

논고

KRX MARKET

제155호 2023/2024 겨울호

• KOSPI200 지수선물시장의 주도세력 변화



# KOSPI200 지수선물시장의 주도세력 변화

우민철

한국거래소 시장감시부 팀장 (서울대학교 경영학 박사)

I. 서론

II. 선행연구

III. 연구자료 및 방법론

IV. 분석 결과

III. 결론 및 시사점

[참고문헌]

※ 본고의 내용은 한국거래소의 공식적인 의견과 무관합니다.

## I. 서론

국내 파생상품시장은 개별주식 및 ETF를 비롯하여 장외상품에 대한 헷지수단, 주식 또는 주식바스켓과의 차익거래 뿐만 아니라 파생상품 자체로도 주요한 투자상품이다. 인공지능 기반의 S/W와 고성능 컴퓨터 등의 H/W를 기반으로 주문속도를 경쟁력으로 한 고빈도 알고리즘 매매(High Frequency Trading, 이하 HFT)가 주식시장 및 파생상품시장에 널리 확산되고 있다. 본 연구는 국내 금융시장에서 대표 파생상품인 KOSPI200 지수선물을 대상으로 HFT가 시장 주도세력으로 성장했는지 분석하고 HFT가 가지는 매매특성을 비교, 분석하였다.

O'Connell(2019)은 혁명적 기술진보인 co-location, fiber cable 등이 보편화되면서 새로운 경쟁자들이 출현하여 상대적 우위가 소멸되었고 HFT 수익원천인 변동성이 축소되면서 수익기회가 줄었다고 하였다. 또한, 미국 금융당국이 HFT를 이용하여 시장을 교란시키는 행위에 대하여 시장조작이나 기망행위로 규제를 강화하고 있다. Kiuchi(2022)는 미국 금융당국의 HFT에 대한 규제강화와 시장포화로 인한 수익성 악화 때문에 HFT 회사들이 일본으로 이동하고 있으며, 유럽의 규제당국도 HFT에 대한 의무사항을 강화하면서 HFT에 우호적인 시장으로 이동하면서 싱가포르, 일본 등 아시아 시장이 대상이 되고

있다고 하였다.

HFT가 국내 파생상품시장에 얼마나 참여하고 있는지, 거래대금 기준으로 주도세력의 위치에 있는지 보고된 바가 전혀 없다. 본 연구는 KOSPI200 지수선물의 최근월물을 대상으로 2010년 1월부터 2023년 12월까지 14년간의 자료를 대상으로 HFT 시장참여 현황을 분석하고, HFT 매매특성을 분석하였다. 주요 결과는 다음과 같다. 첫째, KOSPI200 지수선물시장에서 HFT 투자자가 증가하는 반면, 다른 투자자들의 시장참여가 감소하고 있으며 거래대금 측면에서 HFT 투자자가 가장 큰 비중을 차지하고 있어 주도세력이 변하고 있음을 확인하였다. 둘째, HFT 투자자들은 많은 건수의 호가를 millisecond 단위로 제출하면서 포지션 설정 이후 매우 짧은 시간에 청산하면서 다른 투자자에 비해 우수한 성과를 보였다. HFT 투자자들의 차별적 매매양태와 상대적으로 우월한 투자성과는 이들의 시장지배력이 지속적으로 커질 수 있다는 것을 예상하게 한다. 이는 KOSPI200지수선물상품이 헷지수단, 차익거래 수단 보다는 투기상품으로 활용될 개연성이 높다는 우려와 함께 불공정거래 개연성에 대한 적극적인 시장감시가 필요함을 시사한다.

이후의 구성은 다음과 같다. 제2장은 선행연구, 제3장은 연구자료 및 방법론이며, 제4장은 주요 연구결과를 제시하였고, 제5장은 결론 및 시사점이다.

## II. 선행연구

### 1. HFT

2012년, CFTC Technical Advisory Committee meeting(기술자문위원회)는 HFT는 투자판단, 주문집행을 인간의 도움 없이 알고리즘으로 수행하며 Colocation 서비스를 포함한 low-latency technology를 이용해 빠른 주문을 집행하는 거래행태로 정의하였다. SEC는 매우 짧은 시간에 포지션을 설정, 청산하면서 많은 주문을 제출하는 초고속 컴퓨터를 이용하며 장 마감시 포지션을 모두 청산하는 특성을 가진다고 하였다. Committee of European Securities Regulation(CESR, 유럽증권규제당국위원회), Australian Securities & Investment Commission(ASIC, 호주 증권투자위원회) 등도 유사하게 정의하고 있다.

HFT를 연구한 선행연구들은 2가지 방법으로 정의하였다. 첫째, 가용한 데이터 범위 내에서 자신의 방법으로 HFT를 정의한다. 둘째, 거래소 등에서 HFT로 분류한 자료를 활용한다. 전자의 경우, Kirilenko et al.(2011)는 일별 거래량 기준으로 상위 7%를 HFT로 정의한 반면, Kirilenko et al.(2017)은 거래량

상위 1%인 16개 계좌를 HFT로 정의하였다. Hasbrouck and Saar(2013)은 millisecond 환경에서 시장 이벤트에 반응하는 거래자로 정의하였다. Brogaard et al.(2014)는 Algorithmic trader와 HF trader가 모두 자동주문시스템을 이용하지만, Algo는 day, week, longer의 보유기간을 가지는 반면, HFT는 매우 짧으며 장마감시 포지션이 없다는 것이다. 국내 연구로, 우민철과 최혁(2013)은 ELW시장에서 거래량 상위 0.1%, 데이트레이딩 비율 99% 이상, 주문속도 상위 0.2%을 모두 충족하는 324개를 HFT로 정의하였다. 정재만 외2(2014)은 10초 이내에 정상주문, 정정주문 및 취소주문을 반복적으로 제출하는 투자자로 정의하였고, 이은정(2015)은 정상, 정정, 취소주문을 2,190회 이상 제출하고 1초 이내의 듀레이션을 가지는 투자자로 정의하였다. 우민철(2023)은 10 millisecond에 1번 이상의 주문을 제출할 수 있는 시스템을 갖춘 82개 투자자로 정의하였다.

거래소 등이 HFT를 정의하고 이에 따라 구성된 HFT 매매자료를 전달받아 분석한 연구들은 다음과 같다. O'Hara(2014)는 NASDAQ HFT dataset에서 120개 HFT 회사의 매매내역을 받아서 분석하였고, Brogaard et al.(2018)은 NASDAQ에서 받은 26개 HFT 회사의 매매자료를 이용하였다. Hischey(2020)도 NASDAQ에서 HFT 회사의 매매자료를 분석하였다. Jovanovic and Menkveld(2011)은 Chi-X와 Euronext에서 제공받은 HFT 회사의 매매를 이용하였으며, Hagstromer and Norden(2012)은 NASDAQ-OMX Stockholm이 제공한 100개 HFT 회사의 매매자료를 이용하였다. Malinova et al.(2018)는 TMX Group에서 제공 받은 호가수량 기준 상위 5% 자료를 HFT로 정의하고 분석하였다.

## 2. 데이트레이딩

Foucault, Hombert and Rosu(2016), Zhang(2013)에 따르면, HFT는 다른 투자자들에 비해 새로운 정보에 대한 빠르게 반응한다고 하였다. Benos and Sagade (2016)는 HFT의 빠른 반응은 fundamental에 대한 정보와 관계 없는 noise를 유발하여 가격의 과잉반응을 유발한다고 하였다. Kathi(2016)는 HFT에 의한 과잉반응은 영속적 가격변동성 보다는 일시적 noise에 기여한다고 하였다. Baron, Brogaard and Kirilenko(2012)는 HFT는 포지션을 장종료 이후에는 보유하지 않기 때문에 HFT에 의해 발생한 noise는 익일로 넘어가지 않는다고 하였다. 이러한 선행연구의 결론은 HFT는 데이트레이딩 전략을 통해 투자수익을 추구한다는 것이다.

데이트레이딩에 대한 연구 중 이은정(2015)은 2009년 4월부터 2010년 5월까지 KOSPI200 지수선물을 분석한 결과, HFT는 수익성이 없지만 emerging market에 경쟁력이 있는 외국계 HFT는 거래비용을 넘어서는 투자수익을 얻는다고 하였다. Ryu(2015)은 KOSPI200 지수선물에서 데이트레이딩

전략의 투자성과를 분석한 결과, 개인투자자는 빈번한 매매로 인해 손실을 얻는 반면, 기관과 외국인은 이익을 얻는다고 하였다. Saulius and Vaitonis(2015)는 NYMEX exchange의 natural gas futures에서 HFT가 statistical arbitrage strategy를 활용해서 양의 투자성과를 얻었으며 efficient market hypothesis를 부인한다고 하였다. Nikolaus, Zhang, Sarah (2017)는 Eurex Bund Futures market의 HFT를 분석한 결과, HFT는 market maker의 역할을 하면서 유동성 공급을 통해 이익을 얻는다고 하였다. 그러나, 변동성이 확대되는 시기에는 공격적인 방향성 전략을 통해서 이익을 얻는다고 하였다. Baron, Brogaard, Hagstromer and Kirilenko(2019)도 HFT는 공격적 매매를 통해 초과이익을 얻으며, HFT는 homogenous groups이 아니며 공격성, 속도, 투자전략 등이 상이한 heterogenous firms이라고 하였다.

### 3. HFT 관련 국내제도

2013년 KOSPI200 지수옵션시장에서 발생한 주문실수로 인해 한맥투자증권이 파산한 사건의 후속대책으로 “알고리즘계좌 등록제도”가 파생상품시장은 2015년, 주식시장은 2016년 시행되었다. 동 제도는 위탁자가 신청시 등록되며 실제 알고리즘계좌 여부를 판단하지 않았다. 2023년 1월부터 전산설비의 안정성 및 적정성, 거래 전문성 및 내부통제 관리체계를 갖춘 위탁자에 대하여 “고속 알고리즘 등록제도”를 시행하였다. 알고리즘거래를 하면서 주문전달시간 단축을 위해 초고속주문인프라를 이용하는 자를 등록대상으로 하고 있다. 본 연구는 국내 KOSPI200 지수선물을 매매한 투자자를 일반투자자, 알고리즘등록계좌(이하, Algo투자자), 고속알고리즘계좌로 등록된 계좌(Fast Algo투자자)로 구분하였다. 광의의 HFT는 Algo투자자와 Fast Algo투자자를 말하며 협의의 HFT는 Fast Algo투자자만 지칭한다.

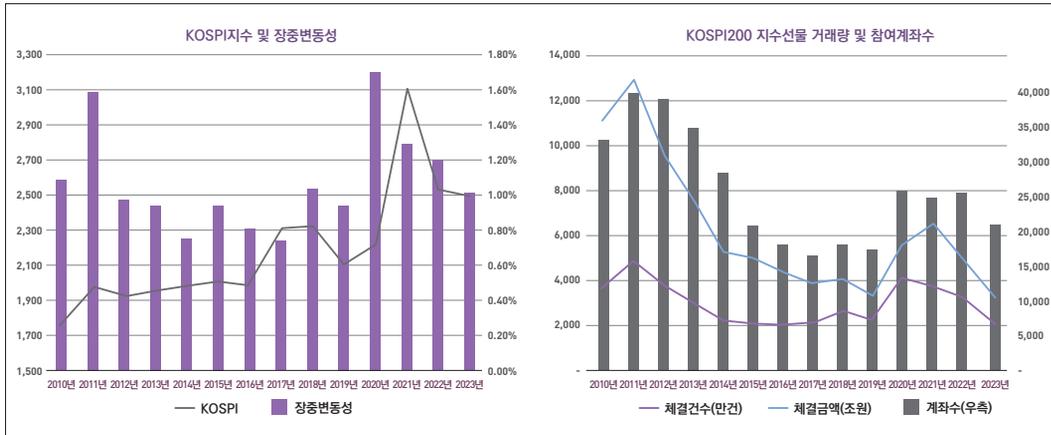
## III. 연구자료 및 방법론

### 1. 주식시장 현황

2010년 이후 2023년까지 COVID-19를 제외하면 국내경제에 큰 영향을 주었던 이벤트는 없었다. <그림 1>의 좌측그래프는 일별 KOSPI지수와 일별 KOSPI지수의 고가 대비 저가로 산출한 장중 변동성을 연도별로 단순 평균하여 산출한 것이다. 우측그래프는 KOSPI200 지수선물의 최근월물에 대한 연도별 체결건수(단위: 만건)와 체결금액(단위: 조원)과 연도별 참여계좌수를 제시하였다. 좌측그래프에 따르면,

2011년부터 2016년까지 KOSPI 지수는 2,000p에서 보합을 보였으며 COVID-19가 발생한 2020년 이후 3,000p를 넘었으나 2,500p 수준으로 회귀하였다. 장중변동성과 거래량간 선후관계에 대한 추가적인 분석이 필요하지만, 일평균 장중변동성의 감소와 체결건수 및 체결금액의 감소간 유사한 방향성을 보인다. 흥미로운 부분은 2011년의 39,815개 계좌를 정점으로 2017년의 16,546개까지 시장참여 계좌수가 지속적으로 감소하였으며, COVID-19 시기에 다시 증가하는 양상을 보였다.

그림 1 시황 및 거래내역



## 2. 방법론

KOSPI200 지수선물시장의 주도세력 변화를 분석하기 위해 2010년부터 2023년까지 14년간 최근월물의 매매장을 분석하였다. 주도세력의 변화를 파생상품 업무규정상 개인투자자, 외국인투자자 및 기관투자자간 변화로 접근하지 않고 일반투자자, Algo투자자, Fast Algo투자자간 변화로 접근하였다.

주도세력의 변화는 거래대금을 기준으로 판단하였다. 파생상품시장에서 영향력이 많다는 것은 stock 개념으로 보유수량인 미결제약정으로 판단하거나 flow 개념으로 매매수량으로 판단할 수 있다. 미결제약정이 많다는 것은 특정 조건이 되면 청산물량으로 출회될 수 있다는 것과 보유잔고만큼 자금력이 많다고 해석될 수 있다. 반면, 매매수량이 많다는 것은 당일 매매에서 시장에 미치는 영향력이 많다는 것과 증권사 입장에서 많은 매매에 따른 수수료로 인해 우량고객으로 평가될 수 있다.

본 연구는 시장영향력 측면에서 매매수량이 많은 계좌를 주도세력으로 정의하고 분석하였다. 우민철과 염윤성(2024)의 '외국인 주도세력의 투자전략 변화 : 가치투자에서 고빈도 알고리즘으로' 논문에서도 거래대금 기준으로 '가치주투자자' 외국인에서 'HFT투자자' 외국인으로 주도세력이 변하고 있음을 보여주었다.

## IV. 분석 결과

### 1. 시장참여자

분석대상 기간인 2010년에서 2023년까지 KOSPI200 지수선물의 매매에 참여한 계좌는 171,926개이며, 이 중 Algo투자자는 0.88%인 1,511개이며 Fast Algo투자자는 0.33%인 570개이다. 투자자별로 구분할 경우, 외국인 투자자의 2.17%가 Algo투자자, 0.63%가 Fast Algo투자자인데 반해, 기관 투자자의 경우 Fast Algo투자자가 2.23%로 상대적으로 많았으며 개인 투자자도 0.05%이지만 65개의 Fast Algo투자자가 있다.

평균 거래내역은 계좌구분별로 평균 일별 체결건수, 체결수량 및 체결금액을 산출하고, 이를 다시 평균하여 산출하였다. 일반계좌는 계좌당 일평균 18건의 체결을 통해 30계약을 체결하는 반면 Algo투자자는 107건, 208계약을 체결하며 Fast Algo는 가장 많은 거래내역을 보였다. 투자자별 계좌별 구분에 따르면, 외국인 Fast Algo투자자의 계좌당 일평균 거래내역이 가장 많았다. 기관투자자의 경우, Fast Algo투자자의 평균 거래내역이 가장 많았으며 개인투자자의 경우, 일반계좌 < Algo투자자 < Fast Algo투자자 순이었다.

표 1 투자자 현황 및 계좌별 평균 거래내역

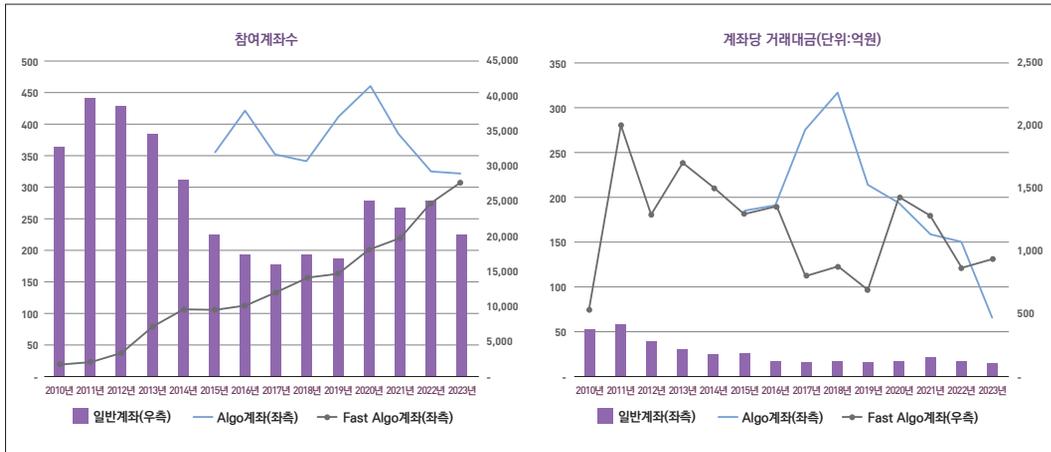
(단위:건, 주, 백만원)

	전체			외국인		
	일반계좌	Algo	Fast Algo	일반계좌	Algo	Fast Algo
계좌수 (비중,%)	169,845 (98.79)	1,511 (0.88)	570 (0.33)	21,050 (97.19)	471 (2.17)	137 (0.63)
체결건수	18	107	484	38	262	1,805
체결수량	30	208	933	60	515	3,382
체결금액	3,368	18,293	84,197	7,342	44,436	305,854
	개인			기관		
	일반계좌	Algo	Fast Algo	일반계좌	Algo	Fast Algo
계좌수 (비중,%)	133,089 (99.51)	588 (0.44)	65 (0.05)	15,706 (95.04)	452 (2.74)	368 (2.23)
체결건수	12	34	61	34	42	68
체결수량	18	54	105	91	90	167
체결금액	1,917	4,739	9,026	10,344	8,682	14,956

〈그림 2〉는 2023년 12월말 기준으로, Algo투자자, Fast Algo투자자인 계좌를 이전에도 동일한 투자자 유형으로 가정하고 연도별로 1 계약이상 매매한 계좌수를 산출한 것이다. Algo투자자는 2015년 제도시행 이후 연도별로 400개 수준을 유지한 후 COVID-19 이후 감소하는 양상을 보인다. 반면, Fast Algo투자자는 지속적으로 참여계좌가 증가하고 있다. Algo투자자가 고속알고리즘계좌 등록을 통해 Fast Algo투자자로 전환된 사례가 증가하고 있음을 보여준다. 앞선 〈그림 1〉에서 2011년 이후 거래량과 참여계좌수의 감소는 일반계좌수의 감소에 기인한 것으로 해석될 수 있다.

계좌당 일평균 거래대금은 일반계좌의 경우 2011년까지 50계약을 넘었으나, 2011년 이후 지속적으로 감소하여 2016년부터는 10계약 수준을 유지하고 있다. Algo투자자의 경우, 200계약에서 2018년 316계약까지 증가했으나 지속적으로 감소하여 2023년에는 67계약까지 축소되었다. 반면, Fast Algo투자자는 2020년 COVID-19를 기점으로 694계약에서 1,435계약까지 증가했으나 최근들어 1,000계약 아래로 감소하였다.

그림 2 연도별 참여계좌수 및 계좌당 거래대금



이러한 결과들은 KOSPI200 지수선물시장에 참여하는 투자자들에 변화가 있다는 것을 짐작하게 한다. 2011년 이후 지속적으로 감소하는 거래대금과 함께 일반계좌들의 시장참여도 급격하게 감소했음을 확인하였다. 반면, 2015년 이후, Algo투자자 및 Fast Algo투자자 계좌의 증가와 더불어 이들의 거래대금 및 계좌당 거래대금이 증가했음을 확인하였다. KOSPI200 지수선물시장의 주도세력을 거래대금을 기준으로 평가할 때, 알고리즘을 이용한 투자자 특히, 고속 알고리즘을 이용한 투자자가 주도세력이 되었음을 알 수 있다. 이러한 변화는 코로나로 인한 경기하락 전망과 다양한 경기부양책이 혼재되면서 변동성이 컸던 COVID-19시기에 가속화된 것으로 판단된다.

〈표 2〉는 연도별 투자자별 계좌별로 구분하여 KOSPI200 지수선물을 1계약이라도 매매한 계좌수를 집계한 것이다. 외국인 투자자의 경우 연도별 계좌수가 가장 많았던 2012년 대비 2023년 현재, 1.37%인 138개 계좌만 활동하며, Algo투자자의 경우 연도별 계좌수가 가장 많았던 2020년 대비 54.49%이다. 2015년 이후 Algo투자자 계좌수(A)는 지속적으로 증가한 이후 COVID-19를 기점으로 감소한 반면, Fast Algo투자자 계좌수(B)는 증가하였다. A+B 합산 계좌수도 2020년까지 증가한 이후 지속적으로 감소한 것으로 볼 때, Algo투자자가 Fast Algo투자자로 전환된 영향만으로 설명할 수는 없다. 개인투자자의 일반계좌수는 고점 대비 65.53% 수준까지 감소하였으며, Algo투자자 계좌수는 2020년까지 증가한 이후 감소세로 전환되었으나 2023년에는 다시 증가하였다. Fast Algo투자자 계좌수는 지속적으로 증가하고 있다. 기관투자자의 일반계좌수는 고점 대비 25.13% 수준까지 감소하였으며, Algo투자자 계좌수도 고점 대비 40.30% 수준까지 감소하였으며, Fast Algo투자자 계좌수만 지속적으로 증가하고 있다.

이러한 결과는 고빈도 알고리즘 기반의 HFT 계좌들이 KOSPI200 지수선물시장에서 거래대금 측면에서 가장 큰 비중을 차지하고 있으며 다른 계좌들의 시장참여가 감소하는 반면, 계좌당 거래금액이 큰 Fast Algo투자자 계좌들이 증가하고 있는 것으로 볼 때 주도세력이 변하고 있음을 알 수 있다.

표 2 연도별 참여계좌수

	외국인 투자자			개인 투자자			기관 투자자		
	일반	Algo	Fast	일반	Algo	Fast	일반	Algo	Fast
2010년	3,636		4	26,073		2	3,398		13
2011년	6,639		9	29,344		2	3,808		13
2012년	10,107		16	25,653		5	3,161		18
2013년	8,205		30	23,769		10	2,800		39
2014년	3,094		39	23,061		11	1,980		57
2015년	311	82	31	18,255	140	10	1,862	134	65
2016년	175	131	31	15,747	157	14	1,600	134	68
2017년	165	114	35	14,380	124	13	1,510	117	88
2018년	206	102	36	15,715	144	15	1,596	99	108
2019년	172	119	40	15,265	184	12	1,479	107	112
2020년	175	156	44	23,357	207	17	1,693	98	140
2021년	151	129	47	22,717	155	18	1,342	104	156
2022년	142	115	69	23,681	128	41	1,271	84	166
2023년	138	85	78	19,229	184	45	957	54	185
	1.37%	54.49%		65.53%	88.89%		25.13%	40.30%	

## 2. 투자성과

앞서 KOSPI200 지수선물시장에서 Fast Algo투자자가 거래대금을 기준으로 주도세력이 되고 있음을 확인하였다. 이하의 장에서는 HFT 계좌들의 매매특성을 비교, 분석하고자 한다.

KOSPI200 지수선물은 현물, ETF 및 장외상품에 대한 헷지 목적과 현물과의 차익거래 목적, 선물 자체만을 대상으로 한 투기적 목적으로 활용된다. 선행연구나 해외 금융당국의 HFT에 대한 정의 및 특성에 따르면 이들은 당일 설정한 포지션을 장 마감시 모두 청산하는 데이트레이딩 전략을 사용한다. 이에, KOSPI200 지수선물의 최근월물을 대상으로 당일 매수한 포지션을 당일 청산하는 데이트레이딩 내역을 선별하여 계좌간 투자성과를 비교하였다. 이은정(2015)은 2009년 4월에서 2010년 5월까지 KOSPI200지수선물시장의 HFT는 수익성이 없으며 다만, 외국계 HFT는 이익을 얻는다고 하였다. 류두진(2015)은 KOSPI200 지수선물시장에서 개인투자자는 빈번한 거래로 손실을 얻는 반면, 기관투자자와 외국인투자자는 이익을 얻는다고 하였다.

〈표 3〉에 따르면, KOSPI200 지수선물에서 데이트레이딩 전략은 전체적으로 평균 51,234원 (0.0158%)으로 통계적으로 유의한 양의 투자성과를 보였다. 일반계좌, Algo투자자 및 Fast Algo투자자 모두가 통계적으로 유의한 양의 값을 보였다. 평균 이익규모는 평균 거래대금 순서와 같이 Fast Algo투자자 > Algo투자자 > 일반계좌의 순으로 나타났다.

표 3 계좌별 투자성과

	전체				일반계좌			
	Profit	Return	Bvol	Bval(백만)	Profit	Return	Bvol	Bval(백만)
<b>Nobs</b>	8,579,382				8,360,761			
<b>Mean</b>	51,234	0.0158	49	5,151	16,575	0.0159	29	3,289
<b>T value</b>	8.99	15.54			3.12	15.43		
	Algo				Fast Algo			
	Profit	Return	Bvol	Bval(백만)	Profit	Return	Bvol	Bval(백만)
<b>Nobs</b>	132,532				86,089			
<b>Mean</b>	829,909	0.0136	248	21,328	2,218,505	0.0105	1,738	161,050
<b>T value</b>	6.39	14.18			17.41	15.76		

〈표 4〉는 투자자별 데이트레이딩 성과를 분석하고, 투자자 구분에 따른 계좌별 투자성과를 산출한 결과이다. 먼저, 선행연구에서 유의미한 투자성과를 보였던 외국인 투자자는 본 연구에서도 통계적으로 유의한 양의 값을 보였다. 외국인의 계좌별 이익규모는 거래대금 순서와 동일하게 Fast Algo > Algo > 일반계좌 순이었다. 개인투자자는 선행연구와 동일하게 투자손실(-4,421원)을 보였다. 계좌별로 구분할 경우, Fast Algo투자자는 통계적으로 유의한 양의 값을 보였고, Algo투자자는 양의 값을 보였으나 통계적 유의성은 없었으며, 일반계좌는 유의한 음의 값을 보였다. 기관투자자는 음의 값(-26,659원)을 보였으나 통계적 유의성이 없었다. 계좌별로 구분할 경우, 일반계좌는 음의 값을, Algo투자자와 Fast Algo투자자는 양의 값을 보였으나 모두 통계적으로 유의하지 않았다.

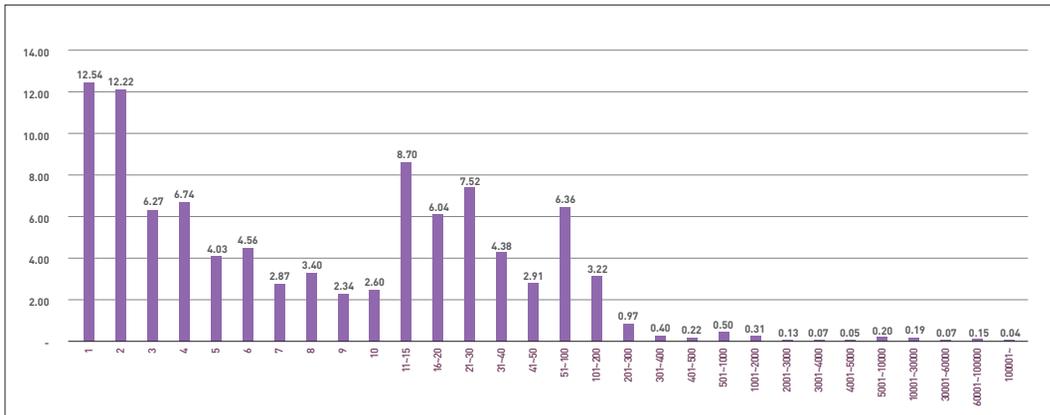
표 4 투자자별 계좌별 투자성과

	외국인 투자자			개인 투자자			기관 투자자		
	Profit	Return	Bvol	Profit	Return	Bvol	Profit	Return	Bvol
<b>Nobs</b>	361,794			7,610,114			607,474		
<b>Mean</b>	1,352,674	0.0091	635	-4,421	0.0165	14	-26,659	0.0118	148
<b>Tvalue</b>	24.08	24.62		-1.03	15.46		-0.54	27.44	
	일반계좌			일반계좌			일반계좌		
	Profit	Return	Bvol	Profit	Return	Bvol	Profit	Return	Bvol
<b>Nobs</b>	304,141			7,510,643			545,977		
<b>Mean</b>	746,659	0.0101	205	-8,614	0.0165	13	-43,628	0.0117	151
<b>Tvalue</b>	17.65	24.87		-2.13	15.53		-0.80	25.66	
	Algo투자자			Algo투자자			Algo투자자		
	Profit	Return	Bvol	Profit	Return	Bvol	Profit	Return	Bvol
<b>Nobs</b>	23,090			74,106			35,336		
<b>Mean</b>	3,690,173	0.0067	1,111	306,513	0.0157	66	58,550	0.0138	65
<b>Tvalue</b>	7.02	3.56		1.89	12.39		1.00	6.58	
	Fast Algo투자자			Fast Algo투자자			Fast Algo투자자		
	Profit	Return	Bvol	Profit	Return	Bvol	Profit	Return	Bvol
<b>Nobs</b>	34,563			25,365			26,161		
<b>Mean</b>	5,123,791	0.0013	4,097	328,749	0.0206	91	212,398	0.0129	217
<b>Tvalue</b>	17.76	2.00		3.91	15.61		1.39	8.26	

### 3. 호가 건수

본 장은 HFT의 특성 중 일평균 호가건수를 다른 계좌들과 비교한 결과이다. <그림 3>은 특정일, 특정종목에서 계좌별로 제출한 호가건수를 산출하고, 각 호가건수가 전체에서 차지하는 비중을 나타낸 것이다. 매수와 매도호가를 합산하였으며 정상호가, 정정호가 및 취소호가도 합산하였다. 예를 들어, 하루에 매수 또는 매도호가 1건만을 제출하는 계좌들이 전체의 12.54%를 차지한다. 전체 계좌들의 25%가 2건 이하의 호가를 제출하고 있으며, 전체 계좌들의 50%가 하루에 7건의 호가를 제출하고 있다. 하루에 101건 이상의 호가를 제출하는 계좌들은 전체의 3.3%에 불과하며 1,001건 이상의 호가를 제출하는 계좌들은 전체의 0.9%에 불과하다.

그림 3 호가건수별 비중



<표 5>는 계좌별로 특정일에 제출한 호가건수를 산출하고 이에 대한 기초통계량을 제시하였다. KOSPI200 지수선물시장에 참여하는 계좌들은 일평균 303건의 호가를 제출하지만 최대값이 259,385건, 상위 99% 값이 1,949건이며 중앙값이 8건에 불과하다. 이러한 분포는 특정 계좌들이 과도한 호가를 제출함에 따라 분포가 편의되었기 때문이다.

계좌 종류별로 구분할 경우, 일반계좌는 일평균 23건의 호가를 제출하지만, 상위 10% 이하인 일반계좌는 일평균 1건의 호가를 제출하고 있다. 광의의 HFT 투자자인 Algo투자자의 경우 일평균 244건의 호가를 제출하고 있으며, 상위 99%의 경우 일평균 3,552건의 호가를 제출하며 상위 95%도 1,261건이다. 협의의 HFT 투자자인 Fast Algo투자자의 경우, 일평균 7,958건의 호가를 제출하고 있어 일반계좌의 최대값(7,139건) 보다 더 컸다. 상위 90%가 일평균 20,590건의 호가를 제출하여 Algo투자자의 최대값(22,381건)과 유사한 수준을 보였다. 그러나, Fast Algo투자자의 중앙값이 95건에 불과하고 하위 25%가 12건에 불과하여 모든 Fast Algo투자자들이 많은 호가를 제출한다고 볼 수 없다.

표 5 계좌별 평균 호가제출 건수

호가건수	전체	일반계좌	Algo투자자	Fast Algo투자자
Mean	303	23	244	7,958
Std	4,471	60	808	22,852
Max	259,385	7,139	22,381	259,385
99%	1,949	239	3,552	107,491
95%	135	90	1,261	61,127
90%	68	52	585	20,590
Q3	24	21	130	2,384
Med	8	7	19	95
Q1	3	3	4	12
10%	1	1	2	2
5%	1	1	1	1

#### 4. 주문 속도

일반적으로 HFT를 이용하는 투자자라고 평가할 때, millisecond 단위로 주문을 제출하거나 nanosecond 단위로 주문을 제출한다고 한다. 전자는 1초에 1,000건의 주문을 제출할 수 있다는 것이며, 후자는 여기에 100배인 10만건의 주문을 제출할 수 있는 시스템이라는 것이다. 실무적으로, 투자자가 매매타이밍을 포착하고 주문을 제출할 때까지 얼마나 짧은 시간이 소요되는지 확인하기 어렵다. 이에, 본 연구는 일별, 종목별로 투자자가 제출한 호가를 1초 간격으로 산출하고 초당 주문건수의 최대값으로 시스템의 주문속도를 간접적으로 측정하였다. 우민철(2023)도 이러한 접근방법을 이용하여 주시장을 대상으로 알고리즘 계좌로 등록된 30,412개 계좌의 주문속도를 측정하였다.

〈표 6〉는 투자자들의 주문속도를 초당 주문건수의 최대값을 통해 간접적으로 산출, 비교한 것이다. 8시45분부터 15시35분까지 1초 간격으로 24,600구간으로 나누고 1초당 제출된 정상호가, 정정호가 및 취소호가를 매수와 매도를 구분하지 않고 산출하였다. 계좌별로 최대값을 산출하여 해당 위탁자가 보유한 시스템의 주문 속도로 정의하였다.

패널 A의 계좌별의 경우, 전체적으로 초당 2건의 주문을 제출하고 있으며 최대값이 994건으로 1 millisecond 당 약 1건의 주문을 제출하였다. 계좌 종류별로 구분할 경우, 일반계좌는 평균적으로 초당 1건의 주문을 제출하며 상위 75% 이하가 모두 초당 1건이지만 최대값이 123건으로 10 millisecond당 1건 이상의 주문을 제출하는 계좌도 있었다. Algo투자자는 평균적으로 초당 4건이지만, 최대 초당

186건의 주문을 제출하는 계좌도 있었다. Fast Algo투자자의 경우 평균적으로 초당 28건의 주문을 제출하며 최대 994건을 제출, 상위 95%가 초당 132건으로 일반계좌의 최대값 보다 많은 주문을 제출하고 있다.

패널 B는 투자자별 주문 속도를 비교한 결과이다. 외국인 투자자의 경우 Fast Algo투자자가 다른 계좌에 비해 평균적으로 초당 호가건수가 많았으며, 상위 95%까지 100건 이상의 호가를 제출하였다. 개인 투자자의 경우 Fast Algo투자자를 제외하면 평균 1~2건의 호가건수를 보였으며 알고리즘을 사용하지 않은 일반계좌의 최대값(64건)이 알고리즘을 사용하는 Algo투자자 및 Fast Algo투자자 보다 최대값이 더 컸다. 기관투자자의 경우 일반계좌와 Algo투자자의 최대값이 초당 100건이 되지 않지만 Fast Algo투자자는 최대값이 545건, 상위 95%도 215건으로 나타났다. 이러한 결과는 10 millisecond당 1건 이상의 주문을 제출할 수 있는 계좌들이 상당수 존재하며 대부분이 외국인 및 기관인 Fast Algo투자자임을 확인하였다.

표 6 초당 호가건수

패널 A : 계좌별				
	전체	일반계좌	Algo투자자	Fast Algo투자자
Mean	2	1	4	28
Std	14	2	8	71
Max	994	123	186	994
99%	21	7	42	402
95%	5	3	15	132
90%	2	2	10	64
Q3	2	1	4	19
Med	1	1	2	6
Q1	1	1	1	2
10%	1	1	1	1
5%	1	1	1	1

패널 B : 투자자별 계좌별												
	외국인				개인				기관			
	전체	일반	Algo	Fast	전체	일반	Algo	Fast	전체	일반	Algo	Fast
Mean	12	3	6	33	1	1	2	8	6	2	4	29
Max	605	73	186	605	64	64	22	32	545	74	43	545
99%	141	20	52	393	7	6	15	28	133	13	24	388
95%	53	8	20	121	3	2	5	18	10	4	12	215
90%	28	5	11	79	2	2	4	15	5	2	8	66

## 5. 데이트레이딩 횟수

본 장은 HFT의 주된 전략이 데이트레이딩 매매를 하루에 몇 번 수행하는지 분석하였다. 특정일, 특정종목에서 당일 매수수량과 매도수량이 동일한 경우를 데이트레이딩이라고 정의한다. 일중 자료를 대상으로 포지션이 0에서 시작해서 다시 0이 되는 경우를 일중 데이트레이딩이라고 정의한다. <표 7>은 특정일, 특정종목에서 특정계좌가 일중 데이트레이딩한 횟수에 대한 기초통계량이다.

전체의 경우 하루에 평균 57회의 데이트레이딩을 했으며, 중앙값이 5회인 것은 1,206회의 최대값과 742회의 상위 99%에서 나타나듯 자료의 편의 때문이다. 일반계좌는 일평균 5회, Algo투자자도 일평균 4회로 유사했으나 Fast Algo투자자는 일평균 215회로 큰 차이를 보였다. 투자자별로 구분한 경우, 외국인이 일평균 234회로 나타나 개인의 5회, 기관의 15회와 비교할 때 큰 차이를 보였다.

외국인 중에서도 Fast Algo투자자가 일평균 240회로 나타나 Algo투자자의 1회와 비교해서 큰 차이를 보인 점은 매우 흥미롭다. 개인의 경우 일반계좌가 일평균 6회로 Algo투자자, Fast Algo투자자 보다 많았다.

표 7 데이트레이딩 횟수

	전체	일반계좌	Algo	Fast	외국인	개인	기관		
Mean	57	5	4	215	234	5	15		
Std	146	7	4	231	234	7	22		
Max	1,206	108	28	1,206	1,206	108	167		
99%	742	33	18	969	983	34	107		
95%	377	18	12	707	724	18	61		
Q3	19	7	6	314	345	7	18		
Med	5	3	2	127	149	3	6		
Q1	2	1	1	42	58	1	2		
10%	1	1	1	10	16	1	1		
5%	1	1	1	4	5	1	1		
1%	1	1	1	1	1	1	1		
Min	1	1	1	1	1	1	1		
	외국인			개인			기관		
	일반	Algo	Fast	일반	Algo	Fast	일반	Algo	Fast
Mean	3	1	240	6	2	3	5	6	27
Std	3	1	234	7	3	2	6	4	28
Max	35	3	1,206	108	28	13	44	22	167
99%	14	3	987	34	12	10	29	19	132
95%	9	3	729	18	7	7	19	14	84
Q3	3	1	354	7	3	4	7	8	39
Med	1	1	156	3	1	3	3	4	19
Q1	1	1	64	1	1	2	1	2	6
10%	1	1	22	1	1	1	1	1	2
5%	1	1	10	1	1	1	1	1	1
1%	1	1	2	1	1	1	1	1	1
Min	1	1	1	1	1	1	1	1	1

## 6. 일중 데이트레이딩 투자성과

앞서 데이트레이더의 투자성과를 일별로 산출하여 분석하였으나 본 장은 일중 데이트레이딩에 대한 투자성과를 분석하였다. <표 8>은 일중 데이트레이딩 성과를 일중데이트레이딩 건수로 나눈 건별 투자성과에 대한 기초통계량이다. 당일을 대상으로 데이트레이딩 투자성과를 산출한 <표 3>에 따르면, 전체 평균 수익률이 0.0158%인 반면 일중 데이트레이딩 투자성과는 평균 0.0069%로 나타났다. 일별 데이트레이딩(A)과 일중 데이트레이딩(B)간 수익률을 비교하면, 일반계좌의 경우 A(0.0159%), B(0.0099%)이며 Algo투자자의 경우 A(0.0136%), B(0.0133%)로 큰 차이를 보이지 않았으나 Fast Algo투자자의 경우 A(0.0105%), B(0.0010%)로 10배 이상 차이를 보였다. 이는 Fast Algo투자자들이 장중에 다수의 데이트레이딩 매매를 반복한 결과라고 하겠다.

투자자별 계좌종류별 투자성과를 보면, 외국인의 경우 일반계좌의 건별 데이트레이딩 투자성과가 0.0207%로 가장 높았으며, Algo투자자의 경우 통계적 유의성은 없지만 음의 값을 보였다. 개인계좌의 일반계좌는 0.0102%의 유의한 양의 값을 보인 반면, Fast Algo투자자의 경우 -0.0367%의 유의한 음의 값을 보였다. 기관계좌의 경우 Fast Algo투자자만 0.0033%로 유의한 양의 값을 보였다.

표 8 일중 데이트레이딩의 건별 투자성과

(%)

	전체	일반	Algo	Fast	외국인	개인	기관		
	Mean	0.0069	0.0099	0.0133	0.0010	0.0022	0.0097	0.0012	
t value	20.05	20.23	1.86	4.83	7.29	19.85	0.74		
Std	0.1497	0.1727	0.2709	0.0435	0.0604	0.1694	0.1657		
Max	2.0971	2.0970	1.1064	1.4183	1.4540	2.0970	1.5084		
Q3	0.0424	0.0576	0.0510	0.0092	0.0086	0.0574	0.0285		
Med	0.0138	0.0149	0.0145	0.0000	0.0000	0.0148	0.0014		
Q1	-0.0149	-0.0378	-0.0976	-0.0030	-0.0030	-0.0414	-0.0218		
Min	-6.4407	-6.4410	-1.3850	-1.4776	-6.4407	-1.9850	-1.9851		
	외국인			개인			기관		
	일반	Algo	Fast	일반	Algo	Fast	일반	Algo	Fast
Mean	0.0207	-0.0646	0.0017	0.0102	-0.0172	-0.0367	0.0007	-0.0160	0.0033
t value	2.09	-0.79	14.79	20.84	-1.02	-6.16	0.24	-1.63	2.79
Std	0.3331	0.4305	0.0229	0.1685	0.3223	0.1911	0.2110	0.1880	0.0781
Max	1.4540	1.1064	1.4183	2.0970	1.0930	0.6976	1.5080	1.0640	1.0640
Q3	0.1165	0.1589	0.0078	0.0574	0.0647	0.0247	0.0596	0.0336	0.0146
Med	0.0291	-0.0437	0.0000	0.0149	0.0000	-0.0912	0.0143	-0.0188	0.0000
Q1	-0.0597	-0.3658	-0.0028	-0.0301	-0.1203	-0.1361	-0.0598	-0.0716	0.0000
Min	-6.4410	-0.7574	-1.4776	-1.9850	-1.3850	-1.0520	-1.9850	-1.3850	-0.9774

## 7. 일중 데이트레이딩 투자기간

본 장은 HFT가 데이트레이딩 설정 이후 청산까지 소요되는 시간을 측정하여 얼마나 단기에 포지션을 청산하는지 분석하였다. <표 9>는 데이트레이더가 포지션을 설정한 이후 청산까지 소요되는 시간을 초단위로 산출한 것이다. 전체의 경우 평균 25분8초(1,508초)가 소요되었으며, 일반계좌의 경우 32분40초(1,960초), Algo투자자 계좌의 경우 1시간30분56초(5,456초)가 소요되었다. 반면, Fast Algo투자자의 경우 3분46초(226초)가 소요되어 큰 차이를 보였다. 특히, 상위 25%(Q1)가 1초이며, 10% 이하는 1초 미만의 매우 짧은 시간에 데이트레이딩 전략이 마무리되었다.

투자자별로 소요시간을 비교할 경우, 개인과 기관은 32분 정도로 유사한 수준이었으나 외국인은 3분 48초로 큰 차이를 보였다. 상위 25%가 2초였으며 10% 이하는 1초 미만의 매우 짧은 시간이 소요되고 있었다.

FastAlgo투자자의 경우 데이트레이딩 소요시간이 외국인은 평균 1분29초, 상위25%는 2초에 불과하였으며 기관은 평균 10분11초이나 중앙값이 3초에 불과하였다. 흥미로운 것은 Fast Algo 투자자에 비해 모든 투자자의 Algo투자자들이 데이트레이딩에 상대적으로 긴 시간이 소요되고 있다는 점이다.

표 9 일중 데이트레이딩 시간

(초)

	전체	일반계좌	Algo	FastAlgo	외국인	개인	기관
	Mean	1,508	1,960	5,456	226	228	1,920
Std	3,916	4,400	8,278	1,412	1,608	4,317	4,890
95%	8,272	11,024	22,800	458	371	10,644	13,859
Q3	867	1,333	5,400	54	56	1,313	1,037
Med	194	362	1,080	12	14	359	139
Q1	40	107	298	1	2	107	5
10%	6	39	90	0	0	39	0
5%	1	22	42	0	0	22	0
1%	0	7	5	0	0	7	0
Min	0	0	1	0	0	0	0

	외국인			개인			기관		
	일반	Algo	Fast	일반	Algo	Fast	일반	Algo	Fast
Mean	5,049	6,566	89	1,884	7,813	3,994	2,989	3,048	611
Std	7,259	7,480	675	4,264	9,709	5,264	5,920	5,747	2,552
95%	22,483	23,624	257	10,405	22,800	15,607	20,675	22,502	3,194
Q3	6,298	5,591	50	1,281	22,174	5,192	2,220	2,308	26
Med	1,439	4,199	13	354	1,778	1,768	525	810	3
Q1	313	2,356	2	106	297	485	135	280	0
10%	97	121	0	39	63	130	43	90	0
5%	53	48	0	22	25	64	21	64	0
1%	15	2	0	7	2	1	4	30	0
Min	0	2	0	0	1	0	0	5	0

## V. 결론 및 시사점

국내 파생상품시장은 헷지수단, 차익거래 뿐만 아니라 파생상품 자체로도 주요한 투자상품이다. 본 연구는 HFT가 주식시장 및 파생상품시장에 널리 확산되는 상황에서 2010년 1월부터 2023년 12월까지 14년간 KOSPI200 지수선물의 최근월물을 대상으로 HFT가 시장 주도세력으로 성장했는지 분석하고 HFT의 매매특성을 분석하였다.

주요 결과는 다음과 같다. 첫째, KOSPI200 지수선물시장에서 HFT 투자자가 증가하는 반면, 다른 투자자들의 시장참여가 감소하고 있으며 거래대금 측면에서 HFT 투자자가 가장 큰 비중을 차지하고 있어 주도세력이 변하고 있음을 확인하였다. 둘째, HFT 투자자들은 많은 건수의 호가를 millisecond 단위로 제출하면서 포지션 설정 이후 매우 짧은 시간에 청산하면서 다른 투자자에 비해 우수한 성과를 보였다. HFT 투자자들의 차별적 매매양태와 상대적으로 우월한 투자성과는 이들의 시장지배력이 지속적으로 커질 수 있다는 것을 예상하게 한다. 이는 KOSPI200지수선물상품이 헷지수단, 차익거래 수단보다는 투기상품으로 활용될 개연성이 높다는 우려와 함께 불공정거래 개연성에 대한 적극적인 시장감시가 필요함을 시사한다.

## 참고문헌

- 우민철, (2023), "초단기 알고리즘 거래자의 투자성과 분석", 자산운용연구, 제11권 제1호, 56~77쪽
- 우민철·엄윤성, (2024) "외국인 주도세력의 투자전략 변화 : 가치투자에서 고빈도 알고리즘으로", 한국증권학회지, forthcoming.
- 우민철·최혁, (2013), "고빈도거래자의 매매양태 분석 : ELW시장을 대상으로", 한국증권학회지 제42권 제4호, 699~732쪽.
- 정재만·전용호·최혁, (2014), "전략적 반복주문을 통한 고빈도거래가 한국주식시장에 미치는 영향", 재무연구 제27권 제2호, 177~211쪽.
- Baron Matthew, Jonathan Brogaard, Bjorn Hagstromer and Andrei Kirilenko, (2019), "Risk and Return in High-Frequency Trading", Journal of Financial Quantitative Analysis, Vol. 54(3), pp 993~1024.
- Baron Mattew, Jonathan Brogaard, and Andrei Kirilenko, (2012), "The Trading Profits of High Frequency Traders", working paper.
- Benos Evangelos, and Satchit Sagade, (2016), "Price discovery and the cross-section of high frequency trading", Journal of Financial Markets, Vol. 30, pp 54~77.
- Brogaard Jonathan, Terrence Hendershott, and Ryan Riordan, (2014), "High-Frequency Trading and Price Discovery", The Review of Financial Studies, Vol. 27(8), pp 2267~2306.
- Brogaard Jonathan, Allen Carrion, Thibaut Moyaert, Ryan Riordan, Andriy Shkilko, Konstantin Sokolov, (2018), "High frequency trading and extreme price movements", Journal of Financial Economics, Vol. 128(2), pp 253~265.
- Hasbrouck Joel, and Gideon Saar, (2013), "Low-latency trading", Journal of Financial Markets, Vol 16, pp 646~679.
- Hagstromer Bjorn, and Lars Norden, (2013), "The diversity of high-frequency traders", Journal of Financial Markets, Vol. 16(4), pp 741~770.
- Hautsch Nikolaus, Noé Michael, Zhang S. Sarah, (2017), "The ambivalent role of high-frequency trading in turbulent market periods", CFS Working Paper Series, No. 580
- Hirschey Nicholas, (2020), "Do High-Frequency Traders Anticipate Buying and Selling Pressure?", Management Science, Vol. 67(6), pp 3321~3345.
- Foucault Thierry, Johan Hombert, and Ioanid Rosu, (2016), "News Trading and Speed", Journal of Finance, Vol. 71(1), pp 335~382.

- Jovanovic, Boyan and Menkveld, Albert J., (2016), “Middlemen in Limit Order Markets”, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=1624329>.
- Lee Eunjung, (2015) “High Frequency Trading in the Korean Index Futures Market”, The Journal of Futures Markets, Vol. 35(35), pp 31~51.
- Malinova Katya, Andreas Park and Riordan Ryan, (2018), “Do Retail Investors Suffer from High Frequency Traders?”, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2183806>.
- Masteika Saulius, and Mantas Vaitonis, (2015), “Quantitative Research in High Frequency Trading for Natural Gas Futures Market,”, International Conference on Business Information Systems workshops, pp 29~35
- O’Hara Maureen, (2014), “High-frequency trading and its impact on markets”, Financial Analysts Journal, Vol. 70(3), pp 18~27.
- Ryu, D., (2012), “The Profitability of Day Trading : An Empirical Study Using High-Quality Data”, Investment Analysts Journal Vol. 75, pp 17~28.
- Schlepper Kathi, (2016), “High Frequency Trading in the Bund Futures Market”, Bundesbank Discussion Paper No. 15
- Zhang S. Sarah, (2018), “Need for speed : Hard information processing in a high frequency world”, Journal of Future markets, Vol. 38(1), pp 3~21.