

암호화폐 시장에서의 페어 트레이딩 전략

SR 26 기 계량팀 허준수, 박석주, 최은서, 최인재, 전우빈, 구민서, 이제성

요 약

본 연구는 암호화폐 시장에서 효율적인 페어 트레이딩 전략을 제안하고 검증하였다. 암호화폐의 높은 변동성과 낮은 효율성을 고려하여 기존의 전통적인 페어 트레이딩 방식(공적분 및 거리 접근법)의 한계를 보완하는 전략을 설계하였다.

이를 위해 총 223개의 암호화폐에서 가능한 페어(총 24,753개)를 대상으로 다단계 필터링 과정을 적용하였다. 필터링 단계는 상관계수, 평균회귀 이벤트 수, 거래량, 반감기(Half Life)를 활용하여 우수한 페어를 선정하고, 선정된 페어에 대해 EWMA 기반의 z-score를 활용한 진입 및 청산 신호를 설정하였다.

또한, 회귀 분석을 통해 산출한 헤지 비율을 기반으로 자산 비중 조정을 진행하였고, 실질적인 운용 제약조건(거래 충돌 회피, 진입 및 청산 시점 등)을 반영한 자동화된 백테스트 프레임워크를 구현하였다. 연구의 결과는 중간 수준(0.6–0.8)의 상관관계를 가진 페어에서 거래량 필터를 추가 적용했을 때 가장 높은 성과를 기록하였으며, 이는 BTC 단일 매수·보유 전략을 크게 상회하였다.

핵심 주제어 : 페어 트레이딩, 암호 화폐, 상관계수, 거래량, EWMA

목 차

I. 서론.....	3
II. 선행연구 분석.....	4
III. 활용 데이터	5
3.1. 데이터 수집	5
3.2. 데이터 수집 방법	5
IV. 페어트레이딩 전략.....	6
4.1. 페어 필터링	6
4.2. 코드 구현	8
4.2.1. 트레이딩 로직 설계.....	10
4.2.2. 자본 운용 및 거래 제약 조건.....	10
4.2.3. 자본 배분 및 수익률 계산	11
4.2.4. 백테스트 프레임워크	11
V. 결론	12
5.1. 결과분석	12
5.2. 요약 및 결론	15
5.3. 한계 및 의의	15
VI. APPENDIX	17
6.1. 수집 암호화폐 종목.....	17
6.2. 참고 문헌	18

I. 서론

페어 트레이딩(pair trading)은 서로 유사한 움직임을 보이는 두 자산 간의 일시적인 가격 차이를 이용해 수익을 추구하는 통계적 차익거래(statistical arbitrage) 전략이다. 일반적으로 한 자산을 매수하고 다른 자산을 동시에 매도하는 시장 중립적 전략으로, 금융 시장의 변동성과 무관하게 수익을 낼 수 있다는 점에서 꾸준히 연구되어 왔다.

전통적인 페어 트레이딩은 주로 상관관계 기반 거리 접근법(distance approach)이나 공적분(cointegration) 기반 검정법을 활용하여 페어를 구성하였다. 그러나 암호화폐 시장은 기존 주식시장과는 달리, 높은 변동성과 불균형한 거래량, 낮은 효율성 등으로 인해 이러한 전통적인 방법론이 제대로 작동하지 않는 경우가 많다. 특히, 평균회귀성이 명확히 드러나지 않는 경우나 거래비용 및 진입/청산 시점의 불확실성 등은 전략의 수익성과 안정성에 부정적 영향을 미친다.

이에 본 연구는 암호화폐 시장의 특성을 고려한 실용적인 페어 트레이딩 전략을 제안한다. 총 223 개의 암호화폐 종목을 대상으로 2 개씩 총 24,753 개의 페어를 생성하였다. 이후 각 페어별로 상관관계수, 평균회귀 이벤트 수, 거래량, 반감기의 4 가지 정량적 기준을 바탕으로 단계별 필터링을 수행하고, 스프레드 기반의 z-score 신호를 통해 포지션 진입 및 청산을 결정하였다. 또한, 전략의 실현 가능성을 높이기 위해 자본 운용 및 자산 충돌 회피 규칙, 거래 종료 시점 청산 등 현실적인 제약 조건을 반영한 백테스트 프레임워크를 설계하였다.

본 연구는 페어 선정에서부터 백테스팅까지의 자동화 시스템을 구현하고, 이를 통해 기존 연구 대비 더 높은 신뢰도와 수익 가능성을 갖춘 암호화폐 기반 페어트레이딩 전략을 제시하고자 한다.

II. 선행연구

페어 트레이딩은 주로 주식시장에서 활용되어 온 거래전략이다.

M. Fil, L. Kristoufek(2020)은 암호화폐 시장에서 확인되지 않았던 페어 트레이딩의 수익성을 검증하였고, 암호화폐 시장에 있어 페어 트레이딩 방식의 개선 가능성에 대해 연구하였다. 페어 트레이딩 전략의 기본적인 방식인 단순거리(distance)와 주식시장 적용 시 주로 사용되어 온 공적분(cointegration) 방식은 암호화폐 시장 적용 시 기본적으로 그 수익률이 기준수익률에 비해 저조하였다. 바이낸스에 상장된 26가지 암호화폐 가격의 5분봉, 60분봉, 일봉을 활용하였고, 테스트 기간은 2018년 1월부터 2019년 9월로 하였다. 학습기간은 20일로, 거래기간은 10일로 하였다. 그 결과 특정 조건하에서는 암호화폐 시장에서 페어 트레이딩이 효과적이었으나 거래비용과 execution windows(주문집행구간) 등 외생변수의 영향을 매우 많이 받음을 보였다. 또한 거래빈도를 증가시키면 더 좋은 테스트 결과를 보였으나, 유동성이 크고 외생변수의 변동이 많은 실제 투자 시 거래빈도의 증가를 통한 개선은 불확실하다고 분석하였다. 따라서 새로운 방향의 개선이 필요함을 보였다.

Po-Chang Ko 외(2023)는 바이낸스에 상장된 암호화폐 중 거래량 많은 26가지 암호화폐의 1분봉, 5분봉, 60분봉을 활용하여 페어 선정 방식의 적합성을 비교하였고, 역시 공적분 방식이 암호화폐 시장에서는 타 방식에 비해 효과적이지 않음을 확인하였다. 테스트 기간은 2018년 1월 11일부터 2018년 3월 31일까지 79일로 하였다. 상관관계, 공적분, SDR, 단순거리, 유전적 알고리즘이 비교 대상이었는데, 공적분 방식의 총 수익률은 전체 방식별 총 수익률의 평균보다 낮았다. 공적분 방식의 수익률은 1분봉에서 1.39%, 5분봉에서 0.98%, 60분봉에서 0.31%인데 반해 전체 방식은 1분봉에서 1.34%, 5분봉에서 1.19%, 60분봉에서 0.52%였다. 또한 단순거리의 총 수익률은 1분봉에서 1.66%, 5분봉에서 1.51%, 60분봉에서 1.1%로, 공적분 방식을 사용하는 것이 단순히 가격간 거리를 구하는 방식보다도 수익률이 저조하였다.

Metsälä. M(2025)은 암호화폐의 3분봉, 5분봉, 15분봉 데이터를 활용하여 단순거리, 공적분 방식의 단기투자 수익을 비교하였다. 두 방식 모두 모든 분봉에서 양의 수익을 낼 수 있음을 보였고, 그 중 공적분 방식이 더 나음을 확인하였다.

Masood Tadi, Irina Kortchemski(2021)는 암호화폐에서 페어 트레이딩 시 페어 선정 및 거래 비중 조정 방안을 세 가지 시나리오로 나누어 분석했다. 시나리오는 매 거래 기간마다 페어 종류를 바꾸는 것, 페어 종류는 바꾸지 않고 거래 비중만 바꾸는 것, 페어 종류, 거래 비중 모두 바꾸지 않는 것으로 나누었다. 검증 결과 첫 번째 시나리오인 매 거래 기간마다 페어 종류를 바꾸는 것이

가장 최적의 결과를 보였다. 결과 검증은 ADF(augmented Dickey-Fuller test), KSS(Kapetanios-Snell-Shin test)로 하였다.

Ⅲ. 활용 데이터

3.1 데이터 설명

본 연구에서는 2023 년 6 월 1 일부터 2025 년 4 월 15 일까지 Binance 의 USDT 마켓에 상장된 암호화폐를 대상으로, 5 분 간격의 종가 및 거래량 데이터를 활용하였다. 해당 기간 동안 총 223 개의 종목에 대해 196,993 개의 관측치를 확보하였다. 암호화폐 시장은 휴장일 없이 24 시간 거래가 이루어지며, 다양한 타임프레임의 데이터에 손쉽게 접근할 수 있다는 점에서 분석에 유리한 환경을 제공한다. 타임프레임을 선정하면서, 지나치게 짧은 간격의 분봉 데이터는 공적분 검정 및 추정 과정에서 연산 부담이 과도하게 증가하는 문제가 있는 반면, 간격이 지나치게 긴 경우에는 반감기 추정과 시그널 산출의 민감도가 떨어지는 비효율성이 발생할 수 있다. 이에 따라 여러 테스트를 통해 비교·검토한 결과, 5 분봉 데이터가 계산 효율성과 신호 민감도 측면에서 균형을 갖춘 적절한 선택으로 판단되었다.

페어 트레이딩 구현 코드에서 데이터는 매 구간별로 학습기간 180 일과 거래 기간 7 일로 분리된다. 이후 학습 기간에서 여러 필터를 통해 페어를 선정하고, 선정된 페어로 거래 기간에서 로그 수익률을 활용하여 트레이딩 전략을 시행한다. 이 과정을 반복하여 백테스트와 실거래를 수행하였다.

3.2 데이터 수집

데이터는 파이썬의 `binance.client` 모듈을 활용하여 Binance API 에서 수집하였고, SQLite 를 활용하여 적재하였다. Binance API 를 통해 USDT 에 상장된 종목에 대하여 5 분 간격의 OHLCV 를 얻고, 그 중 시가와 거래량 데이터를 추출하여 SQLite 데이터베이스에 저장하였다.

IV. 페어 트레이딩 전략

4.1 페어 필터링

본 연구에서는 페어 트레이딩 전략의 적용 가능성을 높이기 위해, 평균 회귀적 특성을 지닌 암호화폐 페어를 체계적으로 선별하였다. 이를 위하여 총 223 개의 과거 6 개월 암호화폐 가격 데이터를 기반으로 다음과 같은 필터링 프로세스를 설계하였다.

4.1.1 후보 페어 생성

전체 암호화폐 중 가능한 모든 2 개 조합을 생성하여 후보 페어 집합을 구성하였다. 총 $223C2 = 24,753$ 개의 조합이 생성되었으며, 이후의 필터링은 해당 조합군을 대상으로 수행된다.

4.1.2. 상관계수 필터

첫 번째 필터는 상관계수 기반 필터로, 지나치게 유사하거나 비동조적인 페어를 제거하기 위한 목적을 가진다. 페어 내 두 자산 간의 피어슨 상관계수가 0.6 이상 0.8 이하인 경우만을 선정하였다.

암화폐 시장에서는 대부분의 자산이 비트코인과 유사한 가격 흐름을 보이기 때문에, 지나치게 높은 상관계수 임계값을 적용할 경우 평균회귀보다는 모멘텀 특성이 두드러질 위험이 있다. 따라서 본 연구에서는 적정 수준의 상관계수 범위를 활용하여 페어를 선별함으로써, 평균회귀 시그널의 발생 빈도와 차익거래 수익성을 높이하고자 하였다.

4.1.3. 평균회귀 이벤트 필터

두 번째 필터는 평균회귀 이벤트 기반 필터로, 각 페어의 가격 차이(스프레드)가 평균으로 얼마나 자주 회귀하는지를 평가하기 위한 목적을 가진다. 이를 위해 다음과 같은 절차를 거쳐 평균회귀 이벤트의 빈도를 측정하였다.

우선, 두 자산 간의 선형 회귀 분석을 통해 회귀 계수 β 와 절편 α 를 추정하고, 이를 바탕으로 시점 t 에서의 스프레드(spread)를 다음 수식과 같이 계산하였다.

$$Spread_t = P1,t - \beta \cdot P2,t - \alpha$$

해당 스프레드 시계열에 대해 평균 및 표준편차를 계산하고, 이를 활용하여 z-score 를 도출하였다.

$$Z_t = \frac{Spread_t - \mu_t}{\sigma_t}$$

이후 z-score 가 절댓값 3.5 이상(즉, ± 3.5)을 초과하는 극단적 외부 구간으로 이탈한 후, 평균값 근방(절댓값 1 이하)으로 회귀하는 경우를 하나의 이벤트로 간주하였다. 이러한 평균회귀 이벤트의 발생 빈도가 높은 페어일수록 통계적으로 평균회귀 가능성이 높다고 판단하고, 우선적으로 필터를 통과시켰다. 이는 가격이 일시적으로 크게 벌어졌다가 다시 균형 상태로 돌아오는 동학을 포착하기 위함이다.

4.1.4. 거래량 필터

세 번째 필터는 거래량 기반 필터로, 페어 선정의 안정성을 높이기 위한 목적을 가진다. 암호화폐 시장의 특성상 주말 및 비활성 시간대에 거래량이 급감할 수 있기 때문에, 각 자산의 지정한 록백 기간 동안의 거래량에 대해 지수 이동 평균(Exponential Moving Average, EMA)을 적용하고 임계값이 1 이상인 경우만을 선별하였다. 이는 거래 신호의 신뢰성을 높이고, 노이즈에 의한 허위 시그널 발생 가능성을 제한하기 위함이다.

4.1.5. 반감기 필터

네 번째 필터는 시계열 분석에서의 반감기(half-life) 개념을 활용한 필터로, 스프레드의 평균회귀 속도를 정량적으로 평가하기 위해 사용된다. 본 문맥에서의 반감기는 특정 암호화폐의 블록 보상 반감기(halving event)가 아니라, 스프레드가 외부 충격 이후 평균으로 절반만큼 복원되는 데 소요되는 시간을 의미하는 통계적 개념이다. 반감기가 짧을수록 스프레드가 평균으로 민첩하게 되돌아가며, 이는 평균회귀 기반 전략에서 리스크 회피 및 자본 회수 속도 측면에서 중요한 판단 기준이 된다. 따라서, 본 필터는 반감기 값이 일정 임계치 이하인 페어만을 선별하여, 실거래 가능성이 높은 평균회귀 페어를 추출하는 데 활용된다.

스프레드 시계열이 평균으로 회귀하는지를 확인하기 위해, 다음과 같은 1 차 자기회귀 모형(AR(1))을 가정한다.

$$Spread_t = P1_t - \beta \cdot P2_t - \alpha$$

이 회귀식을 통해 추정된 계수 β 를 이용하여 반감기(half-life)는 다음과 같이 계산된다.

$$half - life = -\beta \ln(2)$$

본 연구에서는 각 페어의 반감기를 계산하여 이를 기준으로 정렬하였으며, 반감기가 짧은 상위 5 개 페어를 선정하여 최종 페어로 선정하였다. 이는 실거래 전략에서 리스크와 회수 속도를 고려하기 위함이다.

단계	필터 이름	목적
1	후보 페어 생성	가능한 모든 페어(조합) 를 생성
2	상관계수 필터	상관계수가 0.6 이상 0.8 이하인 페어 선별
3	평균회귀 이벤트 필터	평균회귀 이벤트 수를 계산하여 상위 30 개 페어 선별
4	거래량 필터	거래량 지수 이동 평균의 최솟값이 1 이상인 페어 선별
5	반감기 필터	각 페어의 반감기를 계산하여 5 개 페어 최종 선별

[표 1]

4.2 코드 구현

본 절에서는 페어 트레이딩 전략의 실거래 운용 가능성을 높이기 위해 커스터마이징 된 백테스트 프레임워크를 구현하였다. 구현의 핵심은 EWMA 기반 동적 진입/청산 신호 생성, 자산 간 충돌 제약 조건 반영, 헤지 비율을 고려한 자본 배분, 누적 수익률 시뮬레이션 등으로 구성된다. 페어 선정 이후 단계부터, 전략 로직 및 자본 운용, 백테스트 수행까지의 구현 내용을 설명한다.

4.2.1. 트레이딩 로직 설계

본 연구의 트레이딩 전략은 두 자산 간의 가격 차이가 정상적인 수준으로 회귀하는 경향, 즉 평균회귀(mean-reversion) 특성을 기반으로 설계되었다. 자산 간 스프레드는 로그 수익률을 바탕으로 계산되며, 이를 지수 가중 이동 평균(Exponentially Weighted Moving Average, EWMA)을 통해 정규화 한 z-score 를 트레이딩 신호의 핵심 지표로 사용한다.

트레이딩 신호는 z-score 의 동적 추세를 반영한 시계열 조건을 바탕으로 정의된다. 단일 시점의 조건에 의존하지 않고, 2 시점($t-1$, t)에 걸친 연속적인 패턴을 분석하여 진입 신호를 결정하고, 2 시점($t-1$, t)에서의 회귀 패턴을 근거로 청산 시점을 판단한다. 이러한 구조는 시장의 급격한 변동성에 따른 슬리피지(slippage) 발생 가능성을 최소화하고, 신호의 지속성과 신뢰도를 확보하기 위한 것이다.

4.2.1.1 진입 및 청산 조건

트레이딩 신호는 아래 표와 같이 z-score 가 z-score 의 지수 가중 이동 표준편차의 정해진 배수(± 2 , ± 1)를 돌파하거나 회귀할 때 생성된다. 진입 조건은 다음과 같다. z-score 가 지수 가중 이동 표준편차의 ± 2.0 배를 기준으로, 시점 $t-2$ 에는 해당 임계값에 근접한 상태(돌파 직전), 시점 $t-1$ 에서 이를 돌파, 시점 t 에서 돌파 상태를 유지하는 경우에 한하여 진입 신호가 발생한다.

청산 조건은 진입 방향의 반대 방향으로 z-score 가 지수 가중 이동 표준편차의 ± 1.0 배 이내로 회귀하는 상태가 연속된 두 시점($t-1$, t)에 걸쳐 관측되는 경우로 정의하며, 이 경우 기존 포지션을 청산한다.

이때, z-score 가 하방 임계값을 돌파하면 매수(long) 포지션을, 상방 임계값을 돌파할 경우 매도(short) 포지션을 취한다. 진입 시 ± 5 배 이상의 극단적 z-score 값에 대해서는 거래를 제한하여 이상치에 의한 과도한 진입을 방지하였다. $Z_{t-2} \geq -2\sigma_{t-2}$

조건	의미	시그널
$Z_{t-2} \geq -2\sigma_{t-2}$ $Z_{t-1} < -2\sigma_{t-1}$ $Z_t < -2\sigma_t$	하단 밴드 돌파 후 유지(Long 진입)	+1
$Z_{t-2} \leq -1\sigma_{t-2}$ $Z_{t-1} > -1\sigma_{t-1}$ $Z_t > -1\sigma_t$	하단 밴드 복귀 후 유지(Long 청산)	0
$Z_{t-2} \geq +2\sigma_{t-2}$ $Z_{t-1} < +2\sigma_{t-1}$ $Z_t < +2\sigma_t$	상단 밴드 돌파 후 유지(Short 진입)	-1
$Z_{t-2} \leq +1\sigma_{t-2}$ $Z_{t-1} > +1\sigma_{t-1}$ $Z_t > +1\sigma_t$	상단 밴드 복귀 후 유지(Short 청산)	0

[표 2]

4.2.1.2 포지션 정의 및 헷지 비율 적용

포지션은 페어 (X, Y)에 대해 X 자산을 기준으로 정의되며, Y 자산은 X 자산과 반대 방향의 포지션을 가진다. 스프레드 계산 시, 두 자산 간의 가격 수준 차이로 인한 왜곡을 최소화하기 위하여 hedge ratio(β)를 반영하였다. 해당 β 값은 선형 회귀 분석을 통해 추정되며, 포지션의 비율은 1: β 로 자동 조정된다.

이러한 구조는 거래마다 롱/숏 포지션의 비대칭 자본 배분을 고려함으로써, 자산 간 상대적 시장 노출을 정량적으로 통제하고 헷지 비율의 일관성을 유지할 수 있도록 한다.

4.2.2. 자본 운용 및 거래 제약 조건

자산 간 중복 진입으로 인해 발생할 수 있는 포지션 충돌을 방지하고, 현실적인 시장 조건을 반영하기 위하여 거래 기록 처리 모듈 내에 다음과 같은 거래 제약 조건 및 자본 운용 로직을 구현하였다.

첫째, 중복 자산 진입 제한 조건을 설정하였다. 동일한 시점에 동일 자산에 대해 상반된 방향의 진입 신호가 복수의 페어에서 동시에 발생하는 경우, 해당 자산이 포함된 모든 신규 거래를 무효화하여 충돌을 방지한다. 이는 자산 중복으로 인한 포지션 간 간섭을 제거하기 위한 사전적 조치이다.

둘째, 기존 포지션과의 상충 처리 규칙을 적용하였다. 특정 자산에 대한 기존 포지션이 존재하는 상황에서, 해당 자산을 포함한 새로운 페어에서 반대 방향의 신호가 발생할 경우, 기존 포지션을 우선 청산한 후 신규 거래에 진입한다. 이를 통해 자산 간 순방향 노출의 일관성을 유지하며 포트폴리오 리스크를 효과적으로 통제한다.

셋째, 최종 청산 처리를 수행한다. 거래 기간 종료 시점까지 청산 조건이 충족되지 않은 포지션을 백테스트의 마지막 시점에서 강제적으로 청산하여 모든 거래의 종결을 보장한다.

이러한 제약 조건은 가상자산(암호화폐) 시장의 고빈도 변동성과 다중 자산 간 중복성 구조를 고려하여 설계된 것으로, 전략의 실행 가능성과 실전 적용 가능성을 제고하기 위한 목적을 갖는다.

4.2.3. 자본 배분 및 수익률 계산

선정된 페어의 개수에 따라 자본은 균등 분할되며, 각 페어 내부에서는 hedge ratio(β)를 활용하여 자산 간 롱/숏 포지션 비중이 자동 조정된다. 예를 들어, 한 페어에 20% 자본이 배분되었고 hedge ratio가 1.5 일 경우, A: 44.4%, B: 55.6%의 비율로 자본이 배치된다.

모든 거래는 수수료를 반영하여 수익을 계산하며, 페어별 거래가 종료될 때마다 자본이 갱신된다. 전체 기간 동안 자본 흐름을 추적하여 누적 수익률 및 전략 성과를 평가한다.

4.2.4. 백테스트 프레임워크

본 연구에서는 고빈도 데이터를 활용한 전략 성과 평가를 위하여, 5 분 단위 봉(5-minute interval)으로 구성된 시계열 데이터를 기반으로 슬라이딩 윈도우(sliding window) 방식의 백테스트 프레임워크를 구축하였다. 전체 분석 기간에 대해 다음과 같은 순환 절차를 반복 수행하였다. 먼저, 일정 기간의 과거 데이터를 학습 구간(reference window)으로 설정하여 자산 필터링 및 전략 훈련을 실시하였다(예: 180 일). 이후, 학습된 전략을 기반으로 거래 구간(trading window) 동안 실제 트레이딩을 수행하였다(예: 7 일). 각 거래 구간에서는 선정된 상위 5 개 페어에 자본을 균등하게 분배하고, 설정된 진입 및 청산 조건에 따라 매매 전략을 수행하였다.

전략의 성과는 각 거래 구간 종료 시점의 자본을 기록함으로써 누적 수익률 시계열을 생성하였다. 본 전략의 성과는 동일한 거래 구간 동안의 비트코인(BTC) 단순 매수 및 보유 전략(Buy & Hold)과 병행하여 비교 평가하였다. 성과 평가지표로는 샤프 비율(Sharpe Ratio), 최대 낙폭(Maximum Drawdown, MDD), 누적 수익률을 사용하여 평균 수익률 뿐만 아니라 전략의 변동성과 하방 리스크를 종합적으로 평가하였다.

V. 결론

5.1. 결과 분석

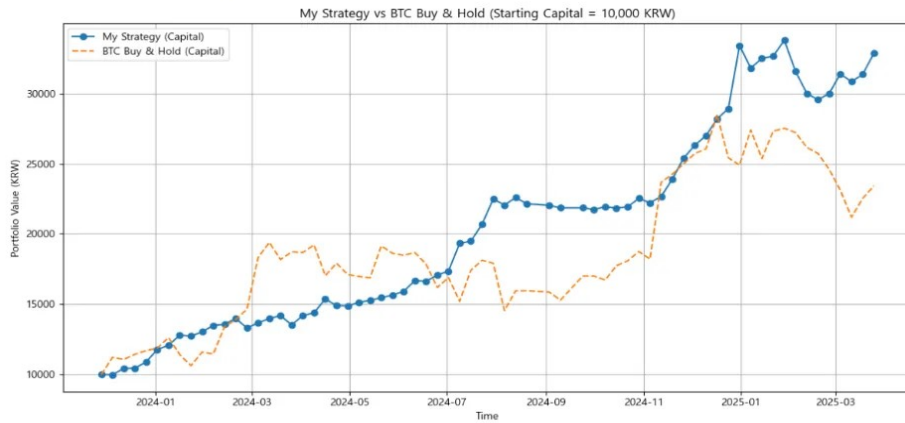
본 절에서는 본 연구에서 제안한 페어 트레이딩 전략을 상관관계수 및 거래량 필터 적용 여부에 따라 평가한 결과를 제시하고 분석한다. 구체적으로, 상관관계수의 수준(0.6-0.8 및 0.95 이상)에 따라 두 가지로 구분하고, 각 수준에서 거래량 필터 적용 유무를 달리하여 총 네 가지 전략을 설정하였다. 이들 네 가지 전략의 성과는 기준 전략인 BTC 단일 매수·보유(Buy & Hold) 전략과 비교하여 평가하였다.

각 전략의 성과는 누적 수익률(Cumulative Return), 위험 대비 성과(Sharpe ratio), 최대 낙폭(Max Drawdown, MDD), 승률(Win Rate), 손익비(Profit Factor)를 기준으로 측정하였다. 분석 결과는 다음의 표에 요약되어 있으며 표에 나열된 순서대로 수익률 그래프 그림을 첨부하였다.

	거래량 필터 적용 상관관계 0.6 ~ 0.8	거래량 필터 미적용 상관관계 0.6 ~ 0.8	거래량 필터 적용 상관관계 0.95~	거래량 필터 미적용 상관관계 0.95~	BTC Buy & Hold
누적 수익률	276.22%	228.67%	29.93%	27.67%	134.27%
Sharpe ratio	4.04	3.62	0.85	0.8	1.43
MDD	12.54%	12.54%	29.03%	29.79%	25.51%
승률	72.35%	71.83%	71.61%	70.82%	55.10%
손익비	6.5	5.92	2.16	2.39	1.51

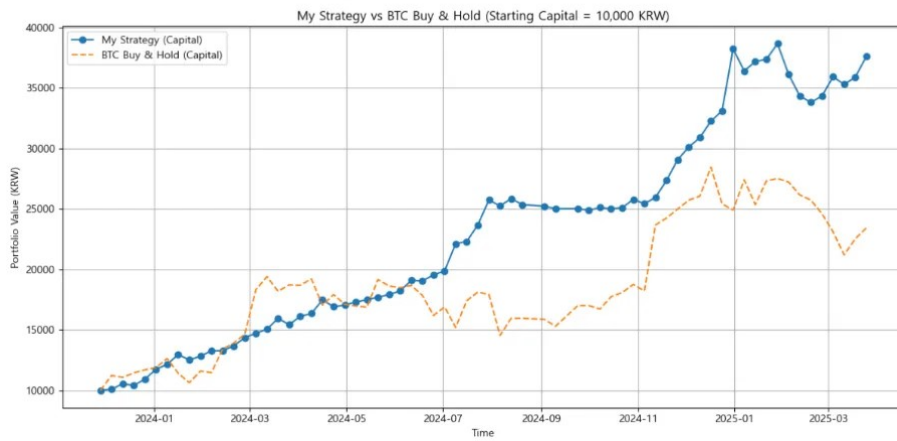
[표 3]

=== 전체 포트폴리오 최종 자본: 32867.84, 누적 수익률: 228.68% ===

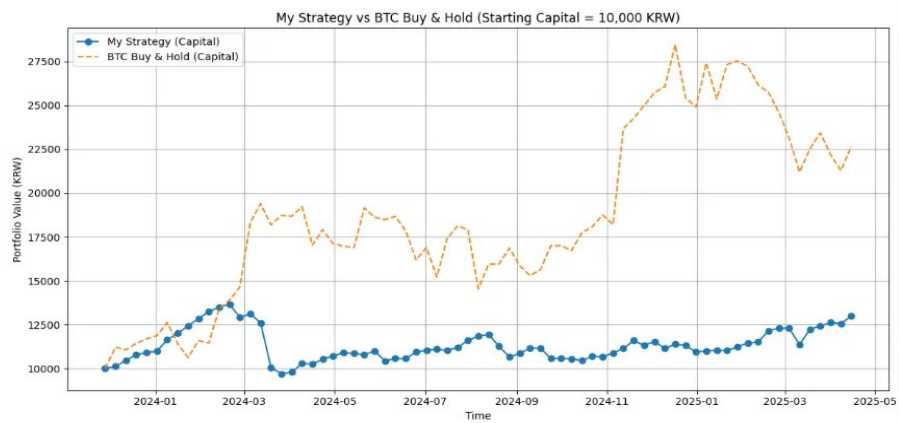


[그림 1]

=== 전체 포트폴리오 최종 자본: 37622.67, 누적 수익률: 276.23% ===

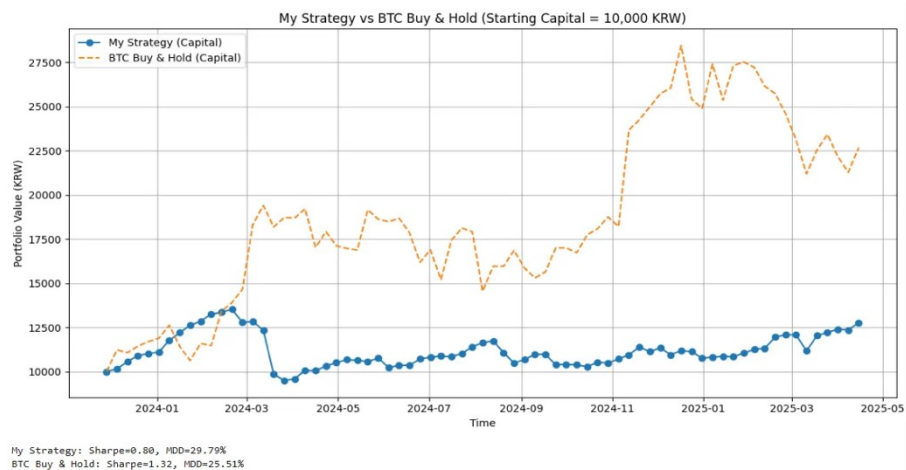


[그림 2]



My Strategy: Sharpe=0.85, MDD=29.03%
BTC Buy & Hold: Sharpe=1.32, MDD=25.51%

[그림 3]



[그림 4]

위 결과를 종합하면 다음과 같은 주요 시사점을 얻을 수 있다.

첫째, 중간 정도의 상관관계(0.6–0.8)를 가진 페어에 거래량 필터를 적용한 전략이 가장 우수한 성과를 나타냈다. 이 전략은 누적 수익률 276.23%, Sharpe ratio 8.74, MDD 12.54%, 승률 72.35%, 손익 비 6.50 으로 모든 평가지표에서 가장 높은 성과를 기록하였다. 특히, 위험 대비 성과(Sharpe ratio)는 BTC Buy & Hold 전략(3.09)의 약 2.8 배에 달하여 안정성과 효율성을 모두 입증하였다.

둘째, 동일한 상관관계수 구간(0.6–0.8)에서도 거래량 필터를 적용하는 경우 성과가 향상되는 것으로 나타났다. 거래량 필터 미적용 전략은 누적 수익률이 228.68%로 필터 적용 시(276.23%)보다 낮았다. 이는 거래량 필터가 충분한 유동성을 보장하고 시장 충격을 줄여 성과를 개선할 수 있음을 시사한다.

셋째, 높은 상관관계수(0.95 이상)를 가진 페어는 성과가 현저히 낮았다. 해당 전략들은 누적 수익률이 30% 내외, Sharpe ratio 가 1.7~1.8 수준에 불과하여 BTC Buy & Hold 전략보다도 낮은 성과를 나타냈다. 또한 최대 낙폭(MDD) 역시 약 29%로 상대적으로 높아, 높은 상관관계는 평균회귀 기회를 제한하고 위험 조정 성과를 저하할 수 있음을 확인하였다.

종합적으로, 본 연구에서는 상관관계수 0.6–0.8 범위의 페어를 선정하고 거래량 필터를 적용하는 전략이 가장 우수한 투자 성과를 보인다는 결론을 도출하였다. 이는 페어 트레이딩 전략의 성능을 극대화하기 위해 유동성 확보와 중간 수준의 가격 연관성을 유지하는 것이 효과적임을 시사한다.

5.2. 요약 및 결론

본 연구는 암호화폐 시장에서 효과적인 페어 트레이딩 전략을 설계하고 이를 검증하였다. 연구 결과, 중간 수준(상관계수 0.6–0.8)의 암호화폐 페어에 거래량 필터를 추가로 적용한 전략이 수익성, 위험 조정 성과(Sharpe ratio), 안정성 측면에서 가장 우수한 성과를 나타냈다. 이는 높은 상관관계를 가진 페어가 오히려 평균회귀 기회를 제한하여 전략 성과를 저하시킬 수 있음을 보여준다. 동시에, 본 연구는 거래량 필터를 적용하여 충분한 유동성을 확보할 경우 전략의 수익률과 위험 관리 효율성이 크게 향상될 수 있음을 실증적으로 확인하였다.

본 연구의 의의는 기존 페어 트레이딩 전략이 암호화폐 시장의 특성을 반영하지 못해 효율성이 낮았던 한계를 극복하고, 현실적이고 정교한 다단계 필터링 및 신호 체계를 구축하여 실거래에 적용 가능한 전략을 설계했다는 점이다. 다만 향후 연구에서는 전략의 실제 시장 적용성을 높이기 위해 거래비용, 시장 급변 등과 같은 외부 요인에 대한 민감도 분석을 보다 심층적으로 수행하고, 더 긴 기간에 걸친 실제 시장 데이터를 활용한 추가적인 검증이 요구된다.

5.3. 한계 및 의의

본 연구는 다음과 같은 몇 가지 한계점을 가진다.

첫째, 페어 선별 과정에서 스프레드의 정상성(stationarity), 정규성(normality), 공적분 관계(cointegration) 등에 대한 엄밀한 통계적 검정은 수행하지 않았다. 이는 분석 대상 페어의 수가 매우 방대하고, 초단기 전략의 속도와 현실적 유연성을 확보하기 위한 전략적 판단에 기인한 것이다. 따라서 향후 연구에서는 주요 페어를 선별한 후 추가적인 정밀 검증을 수행하여 보다 신뢰할 수 있는 페어를 선정할 필요가 있다.

둘째, 거래 수수료, 슬리피지(slippage), 시장 충격(market impact) 등 실제 투자 시 발생할 수 있는 다양한 거래비용 요소에 대한 정교한 모델링이 다소 제한적이었다. 이를 극복하기 위해, 실제 거래 데이터를 활용한 정밀한 비용 추정과 보다 현실적인 비용 반영이 필요하다.

셋째, 본 연구는 특정 거래소(Binance USDT 마켓)에 한정된 데이터를 이용하여 시장 간 가격 차이, 거래소 간 차익거래 기회 등을 충분히 반영하지 못했다는 한계가 있다. 향후 다양한 거래소의 데이터를 통합하여 시장 간의 차익거래 가능성과 그에 따른 전략의 성과를 보다 종합적으로 평가할 필요가 있다.

그럼에도 불구하고 본 연구는 다음과 같은 중요한 실무적 및 학술적 의의를 가진다. 첫째, 대규모 암호화폐 데이터에 기반한 전략 설계와 백테스트 프레임워크의 구현을 통해 실제 거래에 직접적으로 적용 가능한 구조를 제공하였다. 둘째, 시장 중립성과 포트폴리오 회전율 사이의 적절한 균형을 고려한 자본 운용 및 포지션 관리 규칙을 제시함으로써 전략의 현실적 적용 가능성을 높였다. 마지막으로, 본 연구에서 구축한 백테스트 프레임워크는 향후 머신러닝(ML) 기반의 동적 전략 최적화 및 다수 거래소를 포괄하는 다중시장 차익거래 연구로의 확장 가능성을 제시하는 중요한 기초를 제공한다는 점에서 학술적 의미를 가진다.

VI. APPENDIX

6.1 수집 암호화폐 종목

ETH, BTC, BCH, XRP, EOS, LTC, TRX, ETC, LINK, XLM, ADA, DASH, ZEC, XTZ, BNB, ATOM, ONT, IOTA, BAT, VET, NEO, QTUM, IOST, THETA, ALGO, ZIL, KNC, ZRX, COMP, DOGE, SXP, KAVA, BAND, RLC, MKR, SNX, DOT, YFI, CRV, TRB, RUNE, SUSHI, EGLD, SOL, ICX, STORJ, UNI, AVAX, ENJ, FLM, KSM, NEAR, AAVE, FIL, RSR, LRC, CVC, BEL, AXS, ALPHA, ZEN, SKL, GRT, 1INCH, CHZ, SAND, ANKR, RVN, SFP, COTI, CHR, MANA, ALICE, HBAR, ONE, DENT, CELR, HOT, MTL, OGN, NKN, SC, DGB, BAKE, GTC, IOTX, RAY, C98, MASK, ATA, DYDX, GALA, CELO, AR, ARPA, CTSI, LPT, ENS, PEOPLE, ROSE, DUSK, FLOW, IMX, API3, GMT, APE, WOO, JASMY, OP, INJ, STG, SPELL, LDO, CVX, ICP, APT, QNT, FET, FXS, HOOK, MAGIC, T, HIGH, MINA, ASTR, PHB, GMX, CFX, STX, ACH, SSV, CKB, PERP, TRU, LQTY, USDC, ID, ARB, JOE, TLM, LEVER, RDNT, HFT, XVS, EDU, IDEX, SUI, UMA, RAD, NMR, MDT, XVG, AGLD, YGG, BNT, OXT, HIFI, GLMR, BICO, STPT, WAXP, RIF, POLYX, GAS, POWR, SLP, CAKE, TWT, STEEM, ILV, SUPER, USTC, ONG, AUCTION, MOVR, LSK, OM, GLM, RARE, SYN, SYS, VOXEL, ALPACA, SUN, MBOX, CHESS, FLUX, BSW, RPL, KDA, FIDA, FIO, GHST, LOKA, REI, COS, DIA, SANTOS, SCRT, AVA, DEGO, HIVE, DEXE, PHA, DF, PROM, VTHO, PAXG, FUN, MLN, FORTH, FLOKI, PEPE, LUNA, SHIB, BAL, CTK, LUNC, SNT, BADGER, VIDT, NULS, TROY

6.2 참고 문헌

M. Fil and L. Kristoufek. (2020), "Pairs Trading in Cryptocurrency Markets", IEEE Access, vol. 8, pp. 172644–172651, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3024619.

Ko, Po-Chang, Ping-Chen Lin, Hoang-Thu Do, Yuan-Heng Kuo, You-Fu Huang, and Wen-Hsien Chen. (2023), "Pairs Trading Strategies in Cryptocurrency Markets: A Comparative Study between Statistical Methods and Evolutionary Algorithms", Engineering Proceedings 38, no. 1: 74.

Metsälä. M. (2025), "Pairs trading performance in cryptocurrency markets", Lappeenranta – Lahti University of Technology

Tadi, M. and Kortchemski, I. (2021), "Evaluation of dynamic cointegration-based pairs trading strategy in the cryptocurrency market", Studies in Economics and Finance, Vol. 38 No. 5, pp. 1054–1075.