

금융산업의 인공지능 기술현황과 발전방향에 관한 연구

홍창수* · 백재승**

<요 약>

인공지능의 기업 활용이 확대되고 있다. 금융산업에서도 예외는 아니어서 심사를 위한 리스크 평가, 알고리즘 트레이딩, 금융시장 분석 및 조사, 투자 및 포트폴리오관리 등에서 인공지능에 대한 기대가 갈수록 높아지고 있다. 또한, 딥러닝에 의한 자연어처리(NLP) 등 이용확대에 따라 미국과 유럽, 그리고 우리나라에도 고도화, 고속화, 무인화가 진행되고 있다. 스마트폰에서 인공지능 활용에 따라 인공지능은 개인금융비서(Personal financial advisor)로서 고객가치를 향상시키는 등 고객점점의 개선수단으로 활용이 예상된다. 이에 따라 미국과 유럽의 일부 금융회사는 금융서비스업으로부터 기술공급업자(Technology vendor)로 변신을 꾀하고 있다. 인공지능투자에 적용이 기대되는 분야는 위험평가(risk assessment, 대출심사 포함), 알고리즘 트레이딩, 금융시장분석 및 조사, 투자 및 포트폴리오 관리 등이 있다. 투자 및 포트폴리오(Portfolio)관리 분야의 활용에는 국내외적으로 로보 어드바이저(Robot advisor)가 각광받고 있다. 현재 국내 금융권에서 고객증대를 위한 소비자행태에 머신러닝과 딥러닝을 사용하는 사례가 보편적이지만 점차 알고리즘 트레이딩, 시장분석 및 조사, 리스크심사 등에 활용할 수 있는 연구와 사례가 증가할 것으로 보인다. 금융산업에서 인공지능의 활용에 따라 경쟁구도 재편과 핵심 경쟁력 변화가 예상된다. 신기술에 대한 검증, 보안성, 규제 문제, 기업내부전략 부재는 금융산업인공지능 도입에 어려움을 겪게 하는 요인이 되고 있다. 해외수준의 투자는 아니라도 국내 금융산업에서 인공지능의 투자비중이 증가하여 글로벌 금융기업과 경쟁에서 살아남을 수 있는 토대를 마련하는 것이 중요하다.

주제어: 인공지능, 머신러닝, 딥러닝, 핀테크, 순환신경망(RNN), 장단기메모리(LSTM)

* 제1저자, P&I 금융공학연구소 실장, E-mail: cshong@nicepni.co.kr

** 교신저자. 한국외국어대학교 국제금융학과 교수, E-mail: jbaek@hufs.ac.kr

I. 서론

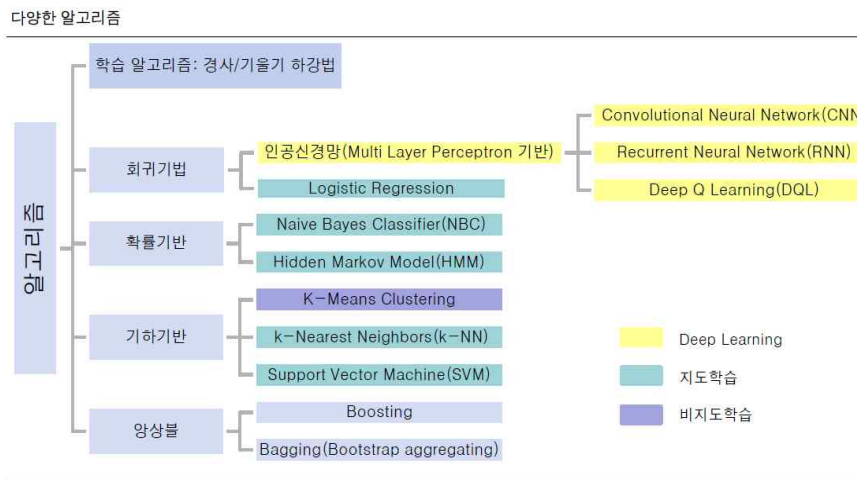
인공지능의 기업 활용이 확대되고 있다. 금융산업도 예외는 아니어서 대출심사를 위한 리스크 평가, 알고리즘 트레이딩, 금융시장에 대한 분석 및 조사, 투자 및 포트폴리오관리 등에서 인공지능에 대한 기대가 갈수록 높아지고 있다. 또한, 딥러닝에 의한 자연어처리(NLP) 등 이용확대에 따라 미국과 유럽, 그리고 우리나라에도 고도화, 가속화, 무인화가 진행되고 있다. 스마트폰에서 인공지능 활용에 따라 인공지능은 개인금융비서(Personal financial advisor)로서 고객가치를 향상시키는 고객접점의 개선수단으로 활용이 진행되고 있다. 이에 따라 미국과 유럽의 일부 금융회사는 금융서비스업으로부터 기술 공급업자(Technology vendor)로 변신을 꾀하고 있다. 금융권의 인공지능 도입분야는 인공지능투자에 적용이 기대되는 분야는 위험평가(risk assessment, 대출심사 포함), 알고리즘 트레이딩, 금융시장분석 및 조사, 투자 및 포트폴리오 관리 등이 있다. 은행대출과 보험 약관심사와 같이 위험평가에 우선적으로 인공지능이 도입되고 있다. 위험평가분야의 인공지능을 제공하는 업체로는 AdviceRobo사, CreamFinance사, OutsideQ사 등이 있다. 캐나다 토론토에 본사를 두고 있는 OutsideIQ사는 상위 은행 5개사 중 이미 3개사가 DDIQ라는 AI솔루션을 제공하고 있다. DDIQ의 특징은 법인/개인의 위험평가에 필요한 프로파일링을 공공 데이터 출처 뿐만 아니라 상세 전문 데이터 출처 7,000건까지 검색하여 마치 인간이 하듯이 인공지능이 자동적으로 검색, 조사, 정리, 작성을 진행하고 있다.

국내 금융권의 인공지능 도입 분야는 업무자동화, 금융서비스, 신용평가, 트레이딩, 준법감시 등에 활용되고 있다. 인공지능의 빠른 성장과 함께 국내 금융권에서도 인공지능을 통해 혁신적 패러다임 변화를 위해 활용하고 있거나 준비 중에 있다. 인공지능을 통하여 고객행동, 소비패턴 등의 분석을 통해 고객관리를 강화하는 방안을 이미 활용하고 있고, 인공지능 기반 금융사기를 감지하기 위하여 고객과 임직원의 행동 패턴을 추출, 금융사기를 적발하거나 리스크를 감소시키는 곳에 활용되고 있다. 금융데이터의 특성, 데이터의 구조화 수준 및 처리기술, 비즈니스 활용목적에 맞는 분석기법, 전문 인력 등 자원 및 역량 확보 등의 문제 등으로 모든 분석에 있어서 머신러닝 및 딥러닝과 같은 인공지능 기술을 활용할 수는 없다. 금융회사들이 인공지능을 활용하여 주식거래와 자산운용 및 대고객서비스를 제공하는 움직임을 앞서 살펴보았다. 이에 기대와 함께 우려의 목소리도 높아지고 있다. 이 중 가장 우려되는 것이 인공지능에 의한 시장급락(Flash Crash)등을 예로 들 수 있다. 주식거래 및 자산운용 알고리즘의 과잉적합 및 오작동으로 인한 시장급락에 대해 실제 딥러닝 기법의 특성상 그 원

인을 찾기 어렵다는 문제점이 있다. 금융인공지능은 금융 빅데이터에 대한 법규와 관련 규제정비와 함께 발전할 수 있다. 인공지능을 활용한 빅데이터분석에는 개인정보 보호 등의 법적 이슈가 존재한다. 본 고에서는 금융인공지능 산업의 현황에 대해 개요와 기술에 대해 알아보고 이에 대한 규제와 발전방향에 대해 논해 보고자 한다.

본 연구는 이어지는 제2장에서 본 연구의 관련연구에 대해 설명하고, 제3장에서는 금융 인공지능 산업현황에 관해 기술하였다. 제4장에서는 금융 인공지능의 적용기술(머신러닝과 딥러닝)에 대해 살펴보았고, 제5장에서는 금융인공지능의 운영 및 법적 이슈, 발전방향에 대해 고찰하였으며, 결론에서 주요 시사점으로 마무리하였다.

II. 금융 인공지능 기존연구



[그림 1] 기계학습의 알고리즘 (출처: 백찬규(2018, 한국투자증권))

머신러닝 알고리즘은 수백만개의 데이터에서 사람이 알아차리지 못하는 이상거래를 탐지할 수 있다. 신용카드 이상거래탐지는 머신러닝 기법 적용에 가장 성공적인 사례이다. 은행은 결제 데이터에 대해 알고리즘이 장착된 모니터링 시스템을 가지고 있으며 이러한 분류 알고리즘은 실시간으로 이상거래를 포착할 수 있게 해 준다.(van Liebergen, 2017) Hoberg and Lewis(2017)는 SEC-10K 문서에 대한 텍스트 기반 감정분석을 사용하여 구두공시(verbal disclosure)에 대한 비정상적인 결과를 발견하였다.

또한 Cecchini(2010)는 SVM모형을 사용하여 기본 재무데이터에 대한 기업경영 사기를 탐지하였다. 한편, 토픽모델은 다양한 시장 참가자의 행동 동인을 이해하는데 도움을 줄 수 있다. 이 영역은 자연어 처리와 텍스트 분석으로 더 세분화 될 수 있다. 앞서 사기탐지에서 이야기 했듯이 미국내 SEC에서 머신러닝의 초창기 응용은 회계사기를 탐지하기 위해 텍스트마이닝과 자연어 처리를 사용하는 것이다.(Baugess, 2017). Tetlock(2007)는 인기있는 일간지인 월스트리트 저널 칼럼을 사용하여 미디어와 주가의 상호작용을 조사하였다. 그는 강한 비관론이 시장가격 하락을 예측하는데 도움을 줄수 있었고 그 다음에 펀더멘털로의 회귀가 뒤따른다는 것을 발견하였다. Li(2008)는 미래전망에 대한 어조에 대해 나이브베이즈(naive bayes)알고리즘을 사용하여 기업 특성과의 연관성을 분석하였다. Manela and Moreira(2017)는 1890년부터 월스트리트 저널의 첫머리 기사자료로 주식시장 위기, 정책 불확실성 관련 뉴스내재변동성(NVIX)의 등락을 측정하였다. 대략 2012년부터 붐을 이룬 신경망의 사용은 금융 분야에서 많은 관심을 불러 일으켰다. 딥러닝은 이러한 신경망의 한 형태이다. Das(2017)는 딥러닝이 표준 계량경제모형을 사용하여 발견할 수 없는 데이터의 비선형성을 밝혔다. 일반신경망은 널리 알려진 대로 입력층, 은닉층, 출력층의 세 가지 유형으로 구성되며 각 층은 여러 개의 단위로 다시 구성된다. Lacher et al(1995)은 신경망을 사용하여 기업의 재무건전성을 평가하였다. 그들은 신경망이 다중판별분석 보다 우수함을 밝혔다. Culkin and Das(2017)는 블랙-숄즈 옵션가격결정 공식을 재현하기 위해 완전 연결된 딥러닝 신경망을 사용했다. 첫 단계는 시뮬레이션 데이터로부터 블랙-숄즈 옵션 가격결정모형 학습하였고 그 다음단계로 시장데이터를 사용하여 옵션가격결정모형을 훈련시켰다. 분석결과 예측정확성, 적응성, 강건성 면에서 우수한 성과를 보여주었다.

Ⅲ. 금융 인공지능 산업현황

1. 글로벌 금융 인공지능 현황

글로벌 컨설팅사인 KPMG에 따르면 금융업계는 인공지능투자가 더욱 활성화되어 2020년에는 100억 달러 규모가 될 것이라고 전망하고 있다. 인공지능투자에 적용이 기대되는 분야는 위험평가(risk assessment, 대출 신용심사 포함), 알고리즘 트레이딩, 금융시장분석 및 조사, 투자 및 포트폴리오 관리 등이 있다. 은행대출과 보험 약관심사와 같이 위험평가에 우선적으로 인공지능이 도입되고 있다. 위험평가분야의 인공지

능을 제공하는 업체로는 AdviceRobo사, CreamFinance사, OutsideQ사 등이 있다. 캐나다 토론토에 본사를 두고 있는 OutsideIQ사는 상위 은행 5개사 중 이미 3개사가 DDIQ라는 AI솔루션을 제공하고 있다. DDIQ의 특징은 법인/개인의 위험평가에 필요한 프로파일링을 공공 데이터 출처 뿐만 아니라 상세 전문 데이터 출처 7,000건까지 검색하여 마치 인간이 하듯이 인공지능이 자동적으로 검색, 조사, 정리, 작성을 진행하고 있다. 전방위적으로 이러한 업무들이 사용된다면 사람의 업무량을 대폭 감소시킬 수 있을 뿐 아니라 평가 심사를 받는 법인이나 개인이 기다리지 않아도 된다는 점에서 질적서비스의 향상이 이루어질 수 있다. 금융시장분석 및 조사의 인공지능적용에는 골드만 삭스와 같은 대형 금융회사가 다수 출자하여 현재 S&P에 인수된 ‘켄쇼(Kensho)’가 유명하다. 켄쇼의 구글형 금융검색 엔진인 AI 워렌(Warren)은 금융관 Siri(시리)를 표방하는 대화형 AI로 소위 챗봇형 AI솔루션이다. 예를 들면, “원유가격이 10%하락하는 경우 S&P 500에 미치는 영향은?”이라는 자연어를 입력하면 이에 해당되는 투자정보가 검색되어 나온다. 실제로 켄쇼는 기본적으로 자연어 처리(NLP), 사건연구(Event Study) 등에 기반한 DB형 검색엔진으로 DB가 구축되어진 내용에 대해서만 상세정보가 나온다는 단점이 있으나, 현재 여러 인공지능기법과 빅데이터의 구성으로 DB의 확장을 꾀하고 있다. 투자 및 포트폴리오(Portfolio)관리 분야의 활용에는 국내외적으로 로보 어드바이저(Robo advisor)가 각광받고 있다. 명칭에서 비롯된 오해로 실제 로봇이 자동적으로 고객에게 자문하는 형태의 인공지능 기반의 자문이 아니라 로보 어드바이저는 자산배분 기법을 이용한 규칙기반 매매시스템(Rule based trading system)이 주를 이루고 있다. 로보 어드바이저(Robot advisor)도 인공지능 기반의 매매시스템 도입과 AI 챗봇플랫폼 형태로 진화해 나가고 있는 실정이다.

2. 국내 금융 인공지능 현황

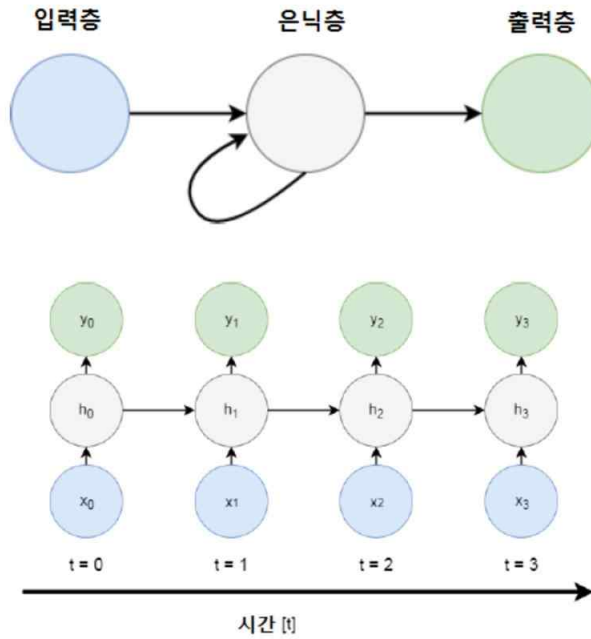
국내 금융권의 인공지능 도입 분야는 업무자동화, 금융서비스, 신용평가, 트레이딩, 준법감시 등에 활용되고 있다. 인공지능의 빠른 성장과 함께 국내 금융권에서도 인공지능을 통해 혁신적 패러다임 변화를 위해 활용하고 있거나 준비 중에 있다. 인공지능을 통하여 고객행동, 소비패턴 등의 분석을 통해 고객관리를 강화하는 방안을 이미 활용하고 있고, 인공지능 기반 금융사기를 감지하기 위하여 고객과 임직원의 행동 패턴을 추출, 금융사기를 적발하거나 리스크를 감소시키는 곳에 활용되고 있다. 또한 규제 위반사항 여부에 대해 실시간 모니터링에도 활용되고 있으며, 신속한 데이터 기반 의사결정을 위해 수기, 반복작업 등에 소모되는 시간을 절감하여 생산성을 높여주며,

의사결정 통찰력을 제공해 주고 있다. 시중은행, 증권, 보험 등은 고객접점에서 인공지능 활용을 높이고 있다. 음성뱅킹, 카카오톡 기반 서비스, 콜센터 등 고객 응대 분야에 적용 또는 적용 계획을 발표하고 있다. 해당 서비스들은 시중은행의 특성을 고려할 때 고객 서비스 측면에서 도입이 필요한 분야이지만 아직까지는 조회, 이체 등 기본 업무에 있어서만 음성뱅킹이 가능한 수준이다. 또한, 콜센터의 경우에도 시범 서비스를 도입한 상태로 독립적인 응대보다는 원하는 문의를 어디에서 대응해야 하는지 연결해 주는 수준의 대응으로 아직까지는 초기 단계에 있다.

IV. 금융 인공지능 적용기술 연구: 딥러닝과 머신러닝

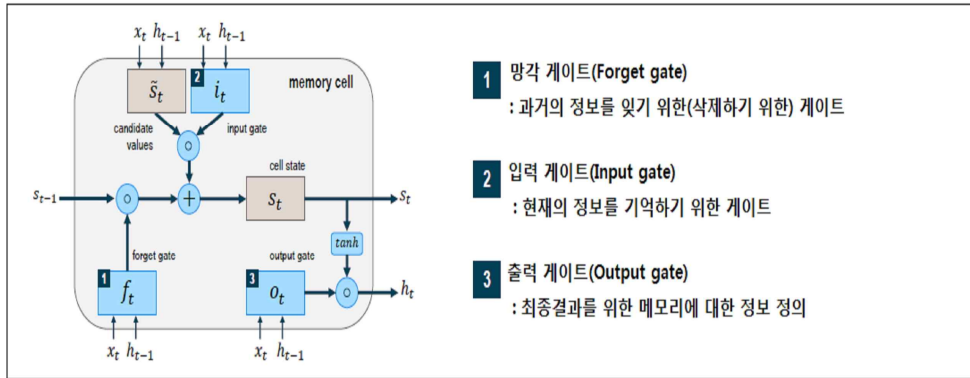
1. 알고리즘 트레이딩 : 순환신경망(RNN), 장단기 메모리(LSTM), GRU

증권 및 운용영역에서 관심 있는 분야는 주로 트레이딩 시스템에서 예측 정확도와 수익률 향상을 도모하는데 활용된다. 트레이딩 시스템에서 매매체결의 이익을 얻기 위해서 각종 트레이딩 기법들이 있으며, 트레이딩기법에 머신러닝과 딥러닝 기법을 적용하기 위한 연구들이 지속적으로 진행되고 있다. 금융시장의 시계열 데이터는 본질적으로 비선형성이며, 비정형데이터이며, 노이즈가 심하다. ARMA, ARIMA, GARCH모형과 같이 통계방법을 기반으로 하는 기존의 모형들은 선형성 가정으로 인해 분석에 한계를 가진다. 최근에는 대체데이터(alternative data), 빠른 연산속도, 비선형분석에 강점이 있는 알고리즘적용으로 딥러닝 알고리즘 트레이딩이 각광받고 있는 상황이다. 금융 및 경제변수가 시계열적인 특성을 보인다는 점에서 시퀀스(sequence)를 이루는 음성인식 등에 활용되는 딥러닝 기법인 순환신경망(RNN), 장단기메모리(LSTM), GRU(Gated Recurrent Unit Network)의 활용이 많아지고 있다.



[그림 2] 순환신경망의(RNN)의 일반적 예시(위)와 시점별 예시(아래)

순환신경망(RNN)은 은닉층(hidden layer)의 뉴런이 은닉층에서 활성화 함수를 통해 나온 결과값을 출력층으로도 보내면서, 다시 자기 자신의 다음계산의 입력으로 보내는 특징을 가진다. 신경망에서 은닉층의 뉴런은 각각의 시점에서 바로 이전 시점에서의 은닉층의 뉴런에서 나온 값들을 계속해서 자신의 입력으로 보내는 재귀적 활동을 하고 있다. 이는 현재 시점에서 은닉층의 뉴런이 갖고 있는 값은 과거의 은닉층의 뉴런값에 영향을 받은 것이며 이는 이전의 값을 기억하려고 하는 일종의 메모리 역할을 하고 있는 것이므로 은닉층을 메모리셀이라고 부른다. 다만, 전통적인 순환신경망(RNN)은 비교적 짧은 시퀀스에 대해서만 효과를 보이는 단점이 있다. 이러한 그레디언트 소실(Gradient Vanishing Problem)문제를 해결하고자 메모리를 도입한 장단기메모리(LSTM)를 주로 이용한다. [그림 3]과 같이 장단기 메모리(LSTM)는 은닉층의 메모리 셀에 입력 게이트, 망각 게이트, 출력 게이트를 추가하여 불필요한 기억을 지우고 기억해야 할 것을 정하게 하였다. 장단기메모리는 순환신경망과는 달리 긴 시퀀스의 입력값을 처리하는데 탁월한 성능을 보여준다.



[그림 3] 장단기메모리(LSTM)의 예시 (출처: Fischer and Krauss(2018))

알고리즘 트레이딩에서는 머신러닝기법과 함께 앞서 설명한 시계열 딥러닝 기법(RNN, LSTM)을 이용하여 금융자산 가격예측에 활용하기 위한 시도가 업계와 학계에서 다양하게 진행되고 있다. 최근 헤지펀드에서 활용하고 있는 추세는 실제 논문 분석에서와 같이 직접적인 주가 데이터를 활용한 RNN, LSTM 주가예측을 사용하기 보다는 인공위성 사진, 트위터와 같은 비정형 데이터 등 ‘대체데이터(alternative data)’를 활용한 딥러닝 투자예측을 많이 활용하고 있는 추세이다. 이는 딥러닝의 기본 가정이 수많은 빅데이터를 통해 모형의 예측력을 높이는 것임에 반해 금융데이터의 속성상 과거의 패턴분석이 미래에도 지속된다는 가정이 맞지 않는다는 것과 딥러닝의 속성상 이익과 손실 발생에 대한 설명가능한 부분에 대한 해결이 쉽지 않다는 측면에서 월스트리트와 헤지펀드 업계에서는 학계의 연구만큼 실무에서 보편적으로 사용되고 있지는 않은 실정이다.

2. 포트폴리오 최적화: 신경망(ANN), SVM, 부스팅(Boosting) 등

최근 월스트리트는 최근 급격한 변화를 맞이하고 있다. 기존에 허들이 높았던 금융의 벽이 인공지능에 의해 무너지고 있다. 인공지능은 값비싼 인간의 노동력을 저비용으로 대체한다. 물론 인공지능 전문가들의 인건비와 기술개발비가 저렴한 것은 아니다. 하지만 전문가나 기존 시스템이 인지하거나 지각하지 못한 현상과 상황을 파악해 효율성을 높일 수 있다. 특히 펀드는 시장의 상황이 급격하게 움직일 때 리밸런싱, 즉 운용하는 자산의 편입비중을 즉각적으로 재조정해 리스크를 최소화하는 것이 불가능하다. 자산 편입비용 등 펀드에 포함된 여러 상품들을 실시간으로 매수, 매도해야 하

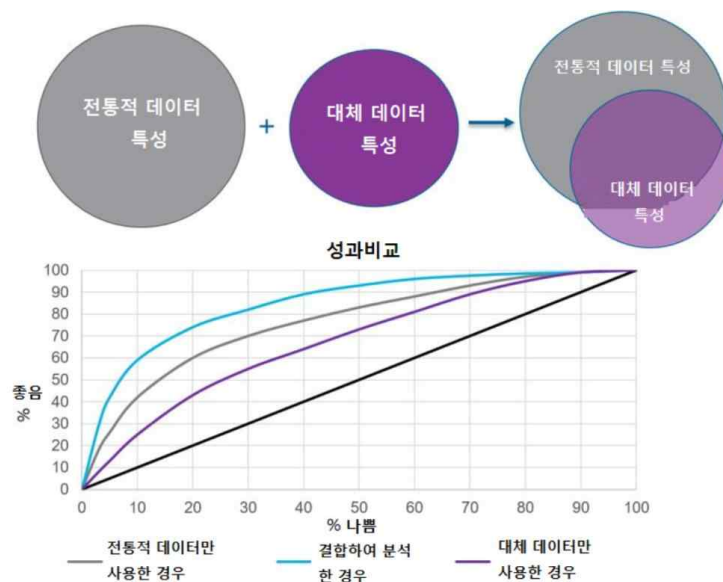
는데 이렇게 하기가 쉽지 않다. 따라서 특정 조건부를 주고 중장기 투자상품을 제공하는 것이 대부분이다. 인공지능을 결합한 금융솔루션은 다양하고 심층화된 포트폴리오 모델 설계와 검증, 상품의 응용과 확장, 대대수의 응용모델에서 효과적으로 작동할 수 있다. 또 체계화된 금융모델에 효과적으로 활용할 수 있다. 인공지능을 통해 정확도를 높일 수 있을 뿐만 아니라 낮은 리스크 기반으로 자산을 관리할 수 있다. 또한 투자자가 부담하는 위험에 따라 자산 수익률이 얼마나 되는 지 높은 정확도를 알려준다. 이와 같이 딥러닝을 이용한 포트폴리오 최적화기법은 로보어드바이저 업체에서 주로 사용되고 있다. 국내 인공지능 로보어드바이저 업체인 “크래프트테크놀로지스(QRAFT)”의 실제적인 적용을 사례를 살펴보면 첫째, 펀드에 활용되는 인공지능은 신경망을 통해 경제지표, 종목정보 등 투자시장에 영향을 줄 것으로 판단되는 다양한 정보를 학습해 사전적으로 포트폴리오를 구성한다. 둘째, 이를 사후적인 결과값인 최적 포트폴리오와 비교해 오차를 최소화시키는 딥러닝 기술이 적용된다. 셋째, 인공지능은 경기, 시장국면, 밸류에이션, 수급 등의 변화를 고려해 자산별 투자비중을 시장 상황에 맞춰 지속적으로 리밸런싱한다. 이처럼 아직 인간의 손으로 이뤄지고 있는 로보어드바이저 알고리즘을 이용하면 쉽고 빠르고 비용이 적게 드는 장점이 있다. 이러한 자산관리, 투자자문 서비스는 머신러닝, 딥러닝을 통해 기존 알고리즘의 약점을 보완해 가면서 빠르게 사람을 대체할 것으로 전망된다.

3. 신용평가: 신용분석·대출심사-신경망(ANN), SVM, KNN

금융산업에서 가장 활발히 빅데이터와 인공지능이 활용되는 분야 중 하나는 신용평가 분야이다. 기존의 신용평가는 통계이론에 기반한 전통적 신용예측 모형이었으나 머신러닝 이론이 발전하면서 이를 보완하는 연구가 진행되고 있다. 또한, 은행 여신뿐만 아니라 할부금융, 리스, 보험 등 신용위험을 수반하는 모든 금융 분야에서 신용리스크의 사전적인 예측을 위하여 빅데이터가 활발하게 도입되는 추세이다. 특히 소매금융의 경우 고객의 정보가 기업금융에 비하여 상대적으로 부족하기 때문에 음성, 텍스트 등의 비정형 데이터를 활용하는 방안이 대두되어 많은 시도가 이루어지고 있다.

물론 아직까지는 컴퓨터 및 처리 성능의 제한, 방대한 규모의 전산화 되지 않은 데이터 등의 문제가 발전을 더디게 하는 요인으로 작용하고 있다. 최근 신용평가는 빅데이터 선진국 및 선도 기업을 중심으로 다양한 변수를 고려하는데 한계가 있는 기존의 판별분석 방법에서 벗어나 빅데이터를 활용한 인공지능 알고리즘의 활용도가 증가하고 있다. 미국 신용평가사인 FICO(Fair Issac Corporation)에서 전통적으로 사용되어

은 신용점수 중 하나인 FICO 신용평가점수는 대출금 상환의 예측 지표로 국내외적으로 많이 사용되어 왔다. 최근에는 개인에 대한 디지털 정보의 양과 다양성이 확대됨에 따라 빅데이터를 활용하여 인공지능 분석으로 신용점수를 높이고 확장하는데 활용하고 있다. FICO는 비선형 변수를 모형에 반영함으로써 약 10%의 모형 예측력 개선 효과가 발생하고, 인공지능에 의한 분석 대상 특성을 적용하는 모형 추정으로 추가적인 15%수준의 모형 개선 효과가 발생한다고 보고하고 있다. 또한 이러한 평점 부여는 모형의 예측 및 검증이 반복됨에 따라 점차 예측성능이 향상되고 있다. 이러한 빅데이터를 이용한 부도예측을 위한 신용평가 방법에는 인공신경망, SVM, K-근접 군집분석, 부스팅(Boosting) 등의 머신러닝 및 딥러닝 방법론이 사용되고 있다.¹⁾



[그림 4] 대체 데이터를 이용한 신용위험 모델링 성과비교 (출처: FICO.COM)

4. 금융규제 대응 및 이상거래탐지: 신경망, 오토인코더(Autoencoder)

금융권에서 인공지능은 사기 및 부정방지 기능을 고도화하여 사후 뿐 아니라 사전 대응을 위해서 활용된다. 특히 이상거래 탐지시스템(Fraud Detection System, 이하

1) 윤종문(2019)의 연구에서 딥러닝을 활용한 신용카드 부도위험예측이 다양한 머신러닝(Logistic, SVM, Random Forest, Lasso)을 활용한 예측보다 성능이 향상되었음을 제시하였다. 최근 국내에서도 인공지능을 활용한 신용위험예측에 대한 연구가 진행되고 있다.

FDS)에서 머신러닝은 일반적으로 현재 진행 중인 거래의 위험도와 특정 거래의 발생 가능성을 예측하는데 사용된다. FDS에서 분석 및 탐지기능은 수집시스템에서 전달 받은 수집 정보를 활용하여 이상탐지패턴을 저장하여 관리한다. 탐지모델은 서비스 유형에 따라 단일 또는 복합적으로 이용되며 크게 오용탐지모델, 이상탐지 모델기법이 있다. FDS 탐지 모델에 활용되는 머신러닝 알고리즘은 의사결정트리, 랜덤 포레스트, 자가조직도(SOM), 연관규칙 등 다양하게 사용된다. 알고리즘이 최적의 탐지 효과를 보이기 위해서는 각 금융기관 서비스의 실제 데이터와 결합하여 커스터마이징(Customizing)되어야 한다. FDS에서 정상적인 거래와 부정거래를 구분 또는 예측하기 위해 장기간의 자료축적과 분석이 필수적이며, FDS의 효율을 높이기 위해 페이팔(PayPal)에서는 이상거래를 판별하는 인공지능 딥러닝을 적용하고 있다.

5. 금융 고객관리 및 서비스: 챗봇, 고객접점 및 상담

챗봇 및 대화형 인터페이스는 금융분야의 인공지능 활용에서 급속히 확대되는 영역이며 가장 유망한 분야이다. 회사는 금융관련 챗팅봇을 구축하여 고객이 “원유 연계 금융상품은 어떤 것이 있지?”, “방키슈랑스 가입 절차는 어떻게 되는지?”와 같은 채팅을 통해 질문을 할 수 있도록 돕고 있다. 이것은 강력한 자연어처리(NLP)엔진 물론 재무 관련 고객 상호작용도 풍부하게 돕고 있다. 이러한 신속한 쿼리 및 상호작용을 허용하는 은행 및 금융기관은 사람들이 전통적인 온라인 बैं킹 포털에 로그인하여 스스로 파기해야하는 은행에서 고객을 픽업할 수 있다. 금융분야에서 표준은 아니지만 향후 5년 동안 수백만명의 사람들이 이용할 수 있는 선택사항이 되리라 생각된다. 이 응용프로그램은 금융분야에서 머신러닝을 넘어 다양한 분야와 산업분야에서 전문화된 대화상담원이 될 가능성이 높다. 한편, 로보어드바이저는 앞서 설명했듯이 포트폴리오 최적화기술을 이용할 수 있다는 기술적 측면과 함께 고객맞춤형 상품판매 및 추천에 활용될 수 있다. 오늘날 자동화된 금융상품 판매 프로그램이 있지만 일부는 머신러닝과 관련되지 않을 수 있다. 이처럼 로보어드바이저의 확산은 그동안 기관투자자와 고액자산가에 국한되었던 맞춤형 자산운용서비스를 일반 대중에게까지 문화를 넓히는 중요한 계기가 될 것으로 전망된다. 또한, 미국의 경우 로보어드바이저는 포트폴리오 변경을 제안할 수 있으며 특정 자동차 또는 주택보험을 제안하기 위해 일정수준의 AI를 사용할 수 있는 많은 보험 추천 사이트들이 존재한다. 향후 개인화되고 개선된 앱 및 개인비서가 개인 어드바이저보다 신뢰할 수 있는 것으로 인식될 수 있다. 아마존과 넷플릭스가 살아있는 “인간 전문가”보다 책과 영화를 더 잘 추천할 수 있는 것처

럼 금융 개인 도우미와의 지속적인 대화는 보험업계에서도 시작되면서 금융상품에 대해서도 똑같이 재현될 수 있으리라 생각된다. 현재 로보어드바이저는 인공지능을 사용하는 업체가 일부 존재하고 있으나 고도의 지능형 인공지능을 사용하는 수준은 아니고, ETF를 편입하는 자산배분전략을 사용하는 알고리즘 정도에 그치는 수준이다.

V. 금융 인공지능 운영·법적 이슈 및 발전방향

1. 운영·법적 이슈

금융회사들이 인공지능을 활용하여 주식거래와 자산운용 및 대고객서비스를 제공하는 움직임을 앞서 살펴보았다. 이에 기대와 함께 우려의 목소리도 높아지고 있다. 이중 가장 우려되는 것이 인공지능에 의한 시장급락(Flash Crash)등을 예로 들 수 있다. 주식거래 및 자산운용 알고리즘의 과잉적합 및 오작동으로 인한 시장급락에 대해 실제 덤러닝 기법의 특성상 그 원인을 찾기 어렵다는 문제점이 있다. 기존의 매매가 인과성에 의한 매매였다면 머신러닝 및 덤러닝은 과거데이터로 학습된 알고리즘에 의해 자동적으로 결과가 생성되는 블랙박스라는 점에서 모든 요인을 완전하게 분석하기란 쉽지 않다는 측면이 있다. 이러한 블랙박스에 대한 문제점에 대해 최근에 ‘설명 가능한 인공지능’에 대한 연구가 본격적으로 진행되고 있다. 설명 가능한 인공지능은 인공지능 시스템이 제공한 결과를 사용자가 이해할 수 있도록 결과물이 생성과정 등을 설명하도록 하는 기술이다. 다만, 설명 가능한 인공지능 기술이 인공지능의 발전속도를 따라잡지 못할 경우 인공지능이 개입된 투자 등의 결과에 대한 설명이 어려워 질 수 있는 가능성이 높다. 이러한 한계점에 대응해 유럽연합(EU)은 개정정보보호규정 개정을 통해 인공지능 사용자가 알고리즘의 의사결정에 대해 ‘설명을 요구할 권리’를 포함할 예정이다. 두 번째, 앞서 시장급락과 같은 운영상의 이슈와 함께 머신러닝 및 덤러닝과 같은 인공지능을 활용한 빅데이터 분석에는 개인정보보호 등의 법적이슈가 존재한다. 금융산업에서 머신러닝 및 덤러닝 활용을 위한 빅데이터의 활용과 개인정보보호 관련 법 제도상의 제약과의 조화로운 균형점을 찾기 어려운 실정이다. 빅데이터 활용 시 개인 및 신용정보 이용에 대해 개인정보보호법 등 현행 정보보호 관련 법규들이 산재되어 있어 해당 법규의 해석에 있어 어려움이 존재한다.

2. 발전방향

앞서 설명했듯이 금융인공지능은 금융 빅데이터에 대한 법규와 관련 규제정비와 함께 발전할 수 있다. 인공지능을 활용한 빅데이터분석에는 개인정보보호 등의 법적 이슈가 존재한다. 개인정보 대량유출과 같은 개인정보보호 이슈가 대두되면서 빅데이터의 활용은 위축되었음에도 불구하고 기업들은 광범위한 데이터 축적을 시도하면서 개인정보 및 프라이버시에 대한 우려는 지속되고 있다. 금융산업에 있어서도 빅데이터 활용과 개인정보 보호 관련 법 제도상 조화로운 균형점을 찾기 힘든 실정이다. 이에 개인정보는 보호하면서 빅데이터는 활용할 수 있는 비식별화 기술에 대한 관심이 높아지고 있다. 개인 신용보호와 관련된 부분은 민감한 부분이나, 구미각국의 사례처럼 일반적으로 비식별화를 추진하여 진행하되 향후 비식별화후에도 발생하는 문제에 대해서는 강한 법적규제를 시행하는 '선 데이터 개방, 후 규제강화'로 접근하는 것이 바람직해 보인다.

VI. 결 론

최근 국내외에서 인공지능을 이용한 금융데이터분석에 대한 산업 및 학계의 연구가 활발히 진행 중이다. 선진국 금융기관들은 마케팅, 투자관리 및 트레이딩, 리스크관리, 고객 서비스 등 경영활동의 다양한 분야에 빅데이터를 활용하고 있으며, 나아가 사내에 축적된 대량의 데이터분석 결과를 외부에 제공하여 신규 수익을 창출 하고 있다. 글로벌 컨설팅사인 KPMG에 따르면 금융업계는 인공지능투자가 더욱 활성화되어 2020년에는 100억 달러 규모가 될 것이라고 전망하고 있다. 인공지능투자에 적용이 기대되는 분야는 위험평가(risk assessment, 대출심사 포함), 알고리즘 트레이딩, 금융 시장분석 및 조사, 투자 및 포트폴리오 관리 등이 있다. 국내 금융산업에서 인공지능의 활용은 비교적 낮은 수준의 인공지능 기술부터 높은 수준의 인공지능 활용에 이르기까지 도입과 활용의 편차가 있다. 현재 국내 금융권에서 고객증대를 위한 소비자행태에 머신러닝과 딥러닝을 사용하는 사례가 보편적이지만 앞서 말한 것처럼 알고리즘 트레이딩, 시장분석 및 조사, 리스크심사 등에 활용할 수 있는 연구와 사례가 증가할 것으로 보인다. 금융산업에서 인공지능의 활용에 따라 경쟁구도 재편과 핵심 경쟁력 변화가 예상된다. 다만, 신기술에 대한 검증, 보안성, 규제, 기업내부전략 부재는 금융산업인공지능 도입에 어려움을 겪게 하는 요인이 되고 있다. 해외수준의 투자는 아니

라도 국내 금융산업에서 인공지능의 투자비중이 증가하여 글로벌 금융기업과 경쟁에서 살아남을 수 있는 토대를 마련하는 것이 중요하다. 더불어 이러한 투자가 핀테크 산업의 경쟁력과 금융업의 성장에 활력을 불어 넣을 수 있도록 정책과 제도 변화가 가속화 되어야 한다.



[사례] 한국형 켄쇼(Kensho), 딥서치(DeepSearch) 소개²⁾

딥서치(DeepSearch)는 금융에 대한 빅데이터를 실시간으로 검색하거나 분석하여, 투자자의 의도에 따라 실시간으로 새로운 투자 대상 기업이나 금융 상품을 찾거나, 투자를 검토중에 있는 기업들에 대한 보다 깊은 분석을 가능하게 하는 금융 검색 엔진이다.

1. 국내 상장, 비상장, 해외 기업, 금융상품에 대한 시세 정보, 기업 정보, 재무 정보, 분석 정보 및 각종 경제 지표, 환율, 유가와 같은 글로벌 지표 등 다양한 금융 빅데이터를 자유자재로 검색할 수 있다. 이 기술을 바탕으로 실시간으로 금융상품과 관련된 빅데이터를 자유자재로 연산하고, 검색할 수 있다.
2. 머신러닝 기술을 기반으로 하여, 각 기업과 연계된 경제 지표가 무엇인지, 이벤트 무엇인지, 연관 기업이 어디인지, 경쟁 구도가 어떻게 되는지 등을 파악할 수 있다. 이 기술을 바탕으로 투자자는 특정 기업이 어떤 경제 지표에 어떻게 반응해 왔는지, 어떤 이벤트에 반응하는지 등을 손쉽게 분석할 수 있으며 기업에 대한 분석을 실시하는데 있어, 함께 비교해야 하는 기업 군을 머신러닝을 기반으로 추출하여, 보다 심도 있는 투자 분석이 가능해 진다.

주요 특징점	설명
기업 정보 검색 및 계산	<ul style="list-style-type: none"> • 국내 40,000여개 상장/외감 대상 기업에 대한 30년치 재무정보 및 기업정보를 기반으로 다른 정보와 통합하여 검색 및 계산 가능 예) 삼성전자의 매출 성장률이 10% 미만인 재무연도는? 예) 전년 동기대비 매출액이 2배 이상 성장한 모바일 게임회사
뉴스 검색 및 트렌드 분석	<ul style="list-style-type: none"> • 국내 전체 언론사에 대한 30년치 뉴스 정보 보유, 사용자 관심 주제별 검색, 큐레이션 가능 예) 핀테크 해외진출 관련 키워드 입력으로 지난 10년간 트렌드 분석
경제 주요 팩터, 이벤트 영향 분석	<ul style="list-style-type: none"> • 북한 도발 이라는 주요 경제 이벤트가 개별 금융 자산에 어느 정도의 영향을 미치는지?

[표 1] DeepSearch 빅데이터 보유기술

2) DeepSearch의 Application으로는 Bixby(삼성전자 인공지능엔진)를 통하여 투자자의 다양한 금융 질의를 음성으로 받고, 이에 대한 응답을 실시간으로 처리하여 제공한다. 또한, KISLINE(NICE평가정보 기업데이터 서비스)에 탑재되어 방대한 정형 데이터를 활용하고, 주제어, 키워드를 통한 기업검색, 114개 언론사 뉴스, 공시정보, 리서치보고서, IR보고서 등 다양한 비정형 데이터 검색/분석을 제공한다.

참고문헌

- 김서영(2017), “인공지능 기반 주요 서비스의 금융권 활용사례와 시사점,” 금융결제원
- 김종현(2017), “인공지능 기반 금융권 보안관계 동향 및 향후과제,” 전자금융과 금융보안, 8호, 금융결제원
- 백찬규(2018), “인공지능기술을 활용한 글로벌 AI펀드 사례와 시사점,” 한국투자증권
- 과학기술정보통신부(2019), “데이터 AI경제 활성화 계획(‘19-’23년)”, 정부합동부처 데이터경제 관련 보도자료집
- 조영석·박송춘(2016), “핀테크(FinTech)산업 발전에 따른 금융권 대응방안,” 2016 한국재무학회 발표논문.
- 안수현(2017), “지능형 인공지능(AI)의 발전에 따른 자본시장법제 정비방향과 과제,” 증권법연구, 18(3), 137-176.
- 윤종문(2019), “딥러닝 신경망을 이용한 신용카드 부도위험 예측의 효율성 분석 과제,” 금융연구, 23(1), 151-1183.
- 이효섭(2015), “AI가 금융투자업에 미치는 영향 및 대응과제.” 한국증권법학회-자본시장연구원 공동세미나 발표자료
- 하영태(2017), “자본시장에서 핀테크(FinTech)활용 및 법제도의 개선방안,” 증권법연구, 18(2), 157-182.
- 현종석(2017), “빅데이터를 활용한 신용평가 기법 최신 동향에 고찰,” 금융공학산학연구, 3권, 69-84.
- Bauguess, S.W(2017), “The Role of Big Data, Machine Learning and AI in Assessing Risks: A Regulatory Perspective”, Keynote Address: OpRisk North America.
- Cecchni, M., Aytug, H., Koehler, G.J and Pathak, P.(2010), “Detecting management fraud in public companies”, *Management Science*, 56(7), 1146-1160.
- Culkin, R. and S. Das(2017), “Machine learning in Finance: The Case of Deep learning in Option Pricing”, *Working paper*.
- Das, S.R(2017), “The Future of Fintech”, <https://srdas.github.io/Papers/fintech.pdf>
- Fischer, Thomas and Krauss, Christopher(2018), “Deep Learning with long short-term memory networks for financial market predictions”, *European Journal of Operational Research*, 270(2), 654-669.
- Hoberg, G and Lewis, C.(2017), “Do fraudulent firms produce abnormal disclosure?”,

Journal of Corporate Finance, 43, 58-85.

Lacher, R.C., Coats, P. K., Sharma, S.C and Fant, L.F. C.(1995), "A neural network for classifying the financial health of a firm", *European Journal of Operation Research*, 247(1), 124-136.

Li, F.(2008), "Annual report readability, current earnings persistence", *Journal of Accounting and Economics*, 45, 221-247.

Manela, A., and Moreira, A.(2017), "News implied volatility and disaster concern", *Journal of Financial Economics*, 123(1), 137-162.

Tetlock, P.C.(2007), "Giving content to investor sentiment: The role of media in the stock market", *The Journal of Finance*, 46(3), 1139-1168.

Van Liebergen, B.(2017), "Machine Learning: A revolution in risk management and Compliance?", *Journal of Financial Transformation*, 45, 60-67.

Abstract

A Study on the Current Status and Development Direction of Artificial Intelligence Technology in Financial Industry

Changsoo Hong^{} and Jae-Seung Bae^{**}*

The use of artificial intelligence is expanding. There are no exceptions in the financial industry, and expectations for artificial intelligence are increasing in risk assessment, algorithmic trading, financial market analysis and research, investment and portfolio management. In addition, as the use of natural language processing (NLP) by deep learning is expanded, the US, Europe, and Korea are also being upgraded, speeded up, and unmanned. Areas of application for the AI investment include risk assessment (including loan assessment), algorithmic trading, financial market analysis and research, investment and portfolio management. Artificial intelligence is being introduced first in risk assessment, such as bank lending and insurance policy review. There are AdviceRobo, CreamFinance and OutsideQ companies that provide artificial intelligence in the risk assessment field. OutsideIQ, headquartered in Toronto, Canada, has three of the top five banks offering an AI solution called DDIQ. Robot advisor is popular both domestically and internationally for investment and portfolio management have. Rather than an artificial intelligence-based consultation in which a robot is automatically consulted to a customer due to a misunderstanding caused by the name, the robot advisor may be based on a rule based trading system using asset allocation techniques. Robot advisor is also evolving into an AI chatbot platform with the introduction of an intelligent marketing system.

Key Words : Artificial Intelligence, Machine learning, Deep Learning, LSTM

* NICE Pricing and Information Inc., Email: cshong@nicepni.co.kr

** Hankuk University of Foreign Studies, E-mail: jbaek@hufs.ac.kr

