

P2P 플랫폼에서의 대출자 신용분석 사례연구: 8퍼센트, 렌딧, 어니스트 펀드

A Case Study on Credit Analysis System in P2P: 8Percent, Lendit, Honest Fund

최수만 (Choi, Su Man) 연세대학교 투자정보공학협동과정¹⁾
전동화 (Jun, Dong Hwa) 맥쿼리투자신탁²⁾
오경주 (Oh, Kyong Joo) 연세대학교 산업공학과³⁾

〈 국문초록 〉

지식경영 분야의 P2P금융 플랫폼의 성장속에서 빅데이터 및 머신러닝(Machine Learning) 기술을 보유한 회사만이 치열한 경쟁 속에서 생존할 가능성이 높을 것으로 예상된다. 그럼에도 불구하고 관련 서비스를 제공하는 온라인 P2P대출 플랫폼 업체들은 투자자와 대출을 신청하는 중개자로서의 역할을 수행할 뿐이며 투자와 관련된 위험은 모두 투자자에게 귀속시키고 있다. 이러한 이유로, 투자자 입장에서는 투자상품의 안전성을 확인할 수 있는 유일한 방법이 신문이나 온라인 웹사이트를 통한 P2P대출 플랫폼 업체의 평판에만 의존할 수 밖에 없는 실정이다. 또한, 한국의 P2P대출 플랫폼 업체들이 대출자의 개별 신용분석을 체계적으로 실시하여 연체율 등의 시계열 정보를 정확히 파악하기에는 시간적, 경제적 여건이 매우 열악한 상황이다. 그러나, 최근 몇몇 P2P대출 플랫폼 업체들이 업체별 대출자 신용분석에 대한 역량을 가장 중요한 영업자산으로 인식함으로써 빅데이터 및 머신러닝 기술을 바탕으로 인공지능(AI)에 기반한 새로운 신용평가 시스템을 구축하고 시행에 들어가고 있음은 매우 긍정적으로 평가된다. 따라서, 본 연구에서는 신용대출 시장에 주력하고 있으며 인공지능 활용으로 잘 알려진 상위 3개 업체를 대상으로 사례분석 방식을 통해 인공지능을 활용한 대출자 신용분석 절차 및 사용하는 정보 데이터의 종류 등을 분석하고자 한다. 이를 통하여 현 상황에서 P2P 플랫폼 업체들의 인공지능을 통한 신용분석 기법을 이해하고 현 시점에서 국내 인공지능을 활용한 신용분석 방식의 한계점과 개선방안 등을 함께 고찰하고자 한다.

주제어: 클라우드 펀딩, P2P 대출, 지식경영, 신용평가, 인공지능

1) 제1저자, choi1998@hotmail.com
2) 제2저자, danieljun72@gmail.com
3) 교신저자, johanoh@yonsei.ac.kr

1. 서론

현재 국내 P2P 플랫폼 비즈니스는 진입장벽이 낮고 관련 규제가 미비한 가운데 급속한 성장세를 보이고 있다. 2020년 6월 기준 P2P금융협회에 등록된 회원사만 46개에 달하고 온라인 P2P 누적 대출 금액은 7.1조 원으로 지난 1년 동안 두 배 이상 급증하였다. 은행, 카드, 저축은행 등 기존 여신업무를 수행하는 금융기관과 달리 온라인 P2P 대출 플랫폼 업체들은 수신 및 채권 발행 등과 같은 자금 조달 기능이 없으며 취급한 대출도 보유 자산으로 인식하지 않는 등 실질적으로는 단순 중개 기능만을 수행하고 있다.

특히, P2P 플랫폼 비즈니스가 먼저 시작된 미국과 영국에서는 부실대출을 방지하고 투자자 보호와 거래 안전을 확보하기 위한 대출심사 과정에서 ‘인공지능’ 기법을 도입하여 비용을 효과적으로 통제하고 대출 자산의 연체율 및 부도율을 관리하고 있는 점이 주목된다. 이를 벤치마킹한 국내 P2P 플랫폼 업체들도 후발 주자로서 인공지능 기법을 도입하여 대출자의 신용평가와 분석 업무를 수행하고 있으며, 기존 대면업무로 여신업무를 취급하고 있는 은행, 카드사 등에서도 이에 대한 연구가 본격화 되고 있다. 금융거래 패러다임은 금융서비스 업체 위주로 이루어지던 것이 소비자가 원하는 금융서비스를 온라인 플랫폼을 통해 직접 선택하여 이용할 수 있는 차세대 금융 시스템으로서 4차 산업혁명의 부상과 더불어 금융권의 새로운 성장 동력으로 주목받고 있다(박정국·김인재, 2015) 또한, 온라인 P2P 금융거래 시장은 신흥시장임에도 불구하고 학술적, 실무적 관심이 되고 있다.(김학건·박광우, 2013; 서병호 2015) 하지만, 현재까지는 한국 금융시장에서 인공지능을 통한 신용분석 기법의 역사가 상대적으로 짧고 이에 대한 연구가 여전히 부족한 상황이다. 미국 등 다른 금융 선진 국가들과 달리 우

리나라는 개인정보 등의 거래 및 사용이 제한되고 있으며, 엄격한 규제 환경으로 인해 인공지능 기반 신용 분석에 필요한 데이터 마이닝 및 데이터 공유를 통한 빅데이터 분석이 용이하지 않은 실정이다. 따라서 이러한 P2P 대출 금융 시스템 환경을 서서히 개선해 나간다면 향후 인공지능 기반 신용분석 모델 및 시스템은 더욱더 정교해지고 P2P 대출 플랫폼 뿐 만 아니라 여신업무를 담당하는 금융기관에서도 핵심 도구가 될 것으로 예상된다.

이에 본 연구는 신용대출을 중심으로 영업 중인 국내 P2P 대출 플랫폼 업체들의 대출심사 과정과 전반적인 업무 흐름을 살펴보고 인공지능 기법의 주요 개념과 P2P 대출 플랫폼 업체별로 어떻게 차별화된 신용평가, 분석 기법을 적용하고 있는지를 복수 사례를 통해 분석하고자 한다. 이를 통하여 인공지능을 통한 신용평가 방식의 이해를 증진하고 현행 한국의 규제 환경 등으로 발생하는 인공지능 기반 신용분석 방법의 한계점과 문제점을 도출함으로써, 신규업체 진입 시 참고 할 개선방안과 가이드 라인을 제시하고자 한다.

2. P2P 플랫폼 비즈니스, 인공지능 신용분석 및 기존 문헌 고찰

2.1. P2P 플랫폼 비즈니스 개념

온라인 P2P 금융 서비스는 대출 형 크라우드 펀딩, 소셜 네트워크 서비스를 활용한다는 점에서 소셜 렌딩(Social Lending) 또는 소셜 대출 (Social Loan)이라고도 정의된다(서병호 2015), 온라인 플랫폼 등을 통해 자금을 필요로 하는 수요자가 불특정 다수의 대중으로부터 자금을 모으는 방식을 크라우드 펀딩(Crowd Funding)에 가깝다고 할 수 있으며, 크라우드 펀딩은

자금 모집 방식에 따라 아래 <표 1>과 같이 3가지 유형으로 분류한다.

이 중에서, 본 연구의 P2P 대출은 대출형 크라우드 펀딩에 해당한다. 이는 불특정 다수의 투자자가 플랫폼이 제공하는 공개된 대출자 리스트의 정보를 확인하고 온라인 상에서 직접 대출을 제공하는 형태이다. 다른 표현으로는 대출형 크라우드 펀딩(Loan-Based Crowd Funding) 혹은 소셜렌딩(Social Lending)이라고 칭한다.

이러한 P2P대출은 2006년 세계최초로 P2P플랫폼을 선보인 영국의 Zopa와 미국의 Prosper, Lending Club 등이 대표적이며, 현재는 일반 개인 대출 중개서비스에서 점차 전문적인 대출중개서비스로 변모해 나가고 있다. 최근에는 기관투자자, 개인사업자, 일반 법인 등으로 그 대상이 확장되어가고 있다. Foundation Capital

에 따르면 P2P대출 분야의 세계시장 거래금액이 2013년 34억 달러에서 2025년 1조 달러가 될 것으로 전망하고 있다.

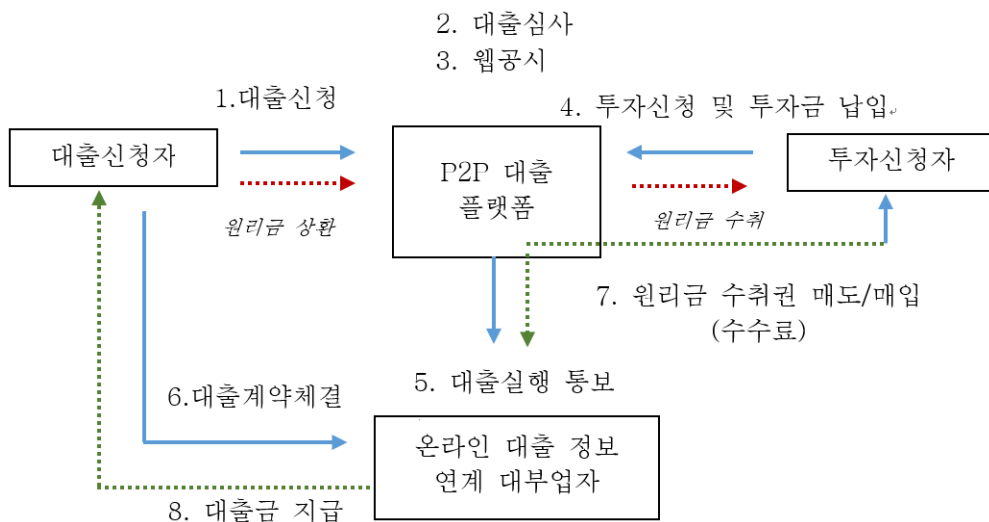
2.2. 국내 P2P 대출 플랫폼의 업무 흐름도

기존의 온라인 P2P 금융 서비스의 절차는 차용인과 투자자가 직접 정보를 입력하고 찾는 방법이 사용되었다. 차용인은 대출금 사용 용도와 금액을 등록하고 투자자는 입력된 정보와 차용인의 설명을 바탕으로 투자 결정을 내렸다(신동호·채명신 2012). 최근의 거래 절차는 서비스마다 차이를 보이지만, 일반적으로 차용인은 개인 정보(나이, 직업, 결혼 여부, 성별 등) 및 대출 정보(대출용도, 신용 등급, 특수기록 등) 등을 플랫폼에 제공하고 신용등급에 따라 등급을 부여받게

<표 1> 크라우드 펀딩 유형

종류	자금모집 방식	보상 방식	주요 사례
후원/기부형	후원금.기부금 납입	무상/비금전	문화, 예술, 아이디어상품
대출형	대출계약	유상(이자)	자금이 필요한 개인사업자
증권/투자형	증권(주식,채권) 발행	유상(배당/이자 등)	창업초기 자금

출처: 클라우드넷, 클라우드 펀딩 소개



<그림 1> 국내 P2P 대출 플랫폼의 서비스 프로우 차트

된다. 차용인의 개인정보를 제외하고 온라인 P2P 플랫폼에 공개되며, 투자자는 공개된 차용인의 세부정보를 확인후 투자 여부를 결정한다(안경민·이영찬 2018) 다음으로, 투자자가 투자금액을 확정하면 투자 신청을 하고 투자금액은 대출신청자에게 연계되어 대부업체를 통해 제공된다. 다만, 현재 국내 P2P대출 규제상 투자자와 대출자 간 직접대출 형태는 허용되지 않기 때문에, 대부업체는 대출채권으로부터 발생하는 ‘원리금 수취권’을 투자자에게 다시 매도하는 독특한 구조를 가지고 있다. 국내 P2P 대출 플랫폼의 ‘서비스 플로우 차트’를 도식화 하면 <그림 1> 과 같다.

<그림 1>에서 P2P 대출 플랫폼의 대출 심사 방식은 플랫폼이 심사하거나 투자자가 기본정보를 보고 투자자와 대출자가 직접 소통하여 진행된다. 특히, 개인신용대출을 주로 취급하는 P2P 업체는 대출심사를 직접 수행하며, 국내 P2P 대출 플랫폼 업체는 대출신청자에게 자금사용 목적 및 필요 금액, 개인정보(성별, 나이, 직업, 연소득 등) 등을 수집한다. 다음으로, 개인신용정보 활용 동의서를 징구하여 개인신용 평가회사(Korea Credit Bureau)¹⁾ 등을 통해서 개인신용평점(Credit Score) 정보를 제공받고, 각 P2P 업체들은 내부 신용평가 시스템을 활용하여 대출금액, 대출금리 등을 차등 적용하는 개인 신용평점을 부여한다. 또한 P2P 플랫폼 업체들은 투자자의 투자자산 집중위험(Concentration Risk)을 줄이기 위해 다양한 대출자에게 자동분산투자 프로그램을 제공하기도 한다.

2.3. 국내 P2P 대출 플랫폼 업체 현황

한국 P2P 금융협회에 따르면 2020년 기준, 가입 회

1) 개인신용평가기관(CB, Credit Bureau)은 은행, 카드회사 등 금융기관에서 제공받은 정보를 가공, 분석하여 개인의 신용도를 종합적으로 평가하는 신용평가 전문기관이다. 대한민국의 개인신용평가 기관으로는 NICE신용평가정보, 코리아크레딧뷰로 등이 있다.

원사 44곳의 총 누적 대출 잔액은 7.1조원에 이르며, 2020년 6월말 기준 대출 잔액은 1.5조원을 기록하고 있다. 또한, 상위 10개 회원사가 누적 대출 기준 약 65%의 시장점유율 기록하고 있다. 회원사(업체)별 대출 포트폴리오의 비중을 세부적으로 살펴 보면, 대출 잔액 기준 상위업체들은 대부분 신용위험이 비교적 적은 담보대출 및 부동산 PF(Project Financing) 비중이 매우 높게 나타났으며, 반면, 8퍼센트, 렌딧, 어니스트 펀드 등은 상대적으로 신용위험이 큰 개인신용 대출 시장에 집중하는 등 업체별 대출 포트폴리오 전략은 뚜렷한 차이점이 발견되었다

대표적으로, 개인신용 대출 규모가 높은 상위 1~4 위 업체로는 <표 2>과 같이 8퍼센트, 렌딧, 어니스트 펀드, 렌딩사이언스 등으로 파악되었다. 이들이 개인신용대출에 집중하고 있는 이유로는 첫째, 미국과 영국 등에서 이미 성공한 비즈니스 모델에 대한 신뢰도를 높게 인식하고 있다는 점, 둘째, 개인신용 대출의 변동성은 비교적 예측 가능성이 높다는 점, 셋째, 개인신용 대출 들은 서로 상관관계가 낮아 분산 투자 시 위험을 효과적으로 제거할 수 있다는 점 등을 들 수 있다(<https://guide.lendit.co.kr/렌딧-투자-가이드북>).

본 연구는 <표 2>의 ‘한국의 P2P 대출 플랫폼 업체별 사업 현황’ 에서 개인신용 대출에 주력하며 독자적으로 인공지능에 기반한 신용분석 모델 갖추고 평가에 활용하고 있는 3개 회사(8퍼센트, 렌딧, 어니스트 펀드)를 선정하고 구체적인 사례연구를 진행하였다.

이들 3개 회사는 불특정 다수를 대상으로 소액 대출 신청 및 투자자를 모집하는 비즈니스 구조를 가지고 있기 때문에 신속하면서 효과적인 대출심사가 가능하였고 이를 구현하기 위한 인공지능 기반 신용분석 시스템을 보유하고 있었기 때문에 가장 효과적인 연구 대상이 될 수 있었다.

〈표 2〉 한국의 P2P 대출 플랫폼 업체별 사업 현황(2018년 3월 기준, 단위:건수)

법인 명	신용대출		기타담보		부동산 담보		PF	누계	연체율(%)	부실율(%)
	개인	법인	개인	법인	개인	법인				
1 8퍼센트	717	225	0	0	124	3	158	1227	0.8	1.5
2 렌딧	1128	12	0	0	0	0	0	1140	1.2	1.4
3 어니스트 펀드	453	133			64	48	542	1240	1.0	0.9
4 렌딩사이언스	32				14			46	1.5	1.4
5 빌리	118	148		134	73		595	1068	1.5	31.8
6 모우다	58	11		14	2			85	0.9	2.0

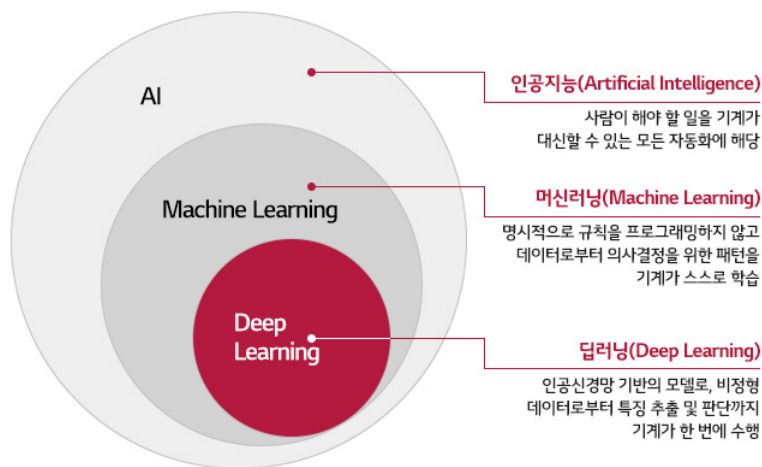
출처: 한국 P2P 금융협회 공시자료를 연구자 재정리

2.4. 인공지능의 개념

인공지능(Artificial Intelligence, AI)은 사전적 의미로 ‘기계로부터 만들어 지는 지능’으로 컴퓨터 공학에서 ‘이상적인 지능을 갖춘 존재, 혹은 시스템에 의해 만들어진 지능’을 의미한다. 리서치 기관인 가트너(Gartner)에 따르면 인공지능은 ‘특별한 업무 수행 영역에서 인간을 대체하여 인지능력을 제고하고 자연스러운 인간의 의사소통을 통해 복잡한 콘텐츠를 이해함으로써 인간이 수행하는 결론 도출 과정을 모방하는 기술’로 정의하고 있다. 인공지능을 구현하는 방법으로 다음과 같이 규칙기반 시스템(Rule-based system), 기계학습(Machine learning), 딥 러닝(Deep learning)과 같은 세 가

지 방식이 활용되고 있다(정수현 2017; Cockburn et al. 2018; Davenport 2018; Sapp 2017).

여기서, 인공지능을 구현하기 위한 대표적인 방법으로 알고리즘을 통한 기계학습(Machine Learning) 방법은 기계학습을 통해 나온 예측결과를 분석하고 오류가 발생하면 이를 다시 수정, 보완하여 예측결과를 보완하는 과정을 반복함으로써 결과의 예측력을 제고한다. 최근에는 대량의 데이터 처리가 가능한 컴퓨팅 성능을 활용하여 인간 두뇌의 연결성을 모방한 심화 학습(Deep Learning) 방식을 기계학습에 적용하고 있다. <그림 2> 는 인공지능과 머신러닝, 딥러닝의 상관 관계도를 나타낸다.



출처: LG CNS, 딥러닝,데이터로 세상을 파악하다(<https://blog.lgcns.com/2212>).

〈그림 2〉 인공지능, 머신러닝, 딥러닝의 상관 관계도

한편, 인공지능의 일반적인 학습 과정은 지도학습(Supervised Learning)과 비지도 학습(Unsupervised Learning)으로 구분할 수 있다. 먼저, 지도학습은 입력데이터와 출력데이터를 제공하여 입력값의 패턴을 분석하고 출력값을 예측하며 실제 출력데이터와 비교하는 학습 방식을 말한다. 즉, 입력 데이터의 패턴 결과값을 사전에 정의하고 학습하는 방식이다. 반면, 비지도 학습은 입력값만을 제공하여 분류패턴을 스스로 찾아내고 학습하여 출력값을 얻어내는 방식을 의미한다. 예를 들어, 사진을 분류하는 비지도 학습의 경우에 입력데이터만 제공하면 스스로 주제별로 사진의 패턴을 찾아내어 분류하는 방식이 비지도 학습에 해당한다. 이러한 인공지능은 분류(Classification), 군집(Clustering), 회귀분석(Regression)에서 뛰어난 성과를 보이고 있다.

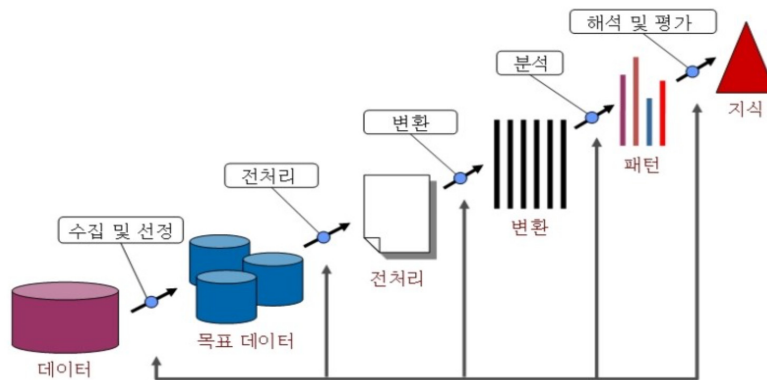
2.5. 인공지능 기반 신용분석

P2P 대출 업체들은 일반적인 대출 심사 과정에서 금융관련 데이터를 활용하고 회귀모델을 사용하여 신용 평가를 진행하고 있다. 이 결과, 신용평가 점수에 따라 개인 신용등급을 1~10단계로 부여하고 평가 등급 1~7단계에 해당하는 개인을 우선 대출 대상으로 선정한다. 그러나, 단순한 등급 간 적용에 대한 문제 제기가 증대되면서 향후에는 미국 FICO에서 사용하는 ‘1000점 만점 점수 기준’을 적용하여 등급 간의 적용 대상을 보다 더 세분화하려는 움직임이 나타나고 있다. 이런 상황 하에서, 현재 국내 P2P 대출 플랫폼 업체들은 아래 <표 3>과 같이 2~4등급에 해당하는 중신용, 중금리 대출자들을 집중공략 대상으로 선정하

<표 3> 개인 신용 평가회사의 신용 평가 등급 기준

등급	구분	거래실적	부실화 가능성
1~2 등급	최우량	오랜 신용거래 경력을 보유하고 있으며 다양하고 우량한 신용거래 실적을 보유	매우 낮음
2~3 등급	우량	활발한 신용거래 실적은 없으나 꾸준하고 우량한 거래를 지속한다면 상위등급 진입 가능	낮음
3~4 등급	일반	주로 저신용 업체와의 거래가 있는 고객으로 단기 연체 경험 있음	일반
4~5 등급	주의	주로 저신용 업체와의 거래가 많은 고객으로 단기 연체의 경험을 비교적 많이 보유하고 있어 단기적인 신용도의 하락이 예상됨	높음
5~6 등급	위험	현재 연체 중이거나 매우 심각한 연체의 경험을 보유	매우 높음

출처: 나이스신용평가정보(http://www.niceinfo.co.kr/creditrating/cb_score_1_1.nice), 연구자 재정리



출처: <http://cafe.naver.com/studycfp/22787>

<그림 3> 인공지능을 활용한 기계학습의 데이터 처리 과정

고 있으며 최근 주목 받고 있는 인공지능을 기반으로 한 신용분석 기법을 적용하고 있다.

특히, 인공지능을 활용한 신용분석은 기계학습 방식을 사용하여 주로 2~7등급 중신용, 중금리 대상자의 신용등급을 세분화한다. 또한, 데이터 수집, 데이터 마이닝 등을 통해 얻은 데이터 중에서 목표 데이터와 관련있는 항목만을 추려내고 학습 알고리즘에 적용할 수 있는 전처리 또는 변환과정을 거친다. 이후, <그림 3> 과 같이 알고리즘을 통해 패턴을 분류하고 학습하여 결과값을 예측하는 과정을 거친다.

또한, 데이터를 학습하는 방식은 회사마다 특색있

는 알고리즘을 사용하고 있으며, 반복 학습을 통하여 대출 신청자의 연체율, 부도율, 부도시 손실가능금액 등을 예측하고 신용등급을 부여한다. 이러한 인공지능 기반 신용분석에 사용되는 주요 알고리즘은 아래 <표 4> 와 같다.

무엇보다도, 이러한 알고리즘을 사용하는 인공지능 기반 신용분석의 목표는 중금리 대출신청자 군에서 상대적으로 신용도가 양호한 대출신청자를 선정함으로써 개인신용정보회사에서 제공하는 동일 신용 등급 간에서 관찰되는 연체율, 부도율 보다 개선된 결과를 얻는 것이다. 2018년 기준 우리나라 금융권 채무자의

<표 4> 인공지능 기반 신용분석에 사용되는 주요 알고리즘

	알고리즘	개념 요약
지도학습 (Supervised Learning)	사례기반추론 (Case Based Reasoning)	과거에 있었던 사례(케이스)들의 결과를 바탕으로 새로운 사례의 결과를 예측하는 기법.
	의사결정나무 (Decision Tree)	의사 결정 규칙과 그 결과들을 트리 구조로 도식화한 의사 결정 지원 도구의 일종.
	인공신경망 (Artificial Neural Network)	인공신경망은 시냅스의 결합으로 네트워크를 형성한 인공 뉴런이 학습을 통해 시냅스의 결합 세기를 변화시켜, 문제 해결 능력을 가지는 모델
	순환인공신경망 (Recurrent Neural Network)	순환 인공 신경망 (RNN)은 인공 신경망의 한 종류로, 유닛 간의 연결이 순환적 구조를 갖는 특징. 챗봇에 사용되는 알고리즘
	비선형 분류 머신 (Support Vector Machine)	주어진 데이터 집합을 바탕으로 하여 새로운 데이터가 어느 카테고리에 속할지 판단하는 비확률적 선형/비선형 분류 모델
	점진적 부스팅 머신 (Gradient Boosting Machine)	인공신경망 이론 기반으로, 인간이 뉴런과 유사한 입/출력 계층 및 복수의 은닉 계층을 활용하는 학습방식. 복잡한 비선형 문제를 비지도 방식 학습으로 해결하는데 효과적인 것으로 알려짐.
	랜덤 포레스트 (Random forest)	여러 개의 결정 트리들을 임의적으로 학습하는 방식의 앙상블 기법
비지도 학습 (Unsupervised Learning)	클러스터링 (Clustering)	개체를 다수의 매트릭스에서 상호 유사한 세그먼트 또는 클러스터로 그룹화하는 기법. 고객 세분화가 등에 적용된다.
	비정상 탐지 (Anomaly Detection):	예상치 못한 이벤트 또는 결과를 식별하는 프로세스. 보안, 사기 등의 분야에서는 모든 거래를 철저하게 조사 하기란 사실 상 불가능하므로 가장 비 일반적인 거래에 체계적으로 플래그를 지정해야 함.
	차원 축소 (Dimension Reduction)	고려 대상 변수의 수를 줄이는 프로세스. 특정 문제에 대해 가치 있는 정보를 제공하는 데이터를 식별하는 것만 해도 상당한 작업인데 주성분 요소 분석(Principal components analysis, PCA)은 일련의 원시 특성을 평가해 이를 상호 독립적인 인덱스로 축소하는 알고리즘.

출처: 위키피디아 및 Fractal Market Analysis(Edgar E. Peters)

채무 불이행률 (3개월 이상 연체자)은 신용카드사가 8.68%, 제1금융권 시중은행이 3.98%, 상호저축은행이 15.80%를 기록한 것으로 나타나고 있다. 반면, 최근 국내 P2P 대출 업체의 연체율은 1.0% 수준으로 매우 낮은 수준을 보이고 있다. 이는 중신용자 중심의 무담보 개인신용 대출자산에서는 매우 괄목할 만한 성과라고 볼 수 있지만, 이것이 인공지능을 통한 신용분석의 결과인지에 대해서는 아직 인과관계가 명확히 검증된 것은 아니다. 이러한 인공지능을 사용하는 대안적인 신용분석 방식은 해외에서도 매우 활발히 연구되고 있는 분야이며 여러 핀테크 업체에서 개발하여 온라인 플랫폼 업체에게 솔루션을 제공하고 있다. 아

래 <표 5> 는 해외에서 사용되고 있는 대안적 신용분석 사례 방식을 요약한 것이다.

2.6. 신용평가 관련 선행 연구

개인 신용평가 관련 선행연구에서는 클라우드 펀딩, 신용평가, P2P대출, AI 대출 등 본 연구의 핵심 키워드 위주로 검토한 결과, 해외의 중견 P2P 업체들의 경우 그들 고유의 인공지능 신용평가방법을 활용하면서 대출업무를 진행하고 있었지만, 국내의 경우에는 아직까지 적용범위가 미흡할 뿐만 아니라, 개인정보 처리법에 의한 빅데이터 활용도도 낮은 상황으로 나

<표 5> 대안적 신용분석 기법 사례 요약

업체명	주요 분석 대상 데이터 요약
EFL- Entrepreneurial Finance Lab	맞춤법, 띄어쓰기 등 텍스트 정보/Tab키의 사용빈도
Trusting social	SNS, 모바일, 인터넷 데이터 모델을 활용한 신용분석 모델
Kreditech	이베이, 아마존에서의 행동패턴, 대출약관 검토 여부 및 시간
Lenddo	SNS의 평판도 측정, 댓글, 이메일, 모바일 사용빈도 등
Visual DNA	이미지 선택 test를 통한 심리검사
Zest finance	1만개 이상의 변수를 활용한 머신러닝 기법활용, 보증알고리즘

출처: http://biz.chosun.com/site/data/html_dir/2015/06/09/2015060902804.html, <http://blog.lgcns.com/1418> 자료 요약 및 연구자 재정리

<표 6> 인공지능 기반 신용분석 기법에 관한 연구 요약

연구자	연구유형	제목	연구내용
안경민 · 이영찬 (2017)	개념연구	온라인 P2P 대출 서비스 성공 요인 도출 - Kano 모형과 Fuzzy-AHP 기법 연구	P2P 온라인 업체의 성공 요인을 정보품질, 시스템 품질, 서비스 품질 요인 등으로 설명
이균희, 유영범, 하승인 (2017)	개념연구	개인신용평가 모형을 위한 딥러닝 활용에 대한 연구	미국의 렌딩클럽 데이터를 활용하여 심화학습 모델을 적용한 신용평가 모델제안
권영준, 남재현, 조민정 (2011)	개념연구	개인신용평가에서의 비금융정보의 경제적 효과	비금융정보인 전기요금 납입정보를 추가하여 신용평가 모델에 적용하여 경제적 효과를 분석
이창석, 조성배 (2016)	예측모형	개선된 심층 CNN을 이용한 P2P 소셜 대출에서 채무자 상환 예측	미국의 렌딩클럽 데이터를 활용하여 CNN 알고리즘을 적용한 채무자의 상환 예측 모델
고영성 (2017)	예측모형	Decision tree 기법을 활용한 P2P 대출형 crowd-funding 분석	의사결정나무 알고리즘을 사용한 채무자의 상환 예측 모델 제안
김승현, 오경주 (2019)	예측모형	Predicting Debt Default of P2P Loan Borrowers Using Self-Organizing Map	Self-Organizing Map을 활용한 부도 예측 모형 제시

타났다. P2P대출과 관련된 인공지능 기반 신용분석 기법의 선행연구는 <표 6>과 같이, 대부분 ‘법률적 차원’에서의 연구(김덕균 2018; 이연화 2020)와 ‘제도적 관점’의 연구(배재권 2018) 등이 주를 이루고 있으며, 개인정보보호법에 의해 대출자 신용평가 모형에 대한 구체적인 연구는 아직 활발히 진행되지 않는 상황이다. 비록, 최근 발표된 우리나라 P2P 대출 부도 예측 모형 연구(김승현과 오경주, 2019), 개인신용평가 모형(이근희, 2017) 등 관련 연구가 진행되고 있지만, 대부분 해외 Raw 데이터로 렌딩클럽의 개인대출 자료에 근거하여 인공지능 모형을 활용한 부도 예측 모형을 제시할 뿐이다.

이상의 선행연구에서 보는 바와 같이, 예측모형은 모두 국외 자료에 의존하고 있으며 국내 Raw 데이터를 활용한 모형은 전무한 상황이므로 아직 국내상황은 개인정보 보호법 규제에 의한 신용관련 데이터 수집이 굉장히 어려운 상황이다. 또한, 본 연구에서 살펴본 8퍼센트, 렌딧, 어니스트 펀드 등의 P2P 대출 플랫폼 업체들은 인공지능, 핀테크, ICT 등과 매우 밀접한 사례임에도 불구하고 축적된 데이터를 제대로 활

용하지 못하고 있으며, 대부분 자신들의 고유모형을 완벽하게 적용하여 대출신청자의 신용평가에서 Default Risk를 현저히 줄이고 있다고 하기에는 어려운 상황이라 할 수 있다.

3. 연구방법론

본 연구는 P2P 대출 플랫폼 업체들의 인공지능 기반 대출자 신용분석 사례들을 개념적으로 분석하기 위한 탐색적 연구로서, 질적 연구방법 중 ‘사례연구’ 방법을 활용하고자 한다.

이러한 ‘사례연구’ 방법은 현상에 대한 풍부하고 의미 있는 해석을 도출해 내기 위해 다양한 관점과 자료, 관찰, 면접, 문서, 시청각 자료 등을 활용한다(Padgett, 2008; Creswell, 2007). 따라서, 본 연구는 Creswell(2007)이 제시한 하나 이상의 사례를 연구하는 집합적 사례 연구에 기반을 두고 여러 사례를 선정한 뒤, 각 사례의 세부적인 기술과 주제들을 제시하고(사례 내 분석), 사례들에 걸쳐 있는 공통적이거나 일반적인 주제를 분석하며(사례 간 분석), 사례들의 의미를 바탕으로

<표 7> 2차 자료의 출처 및 인터뷰 정보의 요약

업체명	2차 자료의 출처	2차 자료 인터뷰 대상
8퍼센트	https://8percent.kr/ http://www.etnews.com/20170504000141 http://www.edaily.co.kr/news/news_detail.asp?newsid=01249686615996160&mediaCodeNo=257&OutLnkChk=Y http://news.mk.co.kr/newsRead.php?no=673184&year=2016 http://news.inews24.com/php/news_view.php?g_serial=1012120&g_menu=022400&rrf=nv	8퍼센트 대표 8퍼센트 심사총괄
렌딧	http://news.hankyung.com/article/2017082133871 http://www.sportsseoul.com/news/read/548053 http://www.newstomato.com/ReadNews.aspx?no=601571	렌딧 대표
어니스트 펀드	http://news.mk.co.kr/newsRead.php?year=2017&no=670870 http://platum.kr/archives/48930 http://news.heraldcorp.com/view.php?ud=20171013000869 http://www.kbanker.co.kr/news/articleView.html?idxno=66779 http://news.mk.co.kr/newsRead.php?no=730287&year=2016	어니스트 펀드 대표

로 구체적인 교훈 및 전략을 도출하고자 한다(Yin, 2003; Creswell, 2007; 이건창, 2010).

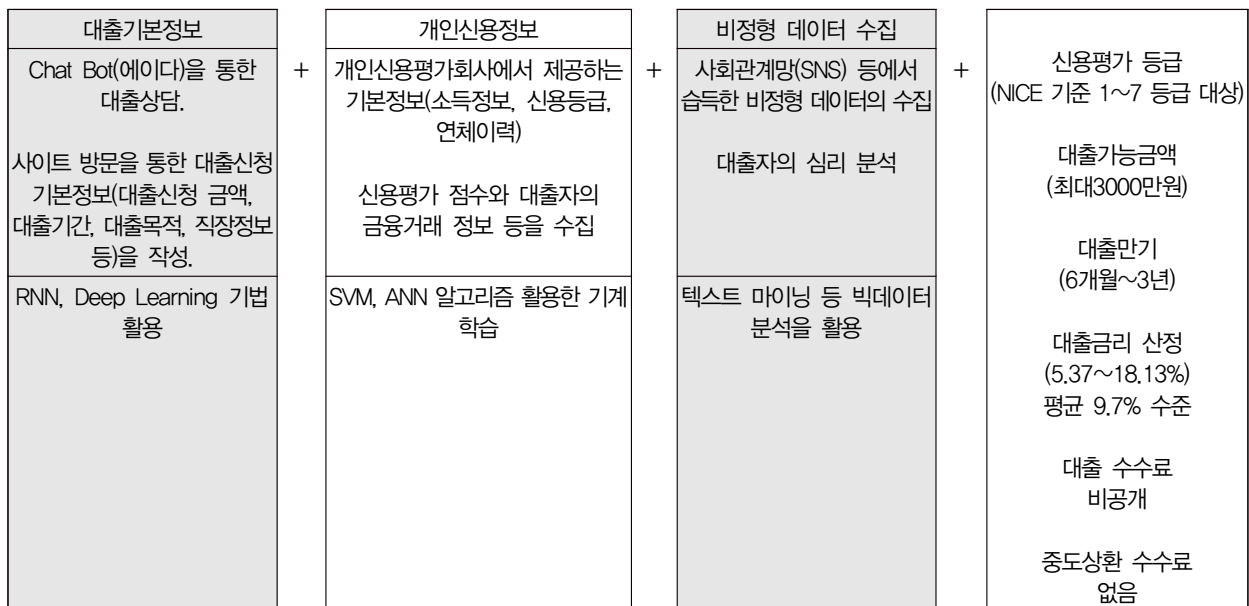
단일사례 보다는 다중 사례 연구가 신뢰성을 인정받기 좋기에(김홍곤, 2020) 구체적인 연구대상은 국내 P2P 금융업체에 등록된 46개 업체 중에서 현재, 신용대출 시장에 주력하고 있으며 인공지능 활용으로 잘 알려진 상위 3개 업체(8퍼센트, 렌딩, 어니스트 펀드)를 대상으로 사례분석 방식을 통해 인공지능을 활용한 대출자 신용분석 절차 및 사용하는 정보 데이터의 종류 등을 분석하고자 한다. 온라인 P2P 금융 서비스를 더욱 구체적으로 이해하기 위해서는 온라인 금융 서비스 산업계 종사자의 의견이 반영된 연구가 진행될 필요가 있다(안경민, 이영찬, 2018) 따라서, 광범위한 자료 수집은 기본적으로 인터넷상에서 검색 가능한 웹 문서, 신문기사, 동영상 등의 2차 자료(Secondary Data)를 통해 각 사례들에 대한 자료를 수집하였으며, 자료의 출처 및 인터뷰 정보는 <표 7>에서 정리하였다.

4. 사례분석

4.1. 8퍼센트

2014년 12월부터 서비스가 시작된 8퍼센트는 누적대출잔액 기준 6위 업체로서 누적대출 1,228억, 잔액 기준 462억원의 대출잔액을 보유하고 있다. 이중 942억(개인 717억, 법인 225억)이 무담보 신용대출인 대표적인 중금리 신용대출 P2P 대출 플랫폼 업체이다. 회사명칭인 ‘8퍼센트’는 중금리 대출금리를 상징하는 숫자로 이 업체의 신용대출의 절차는 <그림 4>와 같다.

<그림 4>의 인공지능 기반 대출상담과 신용분석 절차에서 8퍼센트는 인공지능을 활용한 챗봇 ‘에이다’를 페이스북과 연동하여 서비스를 제공한다. 챗봇 ‘에이다’는 24시간 대응이 가능한 상담 챗봇으로서 대출신청자의 기본정보를 수집하고 대화내용을 분석하여 신용분석에 활용하고 자연어 처리에 강점을 지닌 순환신경망(RNN) 알고리즘을 사용한다. 특히, 에이다는 휴렛패커드 수석과학자로 근무하고 인공지능 스타



<그림 4> 8퍼센트의 인공지능 기반 신용분석 절차

트업 ‘DATANADA’의 존 박(John Park) 대표가 참여해서 개발하였으며 2만 개의 대화 데이터 중 2천개를 인공신경망(ANN)에 적용해 딥러닝(Deep Learning) 학습 알고리즘을 만든 것으로 알려진다.

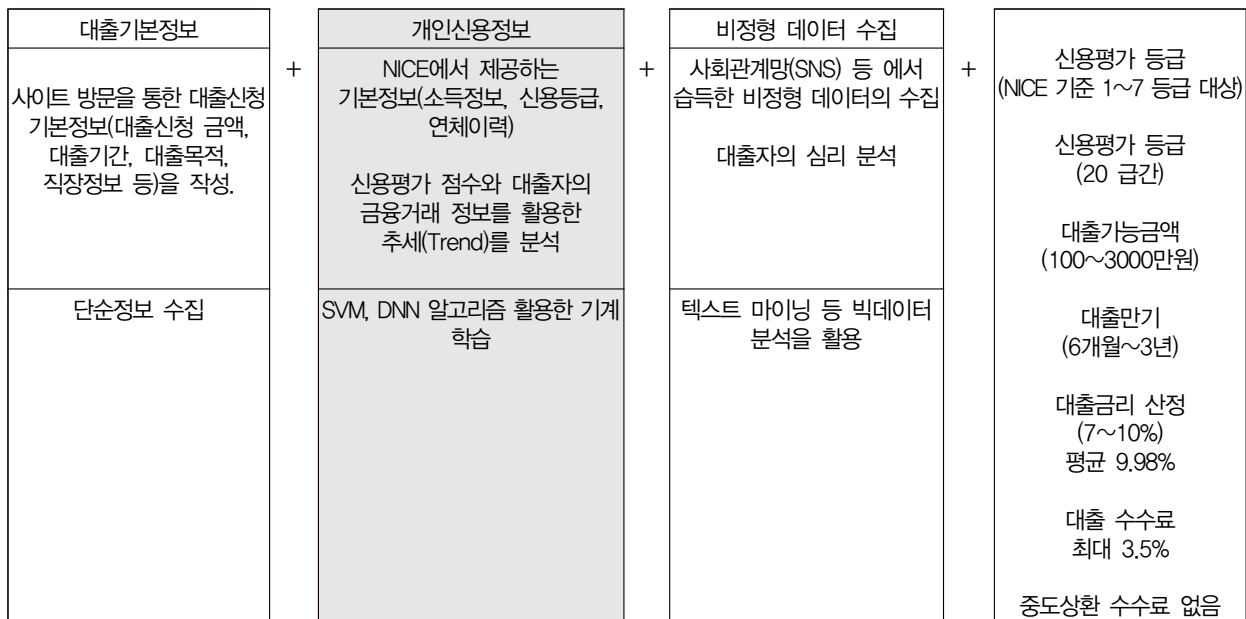
에이디어를 통한 챗봇은 대출 안내에서부터 계좌 잔고, 자동투자 서비스 설정 등 개인의 데이터와 연계된 서비스를 제공한다. 최초 대출 상담 고객이 대출 신청서 및 개인신용 정보 활용정보 동의서를 제공하면 1차적으로 개인신용평가회사로부터 소득, 연체이력, 개인신용평가 점수에 관한 정보를 유료로 취득한다. 이후 제공받은 기본 금융 데이터를 정규화 과정을 거쳐 대출자 신용분석의 기본 분석 데이터로 활용한다. 그러나 중신용자의 경우, 금융데이터가 충분히 제공되지 않은 경우도 있기 때문에 이를 보완하기 위해서 다양한 비금융 데이터를 수집하여 분석하는 방식을 사용하고 있다.

또한, 대출 신청자가 사회관계망(SNN) 서비스를 활발히 이용하는 경우, 빅데이터 분석도구인 데이터 마이닝을 통해 비정형 데이터를 수집하여 소셜 분석을

수행한다. 만약, 사회관계망 서비스가 활발하지 않아 비정형 데이터의 확보가 어려운 경우에는 심리분석 방식을 사용하여 보완한다. 이를 통해 첫째, 수집된 금융, 비금융, 정형, 비정형 데이터는 인공신경망(ANN), 서포트 벡터 머신(SVM) 등 분류(Classification) 알고리즘을 활용하여 학습을 수행한다. 둘째, 자체 신용평가시스템(Credit Scoring System)을 활용한 자체 심사기준에 따라 채권의 만기, 이율, 대출 가능 금액 등이 결정되며, 2018년 3월 기준 0.8% 수준의 연체율과 1.5%의 부실율을 기록하고 있는 가운데, 대출 심사 통과율은 약 3%로 알려져 있다

4.2. 렌딧

2015년 5월부터 서비스가 시작된 ‘렌딧’은 ‘빌려준다(Lend)’와 ‘정보통신기술(IT)’를 합성해 만들어진 이름으로 누적 대출잔액 기준 5위 업체로서 누적대출 1,140억, 잔액기준 654억원의 대출잔액을 보유하고 있다. 이 회사는 다른 업체와는 달리 100% 개인 신용대



〈그림 5〉 렌딧의 인공지능 기반 신용분석 절차

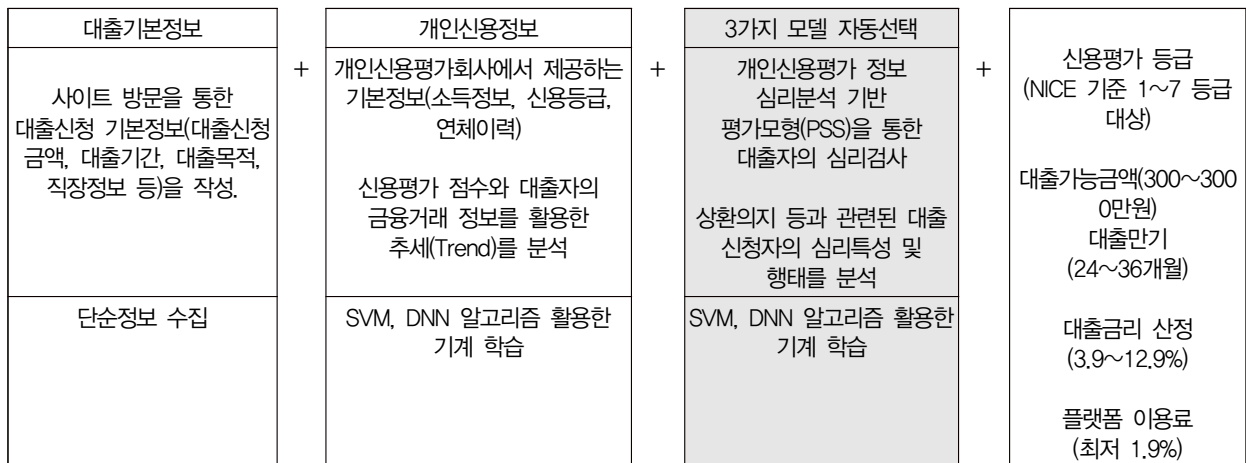
출 및 투자상품을 제공하고 있으며, 미국의 ‘렌딩클럽’을 벤치마킹하고 있다. 따라서, 신용평가사로부터 받는 약 250가지의 정보를 주로 이용하고 있으며, 정교한 자체 심사 모델을 지속적으로 개량하고 렌딩클럽이 공개한 데이터를 실험데이터로 사용하면서 분석 결과를 검증하는 시도를 하고 있다. 또한, 통계에 기반한 수많은 기준을 통해서 대출자를 100여개 군 중 하나의 군으로 배치해 신용평가를 진행하며, 대출 신청자 본인 여부 확인을 위하여 ‘대출사기 방지 프로세스’ 도 함께 심사한다.

이를 기반으로 대출자의 현재 신용카드 보유 숫자, 부채 기록 및 과거 1~2년치 나이스 신용등급의 트렌드 변화를 분석하여 신용평가를 진행하며, <그림 5>와 같이 SNS를 통해 수집된 비금융 데이터와 렌딩클럽이 공개한 데이터를 활용하여 신용분석 모델을 적용하여 검증하고 있는 것으로 알려져 있다. 추가적으로, 렌딩 CSS(Credit Scoring System) 등급은 총 20개로 이루어져 있으며 등급별로 대출 금액 및 한도를 부여하고 있다. 2018년 3월기준 1.2% 수준의 연체율과 1.4%의 부실율을 기록하고 있으며, 2019년을 기준으로 평균 DTI는 약 30% 수준, 평균 개인신용평가 기관의 신용등급은 3.88 등급으로 나타났다.

4.3. 어니스트 펀드

2015년 6월부터 서비스가 시작된 어니스트 펀드는 ‘금융을 정직하게 바꾸는 핀테크 기업’을 모토로 하고 있다. 누적 대출잔액 기준 4위 업체로써, 누적대출 1,240억, 잔액기준 691억원의 대출잔액을 보유하고 있다. 어니스트 펀드는 신용대출과 담보대출, 충분한 금융정보가 확보된 경우와 그렇지 못한 경우를 구분해서 적용해야 하기 때문에 3가지 신용분석 모형 중 대출고객 특성에 최적화된 모형이 자동으로 적용되는 방식을 사용하고 있다.

특히, 어니스트 펀드는 성균관대 심리학과 장승민 교수 연구팀과 협력하여 국내 최초의 ‘행동과학 기반 신용평가시스템’을 개발하였고, 심리분석 기반 신용평가모형(PSS)과 관련한 특허를 보유하고 있다. 이는 개인의 상환 의지를 측정하는 모형으로 국제적으로 공인된 심리검사에서 상환 의지와 관련된 심리특질, 행동패턴, 성격 등의 데이터를 뽑아 이를 인공지능을 활용한 머신 러닝(Machine Learning) 방식으로 학습하고 등급을 부여하는 방식을 사용하는 것으로 알려져 있다. 연구조사기관을 통해 3차까지 테스트를 진행한 결과, 어니스트 펀드의 행동과학 기반 신용평가시스



<그림 6> 어니스트 펀드의 인공지능 기반 신용분석 절차

템으로 대출자의 상환의지와 능력을 변별해 낼 수 있음을 검증한 것으로 알려지고 있다. 어니스트 펀드의 신용분석 절차는 <그림 6>과 같다.

또한, 어니스트 펀드는 보다 많은 데이터를 활용하기 위해 대출신청자들을 전화나 대면이 아닌 인터넷 홈페이지를 통한 대출 신청으로 유도함으로써, 축적된 데이터를 활용한 머신 러닝 기반의 신용평가모형을 이용하여 부도율을 30% 가량 낮출 수 있었다. 이러한 심리검사 기법을 통한 신용분석은 이미 영국의 비주얼 DNA, 미국의 EFL같은 해외 업체들은 이미 사용하고 있지만, 현재까지 국내 업체에게는 생소한 상황이다. 2018년 3월 기준 연체율은 1.0%, 부실율은 0.9% 수준을 보이고 있는 어니스트 펀드는 2011년부터 필리핀, 멕시코, 콜롬비아 등에 SNS기반의 신용평가 분석 데이터를 기반으로 P2P대출 서비스를 제공하는 렌도사와의 협력을 강화하여 비정형 데이터 분석을 시도 하고 있다. 특히, 렌도사는 페이스북, 트위터, 링크드인 등의 소셜 네트워크 상의 평판 데이터를 기반으로 한 알고리즘의 유효성을 해외에서 검증하며 만 건 이상의 대출이 성사된 것으로 알려지고 있다.

5. 결과 토의 및 시사점

5.1. 분석결과 토의

본 연구를 통하여, 신용대출 비중이 높은 국내 P2P 업체들은 금융/비금융, 정형/비정형 데이터를 활용하여 학습하는 인공지능 기반 신용평가시스템을 구축하고 있는 것으로 분석되었다. 다만, 개인신용정보 거래가 법적으로 허용되지 않아 업체별로 배타적이고 폐쇄적인 데이터 구축방식을 사용하고 있었지만, 사례 분석 대상 업체(8퍼센트, 렌딧, 어니스트 펀드)는 공통적으로 개인신용평가 등급 및 금융거래 정보 등은 개인신용평가 회사(Credit Bureau)로부터 유료로 제공받고 있었으며 이를 바탕으로 다양한 알고리즘을 활용한 기계학습 또는 심화학습 기법을 적용하고 있었다. 이러한 정형 데이터 학습을 위한 알고리즘은 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine, SVM), 심층신경망(Deep Neural Network, DNN), 앙상블 기법인 Bagging & Boosting 기법 등이 적용되고 있는 것으로 추정된다. 이와 더불어, 금융정보가 충분하지 않을 경우에 SNS를 통해 대출 신청자의 속성을 파악하거나, 비금

<표 8> 인공지능 기반 신용분석의 대상 데이터의 종류

	데이터 구분	데이터 종류	데이터 취득 경로
금융/정형 데이터	기본 data	대출 목적 상환재원 대출기간, 금액 등	챗봇, 설문지, 전화상담
	개인신용평가회사	개인신용등급 평점 금융거래 정보	개인신용평가기관 (Credit Bureau)
	기타 금융정보	기타 이력 데이터 금융정보의 추세	
비금융/비정형 데이터	Text Mining	Term Frequency Inverse Document Frequency Word Cloud	SNS, Chatbot, Mobile data, E-mail
	Behavioral data	맞춤법, 특정 Key 사용 Blank의 사용 평균통화량, 연락처 숫자, 통화위치 등	SNS, Chatbot Test 결과 등의 데이터 활용
	Psychological test	Digital data가 충분하지 않은 경우	심리 test 시행

용정보 혹은 비정형 데이터를 활용하여 보완하려는 시도를 하고 있었다. 특히, 비정형 데이터는 SNS 등을 통한 데이터 마이닝 기법을 통해 군집화(Clustering), 연관성, 연속성 등을 분석하여 신용분석에 추가 자료로 활용하고 있었다.

결론적으로, 사례 분석 대상 업체의 정보 취득 방법 및 분석 대상 정보의 차별화도 뚜렷하게 나타나고 있다는 점이다. 8퍼센트의 경우, 상담과정에서 인공지능이 적용된 챗봇 ‘에이다’를 활용하여 부가정보를 습득하고 있었으며, 어니스트 펀드의 경우, 심리검사를 통해 대출자의 행동패턴 등에 관한 추가정보를 습득하고 기계학습(Machine Learning)을 통해 대출자의 신용분석에 활용하였다. 상기 사항을 종합하여, 사례 분석 대상 업체들의 분석대상 데이터, 종류, 취득경로를 요약하면 <표 8>과 같다.

5.2. 결론 및 시사점

본 연구에서 살펴 본 P2P 대출 플랫폼은 금융기관을 통하지 않고 온라인 또는 모바일 채널을 통해 소비자나 소기업에게 직접투자와 직접대출 등의 서비스를 제공하는 대안금융으로서의 기능을 수행하고 있었다. 또한, 대출자의 상세한 재무정보와 신용정보 등을 제공하도록 유도하고, 빅데이터 등의 비정형 데이터를 이용한 신용평가 모델을 활용함으로써 대출자와 투자자의 정보비대칭을 개선할 수 있었다. 무엇보다도, P2P대출 플랫폼은 기존의 금융중개기관 대출방식과 비교할 때 투자자와 차입자의 자금을 중개함에 있어 규제가 적고 온라인 플랫폼 중개로 거래비용이 대폭 절감되며 소액대출이 가능하다는 장점이 있었다.

그러나, P2P대출 중개관련 대출사기, 중개업체 도산, 고객 신용정보 유출 등 각종 금융사고가 생길 위험성이 있고 P2P대출 플랫폼의 불법적, 비윤리적 운

영과 낮은 건전성 규제는 투자자와 대출자 모두에게 큰 피해를 줄 수 있는 위험성도 있었다. 대표적으로, 2016년 미국 P2P 대출업체의 선두주자인 렌딩클럽의 창업자인 르노 라플랑셰(Renaud Laplanche) 회장이 2,200만 달러 부실대출에 연루된 이후부터, 온라인 P2P 대출 플랫폼 업체들의 대출심사에 대한 불투명성, 기업 기밀로 간주되던 인공지능 기반 신용분석 모델의 신뢰성 등에 대한 문제가 여전히 제기되고 있다. 이는 향후 P2P 플랫폼 업체들이 대출심사 과정과 개인신용 평가 모델에 대해 향후 시장 참여자와 어떻게 소통해야 하는지에 대한 경종을 울려주고 있는 사례로 판단된다. 이러한 경험은 보다 투명한 대출심사 절차를 강화하고 기존의 이해관계인 대출을 포함한 불공정 거래 관행을 방지하기 위하여 정성적 판단 지표를 배제하고 정량적 지표를 위주로 진행되는 ‘인공지능’을 통한 대출심사 방식이 오히려 공정성과 객관성을 확보할 수 있다는 결론에 이르게 한다. 비록, 인공지능 기반 대출자 신용분석시스템의 효율 향상은 데이터의 양과 질에 달려 있고 아직까지 역사가 짧아 검증된 시스템이라고 보기에는 어렵지만, 다양한 분야에서 활용되고 있는 인공지능 기법의 발전속도를 볼 때 충분한 데이터만 확보되면 매우 효과적인 투자 및 대출 자산관리 수단이 될 것으로 기대된다. 기업의 경쟁우위는 비즈니스 모델에서 나오며, 비즈니스 모델의 혁신은 기업이 새롭게 갖추어야 할 핵심 역량이자 번영을 위한 척도라 주장한다(hamel 2000; Chesbrough 2010) 따라서 본 연구에서는 P2P 대출 플랫폼 업체들이 대출 심사과정에서 공정성과 객관성을 확보하고 강력한 내부통제 기준으로 작동할 수 있는 ‘인공지능을 통한 대출심사 방식’의 필요성과 혁신적인 제도 도입의 시사점을 다음과 같이 제시하고자 한다.

첫째, 인공지능을 통한 대출심사 방식을 통해 신용평가 모델의 정교함과 예측가능성을 향상시킴으로써

온라인 P2P 비즈니스의 핵심 경쟁력을 강화시킬 수 있다. 기존 은행대출에서는 대출신청자의 신용정보, 금융거래 실적과 재무상황이 주요 분석 대상이며, 신용점수 이외에 재무변수(부채, 소득비율 및 연체정보) 등의 표준 재무정보를 사용하거나 숙련된 금융전문가 및 재무분석가에 의한 위험관리가 이루어지고 있다. 그러나, 기존 은행 대출 심사에 있어서 가장 문제가 되는 불공정 대출이 회사 내지는 경영진의 ‘이해관계인’ 대출과 관련되어 왔기 때문에 인공지능 기반에 의한 신용분석 결과로 대출이 온전히 진행된다면 이러한 문제 발생이 원천적으로 차단될 수 있는 긍정적 효과를 기대할 수 있다. 즉, 인공지능이 정량적으로 분석해 주는 금융 빅데이터 대출심사 평가모형이 적용된 플랫폼에서 투자자들은 세분화된 투자정보 서비스로 신용도가 높은 대출자에게 투자결정을 할 수 있으며, 보다 신뢰할 수 있는 정보를 제공받을 수 있다.

둘째, 인공지능을 통한 대출심사 방식을 효과적으로 작용할 수 있도록 법적, 제도적 보완이 필요하다. 현재, 한국은 개인정보 보호법이 적용되어 관련 개인정보의 상업적 거래가 불가능하고 P2P 대출 플랫폼 업체들이 독자적으로 데이터 베이스를 구축해야 하기 때문에 인공지능 기반 신용분석 모델 개발에 한계가 있다. 즉, 한국의 경우 P2P 대출 플랫폼 업체 간의 상호 배타적인 방식으로 데이터를 축적하고 이를 공유하지 못하는 상황이지만, 미국의 경우는 개인정보의 거래 및 공유가 허용되어 있어 다양한 데이터의 수집 및 분석이 활발하게 진행되고 있다는 점이다. 예를 들어, 국내 업체들이 대출 신청자 신용도 측정을 위해 활용하는 변수 data는 200 여개 정도에 불과하지만, 미국의 ‘제스트 파이낸스’의 경우는 개방적 데이터 베이스 구축 방식을 사용하여 관련업체들과 공개 또는 공유하는 정보 data가 7만여개에 달하는 것과는 확연히 비교된다. 인공지능의 개발은 기업의 내부와 외부의

생산과 경영활동에서 축적된 방대한 데이터와 정보 및 지식을 체계적으로 활용할 때 가능하다(정수현 2017; 홍병선·고준 2018; Cockburn, Henderson and Stern 2018; Davenport 2018) 그리고 많은 기업들의 혁신성장에는 고객과 경영활동의 장기적이고 체계적인 데이터베이스 축적이 인공지능 개발의 기본적인 출발점을 보여주고 있다(이경주, 2020)

이와 같이, 데이터의 개방성, 공공성의 확대가 요구되는 상황에서 현재 금융권의 신용정보를 한 데 모아 관리하는 ‘한국신용정보원’을 정부주도의 신용정보 통제 모델로서 제한하지 말 것이며, P2P 대출 플랫폼과 정보를 공유할 수 있도록 법적, 제도적 근거를 마련할 필요가 있다. 즉, P2P금융의 법적 근거를 마련한 “온라인투자연계금융업 및 이용자 보호에 관한 법률”에 ‘인공지능을 통한 신용대출심사’ 방법과 기준을 추가하여 금융당국이 사전 검증하여 허가받은 업체에 한하여 대출신청자의 최종 동의에 의해 해당 대출자 정보의 업체간 공유가 가능하도록 법적, 제도 개선이 요구된다.

셋째, 인공지능(AI)이 대출 신청자의 사회적 지위, 소득수준, 성별, 인종, 종교 등과 같은 ‘非금융 데이터’를 분석하여 차별적인 판단을 내리거나 불이익을 줄 수 있는 상황이 얼마든지 발생할 수 있으므로, 인공지능을 기반으로 한 새로운 신용평가 시스템은 사회적 윤리적 기준을 지속적으로 검증받고 개선해 나갈 필요성이 있다. 본 연구에서 살펴 본, 8퍼센트의 경우, 상담과정에서 인공지능이 적용된 챗봇 ‘에이다’를 활용하여 부가정보를 습득할 경우에 데이터 분석과 판단, 가치 기준을 매순간 점검해야 할 것이며, 어니스트 펀드의 경우, 심리검사를 통해 대출자의 행동패턴 등에 관한 추가정보를 습득하고 기계학습(Machine Learning)을 통해 대출자의 신용분석에 활용할 경우에는 다양한 대출신청자의 행동패턴 관련 빅데이터를

어떻게 선정하고 이를 객관화 시켜서 입력할 지에 대한 기준을 고민할 필요가 있다.

넷째, 왜곡된 대출 신청자의 신용정보에 대한 인공지능 신용대출심사 결과가 P2P 대출 플랫폼 업체의 연체율 및 부실자산 증가로 이어지지 않도록 금융당국의 지속적인 감시와 통제가 필요하다. 현재까지는 P2P 대출은 대출 신청자가 연계 대부업자를 통해 신용대출을 받는 형식을 취하고 있으며, 이러한 P2P 대출을 통해 기존 금융기관 등을 통해 받은 대출을 상환(대환대출)하여 개인신용 등급이 상승하는 이른바, ‘신용세탁’이 가능하기 때문에, 왜곡된 신용정보에 의한 인공지능 심사결과 역시 왜곡된 결과를 도출할 가능성이 높아질 위험이 있다. P2P 대출 업체의 이용자 중 과반수 이상은 기존 대출을 상환하기 위한 대환대출 용도로 이용하는 경우가 많기에 P2P 대출을 이용한 고객 연체율 증가 및 자산부실화 위험을 방지하기 위하여, “온라인투자연계금융업 및 이용자 보호에 관한 법률”에 P2P 대출을 통해 기존 금융기관 등을 통해 받은 대출을 상환(대환 대출)할 수 없도록 규정하고, 이를 ‘인공지능을 통한 신용대출심사’ 과정에서 걸러낼 수 있는 기술적 보완이 필요하다.

이상을 종합하여, P2P 대출 금융 시스템 환경을 서서히 개선해 나간다면 향후 인공지능 기반 신용분석 모델 및 시스템은 4차 산업혁명의 대표 기술로서 P2P 대출 플랫폼 뿐만 아니라 여신업무를 담당하는 금융기관의 핵심 도구로도 성장 가능할 것이다.

〈참고문헌〉

[국내 문헌]

1. 김학건, 박광우, 이병태, 최은호 (2013). 온라인 개인 간(P2P) 대출의 상환 성공요인에 관한 연구. **재무연구**, 26(3), 381-415.
2. 김학건, 박광우 (2013). 온라인 개인 간 대출시장에서의 차입자 특성 연구. **한국경영과학회지**, 38(4), 77-94.
3. 김홍곤, 김소담, 김희웅 (2018). 핀테크 기반 주식투자 최적화 모델 구축 사례 연구. **지식경영연구**, 19(1), 97-118.
4. 김승현, 오경주 (2018). Predicting debt default of P2P loan borrowers using self-organizing map. **Quantitative Bio-science**, 38(1), 63-71.
5. 고영성 (2017). **인터넷 대부시장에서의 정보비대칭성 문제: P2P 금융회사 사례를 중심으로**. 석사학위논문, 연세대학교 공학대학원, 서울.
박사학위논문, 이화여자대학교 대학원, 서울.
6. 권영준, 남재현, 조민정 (2011). 개인신용평가에서의 비금융정보의 경제적 효과. **한국경제연구**, 29(2), 81-107.
7. 손영화 (2016). 한국, 미국, 중국 등 주요 국가의 P2P 대출 서비스 사례 연구. **한국소비자보호원 조사보고서**, 1-87.
8. 성희활 (2016). P2P 대출형 크라우드 펀딩의 법적 성격과 자본시장법적 규제체계 수립에 관한 연구. **기업법연구**, 30(4), 47-80.
9. 박정국, 김인재 (2015). 금융혁신을 위한 핀테크 서비스의 보안 리스크 대응방안 연구. **지식경영연구**, 16(4), 35-45.
10. 서병호 (2015). 금융 포커스: 국내은행의 P2P 대출시장 진출과 시사점. **주간금융브리프**, 24(45), 10-11.
11. 신동호, 채명신 (2012). 온라인 P2P 대출의 상환실패 요인에 대한 실증 연구. **대한경영학회지**, 25(5), 2233-2254.
12. 안경민, 이영찬 (2018). Kano 모형과 Fuzzy-AHP를 이용한 온라인 P2P 금융서비스 성공요인 도출. **지식경영연구**, 19(2), 109-132.
13. 이근희, 유영범, 하승인 (2017). 개인신용평가 모형을 위한 딥러닝 활용에 대한 연구. **한국경영과학회 학술대회논문집**, 4042-4047.
14. 이창석, 조성배 (2016). 개선된 심층 CNN을 이용한 P2P 소셜 대출에서 채무자의 상환예측 Decision tree 기법을 활용한 P2P 대출형 crowd-funding 분석. **한국정보과학회 학술발표논문집**, 529-531.

15. 이경주, 김은영 (2020). 플랫폼 서비스 혁신에 있어 인공지능(AI)의 역할과 효과에 관한 연구. **지식경영연구**, 21(1), 175-195.
16. 이경주, 이상기 (2020). 디지털뱅킹 플랫폼 기반 핀테크 사례 연구. **지식경영연구**, 21(1), 61-78.
17. 정수현 (2017). 인공지능, 긴 겨울을 보내고 꽃을 피우다. **카카오 시리포트**, 1(1), 6-14.
18. 한정희 (2013). P2P 등 특수한 유형의 온라인서비스 이용 관련 소비자피해 및 개선방안. **한국소비자보호원 조사보고서**, 1-84.

[국외 문헌]

19. Biemans, W. G., Griffin, A., & Moenaert, R. K. (2016). Perspective: New service development: How the field developed, its current status and recommendations for moving the field forward. **Journal of Product Innovation Management**, 33(4), 382-397.
20. Creswell, J. W. (2007). **Qualitative inquiry & research design: Choosing among five approaches** (2nd ed.). Thousand Oaks, CA: Sage.
21. Christensen, C. M., Bartman, T., & Van Bever, D. (2016). The hard truth about business model innovation. **MIT Sloan Management Review**, 58(1), 31-40.
22. Pollari, I., & Ruddenklau, A. (2019). **The pulse of FinTech 2018-Biannual global analysis of investment in FinTech**. KPMG International Cooperative.
23. Fang, Y. H., Chiu, C. M., & Wang, E. T. (2011). Understanding customers' satisfaction and repurchase intentions: An integration of IS success model, trust, and justice. **Internet Research**, 21(4), 479-503.
24. Yin, R. K. (2003). **Case study research: Design and methods** (3rd ed.). Thousand Oaks, CA: Sage.

저 자 소 개



최 수 만 (Suman Choi)

현재 연세대학교 투자정보공학과 박사과정 재학 중이며, 삼성꿈장학재단 기금운용팀에서 기금관련 총괄업무를 담당하고 있다. 주요관심 분야는 기금운용 자산배분 전략 및 인공지능을 활용한 인덱스 펀드에서 알파수익 창출을 위한 방법론 등이다.



전 동 화 (Donghwa Jun)

삼성증권 투자전략센터에서 자산배분전략 수석연구원 등을 역임하고 현재 맥쿼리투자신탁운용 채권운용 부문장을 맡고 있다. 주요 관심분야는 머신러닝을 활용한 자산가격 예측 등이다.



오 경 주 (Kyong Joo Oh)

연세대학교 응용통계학과에서 학사학위(1991), 석사학위(1993)를 받고, KAIST 경영정보공학과에서 박사학위(2000)를 받았다. 금강기획 마케팅전략연구소(1994)와 현대증권 리서치센터(2001)에서 근무하였으며, 현재 연세대학교 산업공학과 교수로 재직중이다. 금융공학연구실에서 시스템트레이딩, 핀테크전략과 스마트금융기술, 로보어드바이저를 연구하며 학생들을 지도하고 있다.

〈 Abstract 〉

A Case Study on Credit Analysis System in P2P: 8Percent, Lendit, Honest Fund

Choi, Su Man^{*}, Jun, Dong Hwa^{**}, Oh, Kyong Joo^{***}

In the remarkable growth of P2P financial platform in the field of knowledge management, only companies with big data and machine learning technologies are surviving in fierce competition. . The ability to analyze borrowers' credit is most important, and platform companies are also recognizing this capability as the most important business asset, so they are building a credit evaluation system based on artificial intelligence. Nonetheless, online P2P platform providers that offer related services only act as intermediaries to apply for investors and borrowers, and all the risks associated with the investments are attributable to investors. For investors, the only way to verify the safety of investment products depends on the reputation of P2P companies from newspaper and online website. Time series information such as delinquency rate is not enough to evaluate the early stage of Korean P2P makers' credit analysis capability. This study examines the credit analysis procedure of P2P loan platform using artificial intelligence through the case analysis method for well known the top three companies that are focusing on the credit lending market and the kinds of information data to use. Through this, we will improve the understanding of credit analysis techniques through artificial intelligence, and try to examine limitations of credit analysis methods through artificial intelligence.

Key Words: Crowd funding, P2P loan, Knowledge management, Credit rating analysis, AI(artificial intelligence)

* Graduate Program in Investment Information Engineering

** Macquarie Investment Management Korea

*** Dept. of Industrial Engineering, Yonsei University