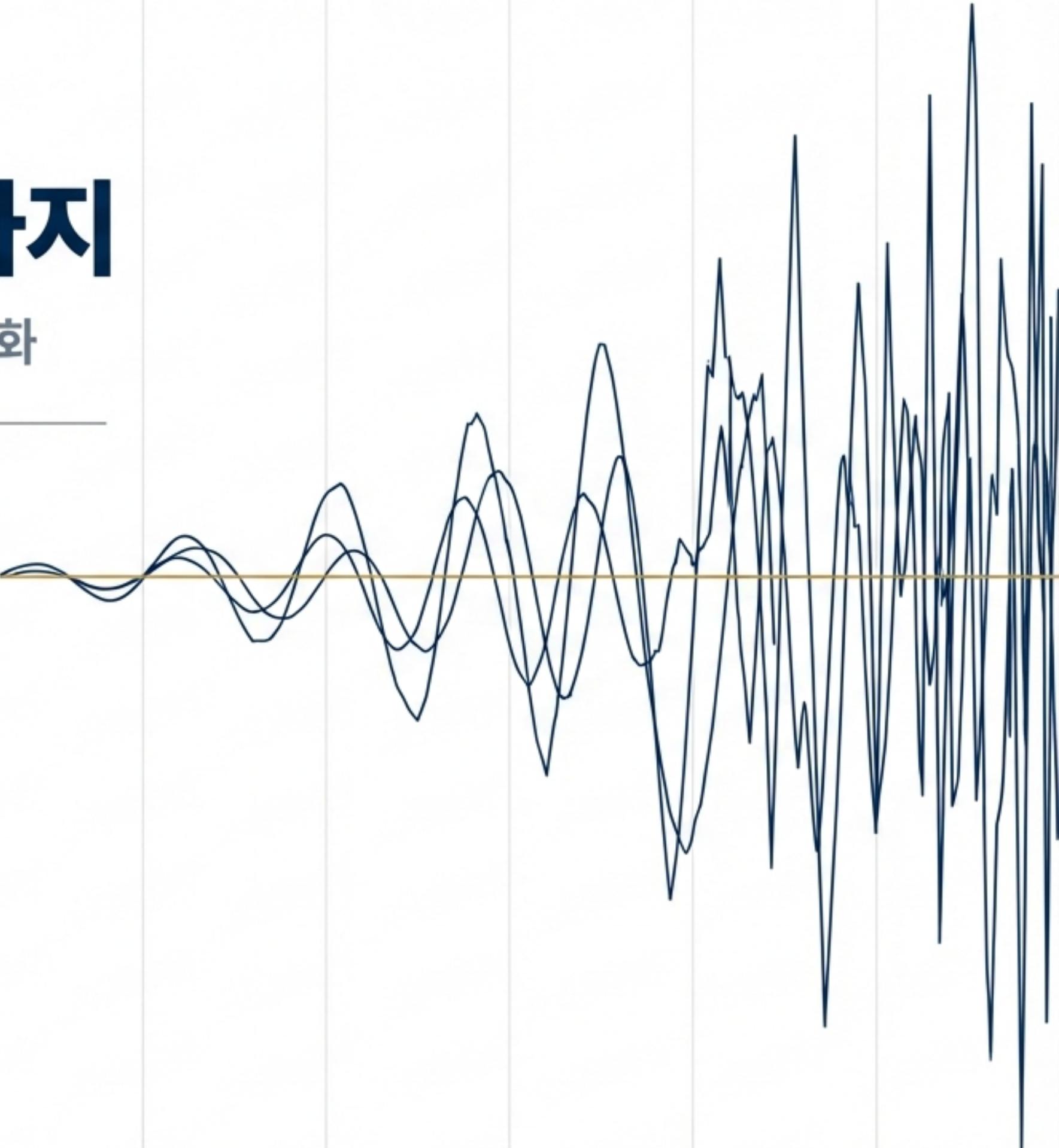


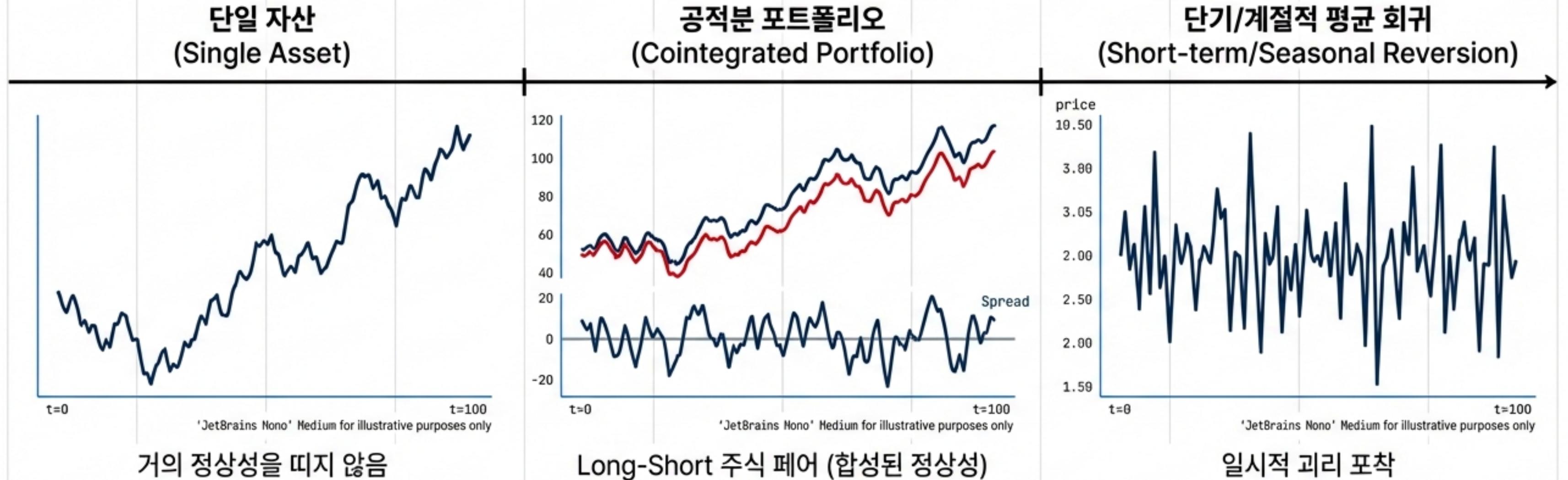
# 평균 회귀 전략의 구현: 이론에서 실전 알고리즘까지

볼린저 밴드부터 칼만 필터 기반의 동적 헤지 비율 최적화

- 정상성(Stationarity)은 퀀트 트레이딩의 이상적인 전제 조건입니다.
- 그러나 실제 시장에서 완벽한 정상성을 가진 단일 자산은 거의 존재하지 않습니다.
- 본 프레젠테이션은 공적분(Cointegration) 포트폴리오 구성부터 칼만 필터를 이용한 동적 파라미터 조정까지, 비정상적(Non-stationary) 시장 환경에서의 실질적인 수익 창출 전략을 다룹니다.



# 자산 선택과 시계열의 성격



## Key Insight

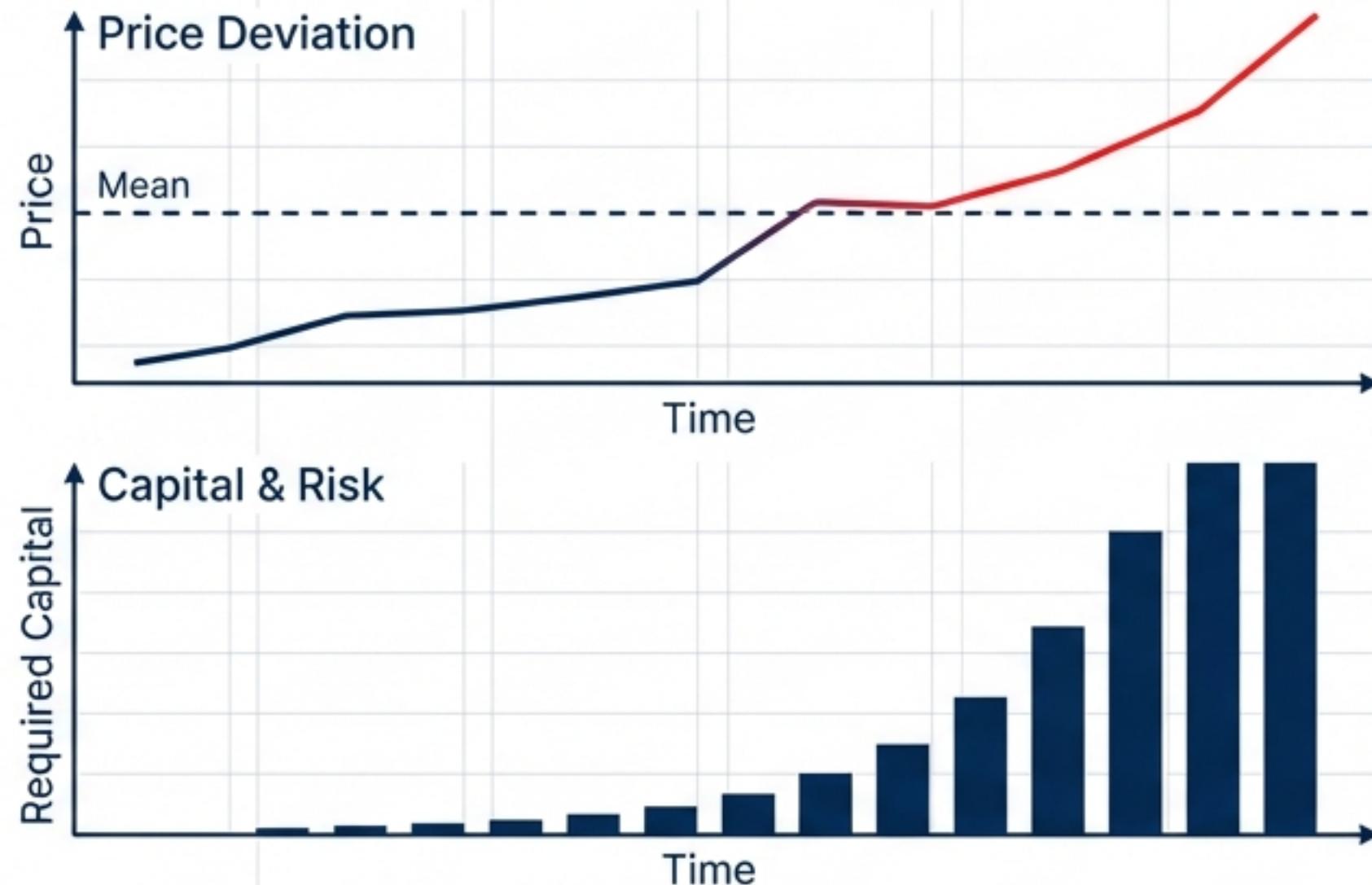
모든 정상 시계열이 수익을 보장하지는 않습니다. 평균 회귀 반감기(Half-life)가 너무 길면(예: 10년) 트레이딩 전략으로 가치가 없습니다. 우리는 영구적인 균형(Equilibrium)을 기다리는 것이 아니라, 가격이 다음 균형 레벨로 이동하기 전의 단기적인 괴리를 포착하여 청산해야 합니다.

# 트레이딩 신호의 구성: 스프레드 vs 비율

Method Name & Math Formula	Description
<b>Price Spread</b> $y_1 - hy_2$	가장 일반적인 방식. 공적분 관계가 명확할 때 사용. (Example: GLD-USO w/ Adaptive Hedge Ratio).
<b>Log Spread</b> $\log(y_1) - h \log(y_2)$	자산 배분(Capital Allocation) 관점에서 유리하지만, 지속적인 리밸런싱(Rebalancing)이 필요하여 거래 비용 증가.
<b>Ratio</b> $y_1/y_2$	두 자산이 진정한 공적분 관계가 아닐 때(예: GLD vs USO) 유리. 가격 레벨이 크게 변해도(\$10 vs \$5 → \$100 vs \$50) 비율(2.0)은 유지됨. 교차 환율(Cross Rates)이 없는 통화 쌍(예: MXN/NOK) 거래 시 필수적.

**Insight:** GLD와 USO 같이 공적분 관계가 없는 경우, 동적 헤지 비율을 적용한 Price Spread가 단순 Ratio보다 더 나은 샤프 지수(Sharpe Ratio)를 기록했습니다 (Example 3.1).

# 선형 모델의 한계와 실전적 제약

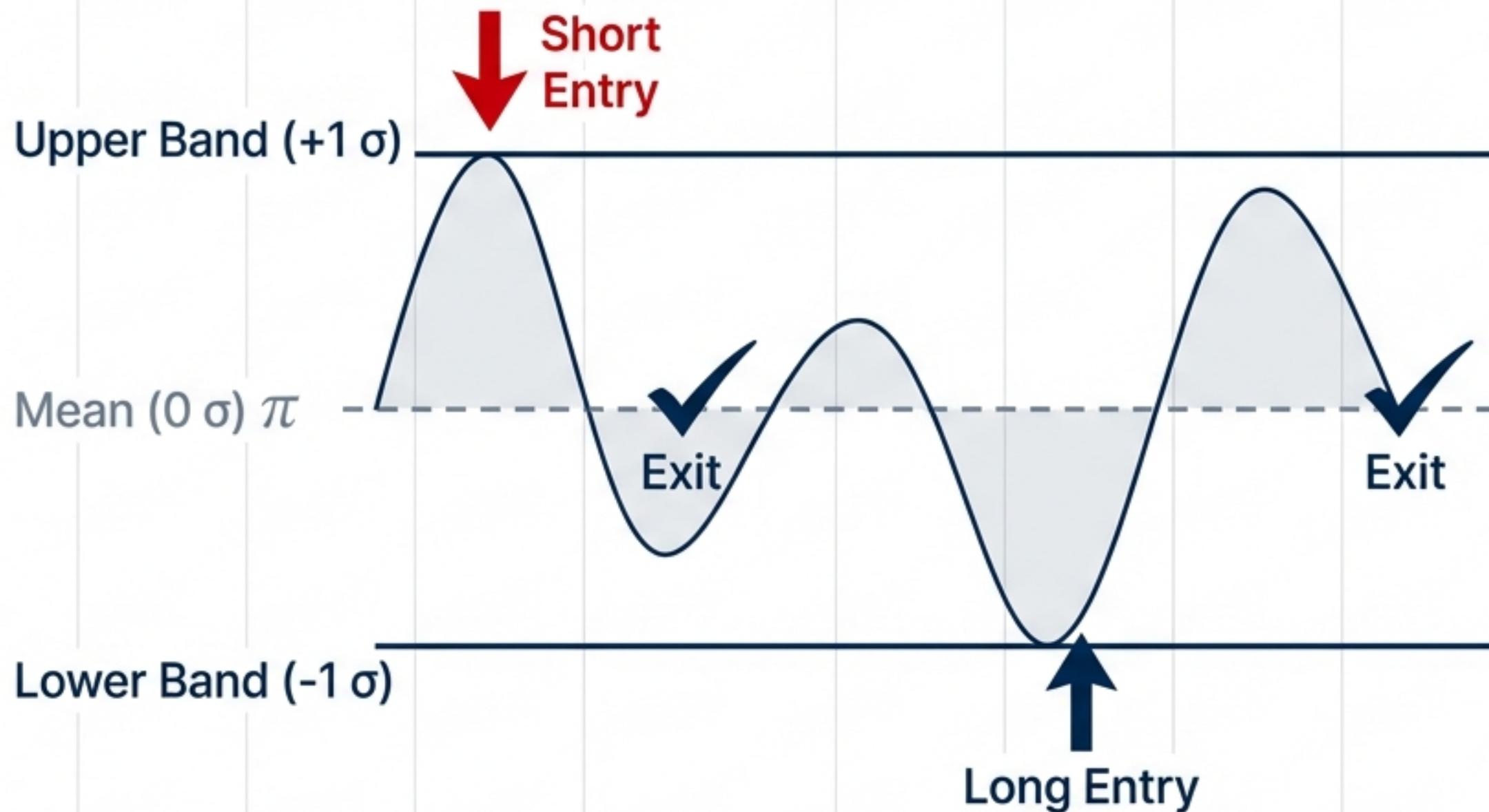


## 단순 선형 전략 (Linear Strategy)의 치명적 결함

- 무한한 자본 (Unlimited Buying Power): 가격 고리에 한계가 없으므로 이론상 무한대의 자본이 필요함.
- 지속적 리밸런싱 (Continuous Rebalancing): 미세한 가격 변동마다 포지션을 조정해야 하므로 거래 비용 과다 발생.

**Solution:** 우리는 진입과 청산의 명확한 경계가 있는 비선형적 접근, 즉 **블린저 밴드(Bollinger Bands)**가 필요합니다.

# 볼린저 밴드 구현 메커니즘



## \*\*PARAMETERS\*\*

Look-back Period: 이동평균 및 표준편차 계산 기간 (반감기와 연동)

## \*\*ENTRY RULE\*\*

```
IF Price > Mean + (EntryZ * σ)  
THEN Short  
IF Price < Mean - (EntryZ * σ)  
THEN Long
```

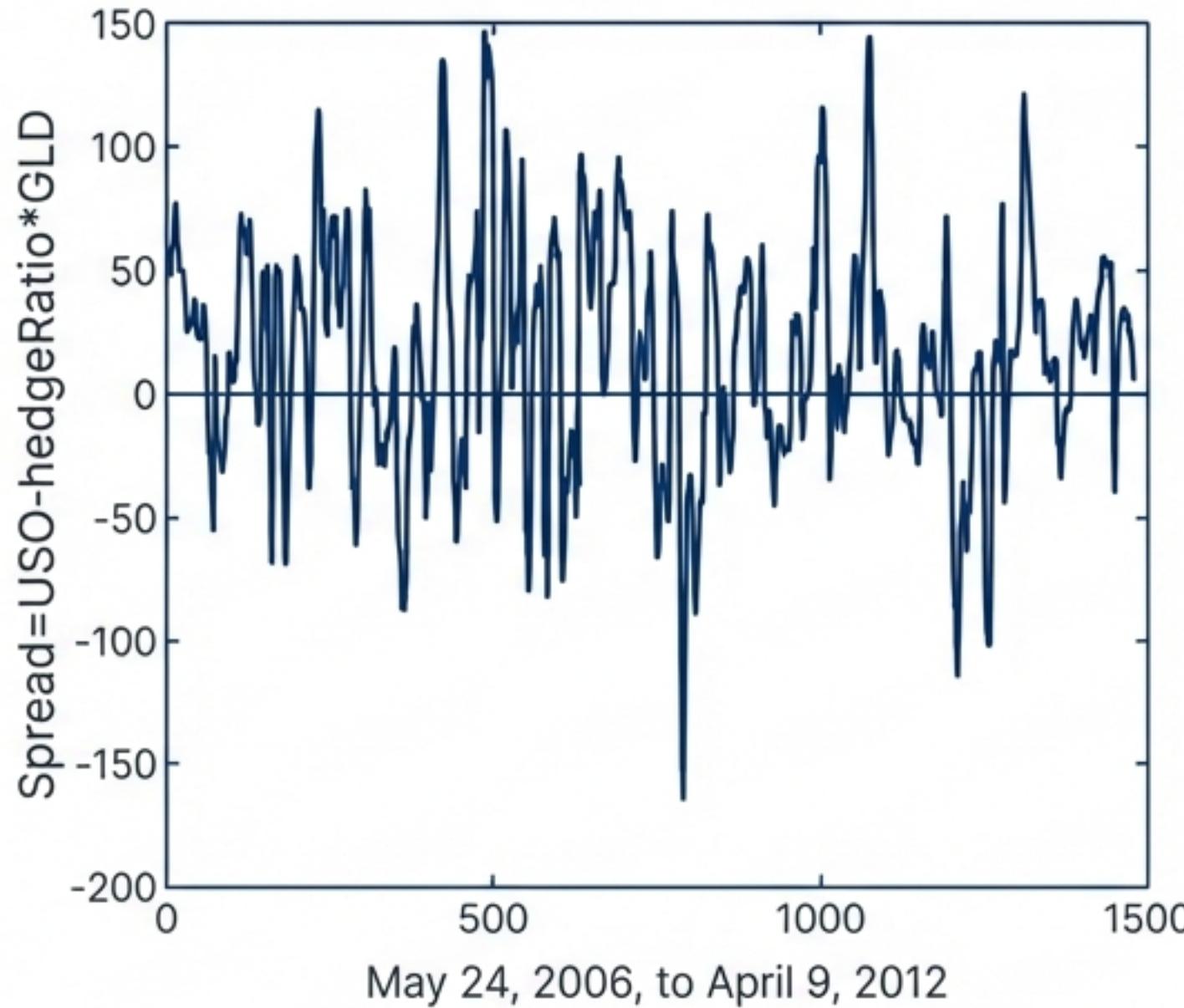
## \*\*EXIT RULE\*\*

```
IF Price reverts to Mean + (ExitZ * σ)  
(ExitZ = 0 implies Exit at Mean)
```

파라미터(Z-score, Look-back)는 훈련 데이터셋(Training Set)을 통해 최적화해야 합니다.

# Case Study: GLD-USO 전략 성과

Spread Analysis

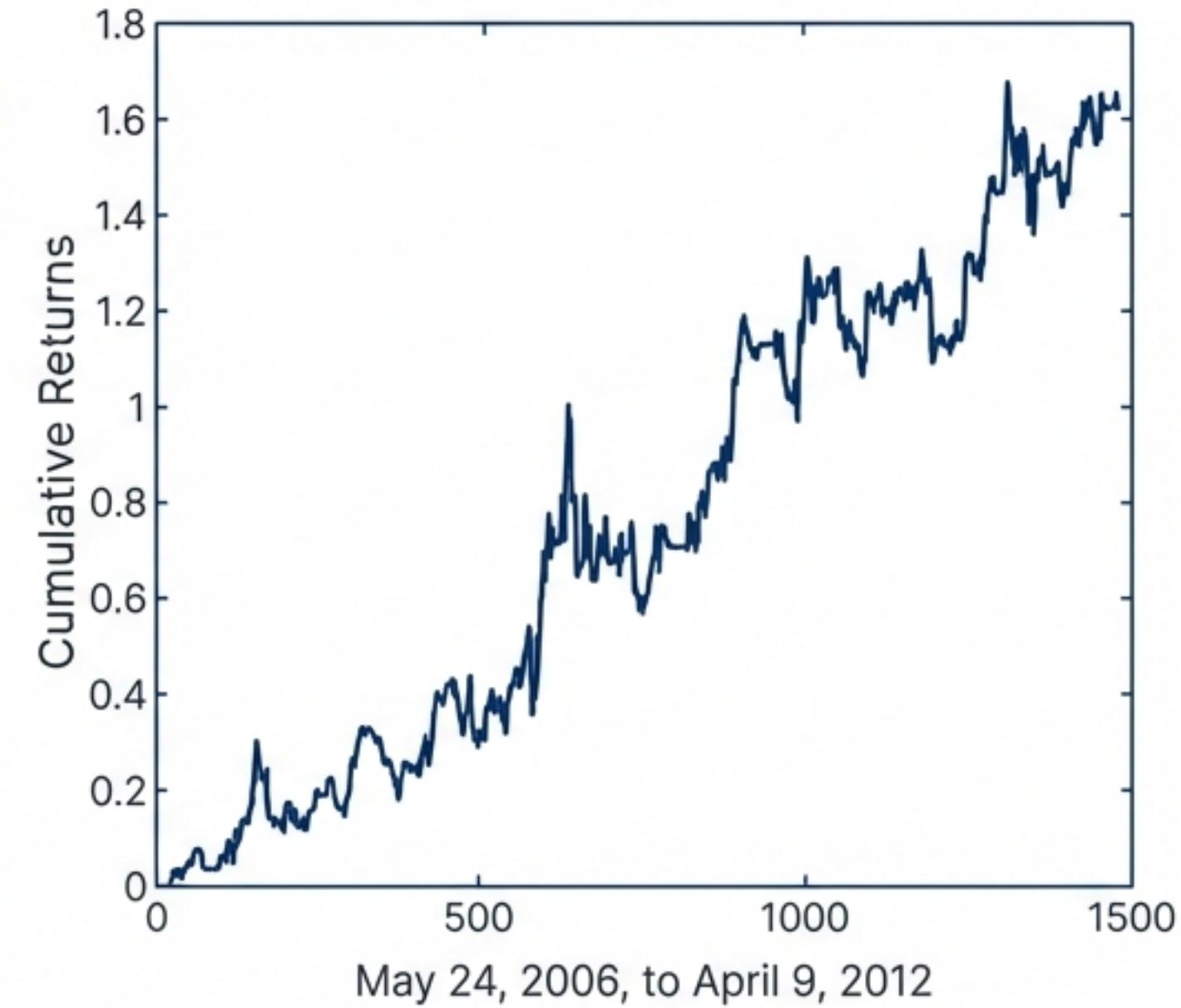


**ASSETS**  
GLD (Gold) & USO (Oil)  
Non-cointegrated Pair

**STRATEGY**  
Bollinger Bands w/  
Dynamic Hedge  
Entry Z=1, Exit Z=0

**PERFORMANCE**  
APR (연수익률): **17.8%**  
Sharpe Ratio: **0.96**

Cumulative Returns

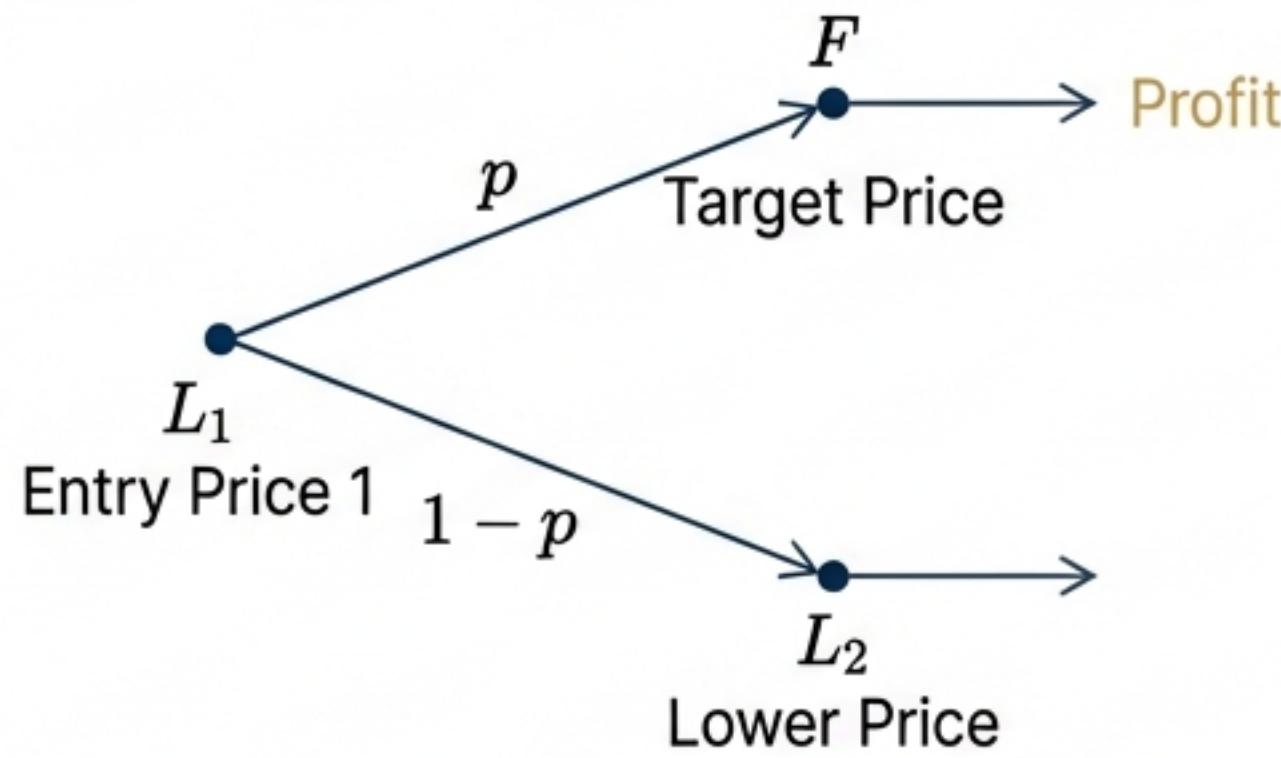


단순 선형 전략 대비 월등한 성과. 공적분이 없는 자산군에서도 단기 평균 회귀 성질을 이용해 수익 창출이 가능함을 증명.

# 진입 전략의 최적화: All-in vs Scaling-in

## 이론 (The Theory)

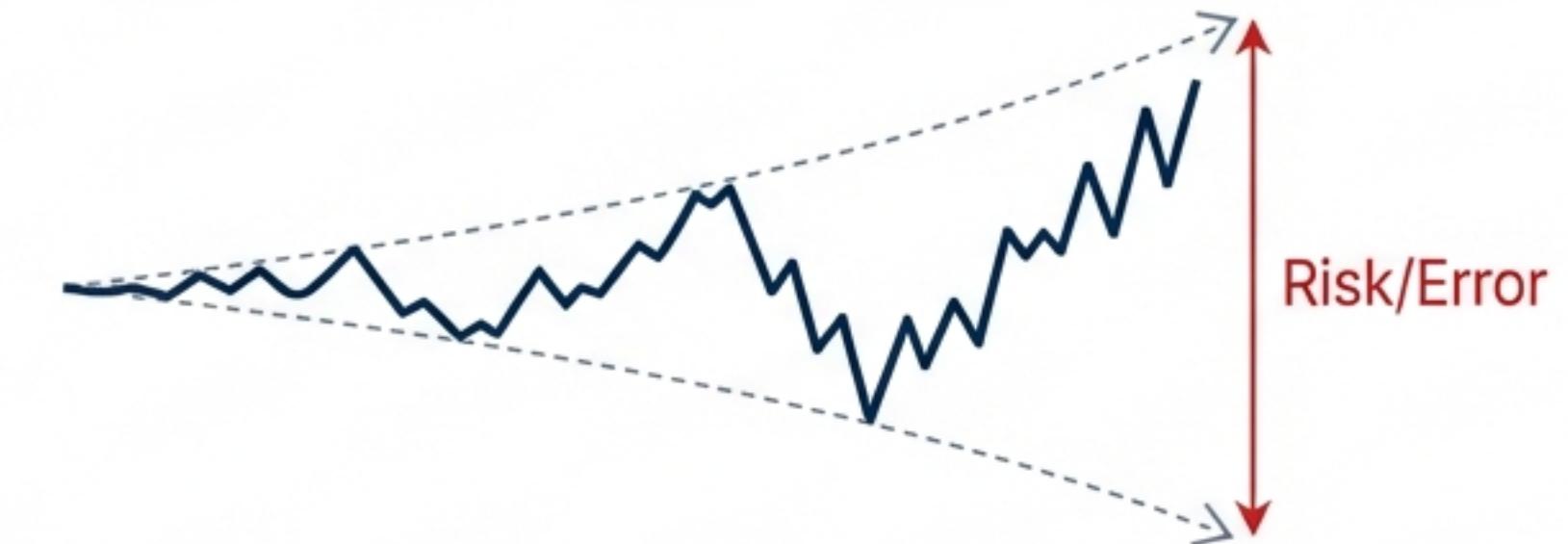
Schoenberg & Corwin Model



- 'All-in'이 최적이다.
- 단일 진입 시점( $L_1$ )이 분할 진입( $L_1, L_2$ )보다 기대 수익이 높음.
- 전제: 확률  $p$ (하락 확률)가 일정하다.

## 현실 (The Reality)

Dynamic Volatility Environment

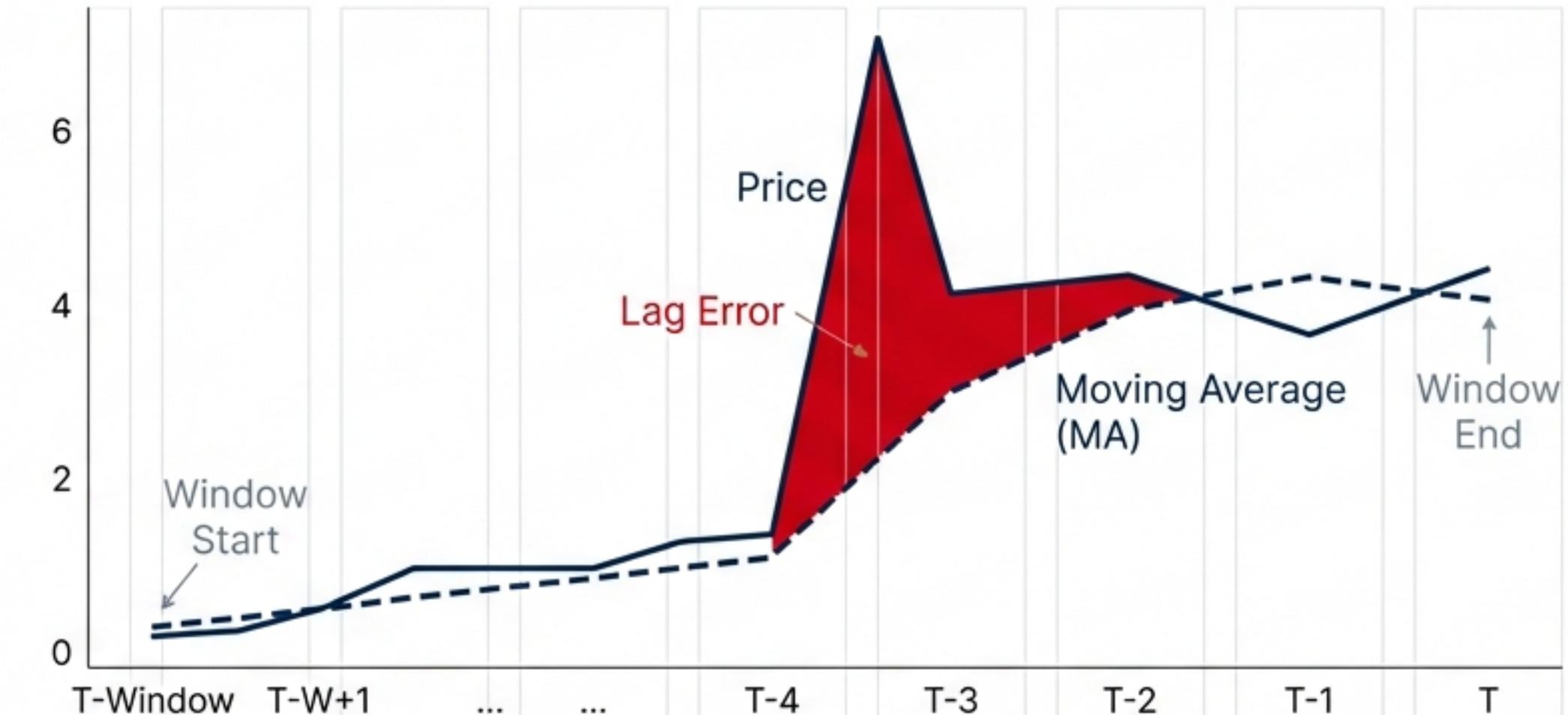


- 'Scaling-in'이 유효하다.
- 시장의 변동성은 일정하지 않음 (Volatility is not constant).
- 확률  $p$ 는 시간 흐름에 따라 변동.
- 결론: 표본 외 테스트(Out-of-Sample)에서 분할 진입은 리스크를 분산하고 시장 충격(Market Impact)을 완화하여 실질 Sharpe 지수를 개선.

# 정적 모델의 한계: 래그 효과 (Lag Effect)

## 이동평균(Moving Average)의 맹점

1. 과거 데이터의 ‘단순 창(Window)’을 사용.
2. 오래된 데이터가 창에서 벗어날 때(Drop-off effect) 헤지 비율이 급격하게 왜곡됨.
3. 자산 간의 관계(베타)가 변하는 시장에서 고정된 룩백 기간은 적응 실패.



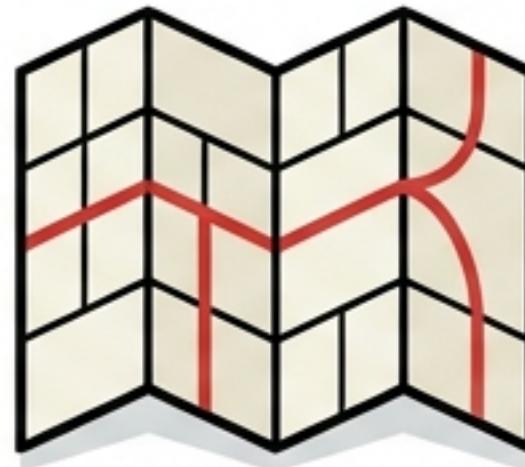
**Evolution Neded:** 과거 데이터에 의존하는 고정 가중치가 아닌, 최신 데이터에 가중치를 부여하고 파라미터를 실시간 수정하는 **동적 선형 회귀(Dynamic Linear Regression)**가 필요합니다.

# 칼만 필터: 동적 선형 회귀의 도입

Analyst's Notebook

## GPS Analogy

### Static Model (Map)



어제 인쇄된 지도. 과거 데이터에 고정됨.

### Kalman Filter (GPS)



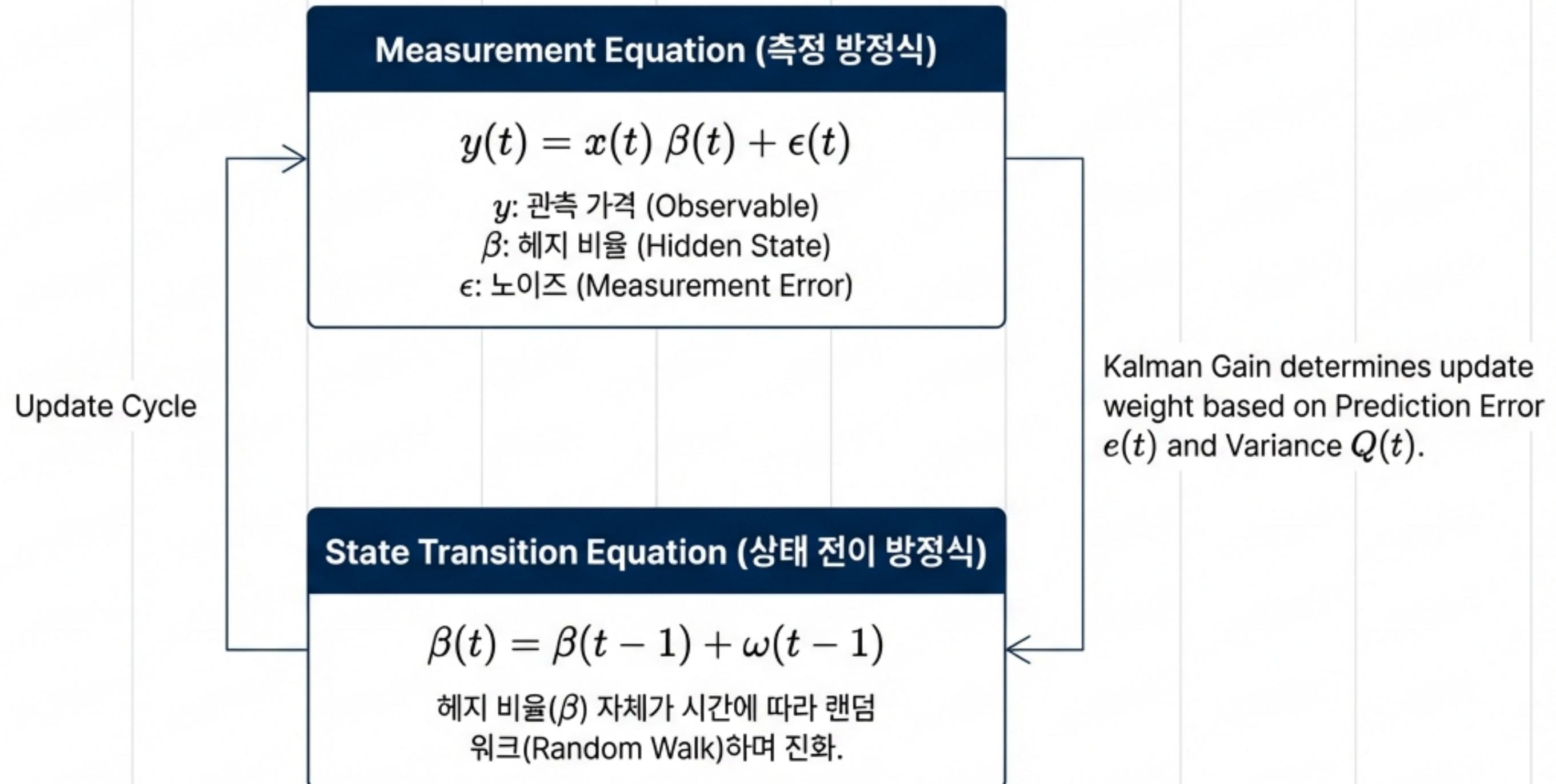
실시간 GPS. 교통 상황(**Noise**)을 반영하여 경로(**Slope/Intercept**)를 즉시 재계산.

## ■ Core Definition

- **Concept:** 관측 가능한 변수(가격)를 통해 숨겨진 변수(헤지 비율, 평균)를 실시간으로 추정하는 최적 선형 알고리즘.
- **Output:** **Dynamic Beta** (동적 베타) & **Dynamic Intercept** (동적 인터셉트).

# 칼만 필터의 구조와 수식 (Algorithm Structure)

Analyst's Notebook



# Case Study: EWA-EWC 동적 헤징 성과

Chart 1. Dynamic Slope ( $\beta$ ) Evolution

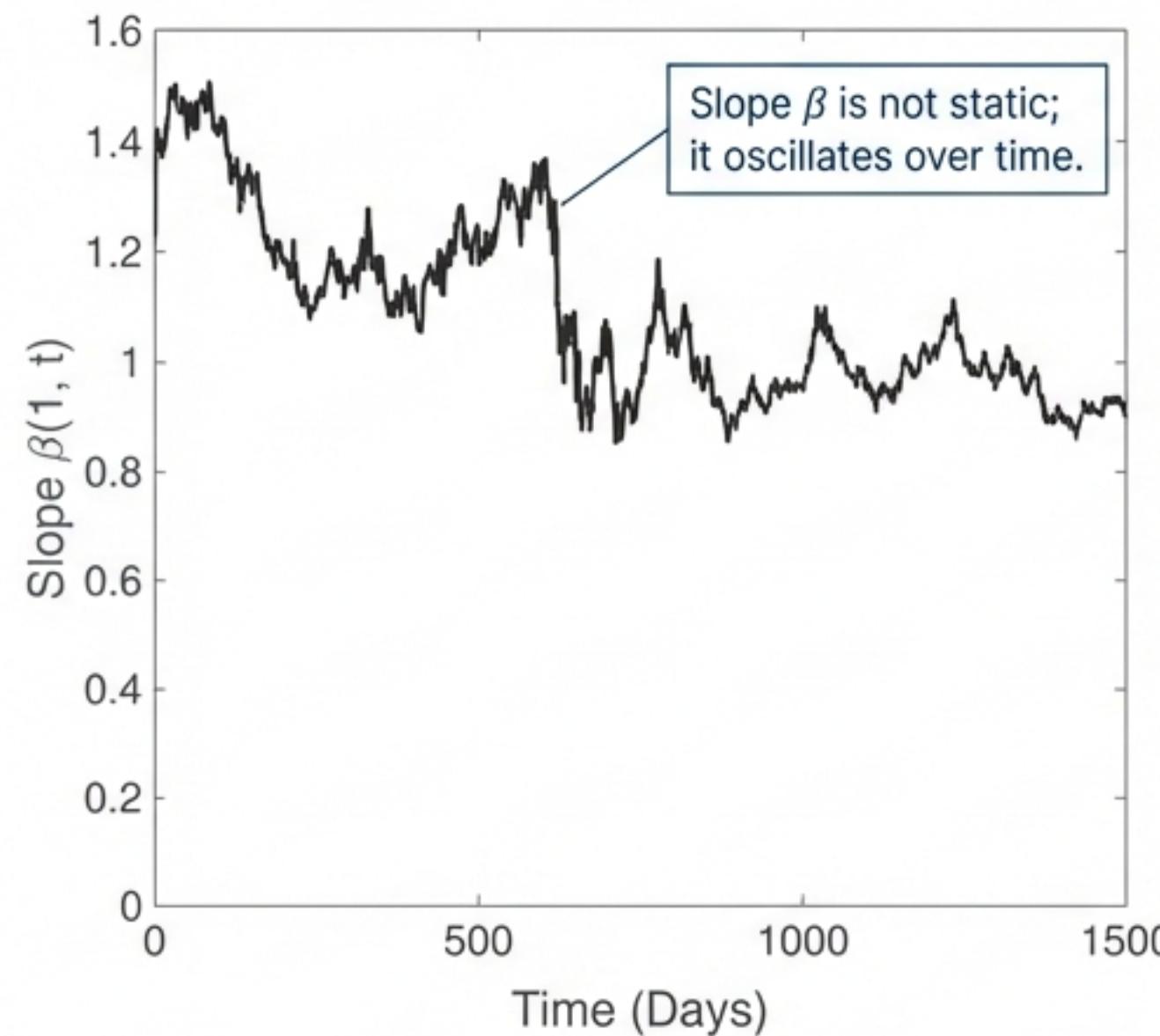
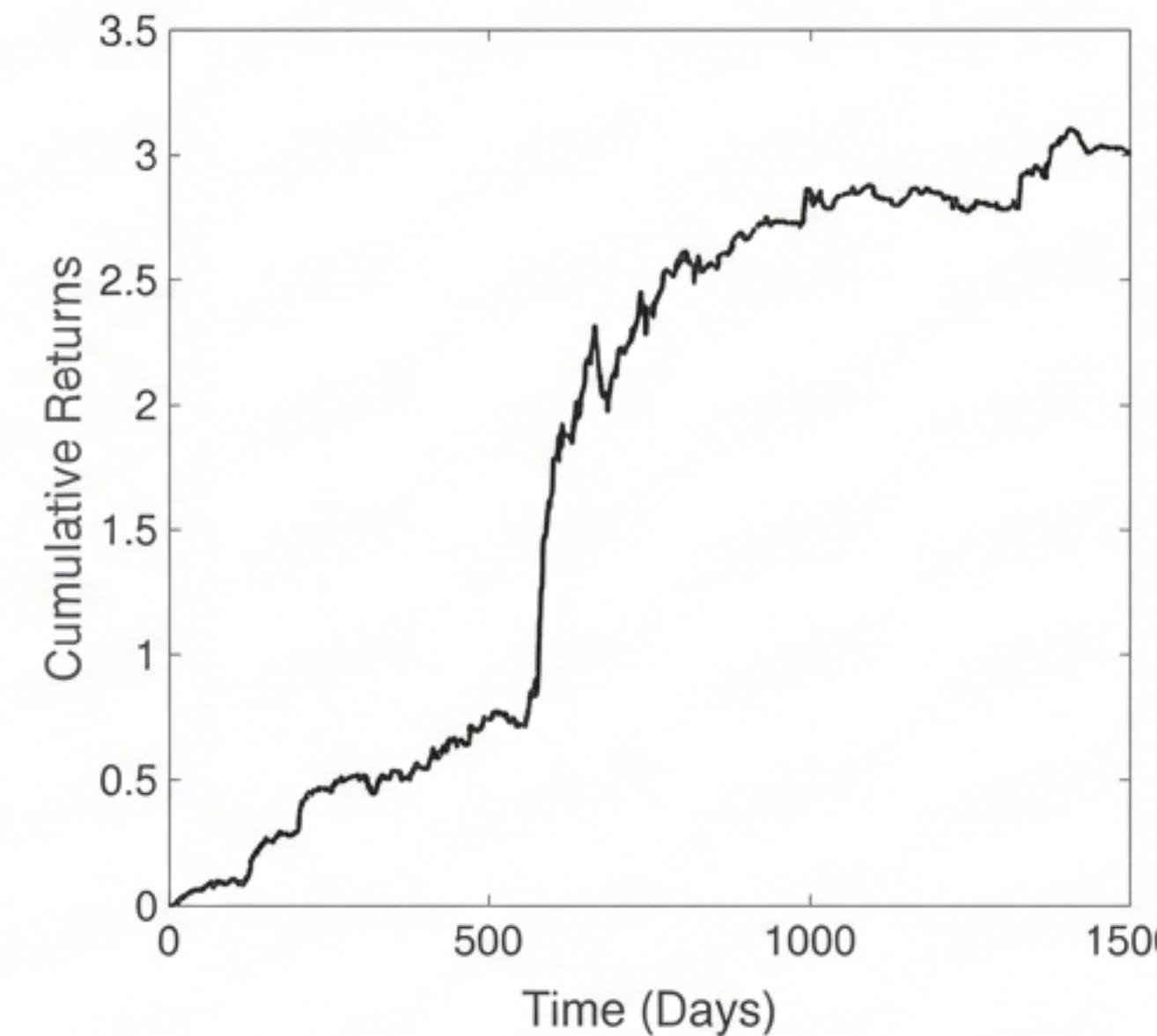


Chart 2. Cumulative Returns



## \*\*RESULTS\*\*

**Method:** Kalman Filter  
Dynamic Update

**APR:** 26.2%

**Sharpe Ratio:** 2.4

**Note:** Massive improvement over static linear models.

# 마켓 메이킹과 적정 가치 산출

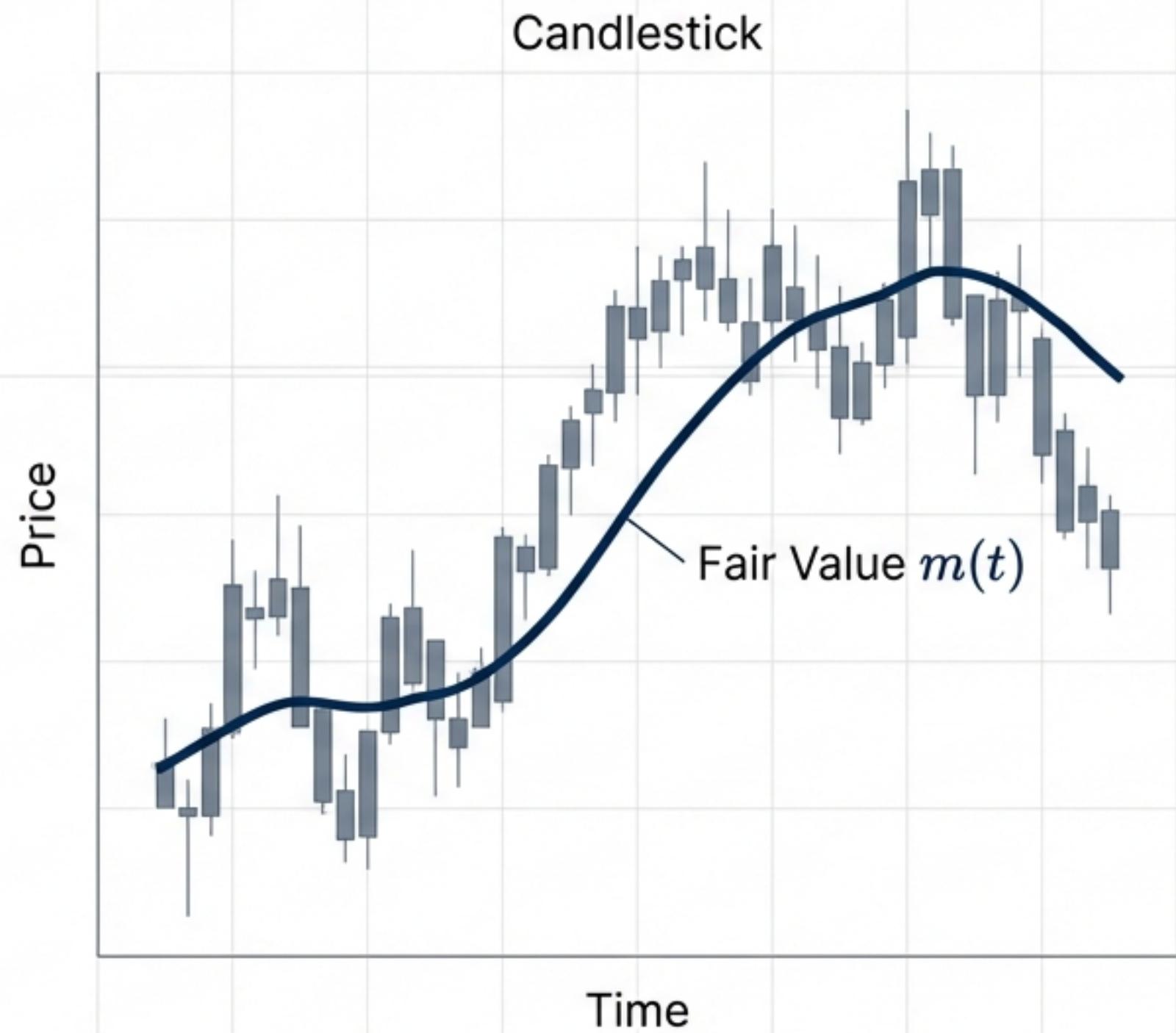
**Application:** 단일 자산의 '진정한 평균 가격(Fair Value)' 추정.

**Algorithm Adjustment:** 관측 오차( $V_e$ )를 거래량(Trade Size)의 함수로 설정.

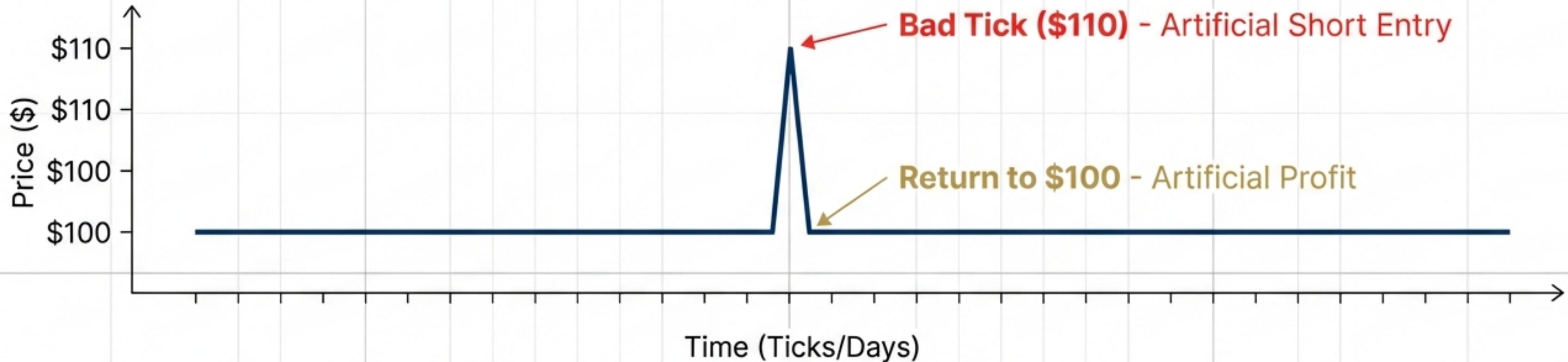
$$V_e \propto (1 - T/T_{\max})$$

**Implication:**

- 거래량( $T$ )이 클수록 오차( $V_e$ ) 감소 → 큰 거래는 '진실'에 가깝다.
- **VWAP vs Kalman:** 칼만 필터는 거래량뿐만 아니라 '시간(Time)'의 경과도 가중치에 반영하여 VWAP보다 정교함.



# 숨겨진 위험: 데이터 오류와 백테스트의 함정



## The Silent Killer

- 데이터의 'Bad Tick'(아웃라이어)은 평균 회귀 전략의 백테스트 수익을 인위적으로 부풀립니다.
- Example:** 실제 가격  $\$100 \rightarrow 100 \rightarrow 100\$$ .  
데이터 오류  $\$100 \rightarrow 110 \rightarrow 100$ .
- The Trap:** 전략은  $\$110$ 에 공매도하고  $\$100$ 에 청산한 것으로 계산하여 **가짜 수익(\$10)**을 기록합니다.

## Contrast

Momentum 전략은 오류로 손실을 보지만,  
Mean Reversion 전략은 **거짓 수익**에 현혹됩니다.

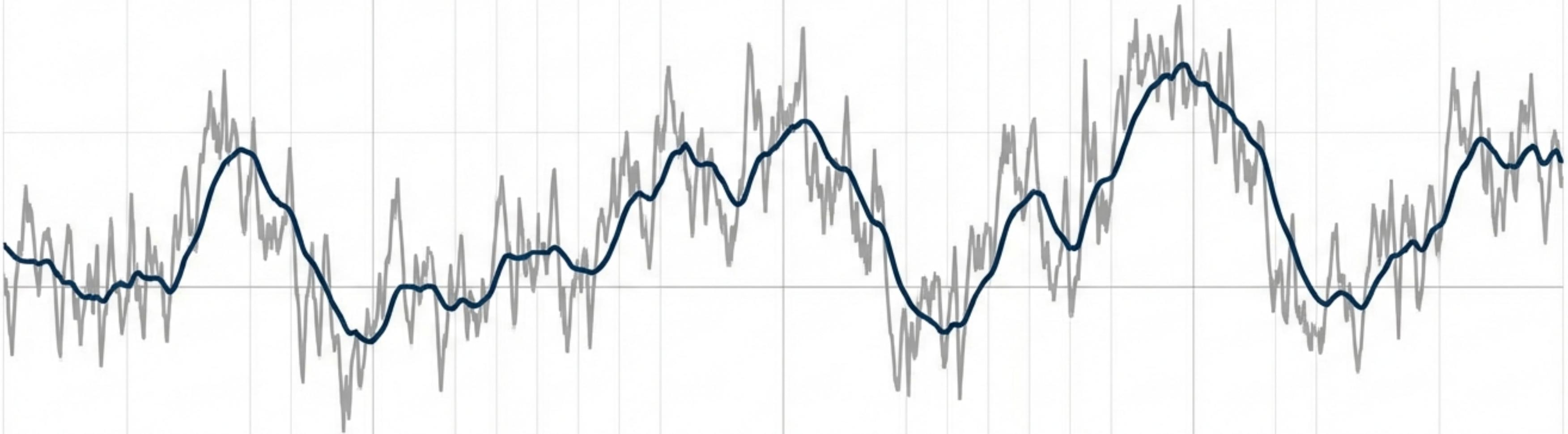
## Action

엄격한 Data Cleansing 필수.

# 핵심 요약 및 실전 가이드

1. **SIGNAL**: 공적분 관계가 약한 페어나 통화 쌍은 **비율(Ratio)**을 사용하십시오.
2. **MODEL**: 실제 진입/청산은 파라미터가 적은 **볼린저 밴드**가 실용적입니다.
3. **ADAPTATION**: 헤지 비율과 평균의 변화를 추적하기 위해 **칼만 필터**를 사용하십시오.
4. **EXECUTION**: 변동성을 고려하여 **분할 진입(Scaling-in)**을 활용하십시오.
5. **RISK**: 스프레드 기반 전략은 데이터 오류에 매우 민감하므로 **데이터 무결성(Data Integrity)**을 최우선으로 하십시오.

# 결론 (Conclusion)



**정상성(Stationarity)은 이상(Ideal)이지만,  
동적 적응(Dynamic Adaptation)은 현실(Reality)입니다.**

수학적 완벽함을 추구하기보다, 변화하는 시장 파라미터(베타, 변동성)를 실시간으로 추적하고  
수정하는 알고리즘만이 장기적인 엣지(Edge)를 유지할 수 있습니다.