

인공지능과 금융투자 전략*

강 형 구** · 배 경 훈*** · 구 본 하****

논문 초록

인공지능을 통해 금융투자 경쟁력을 높일 수 있다. 복잡한 정보를 신속하게 처리해야 하는 초단기투자에서 인간은 인공지능의 상대가 되지 않는다. 학술적인 성과와 최신 금융상품 출시 정보 등을 지속적으로 업데이트하면 중장기투자에도 공헌할 수 있다. 중장기투자에서 다수의 개인투자자들은 행동경제학적 오류를 범하지만, 인공지능은 규칙에 근거한 의사결정으로 행동경제학적 오류를 진단/극복할 수 있기 때문이다. 위험관리 측면에서도 마찬가지이다. 비정형빅데이터를 이용한 선행적인 위험관리를 통해 금융투자 가치를 창출할 수 있다. 그러나 국내 금융기관들을 살펴보면 로보어드바이저 등 대부분 전술적자산운용 또는 단기투자에 한정되어 있다. 이러한 분야는 인공지능이 가장 남용되는 분야 중 하나다. 시장이상현상, 멀티팩터 모형 등 재무금융이론에 대한 깊은 이해가 없는 인공지능 기반 투자는 성공을 거두기 어렵다. 전반적으로 국내 금융기관들이 투자 의사결정과정에서 인공지능의 장점을 충분히 활용하고 있지 못하다고 판단된다.

핵심 주제어: 인공지능, 금융투자, 투자의사결정

경제학문헌목록 주제분류: G11

투고 일자: 2019. 9. 9. 심사 및 수정 일자: 2019. 9. 23. 게재 확정 일자: 2019. 10. 11.

* 본 논문은 한국경제학회 한국경제포럼편집위원회에서 주최한 “AI의 확산! 한국경제 분야별 영향은?” 심포지엄 (2019년 8월 28일) 발표원고를 심사자의 논평을 반영하여 수정 보완한 것이다.

** 제1저자, 한양대학교 파이낸스 경영학과 부교수, e-mail: hyoungkang@hanyang.ac.kr

*** 제2저자, 한양대학교 파이낸스 경영학과 조교수, e-mail: khbae@hanyang.ac.kr

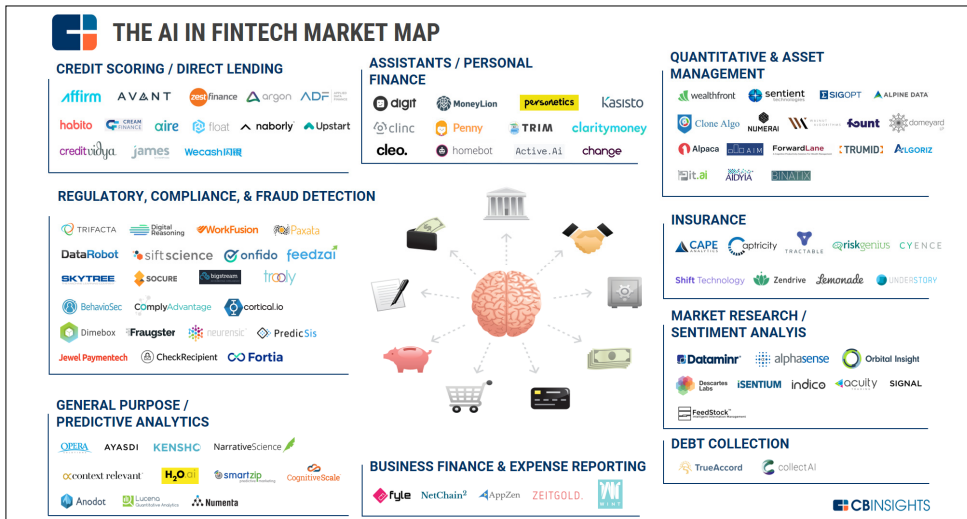
**** 교신저자, 동국대학교 경영학과 초빙교수, e-mail: koobonha9@gmail.com

I. 서 론

금융투자에서 인공지능은 매우 중요하다. 금융기관들의 본질적인 사업모형(business model) 중 하나가 중개(financial intermediation)다(Diamond, 1984). 그런데 최근 기술에서는 중개없이 금융거래가 가능하다는 주장도 나오고 있다(Satoshi, 2008). 본 연구자들은 국내에서 인공지능의 금융투자 활용에 대해서 연구한다. 인공지능과 관련된 금융투자의 모든 부분을 여기서 논의할 수는 없으므로, 금융투자 중 초단기투자(거래), 전술적투자, 중장기투자 그리고 위험관리에 대해 집중적으로 검토한다. 그리고 해당 영역별로 인공지능을 어떻게 잘 활용할 수 있을지 살펴본다.

본 연구가 인공지능의 금융투자 활용에 집중하는 이유는 다음과 같다. 첫째, 해당 분야가 언론과 대중에게 매우 큰 관심을 받고 있다. 둘째, 이러한 관심에도 불구하고 오해가 크고 인공지능이 제대로 적용되지 못하고 있다. 셋째, 해당 문제점에도 불구하고 금융투자에서 어떻게 인공지능을 활용할 수 있는지에 관한 비판적인 접근이 없다.

〈Figure 1〉 The AI in Fintech Market



인공지능과 금융투자의 결합에 언론과 대중이 관심을 갖는 이유는 자명하다. 첫째, 인공지능을 금융투자에 적용하는 것은 누구나 이해할 수 있고 직관적이다. 인공지능

전문가라면 누구라도 자신들의 기술을 활용하여 주식투자를 하는 상상은 한번쯤은 해 봤을 것이다. 인공지능은 개인금융, 보험, 신용평가와 같이 핀테크의 다양한 분야에 활용되고 있다. 유명 펀드들도 적극적으로 인공지능을 활용하고 있다. Numerai, Cerebellum Capital, Aidiya Holdings, Taaffeite Capital Management와 같이 순수하게 인공지능만을 이용한 헤지펀드들도 등장하고 있다. 이제는 인공지능으로 투자 전략을 설계하기 위한 정보를 분석할 뿐 아니라, 최종 거래까지도 선택할 수 있도록 자동화를 추진하고 있다.

둘째, 이미 최고 수준의 인공지능 전문가 대다수가 금융기관에서 일하고 있다. 헤지펀드들도 인공지능 전문가를 영입하기 위하여 다양한 시도를 하고 있다. 퀀트 전략으로 유명한 헤지펀드인 Man Group은 옥스포드 대학과 제휴하여 Oxford-Man Quantitative Finance¹⁾라는 연구기관을 설립했다. Man Group의 연구진은 해당 기관의 시설을 이용하고 학자들과 협력하여 금융에 적용할 수 있는 알고리즘을 개발하고 있다. Two Sigma의 경우는 코넬공과대학²⁾과 협력하고 있다. D. E. Shaw Group은 2018년 8월 워싱턴 대학의 저명한 컴퓨터공학 교수인 Pedro Domingos를 Managing Director로 영입하며 기계학습연구팀의 책임자로 임명했다.

셋째, AI를 활용한 금융투자가 실제로도 급격하게 성장하고 있다. Financial Times 기사에 따르면, 2018년에 퀀트헤지펀드의 규모는 이미 1조 달러에 근접했다.³⁾ 일반 헤지펀드, 전통적 자산운용사, 은행 독점 거래와 비교해 보았을 때도 퀀트펀드의 거래량이 급증했다는 사실을 알 수 있다.⁴⁾ 대부분의 퀀트헤지펀드는 인공지능을 이용하고 있다. 국내에서도 마찬가지다. 금융위원회도 2019년 8월 16일 자본시장법 시행령 개정안을 통해 로보어드바이저를 통한 펀드 재산 직접 운용을 허용하였다. 이를 바탕으로 본격적인 인공지능 펀드들이 출시될 것으로 예상된다. 일부 언론에 의하면 로보어드바이저 펀드의 성과가 좋다는 의견도 존재한다.⁵⁾ 이는 투자자들의 관심과 함께 국내 금융기관들도 적극적으로 인공지능 자산운용 서비스를 제공하고 있는데 운용비용을 절감하기 위한 목적도 포함된 것으로 판단된다.

1) <http://www.oxford-man.ox.ac.uk/>

2) <https://tech.cornell.edu/>

3) <https://www.ft.com/content/f7528bc-ec16-11e7-8713-513b1d7ca85a>

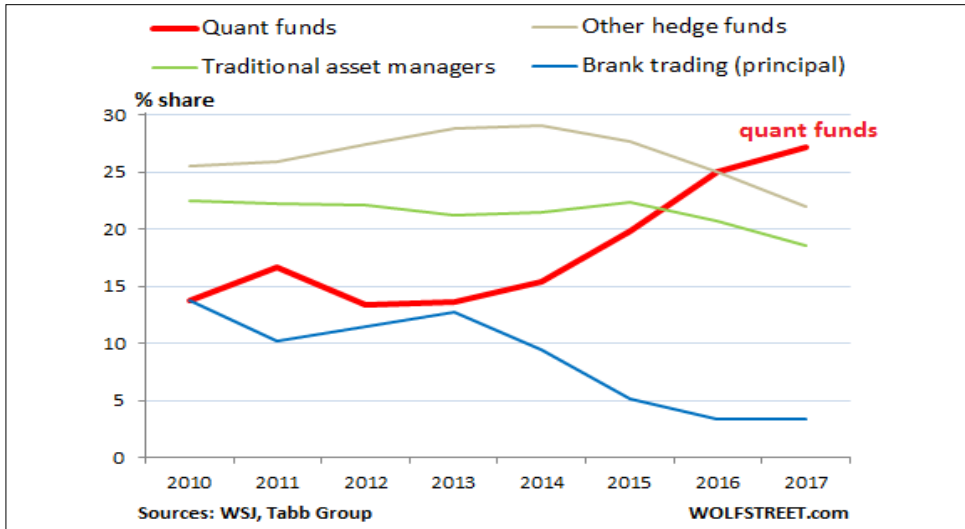
4) <https://wolfstreet.com/2017/05/22/can-quant-funds-trigger-a-sudden-fiasco-in-stocks/>

5) <https://www.mk.co.kr/news/economy/view/2019/04/270772/>

〈Table 1〉 Market anomalies in the Korean equity market

No.	Market anomalies	No.	Market anomalies
1	book to market equity	31	52 week momentum (6 month holding)
2	earnings to price	32	abnormal corporate investment
3	enterprise book-to-price	33	book to june end market equity
4	operating profits-to-equity	34	capital turnover
5	52 week momentum (12 month holding)	35	cash flow-to-price
6	low beta	36	cash-based operating profitability
7	12 month price momentum (1 month holding)	37	cash-based operating profits-to-lagged assets
8	Roe (1 month holding)	38	change in current operating asset
9	change in book equity	39	change in current operating liabilities
10	operating profits-to-assets	40	change in financial liabilities
11	percent operating accruals	41	change in net non-cash working capital
12	percent total accruals	42	change in net non-current operating assets
13	R&D-to-market	43	change in non-current operating assets
14	Roa (1 month holding)	44	change in non-current operating liabilities
15	sales-to-price	45	changes in long term investments
16	three year investment growth	46	changes in net financial assets
17	total accruals	47	changes in net operating assets
18	two year investment growth	48	changes in PPE and inventory divided by assets
19	6 month price momentum (1 month holding)	49	changes in short term investments
20	6 month price momentum (6 month holding)	50	operating leverage
21	6 month price momentum (12 month holding)	51	operating cash flow-to-price
22	6 month residual momentum (1 month holding)	52	gross profits-to-assets
23	6 month residual momentum (6 month holding)	53	gross profits-to-lagged assets
24	6 month residual momentum (12 month holding)	54	inventory changes
25	12 month price momentum (6 month holding)	55	inventory growth
26	12 month price momentum (12 month holding)	56	investment to assets
27	12 month residual momentum (1 month holding)	57	net operating assets
28	12 month residual momentum (6 month holding)	58	net stock issues
29	12 month residual momentum (12 month holding)	59	one year investment growth
30	52 week momentum (1 month holding)	60	operating accruals

〈Figure 2〉 Change of Quant funds' share of trading



그러나 위와 같은 관심에도 불구하고 금융투자에서 인공지능에 대한 오해도 많다. 첫째, 인공지능이 가장 큰 가치를 창출할 수 있는 분야에서 오히려 인공지능이 제대로 활용되지 않고 있다. 초단기투자나 거래알고리즘의 경우 즉각적으로 인공지능이 도움을 줄 수 있다. 그러나 이 분야에서 인공지능은 잘 활용되지 않고 있다. 둘째, 데이터 등의 문제로 인공지능이 논리적으로 적용되기 어려운 부분에서 인공지능이 남용되고 있다. 셋째, 수학적으로 정의된 인공지능이 오히려 인간의 직관적인 의사결정에 비해서 투명할 수 있으나 이에 대한 이해와 활용이 적다. 예를 들어 개인투자자 입장에서 인공지능의 불투명성에 대한 비판이 많지만 대다수 펀드매니저들의 의사결정에 대한 불투명성에 비할 바가 아니다. 넷째, 인공지능이 제대로 활용되기 위해서는 전통적인 금융재무이론에 대한 이해는 물론 행동경제학적 사고가 중요하다. 특히 데이터가 충분하지 않거나 불완전한 상황에서는 재무금융이론이 매우 중요해진다. 이러한 문제점을 어떻게 해결할 것인지 본문에서 자세히 설명한다.

금융투자의 프로세스는 흔히 다음과 같이 구분된다. [1] 고객 및 투자목적 정의, [2] 유니버스와 자산군 정의, [3] 전략적 자산배분, [4] 전술적 자산배분, [5] 거래실행, [6] 성과분석, [7] 리밸런싱. 위 프로세스에서 위험관리는 전 부분에 걸쳐 적용된다. 한정된 지면에서 금융투자 프로세스를 모두 논의하는 것은 불가능하므로, 본 논문은 초단기투자/거래, 전술적 자산운용(단기투자), 중장기투자, 위험관리를 주로 논의한다. 초단기투자/거래는 투자프로세스의 거래실행 부분과 성과분석에 직접적으

로 관련된다. 전술적 자산배분 및 단기투자는 포트폴리오 구축, 리밸런싱, 전술적 자산배분과 관련된다. 중장기투자는 개인투자자에게 특히 중요하고 전략적 자산배분과 고객/투자 목적 정의와 관련된다. 위험관리는 투자 프로세스에서 가장 중요한 부분 중 하나다.

II. 초단기 투자 및 거래

초단기 투자의 경우 이미 인공지능으로 상당부분 대체되었다. 초단기 투자에서 인공지능이 인간을 대체하고 있는 이유는 다음과 같다. 첫째, 데이터가 충분하다. 데이터는 인공지능 성과에 결정적 영향을 미친다. 흔히 틱데이터(tick data), 일중데이터(intraday data)라 불리는 마이크로 거래 데이터의 양은 방대하다.

둘째, 인공지능이 인간에 비해서 빠른 속도로 거래를 체결할 수 있다. 고빈도 거래(HFT: High-Frequency Trading)의 경우 밀리세컨즈(milliseconds) 수준에서 거래가 이루어진다. 그리고 거래를 더 빠르고 촘촘히 할수록 거래이익도 커진다. 여기서 인간은 인공지능과 경쟁 상대가 되지 않는다.

셋째, 초단기 정보처리 역량의 차이다. 뉴스, 웹사이트, SNS 등에서 새로운 정보가 생성되었다고 하자. 이를 이용하여 이익을 거두기 위해서는 정보를 습득하고, 해석하고, 관련된 거래 알고리즘을 만든 후 실행에 옮기는 과정을 매우 빠르게 처리해야 한다. 인공지능의 경우 스크레이핑(scraping)을 통하여 정보를 습득하고, 자연어 처리기법(NLP: natural language processing)으로 정보를 해석하고, 이미 프로그래밍된 거래 알고리즘으로 실시간에 거래를 성사시킨다. 이러한 일련의 절차를 인간이 체계적으로 수행하며 기계를 상대로 이익을 거두는 것은 어렵다. 넷째, 스스로 변화하는 알고리즘의 경우 빠른 속도로 오류를 파악하고 역시 빠른 속도로 스스로를 업데이트 할 수 있다. Goldman Sachs에선 600명 가량의 주식 트레이더들을 단 두명으로 줄이고 기존 업무에는 인공지능 알고리즘을 적극적으로 적용하고 있다.⁶⁾

HFT와 같은 초단기투자자와 거래에서 가장 중요한 기술은 시장충격모형(Market Impact Model)이다. 시장충격모형은 HFT에게는 아예 비즈니스 모형의 일부다(O'Hara, 2015; Kirilenko et al., 2017). 시장 충격은 시장 참여자가 자산을 매수

6) <https://www.technologyreview.com/s/603431/as-goldman-embraces-automation-even-the-masters-of-the-universe-are-threatened/>

혹은 매도할 때 가격이 움직이는 정도를 의미한다. 즉, 매수할 때 가격이 오르는 정도, 매도할 때는 가격이 하락하는 정도를 나타낸다. 시장 충격은 유동성과 밀접한 관계가 있다. 동일한 정보와 동일한 수익률 예측모델 사용하더라도 시장 충격에서 발생하는 거래 비용에 따라서 수익률에 차이가 발생한다. 일반적인 거래의 경우 거래 비용이 약 1%이며, 불리한 시장 상황 및 비유동 주식의 대규모 주문의 경우 2-3 %까지 높아질 수 있다(Kyle and Obizhaeva, 2016). 대량의 주식을 거래하는 투자자는 시장 충격 모형을 이용하여 거래 비용을 예측하고 거래의 효율성을 평가하여 거래 비용을 최적화해야 수익률을 극대화할 수 있다.

펀드매니저들의 운용을 통해 알파를 높이는 것은 매우 어렵다. 실제로 액티브 펀드 매니저들의 90%가 시장 인덱스보다 좋은 성과를 내지 못한다.⁷⁾ 매년 총 시장가치의 0.67%를 알파를 찾기 위해 소비하기 때문이다(French, K. R., 2008). 반면, 시장 충격모형을 사용하여 거래비용을 줄이는 것은 알파를 제고하는 것 보다 훨씬 쉽고 과학에 가깝다. 투자자 입장에서는 거래비용을 줄이는 것이 알파를 높이는 것과 동일한 효과다. 그런데도 시장충격을 과학적으로 고려하지 않은 채 국가나 개인의 자금을 받아서 운용하고 거래하는 것은 성실한 신탁의 의무를 다하지 않는 것이라고 할 수 있다.

안타깝게도 국내 자산운용사들과 증권사들에게 가장 부족한 부분이 바로 시장충격 모형을 사용한 효율적 거래 역량이다. 세계적인 자산운용기관이자 국내에서 금융역량이 가장 앞서있는 조직 중의 하나인 국민연금도 예외가 아니다. 서울경제신문 기사에 의하면 2014년부터 2018년까지 5년 간 국민연금 등 국내기관투자가 주식거래를 잘못해서 2.5조(연평균 오천억)의 손해를 봤다⁸⁾. 도덕적해이마저도 의심되는 상황이다. 본 연구자도 이미 10년전에 외국계 IB에서 인공지능에 기반한 시장충격모형을 활용하여 각종 자문을 하다가 교수로 근무하게 되었다. 인덱스펀드, 퀀트펀드, 헤지펀드 등이 주요 고객이었다. 시장충격모형은 해당 IB의 핵심 서비스 중의 하나였다. 10년이 지난 지금 아직도 국내 금융기관들은 그 수준에 미치지 못하고 있다.

국내 금융기관들은 하루라도 빨리 시장충격모형을 개발하고 이를 바탕으로 거래를

7) <https://www.cnbc.com/2019/03/15/active-fund-managers-trail-the-sp-500-for-the-ninth-year-in-a-row-in-triumph-for-indexing.html>

8) 국민연금 등 국내기관투자가 주식거래 잘못해 2.5조 날려 <https://www.sedaily.com/NewsView/1VKKXN4YUN>, “고가 매수·저가 매도로 국민연금 등 기관 2.5조 날려”, 아낄 수 있으나 外人보다 더 썩, 기관투자 연평균 5,000억 허공에 <https://www.sedaily.com/NewsView/1VKLD3X262>

투명하게 실행해야 한다. 많은 데이터를 바탕으로 인공지능 기법 중 하나인 딥러닝을 적용하는 것이 현재 시장충격모형 관련 학술연구의 추세다. 금융기관들은 인공지능 기반 시장충격모형으로 pre-trade analysis를 하여 거래전략을 세우고, post-trade analysis를 통하여 거래를 평가해야 한다. 한국거래소도 적절하게 데이터를 공개해서 관련 분야가 발전할 수 있도록 해야 한다.

Ⅲ. 단기투자자와 전술적 자산배분(TAA: tactical asset allocation)

단기투자나 TAA는 일별정보를 바탕으로 하는 투자나 거래다. 적어도 국내에서 단기투자나 전술적 자산배분은 인공지능이 가장 오용되고 있는 분야다. 데이터와 정보가 많은 초단기투자/거래 분야와 정반대 상황이다. 전술적 자산배분에서 인공지능이 오용되고 있는 이유는 간단하다. 일간 주가 데이터나 회계 데이터를 쉽게 구할 수 있기 때문이다. 기초통계학을 배운 누구라도 간단한 투자 알고리즘을 만들 수 있다. 인공지능을 학교에서 배우면 주식 데이터로 바로 코드를 돌려볼 수 있다.

그런데 일별데이터를 활용하여 딥러닝과 같은 강력한 인공지능을 만드는 것은 매우 어렵다. 시계열 데이터의 길이가 짧기 때문이다. 20년간의 일별 데이터를 사용해도 5,000여개의 관측치에 불과하다. 물론 횡단면 데이터는 급격히 증가하고 있다. 예를 들어 어느 한 기업의 주가를 예측하는데 사용할 수 있는 정보의 양과 종류는 매우 많다. 그러나 이는 오히려 문제를 해결하기는 커녕 심화시킬 수 있다. 차원의 저주(curse of dimensionality) 때문이다. 예를 들어 몇 십만개의 동전을 던지다 보면 삼성전자의 주가가 오르는지 떨어지는지 계속 맞추는 동전은 존재할 수 밖에 없다. 학술적 이론과 금융에 대한 직관이 없으면 이러한 문제를 해결할 수 없다. 정립된 학술적 이론과 금융에 대한 직관이 부족한 매니저가 운용하는 인공지능 펀드를 주의해야 하는 이유다. 국내 로보어드바이저 업체들이 모두 인공지능을 내세우고 있으나 그 성과가 뚜렷하지 않은 것은 이러한 이유 때문이다.

단기투자나 TAA에서 인공지능을 활용하려면 이론을 활용할 수밖에 없다. 즉 수십년간 학술적으로 정립된 성과를 활용해야 한다. 이는 데이터의 한계를 이론과 직관으로 극복하려는 노력이다. 대표적인 방법은 투자전략을 연구하는 전통 재무금융 학자들의 방법론을 사용하는 것이다. 특히 학자들이 흔히 이야기하는 시장이상현상(market anomalies)을 이용하는 것이다. 개인적인 의견이지만 시장이상현상에 대한 언급이 없거나 최소 수십개의 시장이상현상을 체계적으로 관리하지 않는 TAA, 헤지

펀드나 로보어드바이저는 고려하지 않는 것이 안전하다. 설령 시장이상현상을 언급하더라도 그 중 몇개에 집중해서 투자하는 펀드도 의미가 없다. 적어도 학자들에게는 시장이상현상은 TAA를 실행하는데 기본 중의 기본이기 때문이다.

시장이상현상은 업계에서 스마트베타 또는 팩터라고 불린다. 학술적으로 잘 연구된 투자전략이라고 이해하면 쉽다. 잘 알려진 시장이상현상은 수백개가 있다(Hou, Xue and Zhang, 2017). 국내에서 대략 일별 데이터로 구축가능하면서도 의미있는 것들이 70여개다. 국내/해외, 주식/채권을 대상으로 시장이상현상을 조사하고 리스트를 구축하여 활용해야 한다. 스마트한 몇명이 모여서 투자전략 개발하더라도 기존 학술성과를 벗어나는 것은 쉽지 않다. 국내에 존재하는 투자전략(예: 헤지펀드, 로보어드바이저, 유명펀드매니저)들 중 대다수는 아마 전 세계 학자들이 수십년간 축적한 시장이상현상으로 분해될 것이다.

이를 역으로 보면 시장 이상현상들을 이용하여 펀드들의 투자전략을 분석하고 평가할 수 있다. 그리고 투자자들의 펀드 선택에 새로운 기준을 제시할 수 있다. 국내에서 체계적으로 시장이상현상을 관리하며 펀드평가를 하는 기관이 없는 점이 매우 아쉽다. 펀드들도 독립적으로 투자전략을 만들기 위해 많은 비용을 투자할 필요가 없다. 시장이상현상들을 레고처럼 창의적으로 조합하거나 딥러닝 등에 적용하거나 국면에 따라 이상현상을 선택하는 방안(factor rotation) 등 새로운 전략을 개발하는데 집중할 수 있다. 즉 전문가들은 시장이상현상의 리스트를 조합하고, 기존 시장현상으로 조합(spanning)되지 않는 전략을 개발하는 것에 역량을 기울이는 것이 정직한 방법이다. 연구진이 한다파트너스⁹⁾를 통해 파악한 한국에서 활용가능한 시장이상현상 리스트는 다음과 같다.

9) 한다파트너스는 인공지능 및 머신러닝을 이용하여 금융솔루션을 제공하는 핀테크 기업이다. 금융과 IT 분야의 전문 인력으로 구성되어 있으며 현재 크게 3가지 솔루션을 개발 및 제공 중이다. 첫 번째는 글로벌 미디어 Sentiment의 영향력을 분석하여 생성된 위험선행지수를 통한 리스크 관리. 두 번째는 여러 논문에서 발표된 시장이상현상의 한국 복제와 분석. 마지막으로 시장충격모형을 통한 비명시적 거래 비용의 최소화이다.

〈Table 2〉 The list of RoboAdvisors

RoboAdvisor	Funding Amount	Website
Betterment	\$275, 000, 000	https://www.betterment.com/
FutureAdvisor	\$21, 500, 000	https://www.futureadvisor.com
PersonalCapital	\$265, 300, 000	https://www.personalcapital.com/supported-browsers
Rebalance IRA	\$245, 000, 000	https://www.rebalance360.com/
SigFig	\$20, 000, 000	https://www.sigfig.com/site/#/home/am
Wealthfront	\$204, 500, 000	https://www.wealthfront.com/system-requirements
WiseBanyan	6600000	https://www.wisebanyan.com

Source: <http://investorhome.com/robos.htm>, Website for each organization.

위의 시장이상현상 리스트 중 한국에 적용한 이상현상 중 성과가 좋은 팩터는 12 month momentum 1 month holding period, 6 month momentum 6month holding period, book to market, book to june end market, idiosyncratic volatility, 2 year investment growth, 3 year inverstment growth 이다. 이 팩터들은 t (annual) 값이 2 이상이다. 하지만 12 month momentum 1 month holding period, 6 month momentum 6month holding period,, idiosyncratic volatility는 연율화 된 turnover 가 높은 경향이 있다. 이들은 june end rebalancing이 아닌 holding period 포트폴리 오이기 때문이다. 따라서 거래비용을 고려한다면 위 3가지 팩터들의 실제 수익률은 낮게 나올것이다. 그러므로 book to market, book to june end market, 2 year investment growth, 3 year inverstment growth가 아노말리 포트폴리오 만으로는 더 낫다. 하지만 한국 시장에 대한 이상현상의 설명력으로는 충분하다.

시장이상현상 이외에도 재무금융학자들이 연구하는 기업재무이론, 균형시장에서 자산가격 결정에 관한 이론 등은 정교하게 데이터에서 최대의 정보를 추출하고 이를 바탕으로 투자 등에 시사점을 제공한다. 데이터가 부족한 상황에서 예측을 하기 위해서는 인과관계(causality)를 고려한 표준오차(standard error) 계산이 특히 중요하다 (예: GMM) (Hansen, 1982). 이 부분은 딥러닝 등 최신 인공지능 기법보다 오히려 계량경제학 분야에서 더 집중적으로 연구하고 많은 연구성과를 축적했다. 결론적으로 전술적자산운용 등 일별 데이터 수준 분석을 바탕으로 성과를 거두기 위해서는 재무금융 분야의 학술적 성과에 대한 깊은 이해가 필요하다.¹⁰⁾

10) 계량경제학과 기계학습 등 대표적인 인공지능 모두 데이터 과학이라는 점에서 비슷하다. 다만 전자는 공식적인 통계학적 추론, 가설 검증 등에 집중하고 상대적으로 저차원 문제들에 접근한

IV. 중장기 투자

논리적으로 단기투자보다 중단기투자에 인공지능을 적용하는 것이 더 어려우나, 인공지능을 중장기투자에 적용하는 것은 투자자에게 많은 도움을 줄 수 있다. 퇴직연금 등 중장기 투자에서 투자자들은 행동경제학적 편향을 보이기 때문이다. 이런 행동경제학적 오류는 인공지능으로 생성한 규칙 기반 전략으로 예방할 수 있다. 예를 들어 학술적으로 검증된 이론을 기반으로 한 투자의사결정 자동화 시스템을 활용할 수 있다. 먼저, 개인의 인적자본(human capital)을 분석하고 특성을 파악한 후 미래의 현금입출을 예상할 수 있다. 그리고 이를 Asset-Liability management (ALM) 제약 조건으로 삼아 포트폴리오 최적화를 할 수 있다. 최적화 문제 자체에는 데이터가 필요하지 않다. 제약조건하의 최적화 작업은 인간이 직접 할 수도 있다. 그러나 상황의 변화에 따라 자산구성 최적화를 변경하고 이를 바탕으로 다시 최적화 문제를 푸는 것은 여간 복잡하고 귀찮은 일이 아니다. 게다가 인간은 투자에서 많은 편향을 범하는데 이러한 오류는 체계적으로 발생한다. 인간은 투자의사결정에서 지나치게 자신의 능력을 과신하지만 계획을 실행에 옮기는 의지력이 약하다. 그러면서도 미래의 위험 선호경향에 대하여 과소평가하고, 단기성과에 지나치게 집착하지만 세금이나 거래비용 등은 간과한다. 행동재무는 이러한 투자의사결정과정의 편향을 집중적으로 연구해왔고 상당한 성과를 축적해왔다. 인공지능의 중요한 장점은 감정의 개입 없이 투자를 할 수 있다는 점이다. 투자에서 감정적 판단은 매우 위험하다. 인간은 감정이나 그날그날의 가격 변동만 보고 주먹구구식으로 거래하는 경향이 있는데 이는 중장기 투자에 치명적인 악영향을 준다. 인공지능은 개인의 특성을 파악하여 개인 수준의 정교한 서비스를 제공함에 따라 이를 예방할 수 있다. 이를 위해서 해당 개인의 과거 행동이나 비슷한 그룹에 관한 빅데이터를 활용할 수 있다.

요약하면, 인공지능에 행동경제학의 성과를 반영하여 인간의 투자실수를 지적할 수 있게 하고 최적화 문제를 대신 해결하게 할 수 있다. 여기에 최신의 학술적 성과와 금융상품(보험 등) 출시에 관한 정보를 지속적으로 업데이트한다. 이를 바탕으로 인공지능은 더 나은 투자의사결정을 할 수 있다. 한편 투자자의 특성을 파악하기 위하여 빅데이터를 사용하고 투자의사결정은 학술적으로 알려진 방법론을 활용한다. 이

다. 이에 반하여 기계학습은 많은 변수를 다루는 고차원의 문제를 강조하는 경향이 있다. 따라서 기계학습에서는 데이터의 양이 매우 중요하다.

과정에서 데이터 사용을 적절한 수준으로 유지할 수 있다.

한편 학술적으로 검증된 장기투자의 요령은 분산투자다. 그런데 분산투자가 생각보다 쉽지 않다. 개인인적자산의 특성, 직장, 부동산 등을 종합적으로 고려해야 하기 때문이다. 분산투자 의사결정에도 인공지능이 도움이 될 수 있다. 중장기 투자일수록 분산투자의 장점이 더 부각된다. 따라서 인공지능을 이용한 분산투자는 중장기 투자 의사결정을 돕는다.

관련 해외사례들도 많다. Betterment나 Wealthfront와 같은 잘 알려진 핀테크 스타트업은 물론 월가의 금융기관들도 행동경제학을 접목한 AI로 성공을 거두고 있다. 인공지능으로 고액자산만 상대하던 PB서비스를 대중에게 확산시키는 로보PB 서비스들도 비슷한 맥락이다. 예를들어 Wealthfront와 Betterment의 인공지능 서비스는 투자자의 위험 성향을 행동경제학적 알고리즘을 통해서 파악하고, 전통적인 포트폴리오 이론(예: 분산투자)에 기반하여 포트폴리오를 디자인하고, ETF 등을 활용해서 포트폴리오를 구축하고 있다.

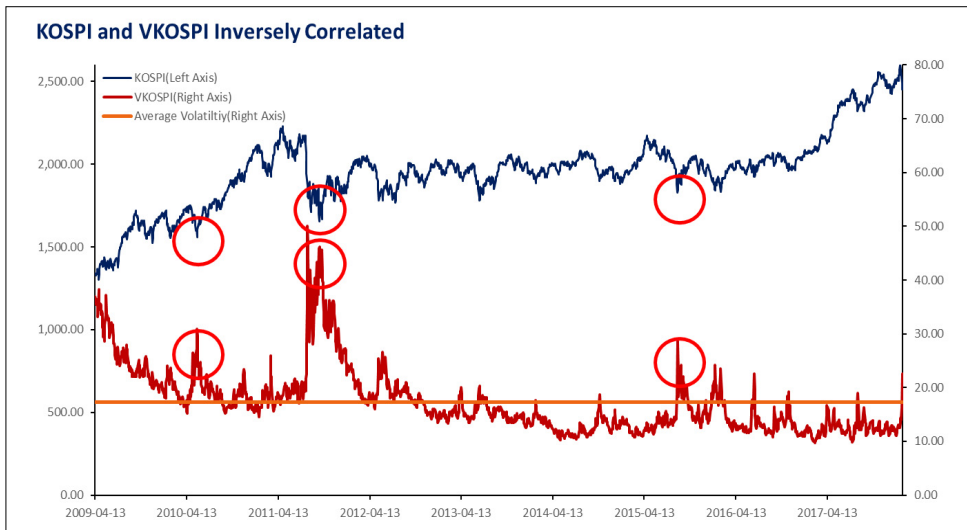
V. 위험관리

투자만큼 중요한 것이 위험관리다. 위험관리는 사실 투자결정 프로세스에서 가장 중요하다고 볼 수도 있다. 인공지능은 선행적인 위험관리(forward-looking risk management)를 가능하게 한다.

국내 금융시장에서는 여전히 ‘미래의 위험’ 관리에 관한 자원과 역량이 부족한 상황이다. 전통적인 위험 관리 지표로는 VaR(value-at-risk), 신용 스프레드(credit spread), 기간 스프레드(term spread), 변동성지수(volatility index; VIX), 한국형 변동성 지수인 VKOSPI(volatility index of KOSPI200) 등이 있다. 이들은 정량적이며 미래의 상태에 대한 정보를 어느 정도 포함한다. 그런데 이러한 지표들이 미래위험에 대한 예측력이 있는지는 논란이 많다. 국내시장을 대상으로 한 연구에서, 윤선중(2018)은 변동성지수가 미래 위험 예측에 유의한 설명력을 보유하고 있다고 하는 반면, 김준식(2018)에서는 정보흐름의 부족으로 국내의 예측력은 낮다고 주장한다. 이러한 논란때문에 해석이 힘들다. VaR의 경우 현재 어느 포트폴리오가 얼마나 위험에 노출되어 있는지를 보여줄 뿐이고 미래에 어떤 위험이 얼마나 중요한지에 대한 정보를 주지 않는다. 변동성지수 같은 경우 이론적으로는 미래에 관한 정보를 포함한다. 그러나 변동성지수는 현재의 위기와 동시에 움직이는 경향이 있다. 이는 아래

VKOSPI와 KOSPI를 비교한 그래프에서 잘 나타난다. 정작 변동성지수가 위험 관리를 위해서 필요한 순간들을 보자. 마치 거울 이미지처럼 흡사하다. 즉 금융시장 위기와 변동성지수의 급격한 증가는 동시에 발생한다. 이렇게 되면 변동성지수로 선행적인 리스크 관리는 불가능하다. 예를 들어 시스템리스크가 발생한 다음에야 변동성지수로 위기를 파악할 수 있고 이렇게 되면 대응할 여지도 별로 없다.

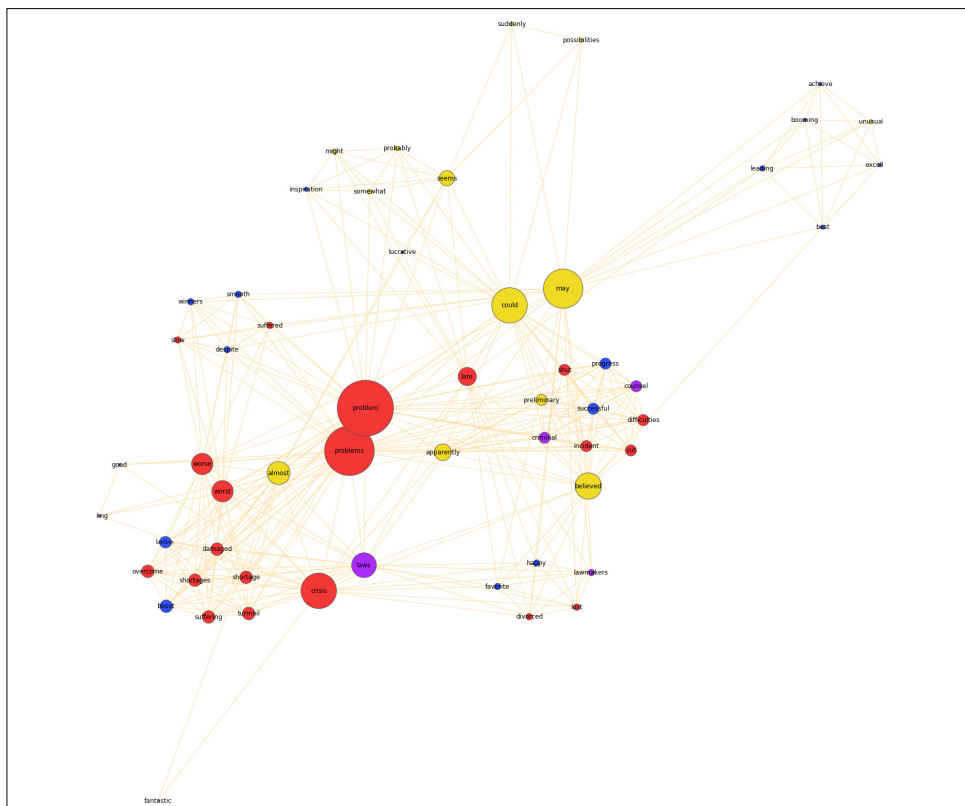
〈Figure 3〉 KOSPI and VKOSPI



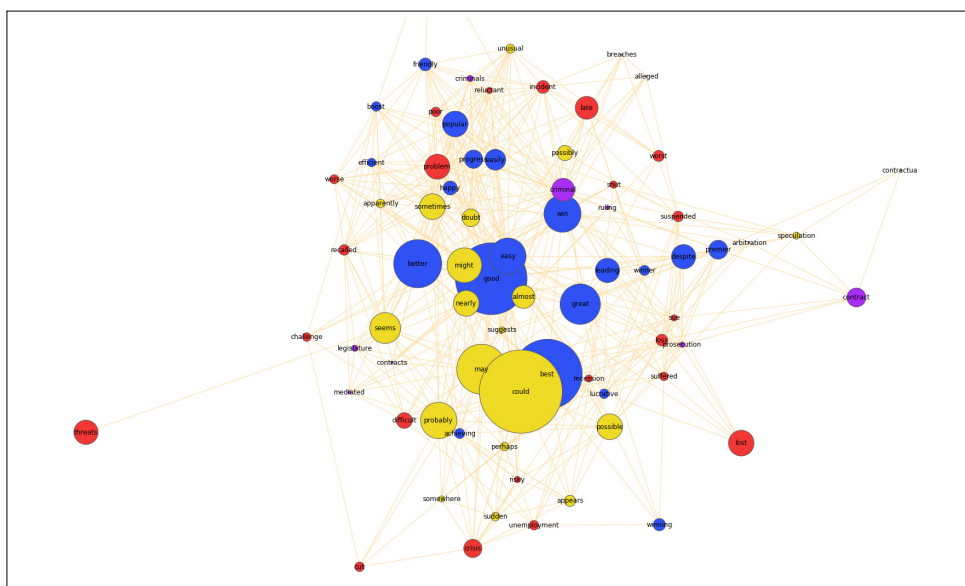
인공지능은 실무에서 나타나는 이러한 위험 관리의 한계를 극복할 수 있는 가능성을 제시한다. 직관적으로 생각해보자. 미래의 위험과 불확실성을 파악하려면 어떻게 해야 할까? 일단 FT같은 신문이나 Economist 같은 잡지를 열심히 보고 주요 커뮤니티를 관찰해야 한다. 그러나 현실적으로 펀드매니저가 FT하나라도 제대로 볼 시간이 없다. FT도 제대로 못보는 휴먼에게 전 세계 주요 미디어의 동향을 빠른 속도로 파악하고 그 톤을 분석해주는 인공지능의 존재는 큰 도움이 될 수 있다.

Aidyia Limited의 사례를 보자. 해당 펀드에서 사용하는 인공지능은 전 세계에서 뉴스와 SNS, 경제데이터를 수집한다. 이를 모델링한 후 시장흐름을 예측하고 있다. 해당 펀드의 주장에 의하면 특히 시장의 변동성이 큰 상황이나 하방 위험이 존재하는 상황에서 인공지능은 큰 도움이 된다. 인공지능의 활용이 특히 하방위험 관리에 도움이 된다는 점은 이미 학계에서는 잘 알려져 있기도 하다(Fischer and Krauss, 2018).

〈Figure 4〉 Global media semantic network on 1997/03/28



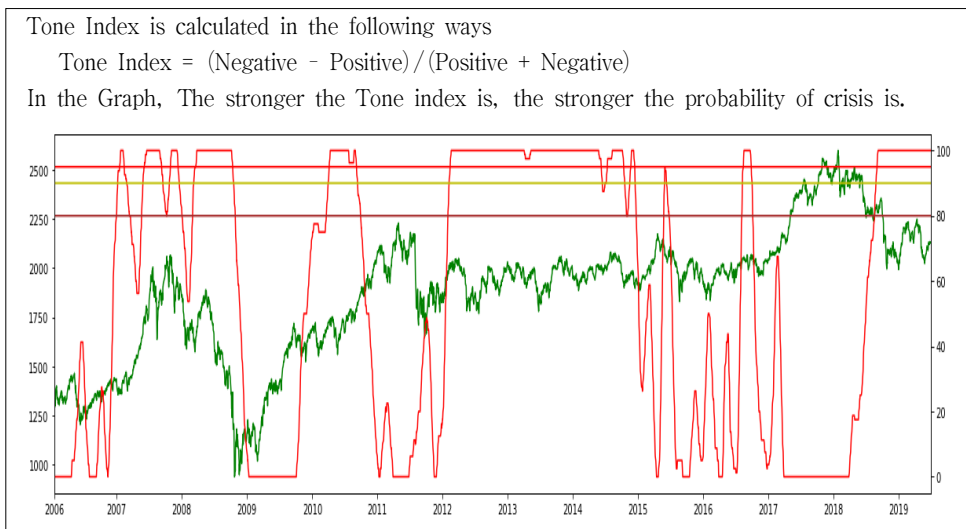
〈Figure 5〉 Global media semantic network on 2011/06/25



위 그래프는 1997년 3월 28일 단어 간의 맥락을 네트워크로 표현한다. 주지하다시피 1997년 7월 기아자동차가 긴급자금을 요청하며 본격적인 외환위기가 한국에서 시작되었다. 그렇다면 그림에 그러한 정보가 포함되어 있는가? 부정적인 정보를 나타내는 빨간 원과 불확실성을 나타내는 노란 원이 크고 연결도가 큰 것을 알 수 있다. 즉 다가오는 위기에 관한 정보를 포함하고 있는 것으로 보인다. 다음 그림은 2011년 6월 25일 당시 의미망이다. 이후 한국경제와 주식시장은 견조한 성장을 보였다. 의미망에서도 부정적인 감성이 보다는 불확실성은 조금 있으나 긍정적인 감성이 우세하다. 따라서 글로벌 언론을 분석하여 향후 견조한 성장에 대한 힌트를 얻을 수 있다.

본 연구진은 이러한 분석을 일년전부터 계속해오고 있다. 그 결과는 다음 그림과 같다. 작년 하반기부터 계속 한국경제가 부정적이거나 불확실성이 크다고 나왔다. 사용자와 연구자들은 계속 안 좋은 시그널이 나와서 위 시스템이 무슨 문제가 생긴것이 아닌지 의심했다. 그러나 최근의 주식시장과 경제상황을 보면서 인공지능 시스템이 유효성을 확인할 수 있었다.¹¹⁾

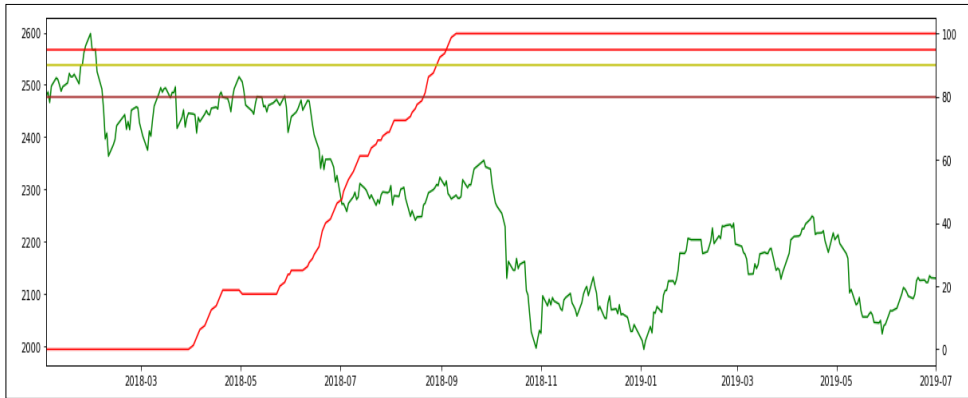
〈Figure 6〉 Total Graph of Tone Index & KOSPI



Note: On the graph, The red line and green line represent the Tone index and KOSPI respectively. The scale on the left represents the degree of the KOSPI index and the scale on the right represents the degree of the Tone index. The Tone index was calculated in percentages over the last one year period.

11) 국내 자산운용사에서 실제 적용사례는 다음 링크를 참고한다: <http://news1.kr/articles/?3589685>, “삼성운용, AI 위험경보 산재기금 운용에 적용한다”

〈Figure 7〉 Recent 1 Year Graph of Tone & KOSPI



Note: The following graph shows the Tone Index and KOSPI for the recent 1 year.

VI. 결 론

인공지능은 금융투자 의사결정의 과정과 성과를 크게 바꿀 것이다. 국내에서는 전술적 자산배분 등 일별 데이터를 이용한 단기투자에 인공지능이 집중적으로 사용되고 있다. 그러나 전술적 자산배분에서 인공지능으로 성과를 거두기 위해서는 기술보다는 오히려 재무금융이론에 대한 깊은 이해가 필요하다. 초단기투자자와 위험관리에서 인공지능은 매우 큰 영향을 주고 있고 그 잠재력도 크고 당장의 성과도 만들 수 있다. 그런데 국내에서는 오히려 초단기와 위험관리에서 인공지능이 충분히 활용되고 있지 않다. 중장기투자에서 인공지능을 활용하면 많은 투자자들을 도울 수 있다. 인공지능을 중장기투자에 활용하기 위해서는 행동경제학과 분산투자이론을 기본 디자인으로 하고 최선의 학술적 성과와 금융시장의 발달을 지속적으로 반영해야 한다. 그리고 개인의 특성에 관한 빅데이터를 활용하여 더욱 세분화된 서비스를 개발해야 한다.

■ 참 고 문 헌

1. 김준식, “미국 주식 시장과 한국 주식 시장의 위험에 대한 불확실성의 수익률 예측에 대한 연구,” 『재무관리연구』, 제35집 제3호, 2018, pp.49-81.
2. 윤선중, “분산프리미엄과 변동성예측에 대한 연구: 한국, 대만, 미국 시장을 중심으로,” 『금융공학연구』, 제17집 제3호, 2018, pp.29-52.
3. Diamond, D. W., “Financial Intermediation and Delegated Monitoring,” *The Review of Economic Studies*, Vol. 51, No. 3, 1984, pp.393-414.

4. French, K. R., "Presidential Address: The Cost of Active Investing," *The Journal of Finance*, Vol. 63, No. 4, 2008, pp.1537-1573.
5. Fischer, T. and C. Krauss, "Deep Learning with Long Short-term Memory Networks for Financial Market Predictions," *European Journal of Operational Research*, Vol. 270, No. 2, 2018, pp.654-669.
6. Hansen, L. P., "Large Sample Properties of Generalized Method of Moments Estimators," *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1982, pp.1029-1054.
7. Hou, K., C. Xue, and L. Zhang, "Replicating Anomalies(No. w23394)," *National Bureau of Economic Research*, 2017.
8. Kirilenko, A., A. S. Kyle, M. Samadi, and T. Tuzun, "The Flash Crash: High Frequency Trading in an Electronic Market," *The Journal of Finance*, Vol. 72, No. 3, 2017, pp.967-998.
9. Kyle, A. S., and A. A. Obizhaeva, "Market Microstructure Invariance: Empirical Hypotheses," *Econometrica*, Vol. 84, No. 4, 2016, pp.1345-1404.
10. Nakamoto, S., "Bitcoin: A Peer-to-peer Electronic Cash System," 2008.
11. O'Hara, M., "High Frequency Market Microstructure," *Journal of Financial Economics*, Vol. 116, No. 2, 2015, pp.257-270.

Artificial Intelligence and Financial Investment Strategy

Hyoung-Goo Kang* · Kyounghun Bae** · Bonha Koo***

Abstract

Artificial intelligence(AI) can create great value in both intra-day and long-term investments. In intra-day investment, complex information needs to be processed quickly. Here AI easily dominates humans. In mid- to long-term investments, individual investors generally make behavioral biases. AI can diagnose and overcome behavioral errors by rule-based decision making. In addition, it can contribute to mid- to long-term investment by continuously updating academic research and the latest financial products. However, most AI-based funds, such as RoboAdvisors, use daily data to focus on tactical asset management. This is one of the most abused areas of AI. AI-based short-term investments need a deep understanding of financial and financial theory, such as market abnormalities and multi-factor models. AI can create most value in risk management. In particular, AI can assist forward-looking risk management using alternative big data. It is highly desirable that some asset managers make this attempt. However, most domestic financial institutions do not fully utilize the advantages of AI in investment decision-making.

Key Words: artificial intelligence, financial investment, investment decision-making

JEL Classification: G11

Received: Sept. 9, 2019. Revised: Sept. 23, 2019. Accepted: Oct. 11, 2019.

* First Author, Associate Professor, College of Business Administration, Hanyang University, 222, Wangsimni-ro, Seongdong-gu, Seoul 04763, Korea, Phone: +82-2-2220-2883, e-mail: hyoungkang@hanyang.ac.kr

** Second Author, Assistant Professor, College of Business Administration, Hanyang University, 222, Wangsimni-ro, Seongdong-gu, Seoul 04763, Korea, Phone: +82-2-2220-1044, e-mail: khbae@hanyang.ac.kr

*** Corresponding Author, Visiting Professor, Dongguk Business School, Dongguk University, 30 Pildong-ro 1-gil, Jung-gu, Seoul 04620, Korea, Phone: +82-2-2290-1658, e-mail: koobonha9@gmail.com