

마켓 메이킹을 활용한 초과 수익 찾기: SolTrade

허준수[○] 김두중[○] 박상근

경희대학교 소프트웨어융합학과

joonsuheojs@khu.ac.kr, 2019102076@khu.ac.kr, sk.park@khu.ac.kr

Finding Alpha Using Market Making Model: SolTrade

Joonsu Heo[○] Tuchong Kim[○] Sangkuen Park

Department of Software Convergence, Kyung Hee University

요 약

계량적인 투자를 뜻하는 퀀트 투자와 수익률을 설명하는 요인인 팩터라는 개념이 발전하면서 순수한 초과 수익을 뜻하는 알파를 찾기가 어려워졌다. 이에 주가 자체가 어떠한 원리로 생성되는지를 규명하는 시장 미시구조를 활용하여 새로운 방법으로 초과 수익을 찾는다. 본 논문에서는 바이낸스의 비트코인 선물 틱 데이터를 활용하여, 시장 미시구조 이론을 활용한 대표적인 분야인 마켓 메이킹을 통해 초과 수익을 찾는 자동 트레이딩 시스템, SolTrade를 개발하였다.

1. 서 론

초과수익이란 무위험 수익률을 초과하는 수익을 통상 의미한다. 사람들이 흔히 은행에 모든 돈을 예치하기 보다는 다른 금융 상품에 투자를 하는 건 안전한 은행보다 위험을 더 지면서 이에 대한 보상으로 초과 수익을 바라는 행위라고 이해할 수 있다.

과거, 퀀트 투자와 팩터라는 개념이 발전하기 전에는 초과 수익의 개념은 상대적으로 더 포괄적이었다. 위에서 정의했던 대로 초과수익은 무위험 수익률을 초과한 부분을 전부 의미했다. 하지만, 이제는 초과 수익의 대부분을 가치주, 성장주, 배당주 등과 같이 팩터로 설명할 수 있게 되면서 순수한 초과 수익을 설명하는 건 쉽지 않은 과제이다.

팩터를 비롯한 대개 주가의 수익률에 대한 분석은 주가를 토대로 이루어진다. 이와는 대비되게, 주가를 활용하는 것이 아닌 거래 시장 내부에서 주가가 생성되기 위한 요소 등을 관찰하여 이것들의 상호작용을 모형화하여 주가가 생성되는 원리를 규명하는 시장 미시구조라는 분야가 존재한다.

시장 미시구조는 국내에서는 연구가 거의 진행되지 않은 미지의 영역 중 하나로 팩터로 설명되지 않는 초과 수익이 존재할 가능성이 농후하다. 따라서, 본 논문에서는 시장 미시구조 이론을 활용한 대표적인 분야인 마켓 메이킹과 비트코인 선물 틱 데이터를 통해 최적 매수 매도 호가를 산출한 후 자동화된 거래를 통해 수익을 내는 시스템을 개발했다.

2. 틱 데이터

틱 데이터에 대한 이해를 위해서는 시장에 주문을 어떻게 내는지에 대한 이해가 선행되어야 한다. 시장에 주문을 내는 방법에는 크게 두 가지, 시장가 주문과 지정가 주문이 존재한다. 시장가 주문은 주문을 던지는 즉시 바로 체결될 수 있도록 가격에 상관없이 반대편 최우선 호가에 무조건 체결을 시키는 공격적인 스타일의 주문이다. 지정가 주문은 지정된

바로 그 가격에서만 거래를 체결시키도록 하는 방어적 스타일의 주문을 의미하며 시장가 주문은 시장가 유동성을 잡아먹게 되고, 그 즉시 체결이 발생하기 때문에 이는 결국 유동성 수요자(Liquidity Taker)의 주문이라고 할 수 있으며 반대로 지정가 주문은 시장에 유동성을 공급하므로 유동성 공급자(Liquidity Provider)의 주문이라고 할 수 있다.

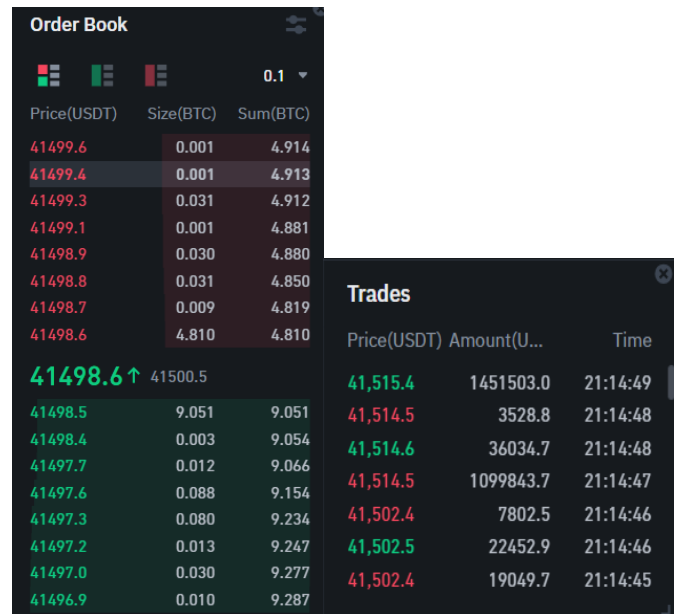


그림 1. 호가 데이터와 체결 데이터 (좌: 호가, 우: 체결)

호가창은 유동성 공급자들에 의해 제출된 모든 지정가 주문들이 집적되어 있는 공간이다. 틱 데이터는 이러한 호가창에서 발생하는 모든 사건들에 대한 정보가 담겨있는 가장 높은 해상도의 장중 데이터 셋이며 체결 데이터와 호가 데이터[그림 1] 두 종류가 존재한다. 체결 데이터(Trade data)는 시장에서 매수와 매도가 만나 실제 매칭이 되어

발생한 거래에 대한 정보 (시각, 거래 가격, 거래량 등)이다. 호가 데이터는 호가창 상황의 변화를 포착하는 데이터로, 지정가 주문의 유입 취소, 체결 발생에 의한 유동성 소멸을 실시간으로 반영한다.

본 연구에서는 바이낸스 거래소에서 제공하는 비트코인 선물 틱 데이터를 활용했다. 과거 틱 데이터는 따로 제공이 되지 않아 본 연구가 시작된 10월 13일부터 실시간으로 수집을 진행하였다. 이 데이터를 통해 최적의 매수 매도 호가를 재고 관리 모델을 통해 산출했다. 10월 13일부터 11월 20일까지의 데이터를 활용하여 모델의 최적 파라미터를 튜닝하였으며 이 파라미터를 바탕으로 실시간으로 수집되는 틱 데이터를 가지고 최적의 호가를 산출하고 마켓 메이킹을 진행하는 시스템을 만들었다.

3. 마켓 메이킹

마켓 메이킹은 시장에 지속적으로 유동성을 제공하는 행위를 의미하며 이러한 행위를 하는 사람을 마켓 메이커라고 칭한다. 마켓 메이커는 매수/매도 호가를 동시에 제공하여, 판매자로부터 매수, 구매자로부터 매도하여 참여자들이 원하는 시점에 거래할 수 있는 환경을 제공한다.

이는 쉽게 중고차 딜러와 유사하게 설명될 수 있다. 중고차 딜러들을 통해 지금 타고 다니는 차를 언제든지 다시 팔 수 있고 원하는 중고차를 언제든지 살 수 있는 것처럼, 마켓메이커는 이러한 역할을 금융 시장에서 수행한다.

마켓 메이킹은 매수, 매도 호가를 동시에 제공하고 이 주문들이 모두 체결되면서 그 호가의 차이를 수익으로 얻게 되는데 이 호가의 차이를 Bid-ask spread(매수-매도 호가 스프레드) [그림 2]라고 말한다.

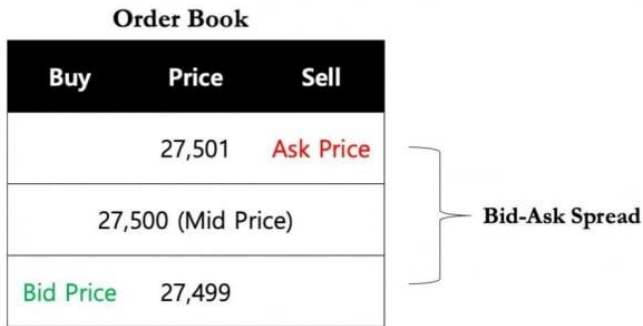


그림 2. 매수-매도 호가 스프레드

시장이 급격하게 변하는 경우, 매수/매도 호가가 거의 동시에 체결되는 것이 아닌 매수 호가 혹은 매도 호가만 체결되어 한 방향으로 쏠릴 가능성도 존재한다. 따라서, 마켓 메이커 역시 자산을 팔지 못해 생기는 재고위험 (Inventory Risk)로 인해 손실을 볼 수 있다.

이처럼 마켓 메이킹을 하는데 가장 중요하게 고려해야 할 부분이 바로 재고 위험을 관리하는 부분이다. 따라서, 본 연구에서는 재고 위험을 최적화하는 마켓 메이킹 모델을 사용하였다.

재고 위험을 최적화한다는 건 다른 말로 재고를 가능한 짧게 보유한다는 뜻과 동일하다. 따라서, 보통 마켓 메이킹은 동시에 양방향 주문을 체결해야 하기 때문에 빠른 속도가 요구되며 이에 HFT라 불리는 고빈도 매매를 통해 많이 구현된다.

이렇게 지속적으로 유동성을 공급하고, 재고의 위험을 최소화하기 위해 빠르게 주문을 체결하다 보면 굉장히 많이 거래가 발생하는데 이는 곧 높은 수수료와 직결된다. 그림 3의 경우 재고 위험을 최적화한 경우이며 빠른 시간 내에 재고가 0의 수준으로 다시 돌아오나 수익률 그래프는 수수료로 인해 우하향함을 확인할 수 있다.

큰 거래 대금을 가지고 마켓 메이킹을 진행한다면, 거래소 차원에서 원활한 유동성을 제공한 대가로 거래 수수료 감면 혹은 리베이트가 제공이 되나 자산이 적은 개인은 수수료를 감당할 수 없는 문제가 발생한다.

따라서, 본 연구에서는 재고 위험을 최적화하는 것이 아니라 수수료가 감당한 수준의 거래 빈도와 재고 위험이 크지 않은 그 최적의 중간점을 찾는 것을 목표로 구현했다[그림 4]. 이와 같은 방법으로 마켓 메이킹을 진행하게 되면, 재고 위험을 어느 정도 지니지만 수수료를 감당할 수 있는 수준으로 거래 빈도가 일어나서 매수 매도 호가 스프레드로 인한 수익을 기대할 수 있다.

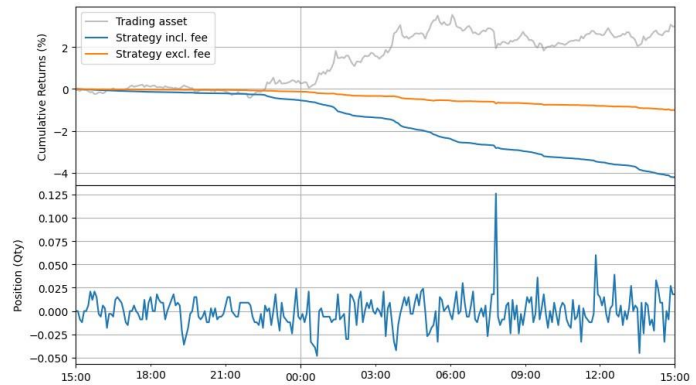


그림 3. 재고 위험이 최적화된 수익률과 재고 보유 수량

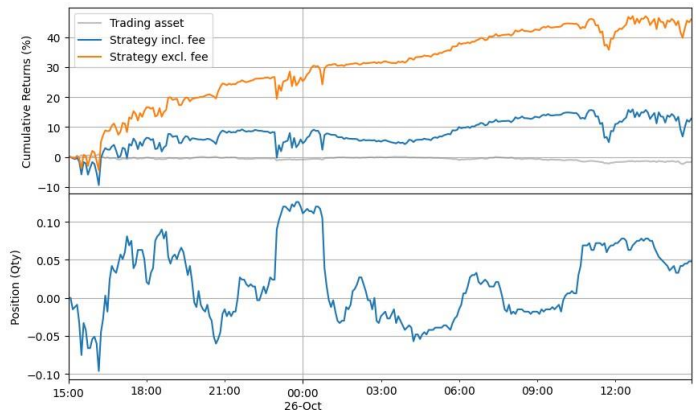


그림 4. 재고 위험과 거래 빈도의 최적의 중간점에서의 수익률과 재고 보유 수량

4. GLFT 모델

마켓메이킹 모델에 있어 가장 유명한 모델은 바로 이 분야의

바이블이라 불리는 Avellaneda & Stoikov[1]의 모델이다. 이 페이퍼가 유명해진 이유는 기본적인 전제와 방법론들을 체계적으로 인용했기 때문이다. Garman Model [2]의 경우 달러가 양방향 주문을 전제하면서 최적 재고를 고민하게 되는 시작점을 마련했으며, Amihud & Mendelson [3]은 마켓 메이커가 선호하는 재고 수준을 효용 최적화에 대한 목적 함수로 정의하였고 Ho & Stoll [4]은 Reservation 가격이 진실된 시장의 Mid Price라 가정하고 모델링 하였으며 이를 통해 최적의 매수 매도 호가 도출 및 재고에 중요한 영향을 끼친다는 철학을 정립했다.

Gueant & Tapia[5]가 만든 GLFT 모델은 마켓 메이킹 모델에서 Avellaneda & Stoikov의 모델을 발전시킨 모델로 최적 매수/매도 호가, 스프레드에 대해 다양한 바운더리와 제약조건을 제시했다는 점에서 의의를 지니며 따라서 본 연구에서는 이 모델을 통해 최적 매수 매도 호가를 산출하였다.

모델의 핵심은 결국 최적 매수 매도 호가에 식에서 상수로 취급되는 파라미터들을 추정해야 한다는 점이다. [그림 5]의 식에서 q 는 보유하고 있는 재고 시그마는 가격 변동성 그리고 람다는 거래 강도로 이는 모두 직접 혹은 간접적으로 틱 데이터로부터 얻을 수 있는 값들이다. 반면에, A 와 K 그리고 감마는 모두 추정을 해야 하는 파라미터들이다. A 와 K 의 경우 둘 다 유동성 팩터를 나타내는 양의 상수로서 $\lambda=A \exp(-k\delta)$ 의 식을 통해 캘리브레이션을 해야 한다고 논문에 명시되어 있다. 마지막으로 감마는 위험 회피의 정도를 나타내는 계수로 직접 설정할 수 있는 하이퍼 파라미터이다. 본 연구에서는 모델에서의 [그림 5]의 식을 바탕으로 파라미터를 추정하고 최적 매수 매도 호가를 산출하였다.

$$\delta_{\infty}^{b*}(q) \simeq \frac{1}{\gamma} \ln\left(1 + \frac{\gamma}{k}\right) + \frac{2q+1}{2} \sqrt{\frac{\sigma^2 \gamma}{2kA}} \left(1 + \frac{\gamma}{k}\right)^{1+\frac{k}{\gamma}}$$

$$\delta_{\infty}^{a*}(q) \simeq \frac{1}{\gamma} \ln\left(1 + \frac{\gamma}{k}\right) - \frac{2q-1}{2} \sqrt{\frac{\sigma^2 \gamma}{2kA}} \left(1 + \frac{\gamma}{k}\right)^{1+\frac{k}{\gamma}}$$

그림 5. 최적 bid/ask quote

5. 구현

GLFT 모델을 실제 시장에 적용하기 전에 다음과 같은 형태로 수식을 변형하여 새로운 하이퍼 파라미터 Δ , adj_1 , adj_2 를 사용하였다. [그림 6]

$$\delta_{approx}^{b*}(q) = \frac{1}{\Delta} \log\left(1 + \frac{\Delta}{k}\right) + \frac{2q+\Delta}{2} \sqrt{\frac{\gamma \sigma^2}{2A\Delta k}} \left(1 + \frac{\Delta}{k}\right)^{\frac{\Delta}{2}+1}$$

$$\delta_{approx}^{a*}(q) = \frac{1}{\Delta} \log\left(1 + \frac{\Delta}{k}\right) - \frac{2q-\Delta}{2} \sqrt{\frac{\gamma \sigma^2}{2A\Delta k}} \left(1 + \frac{\Delta}{k}\right)^{\frac{\Delta}{2}+1}$$

$$halfspread = C_1 + \frac{\Delta}{2} \sigma C_2$$

$$skew = \sigma C_2$$

$$\delta_{approx}^{b*}(q) = halfspread + skew \times q$$

$$\delta_{approx}^{a*}(q) = halfspread - skew \times q$$

$$halfspread_{adj} = halfspread \times adj_1$$

$$skew_{adj} = skew \times adj_2$$

그림 6. 조정항을 추가한 최적 bid/ask quote

여기서 Δ 는 bid-ask의 하프 스프레드에 영향을 주는 파라미터로 Δ 값이 클수록 스프레드가 커지게 된다. adj_1 은 하프 스프레드의 크기를 조정해주는 파라미터이고, adj_2 는 bid-ask 스프레드의 편향성을 조정해주는 파라미터이다.

구현은 크게 3가지 부분으로 나누어서 진행하였다.

5.1. 최적의 파라미터 추정

Hftbacktest[6] 오픈소스 소프트웨어를 활용하여 마켓 메이킹 모델의 최적 파라미터들을 추정했다. 10월 13일부터 11월 20일까지 수집한 비트코인 선물 틱 데이터를 기반으로 과거 바이낸스 시장을 시뮬레이션하여 그리드 서치를 통해 최적의 파라미터 값들을 산출해 내었다.

5.2. 실제 시장에 모델 적용

5.1.에서 추정한 최적 파라미터 값들을 활용하여 실제 바이낸스 시장에 주문을 넣는 코드를 구현했다. API 연결 및 주문처리 과정은 바이낸스 공식 API Documentation[7]과 sample-trading-bot[8] 오픈소스 소프트웨어를 참고하였다. 주요 구현 내용으로는 실시간으로 틱 데이터를 수집하여 10분간 저장하고 이 데이터를 기반으로 파라미터 값들을 도출해내는 부분, 5초마다 파라미터 값들을 업데이트하여 최적의 bid-ask 호가를 바이낸스 시장에 주문을 넣는 부분 등이 있다.

5.3. 주문 확인 웹 페이지: SolTrade

실시간으로 비트코인 가격을 확인하고, 주문 내역을 확인할 수 있는 웹 페이지를 구현하였다. Flask를 활용하여 바이낸스로부터 실시간 데이터를 받아오는 과정을 처리하였고, HTML, CSS, Javascript를 활용하여 이 정보를 웹에 사용자 친화적인 형태로 구현하였다. 주요 기능으로는 실시간 비트코인 1분봉 차트 출력, 현재 계정의 총 보유자산과 수익률 출력, 현재 보유한 포지션 출력, 현재 들어가 있는 주문 내역(Open Order) 출력 등이 있다.



그림 7. SolTrade 구현 화면

6. 결과 및 분석

본 연구에서는 최적 호가를 통한 마켓 메이킹을 통해 자동 트레이딩 시스템을 구축하였다. 거래 내역[그림 8]을 확인해본 결과, 비트코인의 가격이 횡보를 하는 경우에 안정적으로 수익을 낸 것을 확인했다. 하지만, 가격이 급격히 변동하는 경우에는 구현된 시스템이 재고 위험을 어느 정도 지니기 때문에 때에 따라서는 큰 손실도 감내해야 하는 경우도 존재했다. 따라서, 거래 빈도를 줄여서 재고 위험을 가져가는 만큼 급격한 변동성에는 취약한 모습을 보이기 때문에 추가적인 기능을 통해 이러한 부분을 보완해야 한다고 판단된다.

S

BTCUSD Perpetual

Cross

Closing PNL

0.29

Entry Price

39697.50

Opened

Closed

Avg. Close Price

39672.50

Max Open Interest

0.012 BTC

2023-12-04 00:36:50

2023-12-04 01:07:48

Closed Vol.

0.012 BTC

S

BTCUSD Perpetual

Cross

Closing PNL

0.71

Entry Price

39593.33

Opened

Closed

Avg. Close Price

39566.66

Max Open Interest

0.024 BTC

2023-12-03 21:56:11

2023-12-03 23:56:33

Closed Vol.

0.027 BTC

B

BTCUSD Perpetual

Cross

Closing PNL

-0.09

Entry Price

39420.00

Opened

Closed

Avg. Close Price

39390.00

Max Open Interest

0.003 BTC

2023-12-03 21:47:27

2023-12-03 21:53:50

Closed Vol.

0.003 BTC

그림 8. SolTrade를 활용한 거래 내역

7. 결론

본 연구에서는 초과 수익을 시장 미시구조 분야와 이를 활용한 마켓 메이킹 모델을 통해 찾고자 하였다. 기존의 거시적인 접근과 주가 데이터를 활용하는 것이 아닌 미시적인 접근과 틱 데이터를 통해 새로운 방식으로 수익을 설명할 수 있는 관점을 제시하였으며, 이를 통해 금융 시장에서 다채로운 초과 수익 발견의 발판이 될 수 있다.

본 모델은 한 종목만 구현이 가능하며, 아직 여러 국면과 오랜 시간에 대한 검증이 안 되어있다는 한계를 지닌다. 향후 연구는 충분한 검증과 횡보장에서의 안정적인 수익이 난다는 강점을 살려서 유저 친화적인 인터페이스를 통한 고객이 종목을 선정하면 이에 맞춰 자동적으로 마켓 메이킹을 진행하는 자동화 트레이딩 시스템을 설계할 예정이다.

참고문헌

- [1] Avellaneda Macro & Sasha Stoikov, 2008, High Frequency Trading in a Limit Order Book, Quantitative Finance
- [2] Garman, 1976, Market Microstructure, Journal of Financial Economics
- [3] Mendelson & Amihud, 1980, Dealership Market: Market Making with Inventory, Journal of Financial
- [4] Ho & Stoll, 1981, Optimal Dealer Pricing Under Transactions and Return Uncertainty, Quantitative Finance
- [5] Gueant, Lehalle, and Tapia, 2011, Dealing with the Inventory Risk: A solution to the Market Making Problem, Quantitative Finance
- [6] Nkaz001, "Hftbacktest", <https://github.com/nkaz001/hftbacktest>
- [7] Binance, "API Documentation", <https://binance-docs.github.io/apidocs/futures/en/>
- [8] Nkaz001, "sample-trading-bot", <https://github.com/nkaz001/sample-trading-bot>