

핀테크 기반 주식투자 최적화 모델 구축 사례 연구 : 기관투자자 대상¹

A Case Study on the Establishment of an Equity Investment Optimization Model based on FinTech: For Institutional Investors

김 홍 곤 (Kim Hong Gon) 연세대학교 (투자정보공학과) and DGB자산운용²
김 소 담 (Sodam Kim) 연세대학교 정보대학원³
김 희 웅 (Hee-Woong Kim) 연세대학교 정보대학원⁴

ABSTRACT

The finance-investment industry is currently focusing on research related to artificial intelligence and big data, moving beyond conventional theories of financial engineering. However, the case of equity optimization portfolio by using an artificial intelligence, big data, and its performance is rarely realized in practice. Thus, the purpose of this study is to propose process improvements in equity selection, information analysis, and portfolio composition, and lastly an improvement in portfolio returns, with the case of an equity optimization model based on quantitative research by an artificial intelligence. This paper is an empirical study of the portfolio based on an artificial intelligence technology of “D” asset management, which is the largest domestic active-quant-fiduciary management in accordance with the purpose of this paper. This study will apply artificial intelligence to finance, analyzing financial and demand-supply information and automating factor-selection and weight of equity through machine learning based on the artificial neural network. Also, the learning the process for the composition of portfolio optimization and its performance by applying genetic algorithms to models will be documented. This study posits a model that the asset management industry can achieve, with continuous and stable excess performance, low costs and high efficiency in the process of investment.

Keywords: artificial intelligence, portfolio optimization, institutional investor's equity investment style

¹ 논문접수일: 2017년 12월 28일; 1차 수정: 2018년 1월 30일; 게재 확정일: 2018년 2월 23일

² 제 1저자 (honggon.kim@dgbfn.com)

³ 공동저자 (ksodam@yonsei.ac.kr)

⁴ 교신저자 (kimhw@yonsei.ac.kr)

1. 서론

2016년 세계 경제 포럼에서 4차 산업혁명이라는 용어가 언급된 이후 자본 시장에서도 금융공학을 넘어선 핀테크, 인공지능, 빅데이터, 로보어드바이저 등 정보통신기술(ICT)과 금융 투자기법을 결합한 저비용, 고효율 구조의 투자 방법 및 연구가 활발히 진행되고 있다. 핀테크는 영국 정부가 2008년 금융위기 이후 침체에 빠진 금융시장을 극복하기 위해 정의한 용어로서, 기술을 핵심요소로 하는 금융서비스 혁신을 말한다. 구체적으로 핀테크 산업은 지불결제, 대출, 송금, 모바일 결제, 데이터 분석, 개인의 자산관리, 크라우드 펀딩, 디지털 화폐, 보안 등의 서비스를 제공하고 있다(이동규·이성훈 2015). 2014년 액센추어의 “The Boom in Global Fintech Investment”에서는 2008년 약 12조원 규모에서 2013년 약 37조원으로 5년 사이 3배 성장했고, 2018년에는 65조원에서 90조원 수준으로 투자규모가 지속적으로 성장 할 것으로 전망한 바 있다(Accenture 2014). 또한, 알파고 이후 인공지능 개념의 대중화로 인공지능 시장의 규모가 급성장하고 있는데, 산업 연구기관인 Tractica의 2015년 조사자료에 따르면 인공지능 시장은 연평균 82.9% 수준의 성장을 예상했고, 2015년 약 3천억 원, 2020년에 약 5조원의 시장을 형성할 것이라고 예상했다(Tractica 2015). 실제로 핀테크와 인공지능 관련 산업의 성장으로, 핀테크 산업에서는 인공지능 모델을 대출 심사와 부도 예측에 주로 활용하고 있다. 자산 운용 분야에서는 개인투자자를 대상으로 절대 수익률 달성을 목표로 자산배분 모델과 ETF를 활용하는 로보어드바이저 분야가 저렴한 비용으로 금융시장에 진출하고 있고, 학문적 연구와 함께 국내에서도 실제 운용성고가 알려지고 있다(박재연 등 2016).

이러한 기술의 발전을 기반으로, 기관투자자의 주식 투자와 관련해 기존의 재무이론이나 통계적 이론 기반의 주식투자 모델 및 포트폴리오 구성 연구는 끊임없

이 진행되고 있다. 하지만, 최근 각광받고 있는 인공지능을 활용한 주식투자 결정 및 관리의 중요성에도 불구하고 이에 대한 연구는 부족한 상황이다. 특히, 기존 핀테크와 자산운용, 투자관리, 인공지능 분야 연구에서 기관투자자의 위탁자금을 인공지능 기반 최적화 모델을 구축하여 운용하는 사례를 분석하고 시사점을 도출한 연구결과는 알려진 바가 거의 없다.

따라서 본 연구의 목적은 실제 사례 분석을 기반으로 인공지능 기반 주식투자 최적화 모델을 평가하여 시사점을 도출하는데 있다. 현상에 대한 고찰과 인공지능 기반 주식투자 최적화 모델 운영에 대한 아이디어를 얻기 위한 목적에 적합한 방법론인 사례연구를 활용하여 연구를 진행하고자 한다(Baxter and Jack 2008). 구체적으로, 국내 자산운용사 중에서 기관투자자의 주식투자 유형 중 퀀트 모델을 활용한 액티브퀀트 주식형에서 가장 큰 규모의 자금을 위탁 운용하면서, 다양한 기관투자자를 고객으로 보유한 운용사 중 하나인 D 자산운용사의 인공지능 기반 주식투자 최적화 모델 구축 사례를 분석하고 평가하여 시사점을 도출하고자 한다. 기관투자자의 주식자금 위탁 운용 시 투자목표는 일반적으로 성과비교 지수인 벤치마크 지수 대비 초과 수익률을 달성하고, 비교대상인 Peer Group 대비 상위권 순위를 달성하는 것이다. 본 연구에서는 이러한 기관투자자의 투자목표를 D자산운용사의 인공지능 기반 주식투자 모델 구축으로 달성하는 과정에 관련된 데이터 공급자, 데이터 분석자, 데이터 활용자와 모델 구축 운용자, 자금 집행자, 성과 평가자 등의 인터뷰와 문헌 등 자료들을 대상으로 사례연구를 진행한다.

본 사례 연구에서는 첫째, 인공지능 기반 정량적 리서치 중심의 주식투자 최적화 모델 구축 배경과 과정을 살펴보기로 하고, 둘째, 구축 모델의 구현 내용과 실제 기관투자자의 주식 투자 목표에 맞춰 운용했을 때 성과 개선 및 프로세스 개선 등 구현 결과를 탐색해 보기로 한다. 셋째, Fintech 측면에서 구축 과정상 이슈 및 문

제점 등을 찾아 성공적인 모델 구축을 위한 전략을 제안하는 데 있다. 본 연구는 국내 기관투자자의 주식 위탁자금을 기존의 경영, 경제의 투자 이론 외에 인공지능 모델을 도입해 운용한 성공 사례에 초점을 두고 교훈 및 전략을 도출한 첫 번째 연구로서 학술적 시사점을 지닌다. 또한, 본 연구가 제안하는 성공적인 인공지능 기반 주식투자 최적화 모델 구축 전략은 향후 투자 모델 구축에 어려움을 겪거나, 성과의 효과에 의구심을 갖는 투자자와 담당자들에게 유용한 구축 방법론을 제시하고, 기술과 금융이 결합한 핀테크 측면에서 통찰력을 제공해 자산운용업계에 기여할 수 있다는 점에서 실무적 시사점을 갖는다.

2. 개념적 배경 및 문헌연구

2.1 인공지능

인공지능(Artificial Intelligence)의 정의는 기계로부터 만들어진 지능을 의미하며 인간이 지니고 있는 지적 능력의 일부나 전부를 기계에 시스템을 적용해 인간과 같은 생각과 판단을 할 수 있게 하는 기술로 정의할 수 있다. 인공지능의 첫 개념은 1956년에 수학자, 과학자 등 약 10명이 모인 다트머스 회의에서 등장했는데, 그 당시 인공지능 개념은 주어진 문제를 해결하기 위해 논리를 기계로 풀어내고자 하는 연산을 가진 컴퓨터 개념에 가까웠다. 이러한 인공지능 기법의 기초가 되는 여러 모델 중 인공신경망 모델은 1943년 워런 맥컬록(Warren McCulloch)과 월터 피츠(Walter Pitts)가 수학과 임계 논리라 불리는 알고리즘을 바탕으로 구축한 모델이 시초라고 할 수 있다.

인공신경망(ANN: artificial neural network) 이론은 인간의 뇌 구조와 뇌에서 수행되는 정보처리 방식을 모방 함으로써 인간이 지능적으로 처리하는 복잡한 정보처리 능력을 기계를 통해 실현하고자 하는 학습 알고

리즘이다. 뇌는 신경세포(뉴런)라는 간단한 구조와 기능을 가진 세포들이 매우 복잡한 구조로 연결되어 지능적인 정보처리 기능을 수행한다. 이러한 신경세포들의 연결은 자극을 받고 처리하는 과정에서 그 연결 정도가 스스로 조정 되는데, 이는 생물체가 가지는 환경에 대한 적응성과 새로운 것에 대한 학습 능력(러닝)의 기본이 된다. 우리가 흔히 알고 있는 인공신경망 중 가장 기본 모델은 1957년 코넬 항공연구소의 프랑크 로젠 블라크에 의해 고안된 퍼셉트론으로, 가장 간단한 형태의 피드 포워드 네트워크 및 선형 분류기로 나타낼 수 있다. 그러나, 인공신경망이 주식투자 최적화 모델에 활용된 사례는 많지 않으며, 본 연구에서는 인공신경망으로 분석 데이터를 학습해 목표하는 근사 함수를 만들 수 있는 특성을 활용해 주가에 영향을 주는 팩터의 분류와 선정 및 가중치 결정 등에 활용되었다.

2.2 유전자 알고리즘 포트폴리오 최적화

유전자 알고리즘이란 1975년 “Adaptation in Natural and Artificial Systems”에 처음으로 소개된 최적화 기법으로 생물의 진화 원리로부터 확률적 탐색이나 학습 및 최적화를 실행하기 위한 인공지능 기법이다(Holland 1975). 유전자 알고리즘은 생물의 진화를 모방한 진화 연산 기법으로 인간의 유전자가 선택(selection), 교차(cross over), 돌연변이(mutation)의 과정을 지나면서, 적합도 함수(fitness function)를 이용해 최적화를 달성할 때까지 반복 수행되는 알고리즘을 의미한다. 본 연구에서는 기관투자자의 투자목표를 달성하는 포트폴리오 최적화를 수행하는데 유전자 알고리즘을 연간, 반기, 분기별 슬라이딩 윈도우 방식으로 학습 결합해 모델을 구축 하는데 활용하였다. 유전자 알고리즘은 부도예측 모형 구축에 활용되기도 하고(홍승현 등 1999), 주식 포트폴리오 최적화 투자 전략에도 활용된다(정동현·오경주 2013).

2.3 기관투자자의 주식투자 스타일

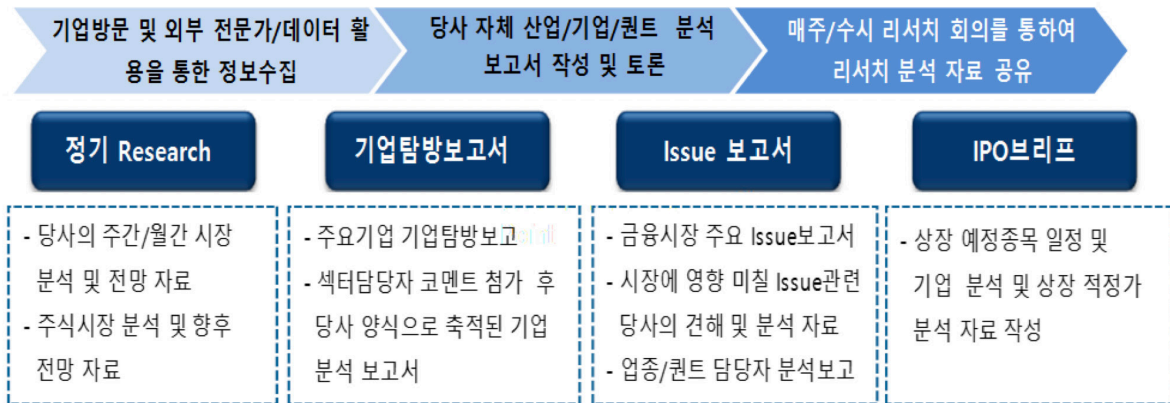
기관투자자의 국내 주식투자 유형은 금융투자협회 기준으로는 명확한 기준이 없으나, N연금의 유형 분류 기준을 대부분의 연기금, 공제회 등이 활용하고 있다. N연금 기준 국내 주식투자 유형은 순수주식형, 대형주형, 중소형주형, 사회적투자형(SRI), 장기 투자형, 배당주형, 가치형, 액티브 퀀트형 등 8개로 분류된다. 그리고 2008년 처음으로 기존 액티브형의 정성적인 리서치 기반이 아닌 정량적인 리서치와 계량 모델을 기반으로 주식을 투자하는 액티브퀀트형 자금이 집행 되었다.

전통적인 액티브형 주식투자 방식은 리서치와 포트폴리오 구성에 조사역과 운용역의 주관적 판단이 많이 반영되며, 계량모델을 활용하는 액티브퀀트형은 일반적으로 퀀트 기법을 활용해 팩트 모델이나 통계적 기법을 활용하여 운용된다.

전통적 주식투자 방식의 정성적 판단을 위한 외부 리서치는 <그림 1>과 같이 기업탐방 및 기업설명회 등을 통해 종목 정보를 수집하거나, 업종 및 산업 등에 관해서는 대외 전문가 세미나를 활용해 정보를 수집하며, 매크로 환경과 시장 추세 요인, 경제 산업 환경에 영향을 미치는 정보는 인적 Network나 증권사 Sell-side 등의 정보를 주로 활용한다. 외부리서치를 실행하여 산업과 종목에 대한 분석을 하면, <그림 2>와 같이 내부 리서치는 주로 정기적인 자체 분석 보고서를 작성해 발표하거나 회람하면서, 회의를 하고 모델 포트폴리오를 구성하거나, 실제 운용 포트폴리오를 구성하는데 활용한다. 즉, 전통적인 방식의 정성적 리서치 기반 주식투자 스타일은 많은 인력과 조직이 필요하며, 주관적 판단이 많이 반영된다.

정보 수집	기업방문과 외부 분석전문가(Analyst)의 세미나 및 분석보고서를 통한 정보수집을 원칙으로 함		
	기업 탐 방	외부 분석전문가 활용	기 타
	<ul style="list-style-type: none"> • 해당업종 담당자 별 주 2회 이상 기업실사 • 직접 수행하지 못할 경우 Conference Call로 대체 	<ul style="list-style-type: none"> • 주2회 정기 세미나 → 산업 현황 및 추천 종목에 대한 정보수집 • 주2회 외부 전문기관의 포럼 등 참석 • 각종 연구소의 연구보고서 검토 	<ul style="list-style-type: none"> • Data-set 등을 이용한 News-Flow 수집 및 분석 (연론사 포함하여 Off-Line, On-Line 등 활용)
분석 방법	당사 기업분석보고서(Equity/Sector Research Paper)에 따라 분석함을 원칙으로 함. 목표가격 산정은 DCF 및 상대분석을 통해 시행하고, 정해진 질적 분석기준에 질적 분석을 수행함		
	분석개 괄	목 표 가 격 산 정	질 적 분 석
	<ul style="list-style-type: none"> • 기업: Equity Research Paper • 업종: Sector Research Paper → 작성 방법에 따라 분석을 시행 <ul style="list-style-type: none"> ① 투자이건, ② 투자비중, ③ 목표주가, ④ 실적 동인, ⑤ 주주 및 계열사 등 분석 	<ul style="list-style-type: none"> • DCF 분석 및 상대분석 • Fn guide Pro에서 제공하는 S.W 사용 	<ol style="list-style-type: none"> 1. 산업 평가(성장성, Cycle, 진입장벽) 2. 기업 평가(기술력, 점유율, 다각화) 3. 경영자 평가(신뢰성, 장기비전, 주주환원)

<그림 1> 정성적인 외부 리서치 활용



<그림 2> 정성적인 내부 리서치 활용

2.4 관련 선행연구

주가에 영향을 주는 팩터와 포트폴리오 구성에 관한 선행 연구는 지속되고 있는데, Markowitz는 현대 포트폴리오 이론의 창시자로, 그의 평균 분산 모델은 증권 투자 및 포트폴리오 관리 이론이다. 포트폴리오 투자위험을 감소시킬 수 있는 효율적 분산투자 방법으로 최적의 리스크, 수익률 조합을 가진 투자 기회를 결정하는 이론으로, 개별 종목의 평균수익률, 분산, 종목간의 과거 자료만 사용해 분산 투자하는 이론이다. 하지만 Markowitz 이론의 한계는 위험 증권만으로 구성된 포트폴리오를 분석대상으로 하여서, 투자자 각자의 선택 원리만을 문제로 한 개인 균형 모형이며, 시장균형 모형이 아니라는 문제점이 있음에도 지금까지 수많은 관련 연구가 진행되고 있다(Markowitz 1952). Sharpe는 자본자산 가격결정 모형(CAPM)에서 위험과 잠재수익이 증권 가격에 반영되는 경로를 밝혔다. CAPM은 위험과 투자자의 요구 수익률이 선형관계에 있다는 이론으로 위험할수록 더 많은 수익률을 요구한다는 것이라고 했다. 특히, 분산불능위험은 주식 분산화로 인한 포트폴리오의 위험 또는 시장 포트폴리오의 위험과 관련된 것으로 이러한 형태의 위험은 베타계수에 의해 측정된다. 그의 투자이론은 포트폴리오를 결정하는데 중요

한 역할을 하는데, 자본시장이 균형상태를 이룰 때 모든 자본자산이 자본시장에서 수요와 공급이 일치되도록 가격이 형성된 상태라고 하였다. 따라서, CAPM은 Markowitz의 포트폴리오 선택 이론대로 투자자들이 투자활동을 하여 시장전체가 균형상태에 있을 때, 주식을 비롯한 자본자산의 균형가격이 어떻게 결정되는지를 설명하는 모형이라고 할 수 있다(Sharpe 1964). Fama는 현대 재무학 이론적 근간이 된 효율적 시장 가설(efficient market hypothesis)을 발표했는데, 금융 자본시장에서 형성되는 가격은 이미 존재하는 모든 정보를 반영 하였기 때문에, 과거 기업의 주가나 수익률 관련 기술적 분석으로는 효율적 시장에서는 평균 이상의 수익을 얻는 것이 불가능 하다고 했다(Eujine Fama 1970). Fama-French는 기업의 주가를 이용하여 시장 베타, 장부가치/시장가치, 기업 규모 등의 변수들과 주식 수익률 사이의 관계를 연구한 결과 장부가치 대 시장가치 비율 (book to market ratio)이 주식의 기대수익률에 가장 결정적인 변수라는 증거를 제시했다. 또한, 작은 규모의 기업을 매수하고 큰 규모의 기업을 매도하는 포트폴리오가 좋은 성과를 보인다고 하였다(Fama-French 1992). Ban 등은 포트폴리오 최적화 시 적용될 데이터의 추정 문제를 해결하기 위해 성과 기반 정규화

를 머신러닝을 활용하여, 예상되는 포트폴리오의 위험 및 수익률을 분산을 제한해 포트폴리오 최적화를 하는 연구를 통해 벤치마크 대비 초과성과를 확인하였다 (Ban et al 2016).

본 연구에서는 재무정보 외에 주식투자 최적화 모델 구축에 수급 정보를 입력 팩터로 선정하기 위해서 수급상 주식시장에 영향력이 큰 외국인투자자와 기관투자자의 투자행태를 분석하였다. 투자 주체별 주식투자 성과 선행연구 문헌을 살펴 보면, 일본 주식시장의 투자자 별 행태를 연구한 결과 외국인 투자자들은 기업규모가 크고 재무적 성과가 좋은 주식을 선호하는 것으로 나타났다(Kang and Stulz 1997). 1997년의 아시아 외환 위기가 외국인에 의해 시작 되었는지 분석한 연구에 의하면, 아시아 금융 위기 전에는 외국인의 모멘텀 거래가 발견 되지만, 이후에는 거의 발견할 수 없었다고 하였다(Choe et al 1999). 분기별 기관투자자의 군집 거래를 기관의 거래 계좌 비율을 이용해 분석한 연구에서는 기관 투자자들은 상호간 거래를 통해 정보를 추론함으로써 군집 거래가 발생한다고 했다 (Sias 2004). 국내 주식시장에 대한 투자주체의 매매행태 관련 연구를 살펴보면, 외국인 투자자들이 국내 투자자 대비 정보우위에 있기 때문에, 더 높은 투자 성과를 올리고 있다고 하였다(고광수·이준행 2013). 또 다른 연구에서는 투자주체 중 외국인과 기관은 주로 플러스 성과를 달성하는데 비해 개인은 대부분 마이너스 성과를 보인다고 했는데, 이유는 외국인은 대부분 강한 역 추세 추종 거래를 하나 개인은 추세 추종을 하는 것이 원인이라고 하였다(김종희 2013).

핀테크와 인공지능 연구(김원걸 등 2016)에서는 핀테크에 인공지능이 결합되면, 금융서비스 비용이 절감되고 금융서비스가 보편화 되며, 금융서비스의 정확성이 향상된다고 하였고, 결론적으로 핀테크 산업에 필요한 인재를 육성해야 한다고 하였다. 또한, 핀테크 확산은 메가 트렌드 이기에 국내 ICT 기업들을 적극적으로

지원하여 핀테크 한류를 만들어야 한다고도 한다(박재석 등 2016). 인공지능망은 금융분야에서 부도예측을 위한 통합 알고리즘 구성에 활용되기도 하였고(배재권 2010), 기업재무 정보를 활용한 머신러닝 기반 경영 예측 시스템 구축에 활용되기도 하였다(양진용 2016). 유전자 알고리즘을 이용한 계층구조 포트폴리오 최적화에 관한 연구에서는 포트폴리오의 종목선정, 가중치 최적화를 유전자 알고리즘을 활용해 인핸스드 인덱스 펀드의 모델을 구축해서 성과를 개선 시킬 수 있음을 밝혔다(오경주 2006).

효율적 포트폴리오를 구성하는데 필요한 재무정보와 투자 주체별 투자행태에 따른 수급정보 관련 선행연구들을 살펴 보면, 재무정보와 수급정보를 결합한 포트폴리오 구성이론 및 인공지능을 접목한 포트폴리오 최적화 사례 연구는 미흡한 실정임을 알 수 있다. 따라서 본 연구는 재무정보와 투자행태를 함께 고려한 인공지능 주식투자 구축 모델을 대상으로 연구를 진행하였다는 점에서 차별점이 있다. 즉, 주가에 영향을 주는 입력 팩터의 선정 단계에서 기업 실적의 확정치, 잠정치, 추정치 등 재무정보와 국내 주식 시장 흐름에 큰 영향을 주는 투자 주체인 기관투자자와 외국인투자자의 투자행태(순매수, 대차잔고, 공매도)를 고려하였다. 재무정보와 투자행태를 고려한 팩터를 인공지능의 인공지능망으로 분석하여 분류, 선정하고 가중치를 결정하는 과정과 유전자 알고리즘을 활용하여 재무정보와 수급정보가 결합된 최적화 포트폴리오를 구축한 D 자산 운용사의 주식투자 모델 구축 사례연구를 실시하여 시사점을 도출하고, 성공적인 주식투자를 위한 전략을 제안하고자 한다. 이는 효과적인 퀀트 분석 및 모델링 방법을 모색하는데 어려움을 겪고 있는 수많은 기관투자자와 퀀트 매니저들에게 매우 실질적인 도움이 될 수 있을 것으로 기대된다.

3. 연구 방법론

3.1 사례 연구 방법론

본 연구는 인공지능 기반 주식투자 최적화 모델 구축 사례를 살펴보고, 자산 운용업계에 주식투자의 새로운 방법론에 대한 시사점을 제시하기 위한 탐색적 연구로 질적 연구방법의 한 분야인 사례연구 방법을 활용하고자 한다. 사례연구(case study)는 하나의 사례나 여러 사례를 집중적으로 연구하는 방법으로 단일한 사례 연구는 장기간에 걸쳐 면밀한 탐색이 가능하며, 복잡한 문제에 대해 심도 있는 연구 수행의 초기 준비 단계에서 활용되기도 한다. 사례연구를 통해 다양한 정보원으로부터 획득한 심화 자료를 수집함으로써 시간의 경과에 따라 하나의 사례 혹은 여러 사례를 탐색하는 것이고, 다양한 정보원은 관찰, 면접, 광고물과 같은 시청각 형태의 자료, 문서와 보고서 등을 의미한다(Creswell 2007; Padgett 2008). 인공지능 기반 주식투자 최적화 모델을 구축한 D자산운용사의 단일 사례를 분석한 본 연구에서는 사내 모델 구축 관련자들과 사외 데이터 공급자, 분석자, 기관의 자금집행자, 운용성과 평가자들의 인터뷰 및 구축 과정에서의 회의자료 등 문서와 성과 보고서 등을 대상으로 검토 하였다. 다중 사례 연구가 단일 사례 연구보다 신뢰성 면에서 인정받기는 좋지만, 단일사례 연구는 기존 이론을 검증하거나 전형적인 사례, 희귀하고 독특한 사례, 과학적 관찰이 불가능했던 현상에 새로 접근하는 사례, 시간의 흐름에 따라 일정 기간 동안 조사하는 종단적 연구 방법에 이용되기에 본 연구는 인공지능을 주식투자 모델에 활용한 독특한 사례의 의미를 바탕으로 최적화 모델 구축 단계별로 구체적인 시사점을 도출하고자 한다(Creswell 2007; Yin 2003).

3.2 사례 수집 및 분석방법

본 연구는 재무정보의 팩터를 분석하고 퀀트 모델을

연구하는 증권사의 퀀트 애널리스트와 액티브퀀트 주식형 펀드를 운용하는 펀드매니저들의 데이터 분석 활용 사례와 인공지능 모델을 기반으로 주식투자 최적화 모델을 구축하기 위해 최근 5년간 실행된 D운용사의 주식투자 최적화 모델 구축과정 사례를 바탕으로 하였다. D사의 경우도 2010년 내외의 모델 구축 초기 단계에서는 재무이론을 바탕으로 퀀트 팩터 분석과 투자를 시작 했으나, 시간의 흐름에 따라 인공지능경망 및 유전자 알고리즘 포트폴리오 최적화 방법을 도입하면서 모델의 성과와 신뢰도를 한층 성숙 시킨 사례이다.

사례 선정은 질적 연구방법론에서 사례연구 대상의 수를 명확하게 규정하고 있지는 않으나, 통상 4개에서 10개 사이가 적절하다. 본 연구에서 사례연구의 대상으로 D사의 단일사례를 선정했으나, 단일사례 관련자들과의 인터뷰는 D사의 모델 구축에 필요한 A.데이터 공급자, B.데이터 분석자, C.데이터 활용자, D.자금 집행자, E.성과 평가자 등 구축 추진과정과 운용 프로세스 상 다섯 개를 선정하였다. 또한, 구축 추진 과정 관련자 인터뷰 대상을 각 2개씩 선정한 것은 연구의 타당성 측면에서 적절한 것으로 생각한다. 또한, 사례연구 대상자의 익명성을 보장하기 위해 회사의 영문 약자와 면담자의 직급으로 표시했다(Yin 2003). 본 연구에서는 모델 구축 단계별로 정보가 풍부할 것으로 보이는 사례를 선정하여, 관련자들과의 인터뷰를 통해 분석 하고자 하였다. 사례 연구를 위한 인터뷰 정보 요약은 다음의 < 표 1>과 같다.

인터뷰 대상은 D사의 모델 구축 사례 연구를 진행하는데 있어 단계별로 필요한 A.데이터 공급자, B.데이터 분석자, C.데이터 활용자, D.자금 집행자, E.성과 평가자로 구분하여 실제 모델 구축과 기관투자자의 자금을 위탁받아 운용하고 실제 운용성과 평가를 받는 과정별로 정리하였다.

<표 1> 자료의 출처 및 면담 정보 요약

사례 대상	사례연구 대상 및 소요 시간
A.데이터 공급자 (공급회사)	- Q정보공급회사 전략마케팅 본부 전무, 총 2회,약 1시간씩 인터뷰 진행
	- F정보공급회사 펀드 마케팅팀 차장, 총 3회, 약 1시간씩 인터뷰 진행
B.데이터 분석자 (증권사 퀀트조사역)	- S 증권사 퀀트 애널리스트 (연구위원), 총 5회, 5년간 약 1시간씩 퀀트 세미나 진행
	- H 증권사 퀀트 애널리스트 (연구위원) 총 2회, 2년간 약 3회 퀀트 모델 세미나 진행
C.데이터 활용자 (운용사 퀀트운영역)	- K 자산운용사 퀀트 매니저, 총 3회, 3년간 약 2시간씩 퀀트 모델링 방식 의견교환
	- D 자산운용사 퀀트 매니저 3명 (차장,과장,대리), 약 150회, 3년간 1시간씩 인공지능 모델 구축 과정 의견 교환 및 모델 구축과정 문서화, 피드백 반영
D.자금 집행자 (기관 투자자)	- T 연금 수익자, 총 4회, 2년간 약 1시간씩 운용성과 보고
	- P 공제회 수익자, 총 10회, 약 2년간 4시간씩 모델성과 및 개선 방향 보고/의견교환
E.성과 평가자 (성과평가기관)	- Z사 연기금투자폴 팀장/컨설팅 팀 팀장 연 1~2회, 5년간 1시간씩 인터뷰 진행
	- F사 펀드평가사업본부 팀장, 연 2회, 5년간 1시간씩 인터뷰 진행, 성과보고서 검토

A. 데이터 공급자인 재무정보와 수급정보 등 데이터를 공급하는 Q사의 전무와 F사의 모델 구축 담당 차장의 인터뷰를 정리해 보면 주가를 예측하는데 활용할 수 있는 빅 데이터를 공급회사는 보유하고 제공하지만, 정보를 활용하는 운용사의 모델 구축자가 raw data를 어떻게 데이터 마이닝 하느냐에 따라 결과는 큰 차이가 발생할 수 있다고 한다. 그 이유는 데이터를 분석하고 모델에 활용하는 운용사의 담당자들 대부분이 이공계 출신이거나, 국내외 금융공학 석사 과정을 졸업한 경력 10년 미만의 운용역으로 팩터의 분석 및 생성 단계부터 심도 있게 분석하지 못하고 주식시장의 경험적인 가치를 반영한 data mining과 전략을 모델에 반영하지 못하기 때문이라고 해석했다. 또는, 정성적인 리서치 기반의 액티브형을 운용하는 상경계 출신 운용역 들은 퀀트 모델링이나 프로그래밍 등 데이터 분석과 활용에 한계를 느끼기에 모델 구축으로 연결되지 않는다고 했다.

B. 데이터 분석자인 S증권사 퀀트 애널리스트는 경력 15년이 이상이고, 주로 재무정보의 확정치를 이용해 주가에 영향을 주는 입력 팩터 연구와 포트폴리오 구

성시 팩터 가중치를 결정한 최적화 모델을 만들고는 있지만, 세미나를 하면서 인터뷰 해 본 결과 실제 운용사에서 활용할 수준은 아니었다. 즉, 단순 팩터 분석과 동일비중 포트폴리오 구성 수준으로는 기관투자자의 다양한 투자목표를 충족시키는 포트폴리오 구성이 어렵다는 점이다. D사의 경우 초기 팩터 분석 시 증권사 퀀트 애널리스트들의 보고서를 참조하는 수준에서 검토했으나, 모델 구축 과정에 반영하지는 않았다. 즉, D사의 자체 데이터마이닝과 분석 능력이 증권사 퀀트 애널리스트 보다 우수하다는 판단에서였다. H사 퀀트 애널리스트는 재무정보의 잠정치를 활용해 주가를 예측하는 연구를 많이 수행 하였는데, 주로 종목을 추천하는 보고서 수준이라 실제 벤치마크 대비 초과성과를 달성해야 하는 기관투자자의 포트폴리오 구성 연구는 없기에 D사의 경우는 데이터분석을 직접 진행하여 인공지능 기반의 모델 개발을 진행했다.

C. 데이터 활용자인 운용사 퀀트 매니저들은 국내에서 퀀트 모델을 구성해 운용에 활용하는 운용사 약 20여 곳에 재직중인데, N연금의 액티브퀀트 주식형을

큰 규모로 위탁 운용하는 K 운용사의 매니저와의 인터뷰를 정리해 보면, 퀀트 모델을 구축한 인력이 퇴사하고, 다른 인력이 모델의 업데이트를 담당하다 보니 최초 퀀트 모델 구축시 반영된 팩터나 가중치 등이 모델을 활용하는 운용역에 따라 지속적으로 변경되어 모델이 추구하는 성과가 안정적으로 시현되기 어려움을 토로했다. 또한, 사례 연구 대상으로 지정 되지 않았지만, 본 연구자가 면담한 약 20여 국내 자산운용사의 퀀트 운용역은 대부분 이공계 출신의 프로그래밍이 가능한 경력 10년 내외의 주니어 운용역으로 주식시장의 다양한 움직임과 경제와 금융시장의 변화를 경험하지 못했다는 공통점을 느꼈다. 즉, D사와 같이 인공지능 모델을 활용한 주식투자 최적화 모델을 구축하지는 못하더라도, 약 20년 차 이상 경험 있는 운용역의 시장에 대한 전략과 아이디어가 내재된 모델을 구축하는데 한계가 있다는 점이었다. 또한, 상경계 출신의 퀀트 운용역은 팩터의 선정과 활용을 너무 단순하게 활용하기에 본인 선정한 팩터들이 시장과 잘 부합하는 장세를 만나야만 양호한 성과를 낸다는 사실도 쉽게 알 수 있었다. 이러한 사실은 펀드매니저의 개인적 특성인 연령, 학력, 전공, 석사학위 보유여부, 업계경력 등이 성과지속성, 운용스타일, 위험 등 운용성과와 연관이 있다는 연구에서 알려진 바 있다(여환영 등 2017).

다음은 D. 자금 집행자와의 인터뷰를 통해 실제 D사에 위탁자금을 맡겨서 운용하는 자금집행자인 기관투자자들의 의견이다. D사는 국내 3대 연금과 대부분의 국내 연기금, 공제회, 국가 기관의 주식투자 자금을 위탁 운용하고 있는데, 시장의 주식투자 스타일 구분상 액티브 퀀트형을 위탁 운용하는 T연금과 P공제회 CIO와 담당 팀장들은 D사의 운용 방식과 성과에 대해 크게 만족하고 있다. 가장 큰 이유는 벤치마크 지수대비 초과성과를 안정적으로 달성해야 하는 기관투자자의 투자 방식을 매우 잘 이해하고 투자목표 지침 대로 성과를 달성해 가고 있기 때문이라고 한다.

마지막으로 E.성과 평가자인 국내 최대의 펀드 성과평가사 Z사와 F사의 팀장들과의 연간 상반기, 하반기의 정례 실사를 통한 면담 결과 D사의 모델 구축 내용과 실제 운용성과에 대해 정량적인 성과 평가에서 타 운용사의 액티브 퀀트 유형 보다 안정적이고 지속적인 초과 성과가 달성되고 있다는 점을 확인 하였다. 또한, 정성적으로도 D사의 퀀트 주식형 분야에서의 네임 벨류와 시장에서의 입지는 더욱더 견고해 지고 있다는 내용을 확인하였다.

4. 최적화 모델 구축: D 운용사 사례

4.1 구축 배경

2000년 3월 국내 최초로 금융공학형 펀드 운용 전문 투자자문사로 설립된 D사는 2008년 제조업 기반 그룹 계열사로 인수되면서 자산운용사로 전환하였고, 2016년 D은행 자회사로 편입되었는데, 2017년 9월말 수탁고 기준 약 9조원 규모의 운용사로 성장하였다. 운용사 전환 초기에 D사는 우수한 인력과 조직 확대가 필요한 시점이었으나, 금융위기 여파로 주식시장 전반의 수탁고 축소와 우수 인력확보의 어려움으로 전통적인 액티브 주식형 운용보다 계량 모델을 활용한 액티브 퀀트 주식형 운용에 집중 하였다.

주식 운용에 있어 계량 모델 개발에 집중할 수 밖에 없었던 가장 큰 이유는 첫째, 국내 액티브 주식형의 성과는 우수 펀드 매니저의 정보 획득과 종목 베팅 등 개인의 역량에 의해 크게 좌우 되었기에 중소형 운용사는 인력 확보가 매우 어려웠다는 점이다. 둘째, 과거에 우수한 Track Record를 보유한 액티브 주식형 펀드매니저라도 개인의 투자스타일과 시장이 맞지 않는 경우 액티브 주식형의 초과성과는 3년 이상 지속되지 않는 경우가 빈번하다는 점이다. 셋째, 대형사처럼 정성적, 정량적 리서치 인력과 운용역 등 수십 명으로 리서치 본



<그림 3> 전통적인 주식투자 프로세스

부, 주식운용 본부, 패시브(퀀트) 운용 본부 등 세분화된 조직을 구성할 여력이 없다는 점이였다.

<그림 3>처럼 전통적인 주식투자 프로세스는 수많은 인력이 리서치, 포트폴리오 구성, 매매, 성과보고에 이르기까지 정성적인 방식에 크게 의존하는 것을 알 수 있다. 따라서, 소수의 인력으로 산업 및 종목 리서치부터 포트폴리오 구성까지 전 프로세스를 퀀트 모델을 구축하여 시간과 인력의 제한을 해결하려 했고, 지속적이고 안정적인 수익률 제고를 위해 새로운 퀀트 주식투자 모델을 개발하게 된 배경이다.

2008년 N연금이 액티브퀀트 주식형 스타일을 처음으로 3군데 운용사에 자금 집행하면서 국내에 퀀트 모델을 활용한 주식 투자의 시대가 열렸고, D사는 주요 재무 팩터를 활용한 계량모델로 자금을 위탁 운용하기 시작했다. 그러나, 초기에는 주식을 퀀트 모델을 활용하여 운용한다는 개념이 자산 운용업계에 일반적이지 않았고, D사의 경우도 퀀트 모델링과 금융공학을 전공하지 않은 2명의 인력이 증권사 리서치 부서의 애널리스트가 작성한 데이터 분석자료와 모델을 활용하여 자체 퀀트 모델을 만들어 운용에 활용했다. 따라서, 초창기

에는 퀀트 주식투자 모델로 기관투자자의 위탁펀드 투자목표를 지속적으로 달성하는 것이 어려웠으며, 2013년 이후 기존의 투자이론을 넘어선 인공지능의 한 분야인 인공신경망과 유전자 알고리즘이 반영된 투자 모델 구축으로 발전하였다. 모델구축이 완료된 2015년 말부터는 인공지능 기반 모델을 활용하여, 지속적인 외형성장과 안정적인 초과성과를 달성하면서, 자산 운용업계에서 차별적인 위치를 선점하게 되었다.

4.2 구축 추진 경과

D사의 인공지능 모델 기반 주식투자 최적화 모델 구축 과정은 다음과 <그림 4>와 같이 진행되었다. 2013년 부터 기업의 재무정보 분석과 투자 주체별 주식에 대한 수급정보 분석 등 빅 데이터 분석을 통해 주가에 영향을 주는 팩터를 생성하는 준비 단계, 2014년 부터 수많은 분석 팩터 중 모델에 반영할 팩터의 분류 및 선정과 가중치 결정을 인공 신경망과 머신러닝으로 자동화 하는 개발 단계, 2015년 부터 유전자 알고리즘을 활용해 주식투자 스타일별 최적화된 포트폴리오가 자동 구성되는 모델 구축 단계로 진행되어 2016년 부터 본

격적인 기관투자자의 위탁자금 운용에 활용하고 있고, 2017년 부터는 대내외 성과평가 결과를 반응한 보완 단계로 2017년 11월 기준 약 4.5조원 규모의 주식형 위탁자금을 운용하는데 활용되고 있다.

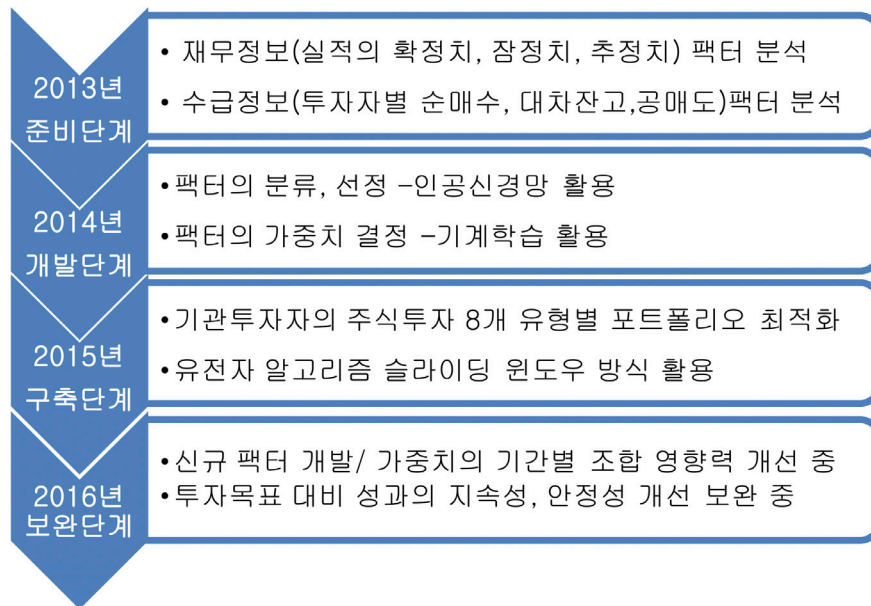
4.3 구축 대상 구현 내용

사례연구 대상의 구축과정상 인터뷰를 종합해 보면, 공통적인 이슈는 어떤 팩터를 입력변수로 결정해야 하는지의 문제와 결정된 팩터의 가중치를 어느 수준으로 결정해야 하는지 방법론에서 기본적인 어려움을 겪고 있다는 점이다. 또한, 자산운용사 마다 퀀트 모델의 입력 팩터와 가중치가 결정되면 누군가 개선을 하거나, 새로운 시도를 하지 않는 이상 모델의 변수가 상수처럼 지속적으로 사용되고, 포트폴리오 최적화는 엑셀의 단순 해 찾기 기능을 활용해 새로운 아이디어를 반영하지 못하는 경우가 대부분이었다.

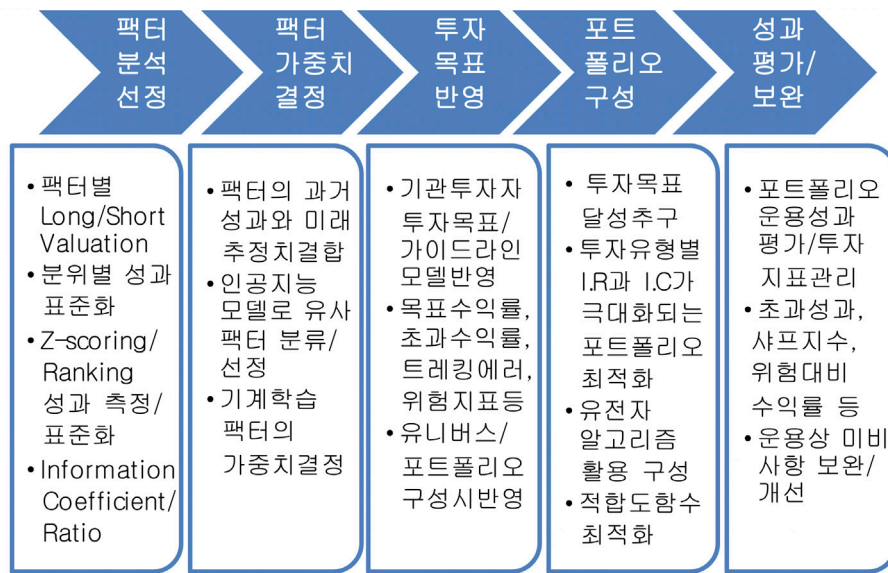
따라서, D사는 주식투자의 근원적 질문인 어떤 팩터가 어떠한 시장상황에서 어떻게 주가에 영향을 줄 수

있는지와 주식투자 이후 초과성과를 달성할 수 있는 좋은 팩터와 초과성과를 달성할 수 없는 나쁜 팩터로 분류를 하는 부분에 집중하였다. 또한, 선정된 팩터가 주식 포트폴리오를 구성하는데 어느 수준으로 가중치가 반영되어야 하고, 투자할 주식 종목선정과 기관투자자의 투자 목표를 반영해 주식 투자 유형별로 포트폴리오 내 종목별 비중 결정이 최적화 되면서 자동으로 결정되는 모델을 구현 대상으로 삼았다. <그림 5>의 모델 구현 내용을 살펴보면 주식투자의 전 프로세스가 인공지능을 기반으로 주식투자 모델에 포함되어 있음을 알 수 있다.

주가에 영향을 미칠 입력 변수인 팩터의 분석, 선정 단계에서는 재무정보의 확정치, 잠정치, 추정치 등을 활용해 약 1,000여 개의 팩터를 생성해 분석하였고, 주식투자 모델에서 거의 활용하지 않았던 투자 주체별 매매 행태 (순매수, 대차잔고, 공매도) 등을 약 500여 개 생성해 팩터화 해서 분석 했다는 점이다.



<그림 4> 구축 추진 과정



<그림 5> 인공지능 기반 모델 구현 내용

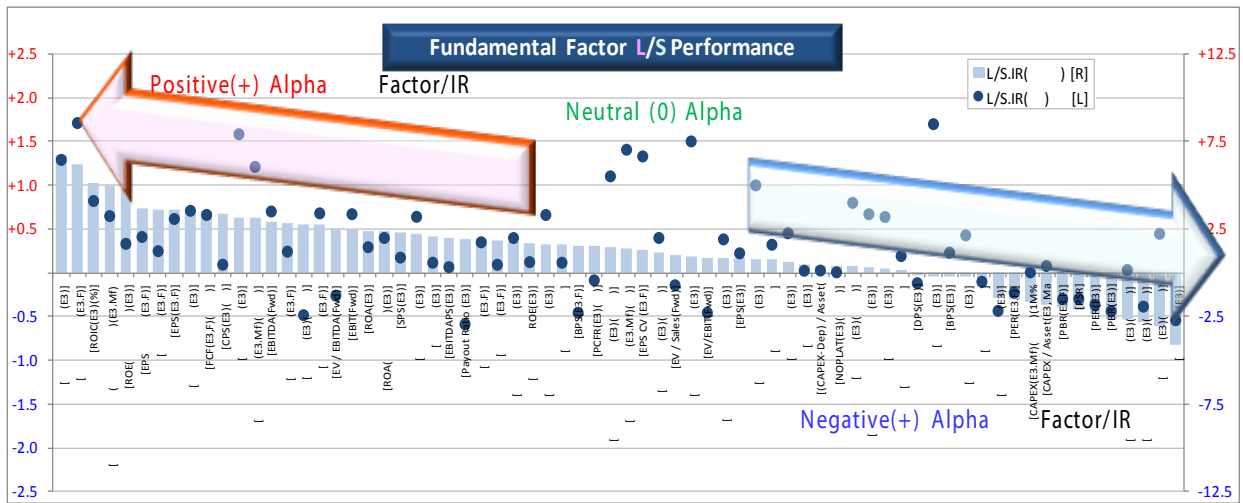
<표 2> 팩터 분석 대상

Factor	Group Name	Sub factor Style
Group 1 재무정보 확정치, 잠정치	Fundamental Factor Long/ShortValuation	1.Value, 2.Growth, 3.Quality, 4.Momentum.
Group 2 재무정보 추정치	Analyst Expectation Factor Long/Short Valuation	1.Earning Surprise /Shock, 2.Earning Revision, 3.Target price Mispricing, 4.True Market surprise.
Group 3 투자자별 수급정보 순매수,대차,공매도	Liquidity Factor Long/Short Valuation	1.Each Investor's Trading Amount, 2.Short Selling Shares/Amount/Weight. 3.Borrowing/Lending shares/Amount/Weight

이는 <표 2>처럼 정보의 내용에 따라 크세 3가지 팩터 그룹으로 나누었는데, 재무정보 확정치와 잠정치, 재무정보 추정치, 그리고 투자 주체별 매매행태와 관련된 수급관련 팩터로 분류했고, 이는 세부적으로 3개에서 4개의 서브 팩터 스타일로 분석되어 팩터의 성과를 측정해 데이터 베이스를 구축했다.

팩터의 성과는 <그림 6>과 같이 개별 팩터 분석을

통해 발생한 표준화 된 가치를 상위 분위 그룹을 매수(Long)하고 하위 분위 그룹을 매도(short)하는 Long/Short valuation 방식으로 가치를 측정 하였고, 팩터의 성과는 양호한 성과를 발생시키는 Positive 팩터와 부정적 성과를 발생 시키는데 기여하는 Negative 팩터 순으로 우하향하는 방식으로 팩터 분석 대상 그룹별, 세부 팩터 스타일별로 성과의 Information Ratio,



<그림 6> 팩터 Long/Short Valuation

Information Coefficient, volatility, sharpe ratio, sortino ratio, winning ratio 외 수많은 분석 결과를 데이터 베이스화 구축하였다.

또한 단순히 재무정보나 수급정보의 변화율을 팩터로 생성하는 것이 아니라, 통계적 가설을 data mining 단계에 적용해, 새로운 팩터를 생성하고 기본적인 팩터의 채택 여부를 결정하였다<참고:부록-1>. 그리고, 아무리 성과가 양호해 우상향하는 팩터를 생성 하더라도 유사한 성과를 보이는 팩터 중에 어떤 팩터를 선정해야 하는지는 모든 투자자의 고민일 것이다. 팩터 그룹과 세부 팩터 스타일 분석시 거의 유사한 성과를 발생하는 경우 모두 사용하면 과적합의 문제가 발생하고, 주관적 판단으로 선정한다면 선정시마다 팩터가 변경하는 문제가 발생한다<참고:부록-2>. 이에 D사는 인공지능망 모델을 도입해 디지전 트리 모델로 팩터의 분류와 선정을 도식화 하고, 인공지능망의 다층 퍼셉트론을 활용해 트레이닝 세트, 테스트 세트, 밸리데이션 세트 등으로 학습 시켜 최종 포트폴리오 구축에 들어갈 때 활용될 팩터의 선정과 가중치 결정을 운용역의 주관에 배제된 상황에서 hit ratio가 높은 팩터 들로 선정되도록 구현하였다<참고:부록-3>. 또한, 누적된 팩터의

데이터 베이스를 3개월 단위 마다 슬라이딩 윈도우 방식으로 팩터의 가중치가 시장의 변화에 따라 자동 조정되도록 구현하여 가중치 결정의 문제를 해결 하였다. 또한, 기관투자자의 투자목표를 달성하기 위한 주식투자 유형, 추적오차 한도, 위험과 초과성과 목표한도, 거래량과 거래대금, 매매 금지 종목 제외 등 가이드라인을 반영하면 모델에서 투자대상 가능 종목으로만 유니버스가 구성되게 구현하였다. 모델 구축의 궁극적 목표인 최적 포트폴리오 구성은 인공지능의 유전자 알고리즘을 기반으로 앞서 선정된 최적의 팩터와 최적의 가중치가 Information Ratio와 Information Coefficient 등과 결합되어 리스크 대비 성과가 극대화되는 최적화된 포트폴리오가 자동 구성되도록 모델이 구축되었다<참고:부록-4>. 이는 인공지능망을 통해 주가에 영향을 줄 입력변수인 팩터와 가중치를 찾아서 유전자 알고리즘으로 매월 1년 단위의 슬라이딩 윈도우 방식으로 학습 후 다음 달 매번 적용하는 방식으로 포트폴리오가 구성된다.

마지막 구현된 주식투자 최적화 모델 성과평가와 보완 단계에서는 2016년부터 인공지능 유전자 알고리즘을 활용해 선정된. D사 모델의 경우 주식에 대한 정보

재무정보와 수급정보의 양과 질이 보장되는 상황이라면 재무정보의 추정치가 적은 중소형주형을 제외하고는 시뮬레이션 결과와 실제 유형별 운용펀드에 적용 결과 투자자의 투자목표를 달성하며 운용되는데 무리가 없음도 확인하였다.

4.4 구축 성과

본 사례연구 대상인 D사의 인공지능 기반 주식투자 최적화 모델의 구축 전후 성과 평가를 위해서 기존 기업들이 모델이나 시스템 도입 시 성과 평가를 위해 사용하였던 지표들을 검토하여 분석하였다. 본 연구에서는 모델 구축의 성과 측정에 있어 ERP 시스템 구축 등의 유사 선행연구를 감안하고(강다연 등 2009), D사의 기업 특성과 산업 특징을 감안해 정량적, 정성적 평가를 종합적으로 하였다. 성과의 비교는 2014년 팩터의 분석이 완료된 시점과 2015년 이후 유전자 알고리즘으로 포트폴리오 최적화 모델을 구축한 최근 3년간을 비교해 보면 D사의 수탁고와 회사의 손익 성과 등 모든 면에서 확연한 성장세를 보인다.

우선 정량적 성과 평가를 위하여 2014년 대비 최근 3년간 주식 운용규모 변동과 회사의 대차대조표를 통

한 재무지표상 수익비용 측면을 분석하였다. 모델이 최종 구축 전이었던 2014년과 그 이후 최근 3년 간 사람의 주관에 크게 의존하던 정성적 주식형 대신 인공지능 모델 기반 정량적 주식형 운용방식이 도입되면서 D사의 수탁고 및 수익 규모는 국내 펀드시장의 지속적 침체에도 불구하고 매년 2자리수의 상승세를 보이고 있음을 <표 3>, <표 4>를 통해 확인할 수 있다. 모델을 본격적으로 반영한 2015년부터 D사의 국내 액티브 퀀트 주식형 운용성과는 <표 5>를 통해 확인할 수 있다. 2014년 말 매년 운용수익률이 개선되었고, 벤치마크 지수 대비 초과수익률도 증가하였다. 또한 동일 운용유형 Peer Group 대비 5년간 상대순위는 16%에서 2017년 9월말 기준으로 5% 수준으로 상승하였고, 성과의 리스크 대비 리턴 지표인 I.R. 지표도 2014년 말 1.26에서 2017년 9월말 기준 1.83으로 개선되면서 펀드의 변동성 대비 수익률도 안정적으로 달성하고 있다. 또한, 개별펀드의 수익률이 시장균형을 가정한 수익률 대비 초과 수익을 얼마나 발생시키는지 판단하는 알파 지표는 2014년 말 1.24에서 2017년 9월말 1.76으로 개선되었는데 알파가 크다는 것은 종목선정, 자산 배분 효과, 매매 타이밍 등이 우수하다는 것을 의미한

[표 3] D사의 주식형 펀드 순자산 변동

운용 순자산	FY2014 (구축 전)	FY2015 (구축 후)	FY2016 (구축 후)	FY17.11 (구축 후)
순자산(억원)	16,957	20,011	30,814	45,675
성장율(%)		18%	54%	48%

[표 4] D사의 대차대조표 변동현황 (단위:백만원)

대차 대조표	FY2014 (구축 전)	FY2015 (구축 후)	FY2016 (구축 후)	FY17.09 (구축 후)
자산(백만원)	14,481	16,593	18,467	32,070
부채(백만원)	1,169	1,166	1,229	1,175
자본(백만원)	13,312	15,427	17,238	30,895

[표 5] D사의 액티브 퀀트형 연간 성과평가 추이

운용 성과평가	FY2014 (구축 전)	FY2015 (구축 후)	FY2016 (구축 후)	FY17.09 (구축 후)
운용수익률(%)	-7.46%	0.50%	10.10%	25.77%
초과수익률(%)	0.18%	2.01%	1.94%	2.94%
상대순위(%)	16%	15%	8%	5%
I.R.지수	1.26	1.79	1.38	1.83
알파	1.23	1.79	1.33	1.76
Shape 지표	- 1.17	- 0.12	1.21	3.70
Jensen 지표	0.51	2.08	2.15	2.19
Treynor 지표	- 9.95	- 1.24	8.64	-
Sortino 지표	- 2.14	- 0.35	3.03	-

다. 또한 위험관리 지표를 통해 펀드 성과개선 사항을 살펴보면 위험 한 단위에 대한 초과수익의 정도를 의미하는 Shape 지표, 체계적 위험 1 단위에 대한 초과수익의 정도를 의미하는 Treynor 지표, 베타 위험 하에서 기대수익률을 초과한 정도인 Jensen 지표, 최저 요구 수익률을 초과하는 포트폴리오의 투자수익률을 하방 표준편차로 나누어 위험조정 수익률을 평가하는 Sortino 지표 모두 모델 구축전인 2014년 말 대비 개선됨을 알 수 있다.

정성적인 성과로는 기존의 전통적 주식운용 방식으로 주식투자를 하려면 기업 탐방과 외부 전문가의 설명회 및 세미나에 의존해 유가증권시장 기준 23개 업종, 코스닥 시장 포함 약 2,000여 종목을 분석 해야 하기에 조사역, 운용역 등 방대한 조직과 인력이 필요하지만, D사의 경우 인공지능 기반 주식투자 최적화 모델을 통해 기관투자자의 대표적인 8개 주식투자 유형 중 7개를 시간과 비용 감축 및 소수의 인력으로도 안정적인 성과를 달성할 수 있게 되어 효율적 운용이 가능해졌다.

또한, 주식을 분석하는 방법 및 수단이 통일되어 실질적인 성과개선의 기반을 마련하였고, 주식 투자 프로세스의 체계화, 표준화 및 조직 부서원내 통합 정보의 공유가 가능해 졌다. 반복적인 분석업무에 대한 시간 절약과 시장 상황 별 주가에 영향을 주는 팩터 선정에 대한 고민을 해결하였으며, 데이터 정확도 및 표준화로 포트폴리오 성과 관리에 사전적으로 정량적인 투자 목표 관리체계 기반도 마련하게 되었다. 또한, 기관투자자의 새로운 투자 방식에 대해 투자결과를 실제 시장상황에 맞게 시뮬레이션 해 줄 수 있게 되면서 새로운 투자 스타일에 대한 자금유치와 자산운용업계 내부와 기관투자자 들에게서 D사의 평판 증대 효과를 불러 일으켜 D사의 전문가 집단으로서의 이미지 제고 효과도 누리게 되었다.

5. 토의 및 시사점

5.1 분석 결과 토의 및 제안

본 연구에서는 국내 액티브퀀트 주식형 운용을 선도하는 D사의 인공지능 기반 주식투자 최적화 모델 구축 사례를 통해 현재 국내 대부분 운용사가 사용하는 퀀트 모델을 한 단계 넘어서는 사례를 탐색하였고, 모델 구축 전후 성과를 정량적 측면과 정성적 측면으로 나누어 분석하였다. 평가 결과 D사는 모델 구축을 통해 수탁고 지표, 수익성 지표, 성과 지표 전반에 걸쳐 국내 주식형 시장에서 단기간에 압도적인 우수한 성과를 달성 하였지만, 투자 모델 구축 도입 시 발생할 수 있는 장애 요인도 발견할 수 있었고 구축 과정상 이슈와 교훈은 <표 6>과 같다.

구축과정에서 이슈와 문제점에도 불구하고, 정성적인 평가면에서는 주식을 분석하는 방법과 수단이 통일되어 성과 개선의 기반을 마련했고, 주식 투자 프로세스의 체계화, 표준화 및 조직 부서원내 통합 정보의 공유가 가능해 졌다. 특히, 2014년에는 아시아,태평양 지역 국가의 연기금, 공제회, 자산운용사, 펀드매니저 등의 동향과 업적을 평가하는 권위 있는 금융투자 전문 저널인 Asia Asset Management의 2014년 Best of Best Awards 시상식에서 Most Innovative product in Korea 부분 수상자로 선정되어 자산운용업계 내부와 기관투자자 들에게서 평판 증대 효과를 불러 일으켰다. 또한, 2017년 D사의 운용성과를 바탕으로 2018년도 Asia Asset Management사가 수여하는 Best of Best Awards 시상식의 Best Korean Equity Manager 수상자로 본 논문의 제 1저자가 한국을 대표하는 펀드 매니저로 선정되어 인공지능 기반 주식투자 전문가로서 업적을 인정받고, 회사 차원의 경영 성과를 지속적으로 달성 할 수 있음을 확인하였다.

그러나, D사 사례의 경우 아직은 국내 자산운용업계가 시도하지 못한 희귀한 단일 사례이기 때문에 타 기

<표 6> 구축과정의 이슈와 평가 및 교훈

구현 과정	문제점/이슈	평가 및 교훈
팩터 분석 선정	주가에 영향을 주는 팩터가 어떤 것인지 분석하고, 최종 선정하는 과정이 어려움.	1.팩터의 대량 분석과 생성 보다 기본적으로 팩터의 질적 가치를 사전적으로 체크하고 진행해야 함. 2.팩터의 가치를 단순Rank, Z-Scoring Rank, 결합 Rank 방식으로 밸류에이션하는 경우 방식에 따라 팩터의 밸류에이션 가치가 상이하게 발생하는 부분에 대한 추가적인 개선 연구 필요함. 3.팩터의 성과와 성격이 유사한 경우 인공신경망으로 분류해 선정하고 있으나, 성과 개선시킬 인공지능의 다른 모델 적용 추가연구가 필요함.
팩터 가중치 결정	과거의 성과와 미래의 추정치를 결합하는 기간 선정의 어려움	2005년부터 축적된 팩터의 누적성과와 최근 1년, 반기, 분기별 성과와 최근 추정치의 슬라이딩 윈도우 방식 학습시 성과가 개선되는 기간 결합의 최적화에 대한 추후적인 연구 필요함.
투자 목표 반영	자금을 집행하는 기관투자자의 컴플라이언스 이슈 및 가이드라인 변경 자동반영의 이슈	실제 운용시 컴플라이언스 이슈 변경 등은 모델과 회사의 외주 전산시스템이 자동 연동되지 않고 수기 반영되므로 회사 전산과 운용모델의 전산적 연결 기능이 필요해 보임.
최적화 포트폴리오 구성	적합도 함수의 최적화 변수 추가 선정 및 분석 필요	유전자 알고리즘 활용 포트폴리오 최적화 모델링시 D사는 I.R.과 I.C.를 위주로 성과의 극대화에 주력했으나, 향후 위험지표 및 수익률 지표 등 다양한 다른 지표들의 최적화 모델링을 통해 성과개선을 시도해 볼 필요
성과평가 보완	인공지능 모델 활용시 지속적, 안정적 초과성과 달성가능하나 Peer group대비 항상 1위의 순위는 아님	주식시장이 Random Walk를 따른다고 봤을때, 재무정보와 수급정보를 디테일하게 반영한 모델로 대응하더라도 향후 시장을 정확히 예측할 수 없기에 향후에는 시장을 예측해 모델에 선반영 될 수 있는 수준으로 업그레이드 필요

관투자자들이 운용 프로세스로 받아들이고 적용하기에는 무리가 있어 보인다. 즉, 금융공학과 인공지능 및 경영학을 접목해서 핀테크 기반의 콘텐츠와 모델을 구축할 수 있는 인력이 업계에 양성되지 않았기 때문이다. 기존의 정성적 리서치 기반의 액티브 주식형 운용역의 경우 모델의 구현 과정을 제대로 이해하지 못하기에 자동화 되어 나오는 결과를 그대로 받아들이고 사용하는데 어려움을 겪는다는 한계점이 있다. 또한, 이공계 출신의 운용역이라고 하더라도 데이터 마이닝부터 데이터 분석 및 선정과 활용 자체가 상당한 수준의 이론적 지식과 실무적 경험이 필요하기에, 회사 내에 주식시장에 대한 오랜 경험과 전략을 가진 임원급 인력이 핀테크 분야와 인공지능을 활용하겠다는 의지를 보여야 하고, 프로그래밍 구현이 가능한 인력이 있어야 가능하다

는 점은 어려움이 있을 수 있다고 본다. 즉, 주식투자 관련 정성적, 정량적 경험이 있는 임원급 인력이 의지를 갖고 전통적인 주식투자 방식을 변경 시도해야만 만족할 만한 성과를 달성할 수 있기에 구축하는데 어려운 점이 있을 수 있다. 또한, 구축 후 시장의 변화를 반영하는 모델의 보완 유지 작업도 지속적으로 할 수 있는 아이디어와 조직, 인력이 있어야만 가능하다는 점은 모델 구축 전에 알아둬야 할 주의점이라고 할 수 있다.

5.2 시사점

본 연구의 학술적, 실무적 의의를 고찰해 보면 다음과 같다. 학술적으로 본 연구는 먼저 사례연구 방법을 통해 주식 투자 모델의 실제 구축 사례를 단계적으로 분석하고, 경영성과의 결과를 재무 지표 등을 통해 검

증하였다는 점에서 가치가 있다. 기존의 주식투자 연구들이 투자이론을 바탕으로 다양한 투자 팩터 선정과 포트폴리오 구성을 경영학과 통계학적 방법으로 연구 방법으로 분석해왔다는 점에서, 실제 사례 기반의 본 연구는 선행연구와 이론을 실증적으로 검증했다는 데 의의가 있다. 본 연구가 비즈니스 및 사회적 관점에서 향후 주식 투자 모델 연구에 개념적 기반이 될 것으로 기대한다(Kim et al. 2015).

또한, 인공신경망 기반 기계학습을 접목시켜 주식투자 최적화 모델을 제시했다는 데 두 번째 학술적 의의가 있다. 4차 산업혁명의 화두 중 한 분야인 인공지능 이론을 금융에 접목하여 주가에 영향을 주는 팩터 선정과 가중치 결정을 인공신경망 기반 기계학습을 통해 자동화 하고, 유전자 알고리즘을 활용한 주식투자 최적화 모델의 성과 경과를 탐색하였다는 점에서 연구의 가치가 있다.

실무적 시사점으로는 먼저, 기관투자자의 주식 위탁 자금을 인공지능 모델 기반 주식투자 최적화 모델을 구축 및 활용하는 프로세스를 제시했고, 성과개선 및 입증사례를 도출하였다는 점에서 의의가 있다. 전통적인 정성적 리서치 기반 투자방식과 퀀트 팩터 투자를 넘어선 정량적 리서치 기반 주식 투자 방식 사이에 새로운 가교 역할을 수행할 수 있을 것이다.

또한, 기존 연구에서 수행하지 못했던 인공지능 기반 주식투자 최적화 모델 구축 사례를 실무적으로 탐색하고 정량적, 정성적 성과 평가를 수행했다는 점에 의의가 있다. 이를 통해 핀테크와 인공지능 기반 모델을 활용한 기관투자자의 주식형 자금을 운용하고자 하는 실무자들에게 방법론을 제시하고 채권, 부동산 등 다양한 투자대상의 자산운용에 활용 가능할 것이라는 점에서 유용한 가치를 제공할 것으로 본다.

참고문헌

[국내 문헌]

1. 강다연, 장활식, 김종기 2009. “국내 기업 ERP 시스템 도입의 정성적·정량적 성과 비교,” 한국콘텐츠학회논문지, (9:4), pp. 142-153.
2. 고광수, 이준행 2003. “외국인 거래 정보와 주식시장: 개방 10년의 경험,” 재무연구, (16:1), pp. 159-192.
3. 김원걸, 유성민, 김영상 2016. “인공지능과 핀테크,” 한국정보기술학회, (14:1), pp. 23-28.
4. 김종희 2013. “투자 주체별 정보력 우위 및 추세 역추종 거래 행위가 주식시장의 수익률에 미치는 영향 분석,” 한국증권학회지, (42:4), pp. 667-698.
5. 박재석, 김민진, 황병일 2016. “핀테크의 발전 배경과 주요 동향,” 한국통신학회지, (33:2), pp. 52-58.
6. 박재연, 유재필, 신현준 2016. “로보어드바이저를 이용한 포트폴리오 관리,” 대한산업공학회, (13:3), pp. 467-476.
7. 배재권 2010. “Voting 알고리즘과 인공신경망을 이용한 부도예측을 위한 통합 알고리즘,” 한국비즈니스리뷰, (3:2), pp. 79-101
8. 양진용 2016. “기업 재무 정보를 활용한 머신러닝 기반 경영 예측 시스템,” 한성대학교 박사학위논문, pp. 9-27.
9. 여환영, 박영규, 주효근 2017. “펀드 매니저의 특성과 투자행태: 개인적 특성이 성과 지속성, 스타일, 위험 등에 미치는 영향,” 한국증권학회지, (46:2), pp. 497-522.
10. 오경주 2006. “유전자 알고리즘을 이용한 계층 구조 포트폴리오 최적화에 관한 연구: 인덱스 펀드 알고리즘 설계,” 한국연구재단. 인문사회분야 기초연구과제, pp. 2-17.
11. 이동규, 이성훈 2015. “IT와 은행의 새로운 융합형태,” 한국정보기술학회지, (13:1), pp. 55-58.

12. 정동현, 오경주 2014. “군집분석과 유전자 알고리즘을 활용한 투자자 거래정보 기반 포트폴리오투자전략,” 한국데이터정보과학회지, (25:1), pp. 107-117.
13. 홍승현, 신경식 1999. “유전자 알고리즘을 활용한 인공지능망 모형 최적입력변수의 선정,” 한국지능정보시스템학회 학술대회논문집, pp. 365-373.

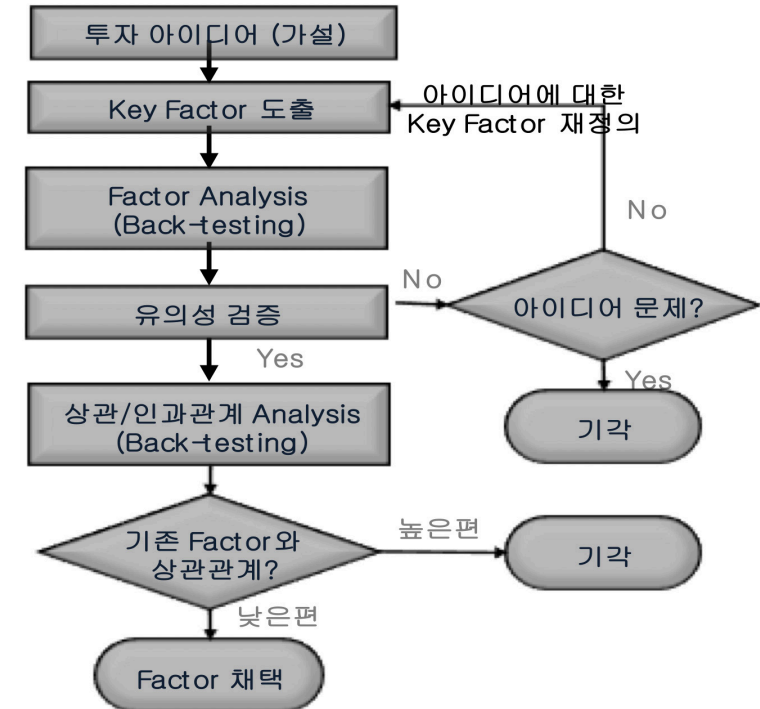
[국외 문헌]

14. Anderson, C. R. and Zeithaml, C. P. 1984. “Stage of the product life cycle, business strategy, and business performance,” *Academy of Management Journal* (27: 1), pp. 5-24.
15. Bales, R.F. 1950. *Artificial Neural Network Modeling*. Polish Academy of Sciences, Warsaw, Poland: Springer.
16. Choe, H., Kho, B. C. and Stulz, R. 1999. “Do Foreign Investors Destabilize Stock Markets? The Korean Experience in 1997,” *Journal of Financial Economics* , (54:2), pp. 227-264.
17. Creswell, J. W. 2007. *Qualitative inquiry & research design: Choosing among five approaches* (2nd ed.), Thousand Oaks, CA: Sage.
18. Fama, E. 1998. “Market Efficiency, Long-Term Returns, and Behavioral Finance,” *Journal of Financial Economics*, (43:1), pp. 283-306.
19. Fama, Eugene F. and Kenneth R. French. 1992. “The cross-section of expected stock returns,” *Journal of Finance* , (47), pp. 427-465.
20. Fama, Eugene F. and Kenneth R. French. 1995. “Size and book-to-market factors in earnings and returns,” *Journal of Finance* , (50), pp. 131-155.
21. Gah-Yi Ban, Nouredine El Karoui, Andrew E. B. Lim. 2016. “Machine Learning and Portfolio Optimization,” *Journal of Management Science*, Published online in *Articles in Advance* 21 Nov 2016.
22. Goldberg. D.E. 1985. Genetic algorithms and rule learning in dynamic system control. *Proceedings of the first International Conference on Genetic Algorithms and Their Application*, Pittsburgh, pp. 8-15.
23. Goldberg. D.E. 1989. “Genetic algorithms in search, optimization and machine learning.” Addison Wesley Publishing company, Inc., N.Y. 6.
24. Julian Skan, Richard Lumb, Samad Masood, and Sean K. Conway, “The Boom in Global Fintech Investment”, Accenture, 2014.
25. Kang, J. K., and R. M. Stulz. 1997. “Why is There a Home Bias? An Analysis of Foreign Portfolio Equity Ownership in Japan,” *Journal of Financial Economics* (42:1), pp. 2-28.
26. Kim, H.W., Chan, H. C. and Gupta, S. 2015. “Social Media for Business and Society,” *Asia Pacific Journal of Information Systems*, (25:2), pp. 211-233.
27. Markowitz, H.M. 1952. “Portfolio Selection,” *Journal of Finance*, (7:1), pp. 77-91.
28. Padgett, D. K. 2008. *Qualitative methods in social work research*, (36), Sage.
29. R. Roll. 1992. “A mean-variance analysis

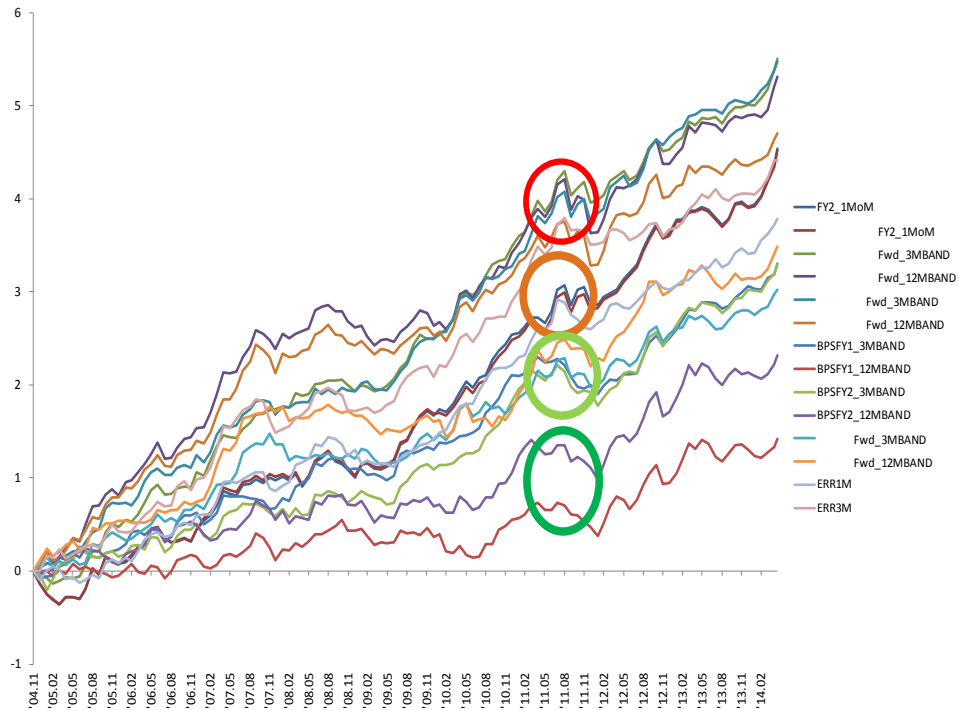
- of the tracking error,” *Journal of Portfolio Management*, (18:1), pp. 13-22.
30. Rosenblatt, F. 1958. “The Perceptron: A Probabilistic Model For Information Storage And Organization In The Brain,” *Psychological Review*, (65:6), pp. 386-408.
31. Sias, R. W. 2004. “Institutional Herding,” *Review of Financial Studies*, (17:1), pp. 165-206.
32. Tractica. 2015. “Artificial Intelligence for Enterprise Applications: Deep Learning, Predictive Computing, Image Recognition, Speech Recognition, and Other AI Technologies for Enterprise Markets”, *Global Market Analysis and Forecasts*.
33. Warren McCulloch. 1943. “A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity”
34. Sharpe, W. F. 1964. *Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium Under Conditions of Risk*, *Journal of Finance*. (19:3), pp. 425-442.
35. Yin, R. K. 2003. *Case study research: Design and methods* (3rd ed.), Thousand Oaks, CA: Sage.

부록

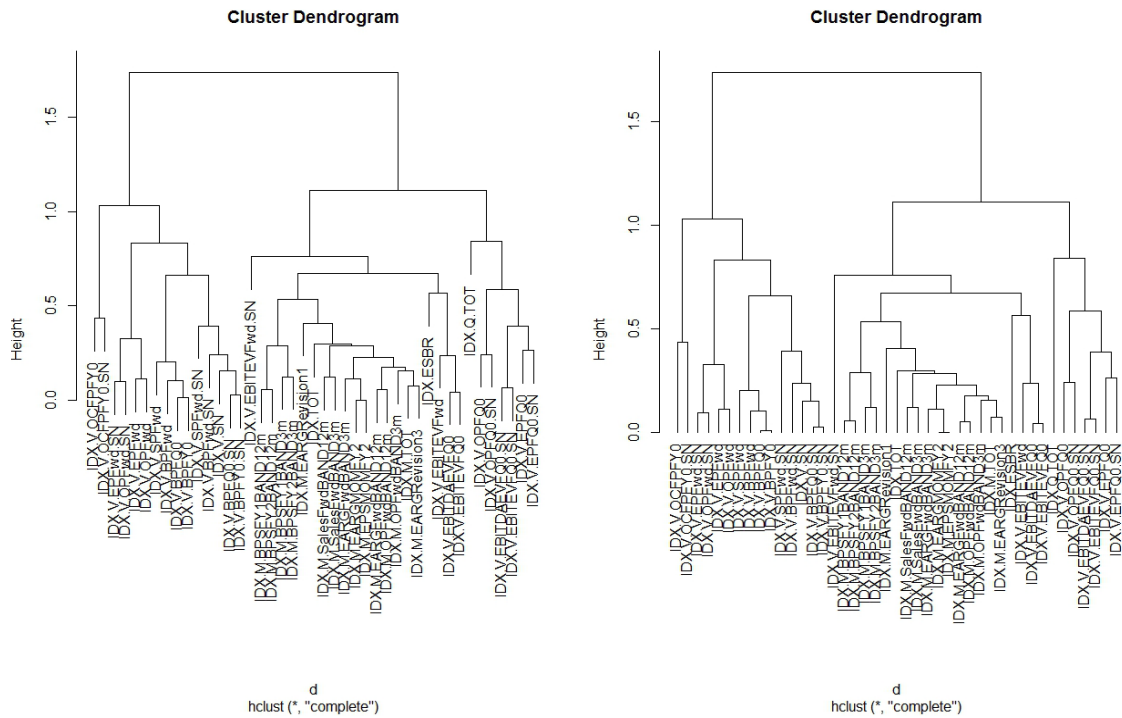
1. 팩터 분석 다이어그램



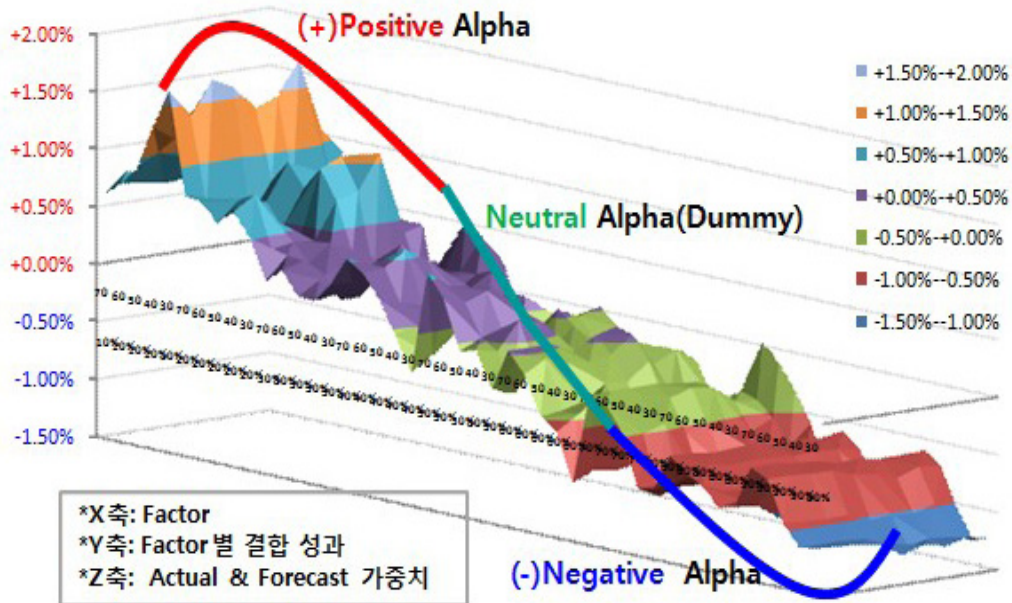
2. 팩터 성과의 유사성/선정의 어려움



3. 팩터 Classification, Clustering



4. G.A 포트폴리오 최적화



저 자 소 개



김홍곤 (Kim Hong Gon)

현재 연세대학교 공과대학 투자정보공학 박사과정에 재학 중이며, 고려대학교 통계학과(경제학사)와 경영대학원에서 재무학으로 경영학 석사 학위를 취득하였다. 삼성증권에서 고유자산 운용역(주식, 선물, 옵션 차익거래)으로 직장생활을 시작하여, Allianz Global Investors에서 헷지펀드 운용과 해외 주식운용 본부의 Global Head를 역임하였고 현재 DGB 자산운용의 주식/금융공학 운용본부의 CIO로 재직 중이다. 2014년 Journal of Asia Asset Management에서 금융공학형 펀드 모델링으로 Most Innovative Product 상을 수상하였고, 2018년에는 Best of Best Equity Fund Manager로 선정되었다. 주요 관심분야는 지식경영시스템, 지식공유, 인공지능 기반 주식 투자 최적화 모델링 등이다.



김소담 (Sodam Kim)

현재 연세대학교 정보대학원 디지털 비즈니스 트랙 박사 과정에 재학 중이다. 주요 관심분야는 디지털 비즈니스, Social media, 온라인 댓글 등이다.



김희웅 (Hee-Woong Kim)

National University of Singapore 정보시스템학과에서 근무한 후, 현재 연세대학교 정보대학원 교수로 재직 중이다. 주요 연구분야는 디지털 비즈니스, 정보시스템 관리 및 활용 등이다. 관련 연구들은 MIS Quarterly, Information Systems Research, Journal of Management Information Systems 등에 논문이 게재되었다. JAIS, IEEE TEM의 편집위원으로 활동했고, KrAIS 회장을 역임했다 (2017-2018).