 후 보유 전략)와 비교	전략은 수동적인 접근법보다 초과 수익(알파)을 제공할 때만 가치가 있음.	115
---------	---	---	-----

섹션 5: 종합 및 전략적 권고

본 마지막 섹션에서는 제안된 아이디어에 대한 명확하고 종합적인 평가를 제공하고, 구조화되고 실행 가능한 개발 로드맵을 제시합니다.

5.1 제안된 아이디어에 대한 최종 평가

실행 가능성에 대한 결론

1분, 3분, 5분봉 차트의 원시 MACD 데이터를 사용하여 1분 뒤를 예측하는 AI를 훈련시키려는 초기 제안은 성공 확률이 매우 낮습니다.

핵심적인 약점 종합

보고서 전반에 걸쳐 확인된 주요 실패 요인들은 다음과 같습니다:

- 1. 신호 품질: 핵심 입력 신호인 MACD는 후행성 지표로, 노이즈가 많고 비추세적인 고빈도 가상화폐 데이터의 특성과 근본적으로 맞지 않습니다.
- 2. 정보 부재: 이 전략은 단기 예측에 결정적인 호가창 동향과 같은 선행 지표를 전혀 고려하지 않습니다.
- 3. 비용 문제: 1분 예측이 암시하는 높은 거래 빈도는 누적된 거래 수수료와 슬리피지로 인해 수익성을 잃게 될 가능성이 높습니다.³⁶
- 4. 과적합 위험: 낮은 신호 대 잡음비로 인해 어떤 AI 모델이든 과거 데이터의 무작위 노이즈를 반복 가능한 패턴으로 오인하여 학습하는 과적합에 빠지기 매우

쉽습니다.26

잠재적 실행 가능성으로의 경로

성공이 불가능한 것은 아니지만, 이는 순진한 아이디어를 정교하고 다각적인 시스템으로 전환하는 데 달려 있습니다. 이를 위해서는 단순 예측에서 벗어나 견고한 신호 처리 및 위험 관리로 패러다임을 전환해야 합니다.

5.2 개발 로드맵: 개념에서 전문가 수준의 시스템까지

1단계: 데이터 인프라 및 특징 공학 (기초)

- 단순한 1분봉 데이터가 아닌, 틱 또는 호가창 수준의 고품질, 고해상도 데이터를 확보해야 합니다.
- 3장에서 논의된 기법에 초점을 맞춰 견고한 데이터 처리 파이프라인을 구축합니다: 신호 잡음 제거(웨이블릿), 다중 시간대 특징 융합, 고급 특징 공학(변동성으로 정규화, 상호작용 항 생성)을 구현합니다.
- 결정적으로, 선행 지표를 추가해야 합니다. 간단한 호가창 불균형(OBI) 특징부터 시작하는 것이 좋습니다.²⁷

2단계: 기준 모델링 및 신호 검증 (리트머스 테스트)

- 가장 단순한 모델(예: 로지스틱 회귀 또는 간단한 XGBoost 모델)로 시작합니다.44
- 이 단계의 목표는 최종 모델을 만드는 것이 아니라, 1단계에서 공학적으로 처리된 특징들이 어느 정도의 예측력이라도 가지고 있는지 증명하는 것입니다. 처음부터 엄격한 백테스팅 프레임워크(최소 WFO)를 사용해야 합니다. 만약 단순한 모델이 신호를 찾지 못한다면, 복잡한 모델은 단지 과적합될 뿐입니다.

3단계: 고급 모델 개발 (AI 핵심)

- 2단계에서 약하지만 통계적으로 유의미한 신호가 확인되면, 더 복잡한 모델로 진행합니다.
- 긴 시퀀스를 처리하고 다중 모드 데이터(예: 기술 지표, 호가창 특징, 잠재적으로 감성 데이터 결합)를 융합하는 데 뛰어난 능력을 가진 트랜스포머 기반 아키텍처를 권장합니다.⁵¹
- 또는 DRL 패러다임을 탐색할 수 있지만, 모든 비용을 차감한 위험 조정 수익률을 정확하게 모델링하는 견고한 보상 함수를 설계하는 상당한 도전에 대비해야 합니다.⁶⁶ FinRL과 같은 프레임워크를 사용하면 이 과정을 가속화할 수 있습니다.⁷³

4단계: 엄격한 검증 및 배포 (최종 관문)

- 3단계에서 도출된 최상의 모델에 대해 완전한 조합형 정제 교차검증(CPCV) 백테스트를 수행합니다.%
- 여러 백테스트 경로에서 얻은 수익률 분포를 분석합니다. 모든 비용을 차감한 후에도 대다수의 경로가 수익성이 있고 위험 조정 지표가 강력할 때만 전략이 잠재적으로 실행 가능하다고 판단할 수 있습니다.
- 검증에 성공하면, 실제 거래 환경에서 페이퍼 트레이딩(모의 투자)을 진행하여 백테스트 시뮬레이션과 실제 실행 간의 차이를 테스트합니다. 성공적인 페이퍼 트레이딩 이후에만 실제 자본 투입을 고려해야 합니다.

참고 자료

- MACD Trading Strategy | How to Implement Indicator settings Admiral Markets, 8월 3, 2025에 액세스,
 - https://admiralmarkets.com/education/articles/forex-indicators/macd-indicator-in-depth
- 2. MACD Formula and Strategy: A Comprehensive Guide TradingGuide, 8월 3, 2025에 액세스, https://tradingguide.co.uk/macd-formula/
- 3. What Is MACD? Investopedia, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.investopedia.com/terms/m/macd.asp
- 4. How to Calculate Moving Average Convergence Divergence (MACD) Investopedia, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.investopedia.com/ask/answers/122414/what-moving-average-convergence-divergence-macd-formula-and-how-it-calculated.asp
- 5. MACD Trading Indicator: Master Proven Strategies MarketBulls, 8월 3, 2025에 액세스, https://market-bulls.com/macd-indicator-trading-strategies/
- 6. MACD (Moving Average Convergence/Divergence) TradingView, 8월 3, 2025에

- 액세스.
- https://www.tradingview.com/support/solutions/43000502344-macd-moving-average-convergence-divergence/
- 7. MACD Indicator Installation + Trading Strategies | AvaTrade, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.avatrade.com/education/technical-analysis-indicators-strategies/macd-trading-strategies
- 8. MACD Indicator | Trade for Good, 8월 3, 2025에 액세스, https://tradeforgood.com.au/learn/macd/
- 9. MACD Wikipedia, 8월 3, 2025에 액세스, https://en.wikipedia.org/wiki/MACD
- 10. MACD Trading Strategies | TrendSpider Learning Center, 8월 3, 2025에 액세스, https://trendspider.com/learning-center/macd-trading-strategies/
- 11. Unraveling the Power of MACD in Crypto Trading OneSafe Blog, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.onesafe.io/blog/macd-crypto-trading-strategy
- 12. Moving Average Convergence Divergence (MACD) | Learn to Trade | OANDA Global Markets, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.oanda.com/bvi-en/cfds/learn/indicators-oscillators/determining-entry-and-exit-points-with-macd/
- 13. What is the MACD Indicator | zForex, 8월 3, 2025에 액세스, https://zforex.com/blog/technical-analysis/what-is-macd-indicator/
- 14. What Is MACD? Moving Average Convergence/Divergence Fidelity Investments, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.fidelity.com/learning-center/trading-investing/technical-analysis/technical-indicator-quide/macd
- 15. MACD on the 1 min : r/Daytrading Reddit, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.reddit.com/r/Daytrading/comments/1iq3r77/macd_on_the_1_min/
- 16. Bitcoin at High Frequency MDPI, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.mdpi.com/1911-8074/12/1/36
- 17. Understanding jumps in high frequency digital asset markets EconStor, 8월 3, 2025에 액세스,
 - https://www.econstor.eu/bitstream/10419/246490/1/177633292X.pdf
- 18. How Reliable Is Using the MACD in Trading Strategies? Investopedia, 8월 3, 2025에 액세스,
 - https://www.investopedia.com/ask/answers/122414/how-reliable-using-moving-average-convergence-divergence-macd-create-or-follow-trading-strategies.asp
- 19. Four 1-Minute Strategies for Scalpers | Market Pulse FXOpen UK, 8월 3, 2025에 액세스,
 - https://fxopen.com/blog/en/1-minute-scalping-trading-strategies-with-examples/
- 20. How to Improve Your High-Frequency Trading Strategies in Crypto? CoinAPI.io, 8월 3, 2025에 액세스,
 - https://www.coinapi.io/blog/high-frequency-treading-strategies-in-crypto
- 21. [2306.17095] Decomposing cryptocurrency high-frequency price dynamics into recurring and noisy components arXiv, 8월 3, 2025에 액세스, https://arxiv.org/abs/2306.17095
- 22. DEEP REINFORCEMENT LEARNING FOR CRYPTOCUR- RENCY TRADING: PRACTICAL APPROACH TO AD- DRESS BACKTEST OVERFITTING OpenReview,

- 8월 3, 2025에 액세스, https://openreview.net/pdf?id=2U_AM7TcRQK
- 23. FinRL Contests: Benchmarking Data-driven Financial Reinforcement Learning Agents, 8월 3, 2025에 액세스, https://arxiv.org/html/2504.02281v3
- 24. (PDF) Predictive Modeling of Cryptocurrency Price Movements Using Autoregressive and Neural Network Models ResearchGate, 8월 3, 2025에 액세스,
 - https://www.researchgate.net/publication/388614621_Predictive_Modeling_of_Cryptocurrency_Price_Movements_Using_Autoregressive_and_Neural_Network_Models
- 25. Deep Reinforcement Learning for Cryptocurrency Trading: Practical Approach to Address Backtest Overfitting IDEAS/RePEc, 8월 3, 2025에 액세스, https://ideas.repec.org/p/arx/papers/2209.05559.html
- 26. arXiv:2209.05559v6 [q-fin.ST] 31 Jan 2023, 8월 3, 2025에 액세스, https://arxiv.org/pdf/2209.05559
- 27. Exploring order book predictability in cryptocurrency markets in a deep learning perspective using JAX GitHub, 8월 3, 2025에 액세스, https://github.com/toma-x/exploring-order-book-predictability
- 28. Market Making with Alpha Order Book Imbalance hftbacktest Read the Docs, 8월 3, 2025에 액세스, https://hftbacktest.readthedocs.io/en/latest/tutorials/Market%20Making%20with%20Alpha%20-%20Order%20Book%20Imbalance.html
- 29. Use order book info for price prediction : r/quant Reddit, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.reddit.com/r/quant/comments/1arbnji/use_order_book_info_for_price_prediction/
- 30. Deep reinforcement learning for the optimal placement of cryptocurrency limit orders, 8월 3, 2025에 액세스, https://ideas.repec.org/p/zbw/iwqwdp/052020.html
- 31. Forecasting of Bitcoin Prices Using Hashrate Features: Wavelet and Deep Stacking Approach arXiv, 8월 3, 2025에 액세스, https://arxiv.org/pdf/2501.13136?
- 32. Title: Time Series Forecasting with LSTM in PyTorch: A Step-by-Step Guide Medium, 8월 3, 2025에 액세스, https://medium.com/@ashok.1055/title-time-series-forecasting-with-lstm-in-pyt-orch-a-step-by-step-guide-f25f81eaf8df
- 33. Time Series Forecasting using Pytorch GeeksforGeeks, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.geeksforgeeks.org/data-analysis/time-series-forecasting-using-pyto-rch/
- 34. Ultra-Short-Term Continuous Time Series Prediction of Blockchain-Based Cryptocurrency Using LSTM in the Big Data Era MDPI, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.mdpi.com/2076-3417/12/21/11080
- 35. Cryptocurrency Price Forecasting Using XGBoost Regressor and Technical Indicators, 8월 3, 2025에 액세스, https://arxiv.org/html/2407.11786v1
- 36. SC4RECOIN/LSTM-Crypto-Price-Prediction GitHub, 8월 3, 2025에 액세스, https://github.com/SC4RECOIN/LSTM-Crypto-Price-Prediction
- 37. Forecasting of Bitcoin Prices Using Hashrate Features: Wavelet and Deep Stacking approach arXiv, 8월 3, 2025에 액세스, https://arxiv.org/html/2501.13136v1
- 38. Forecasting Cryptocurrency Prices Using LSTM, GRU, and Bi-Directional LSTM: A

- Deep Learning Approach MDPI, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.mdpi.com/2504-3110/7/2/203
- 39. Attention! Transformer with Sentiment on Cryptocurrencies Price Prediction DORAS | DCU Research Repository, 8월 3, 2025에 액세스, https://doras.dcu.ie/27010/2/Attention_Transformer_with_sentiment_on_cryptocurrency price prediction Complexis conference.pdf
- 40. [2502.09079] Quantifying Cryptocurrency Unpredictability: A Comprehensive Study of Complexity and Forecasting arXiv, 8월 3, 2025에 액세스, https://arxiv.org/abs/2502.09079
- 41. (PDF) crypto price prediction using lstm+xgboost ResearchGate, 8월 3, 2025에 액세스,
 https://www.researchgate.net/publication/393149064_crypto_price_prediction_using_lstmxqboost/download
- 42. CRYPTO PRICE PREDICTION USING LSTM+XGBOOST Identify applicable funding agency here. If none, delete this. arXiv, 8월 3, 2025에 액세스, https://arxiv.org/html/2506.22055v1
- 43. Cryptocurrency Price Forecasting Using XGBoost Regressor and Technical Indicators arXiv, 8월 3, 2025에 액세스, https://arxiv.org/pdf/2407.11786
- 44. tzelalouzeir/XGB_CryptoStrategy: This repository contains a Python script that fetches historical Bitcoin (BTC) price data, calculates technical indicators, and applies a trading strategy based on machine learning. The purpose of the script is to assess the performance of the strategy using the XGBoost algorithm, which predicts long, short, or neutral positions GitHub, 8월 3, 2025에 액세스, https://github.com/tzelalouzeir/XGB_CryptoStrategy
- 45. crypticalgo/XGTraderAGI---Training-and-Model-Only-XGBOOST GitHub, 8월 3, 2025에 액세스, https://github.com/crypticalgo/XGTraderAGI---Training-and-Model-Only-XGBOOST-
- 46. tzelalouzeir/XGBoost_Indicators_2: This repository is dedicated to training and evaluating an XGBoost classifier on the Bitcoin technical indicators dataset. It aims to predict trading signals (like 'long', 'short', or 'neutral') based on the values of various indicators. GitHub, 8월 3, 2025에 액세스, https://github.com/tzelalouzeir/XGBoost_Indicators_2
- 47. [2506.22055] crypto price prediction using lstm+xgboost arXiv, 8월 3, 2025에 액세스, https://arxiv.org/abs/2506.22055
- 48. (PDF) Prediction of Bitcoin Price Based on Transformer, LightGBM and Random Forest, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.researchgate.net/publication/387240408 Prediction of Bitcoin Price Based on Transformer LightGBM and Random Forest
- 49. Attention Mechanisms in Deep Learning for Stock Market Prediction ResearchGate, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.researchgate.net/publication/392103620 Attention Mechanisms in Deep Learning for Stock Market Prediction
- 50. Stock Price Prediction Using Technical Indicators: A CNN+LSTM+Multi-Head Attention Approach SciTePress, 8월 3, 2025에 액세스,

- https://www.scitepress.org/Papers/2024/132649/132649.pdf
- 51. Cryptocurrency Price Prediction with LSTM and Transformer Models Leveraging Momentum and Volatility Technical Indicators ResearchGate, 8월 3, 2025에 액세스.
 - https://www.researchgate.net/publication/377641272_Cryptocurrency_Price_Prediction_with_LSTM_and_Transformer_Models_Leveraging_Momentum_and_Volatility_Technical_Indicators
- 52. Multimodal Data Fusion for Enhanced Financial Forecasting: Leveraging Structured and Unstructured Data through Deep Learning ResearchGate, 8월 3, 2025에 액세스,
 - https://www.researchgate.net/publication/392963646_Multimodal_Data_Fusion_for_Enhanced_Financial_Forecasting_Leveraging_Structured_and_Unstructured_Data_through_Deep_Learning
- 53. Enhanced Sentiment Analysis for Financial Markets Using Transformer-Based Models and Multi-Modal Data Fusion ResearchGate, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.researchgate.net/publication/388837408_Enhanced_Sentiment_Analysis_for_Financial_Markets_Using_Transformer-Based_Models_and_Multi-Modal_Data_Fusion
- 54. Modality-aware Transformer for Financial Time series Forecasting arXiv, 8월 3, 2025에 액세스, https://arxiv.org/html/2310.01232v2
- 55. Multimodal Data-Driven Factor Models for Stock Market Forecasting Journal of Computer Technology and Software, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.ashpress.org/index.php/jcts/article/download/132/96
- 56. Demand forecasting with the Temporal Fusion Transformer, 8월 3, 2025에 액세스, https://pytorch-forecasting.readthedocs.io/en/v1.4.0/tutorials/stallion.html
- 57. Time Series Forecasting Method Based on Multi-Scale Feature Fusion and Autoformer, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.mdpi.com/2076-3417/15/7/3768
- 58. Multi-resolution Time-Series Transformer for Long-term Forecasting Proceedings of Machine Learning Research, 8월 3, 2025에 액세스, https://proceedings.mlr.press/v238/zhang24l/zhang24l.pdf
- 59. Reinforcement Learning in Trading: Build Smarter Strategies with Q-Learning & Experience Replay QuantInsti Blog, 8월 3, 2025에 액세스, https://blog.quantinsti.com/reinforcement-learning-trading/
- 60. Deep Reinforcement Learning for Trading: Strategy Development & AutoML MLQ.ai, 8월 3, 2025에 액세스, https://blog.mlg.ai/deep-reinforcement-learning-trading-strategies-automl/
- 61. Risk-Aware Reinforcement Learning Reward for Financial Trading arXiv, 8월 3, 2025에 액세스, https://arxiv.org/html/2506.04358v1
- 62. Deep Reinforcement Learning-A2C-Portfolio Optimization | by A. Belantari Medium, 8월 3, 2025에 액세스, https://medium.com/@abatrek059/deep-reinforcement-learning-a2c-portfolio-optimization-347139c7c447
- 63. Reinforcement Learning Framework for Quantitative Trading arXiv, 8월 3, 2025에 액세스, https://arxiv.org/html/2411.07585v1
- 64. Build Stock Trading Al Agents with Reinforcement Learning, FinRL, and Covalent,

- 8월 3.2025에 액세스.
- https://www.covalent.xyz/build-stock-trading-ai-agents-with-reinforcement-lear ning-finrl-and-covalent/
- 65. Introduction to the World of Financial Reinforcement Learning: Part.2 Train Agents Medium, 8월 3, 2025에 액세스, https://medium.com/@zx2325/introduction-to-the-world-of-financial-reinforcement-learning-part-2-train-agents-1d1fa8a18a5e
- 66. Reinforcement Learning Implementation Strategies DayTrading.com, 8월 3, 2025에 액세스,
 - https://www.daytrading.com/reinforcement-learning-implementation-strategies
- 67. How does reinforcement learning work in financial trading? Milvus, 8월 3, 2025에 액세스, https://milvus.io/ai-quick-reference/how-does-reinforcement-learning-work-in-financial-trading
- 68. Deep Reinforcement Learning in Trading Algorithms Digital Kenyon, 8월 3, 2025에 액세스,
 - https://digital.kenyon.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1008&context=dh_iphs_ai
- 69. Combining deep reinforcement learning with technical analysis and trend monitoring on cryptocurrency markets ResearchGate, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.researchgate.net/publication/370151771_Combining_deep_reinforcement_learning_with_technical_analysis_and_trend_monitoring_on_cryptocurrencymarkets
- 70. A comparative study of Bitcoin and Ripple cryptocurrencies trading using Deep Reinforcement Learning algorithms arXiv, 8월 3, 2025에 액세스, https://arxiv.org/html/2505.07660v1
- 71. Cryptocurrency Trading Agent Using Deep Reinforcement Learning ResearchGate, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.researchgate.net/publication/369430345_Cryptocurrency_Trading_Agent_Using_Deep_Reinforcement_Learning
- 72. Welcome to FinRL Library! FinRL 0.3.1 documentation, 8월 3, 2025에 액세스, https://finrl.readthedocs.io/en/latest/index.html
- 73. Al4Finance-Foundation/FinRL: FinRL®: Financial Reinforcement Learning. GitHub, 8월 3, 2025에 액세스, https://github.com/Al4Finance-Foundation/FinRL
- 74. [2111.09395] FinRL: Deep Reinforcement Learning Framework to Automate Trading in Quantitative Finance arXiv, 8월 3, 2025에 액세스, https://arxiv.org/abs/2111.09395
- 75. End-to-End Solutions for Cryptocurrency Trading HackerNoon, 8월 3, 2025에 액세스,
 - https://hackernoon.com/end-to-end-solutions-for-cryptocurrency-trading
- 76. Open-ended Deep Reinforcement Learning for a Bitcoin Trading Bot ResearchGate, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.researchgate.net/publication/392246684 Open-ended Deep Reinfo reement Learning for a Bitcoin Trading Bot
- 77. Multi-Timeframe Trading Strategy | Backtest Insights QuantifiedStrategies.com, 8월 3, 2025에 액세스,

- https://www.guantifiedstrategies.com/multiple-timeframe-strategy/
- 78. Multiple Time Frames: Strategies for Trading Success GTF, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.gettogetherfinance.com/blog/multiple-time-frame-analysis/
- 79. How to use multiple timeframes in your algotrading strategy | by Saleh Medium, 8월 3, 2025에 액세스, https://medium.com/data-science/how-to-use-multiple-timeframes-in-your-algo-trading-strategy-8be026a890e2
- 80. Automatic selection of the best neural architecture for time series forecasting via multi-objective optimization and Pareto optimality conditions arXiv, 8월 3, 2025에 액세스, https://arxiv.org/html/2501.12215v1
- 81. Multi-Timeframe Adaptive Market Regime Quantitative Trading Strategy | by FMZQuant, 8월 3, 2025에 액세스, https://medium.com/@FMZQuant/multi-timeframe-adaptive-market-regime-quantitative-trading-strategy-1b16309ddabb
- 82. Feature Engineering Techniques for Quantitative Models Blog BlueChip Algos, 8월 3, 2025에 액세스,
 https://bluechipalgos.com/blog/feature-engineering-techniques-for-quantitative-models/
- 83. Feature Engineering in Machine Learning: A Practical Guide DataCamp, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.datacamp.com/tutorial/feature-engineering
- 84. A Practical Approach To Feature Engineering In Machine Learning KDnuggets, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.kdnuggets.com/2023/07/practical-approach-feature-engineering-machine-learning.html
- 85. Feature Engineering for Time-Series Data: A Deep Yet Intuitive Guide. Medium, 8월 3, 2025에 액세스, https://medium.com/@karanbhutani477/feature-engineering-for-time-series-dat-a-a-deep-yet-intuitive-guide-b544aeb26ec2
- 86. Feature Engineering for Time-Series Data: Methods and Applications -GeeksforGeeks, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.geeksforgeeks.org/data-analysis/feature-engineering-for-time-series-data-methods-and-applications/
- 87. Assessing the Impact of Technical Indicators on Machine Learning Models for Stock Price Prediction arXiv, 8월 3, 2025에 액세스, https://arxiv.org/html/2412.15448v1
- 88. Time-related feature engineering scikit-learn 1.7.1 documentation, 8월 3, 2025에 액세스, https://scikit-learn.org/stable/auto_examples/applications/plot_cyclical_feature_en_gineering.html
- 89. (PDF) Methods of Denoising Financial Data ResearchGate, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.researchgate.net/publication/283837011_Methods_of_Denoising_Financial_Data
- 90. A Hybrid Method Based on Extreme Learning Machine and Wavelet Transform Denoising for Stock Prediction PMC, 8월 3, 2025에 액세스, https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC8070264/

- 91. Noise Reduction Method of Nanopore Based on Wavelet and Kalman Filter MDPI, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.mdpi.com/2076-3417/12/19/9517
- 92. Optimal level and order of the Coiflets wavelet in the VAR time series denoise analysis Frontiers, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.frontiersin.org/journals/applied-mathematics-and-statistics/articles/10.3389/fams.2025.1526540/full
- 93. One-dimensional real-time signal denoising using wavelet-based kalman filtering, 8월 3, 2025에 액세스, https://open.metu.edu.tr/handle/11511/16625
- 94. [2501.13136] Forecasting of Bitcoin Prices Using Hashrate Features: Wavelet and Deep Stacking Approach arXiv, 8월 3, 2025에 액세스, https://arxiv.org/abs/2501.13136
- 95. Walk-Forward Optimization: How It Works, Its Limitations, and Backtesting Implementation, 8월 3, 2025에 액세스, https://blog.quantinsti.com/walk-forward-optimization-introduction/
- 96. Using Neural Networks and Combinatorial Cross-Validation for Stock Strategies | fizz, 8월 3, 2025에 액세스, https://fizzbuzzer.com/posts/using-neural-networks-and-ccv-for-smarter-stock-strategies/
- 97. [2209.05559] Deep Reinforcement Learning for Cryptocurrency Trading: Practical Approach to Address Backtest Overfitting arXiv, 8월 3, 2025에 액세스, https://arxiv.org/abs/2209.05559
- 98. Implement Walk-Forward Optimization with XGBoost for Stock Price Prediction in Python, 8월 3, 2025에 액세스, https://blog.quantinsti.com/walk-forward-optimization-python-xgboost-stock-prediction/
- 99. Walk Forward Optimization QuantConnect.com, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.quantconnect.com/docs/v2/writing-algorithms/optimization/walk-forward-optimization
- 100. How to Implement a Complete Validation of a Parametric Short-Term Trading Model for Futures | by Francesco Landolfi | Python in Plain English, 8월 3, 2025에 액세스,
 - https://python.plainenglish.io/validation-of-a-short-term-parametric-trading-model-with-genetic-optimization-and-walk-forward-89708b789af6
- 101. What is Combinatorial Purged Cross-Validation for time series data?, 8월 3, 2025에 액세스,
 - https://stats.stackexchange.com/questions/443159/what-is-combinatorial-purged-cross-validation-for-time-series-data
- 102. Cross Validation in Finance: Purging, Embargoing, Combinatorial QuantInsti Blog, 8월 3, 2025에 액세스,
 - https://blog.guantinsti.com/cross-validation-embargo-purging-combinatorial/
- 103. FinRL_Crypto: Cryptocurrency trading of FinRL GitHub, 8월 3, 2025에 액세스, https://github.com/AI4Finance-Foundation/FinRL Crypto
- 104. What is Scalping? Bitpanda Academy, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.bitpanda.com/academy/en/lessons/what-is-scalping
- 105. Scalping Pain: High Fees Eat Into Profits on \$BTC Short Trade | Fassy Rajpoot

- on Binance Square, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.binance.com/en/square/post/27684086280362
- 106. Mastering Crypto Scalping: Quick Profits and Rapid Trades Nebeus Blog, 8월 3, 2025에 액세스, https://blog.nebeus.com/what-is-scalping-trading-in-crypto/
- 107. What Is Slippage in Crypto Trading? Causes, Risks & Tips DWF Labs, 8월 3, 2025에 액세스,
 - https://www.dwf-labs.com/news/from-quote-to-fill-what-slippage-means-for-your-crypto-trades-and-how-to-manage-it
- 108. Why Does Slippage Occur in Trading? Mondfx, 8월 3, 2025에 액세스, https://mondfx.com/what-is-slippage-in-forex/
- 109. Using Backtesting to Avoid Slippage in Equities Trading Exegy, 8월 3, 2025에 액세스,
 - https://www.exegy.com/avoiding-slippage-equities-trading-with-backtesting/
- 110. Deep Reinforcement Learning for Trading—A Critical Survey MDPI, 8월 3, 2025에 액세스, https://www.mdpi.com/2306-5729/6/11/119
- 111. Portfolio Selection via Deep Reinforcement Learning Scholarworks@UNIST, 8월 3, 2025에 액세스,
 - https://scholarworks.unist.ac.kr/bitstream/201301/84130/2/200000813736.pdf
- 112. Measuring the value-added of algorithmic trading strategies | Macrosynergy, 8월 3, 2025에 액세스,
 - https://macrosynergy.com/research/measuring-value-added-of-algorithmic-trading-strategies/
- 113. the potential for real-time testing of high-frequency trading strategies through a developed tool Biblioteka Nauki, 8월 3, 2025에 액세스, https://bibliotekanauki.pl/articles/30148245.pdf
- 114. Repo to house deep learning trading strategy project for Advanced Topics in DS GitHub, 8월 3, 2025에 액세스, https://github.com/DarienNouri/Trading-Strategy-Project/
- 115. Benchmark FinRL 0.3.1 documentation Read the Docs, 8월 3, 2025에 액세스, https://finrl.readthedocs.io/en/latest/finrl_meta/Benchmark.html
- 116. Using algorithmic trading to analyze short term profitability of Bitcoin PeerJ, 8월 3, 2025에 액세스, https://peerj.com/articles/cs-337/
- 117. Deep Reinforcement Learning for Crypto Trading | by Alex K | Coinmonks Medium, 8월 3, 2025에 액세스,
 - https://medium.com/coinmonks/deep-reinforcement-learning-for-crypto-trading-2d2a8204bf79