

대출중개 플랫폼별 고객의 채무불이행 리스크 비교⁺

(Analysis of Loan Comparison Platform User's Default Risk)

이 성 우¹⁾, 김 연 국^{2)*}
(SeongWoo Lee and Yeonkook J. Kim)

요 약 2019년 금융위원회의 온라인 대출 중개 서비스 도입 허용에 따라 핀다와 토스같은 핀테크 대출중개 플랫폼들이 가파르게 성장하였다. 하지만 대출중개 플랫폼으로 대출을 받은 고객들은 기존의 모집법인을 통해 대출을 받은 고객들보다 채무불이행 위험도가 더 높은 것으로 보고되었다. 본 연구는 생존분석 기법을 통해 신용대출을 받기 위해 대출중개 플랫폼을 통해 대출을 받은 고객들과 모집법인을 통해 대출을 받은 고객들의 채무불이행 위험도를 비교하고 각 대출중개 플랫폼별로 고객들의 채무불이행에 영향을 주는 특성들을 비교하였다. 분석을 위해 국내 캐피탈사의 고객 데이터를 활용하였으며 카플란-마이어 분석 및 AFT 모형을 활용하였다. 모집법인을 통해 대출을 받은 고객들에 비해 대출중개 플랫폼을 통해 대출을 받은 고객들은 개인사업자보다 일반 대출자의 비중이 높고 부동산을 소유하고 있을 확률이 높았으며 대출진행기간이 더 짧았다. 또한 대출진행기간 중앙값(385일)을 기준으로 채무불이행 발생 비율이 더 높았다. AFT 모형을 통해 채무불이행 발생 시기를 분석한 결과 대출중개 플랫폼은 모두 모집법인에 비해 채무불이행 발생 확률이 높은 것으로 나타났다. 또한 대출중개 플랫폼을 통해 대출을 받은 고객의 특성들이 채무불이행 발생 시기에 주는 영향은 플랫폼별로 상이하게 나타났다. 이 결과는 대출중개 플랫폼별로 고객의 리스크 차이를 고려한 맞춤형 전략이 필요함을 보여준다.

핵심주제어: 핀테크, 대출비교 플랫폼, 채무불이행 리스크, 생존분석

Abstract In recent years, there has been a significant growth in loan comparison services offered by fintech platforms in South Korea. However, it has been reported that loan comparison platform users tend to have a higher risk of default compared to non-users. This paper investigates the difference in platform-specific credit risk factors using survival analysis models - Kaplan-Meier curves and Accelerated Failure Time (AFT) model. Our findings show that, relative to non-users, users of loan comparison platforms are characterized by elevated default rates, a greater propensity for home ownership, lower credit scores, and shorter loan durations. Furthermore, our AFT models elucidate the variance in default risk among the various loan comparison service platforms, highlighting the imperative for customized strategies that address the unique risk profiles of customers on each platform.

Keywords: Fintech, Loan Comparison Platforms, Default Risk, Survival Analysis

* Corresponding Author: yjk15@dau.ac.k

+ 본 연구는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No.2022R1G1A1010457)

Manuscript received March 14, 2024 / revised April 09,

2024 / accepted April 11, 2024

1) 동아대학교 산학협력단, 제1저자

2) 동아대학교 경영정보학과, 교신저자

1. 서론

2019년 금융위원회는 혁신금융서비스 기업지정을 통해 핀다나 토스와 같은 핀테크 및 빅테크 업체들이 온라인 플랫폼을 통한 대출중개 서비스를 도입하는 것을 허용하였다. 코로나 19 이후 금융상품 판매와 관련한 대고객 접점이 점포 중심의 오프라인 채널에서 플랫폼 중심의 온라인 채널로 급격하게 전환되었고 2021년 금융소비자보호법의 시행 후 규제가 완화됨에 따라 대출중개 서비스는 빠르게 성장하였다. 현재는 대출중개 서비스뿐만 아니라 온라인 예금 중개 서비스까지 개시하며 금융상품의 중개가 활발히 일어나고 있다.

금융플랫폼은 ‘금융소비자와 금융소비자 간의 상호작용을 가능하게 하는 모델’과 ‘금융기관과 금융소비자 간의 상호작용을 가능하게 하는 모델’로 분류된다(Kim and Noh, 2019). 대출 중개 플랫폼이란 후자의 금융플랫폼 모델로 은행과 같은 기존 금융기관이 아닌 핀테크 및 빅테크 기업이 대출을 포함한 금융상품 중개 서비스를 제공하기 위해 개설한 플랫폼을 의미한다(Kim, 2022). 고객이 직접 은행에서 대출을 받거나 제3의 금융 중개 업체(대출모집법인)를 통해 대출을 받던 전통적인 서비스와는 달리 대출중개 플랫폼은 고객의 개인 신용 정보 및 소득 정보를 바탕으로 최적의 대출 상품을 추천하며 고객은 여러 플랫폼을 비교하고 자신에게 가장 적합한 대출을 받을 수 있게 되었다. 이러한 편의성으로 인해 지속적으로 대출중개 플랫폼 사용자가 증가하고 있다. 특히, 저축은행 개인 신용대출의 경우, 대출중개 플랫폼을 통한 판매 비중이 2020년 1월 1.5%에서 2021년 7월 22.2%로 크게 증가하였다(Sung, 2021). 이에 따라 제2 금융업권뿐만 아니라 제1 금융업권까지 대출중개 플랫폼과의 제휴를 통해 신규 고객을 확보하고 있다.

최근 급격한 금리 인상으로 인해 고객들의 이자부담은 증가하고 있으며, 이는 약속된 시간 내 대출금을 상환하지 못하는 채무불이행의 증가로 이어지고 있다. 이러한 상황에서 전통적인 대출 방식인 모집법인에서 대출을 받은 고객보

다 대출중개 플랫폼에서 대출을 받은 고객들은 더 낮은 이자율을 받고 있는 것에 비해 채무불이행 위험률은 더 높은 것으로 보고되었다. 이에 따라 대출 비교 서비스에 참여하는 금융기업들은 대출중개 플랫폼을 통해 유입된 고객의 특성을 이해하고 관리하는 새로운 접근법의 필요성이 부각되고 있다(Yun, 2020).

핀테크 서비스의 급격한 발전에 비해 핀테크 서비스 고객의 리스크에 관한 실증연구는 매우 부족한 실정이다. 새로운 핀테크 서비스의 위험 관리에 대한 이해는 금융기업만이 아니라 정부나 학계에서도 필요한 상황이다. 이에 본 연구는 A개피탈사의 데이터를 활용하여 생존분석을 수행한 후, 대출중개 플랫폼(제휴채널)별로 유입된 고객들의 채무불이행 위험도에 차이가 있는지 확인하고자 한다. 또한 제휴채널별 고객의 특성들이 채무불이행 발생 확률에 어떻게 영향을 미치는지 파악하고자 한다.

2. 선행연구

금융 서비스에서 고객의 특성이 주는 영향을 평가하는 연구들은 오래전부터 진행되어왔다(Antwi et al., 2012; Joo and Kwon, 2017; Kwon and Lee, 2018; Kim et al., 2023). 이러한 실증 연구는 주로 P2P대출 플랫폼을 대상으로 확장되어 활발히 진행되었다.

대출중개 플랫폼과 관련된 대부분의 연구들은 서비스 확대와 경영전략에 한해 진행되고 있는 실정이다(Kim, 2020; Yun, 2020; Lee, 2023). 대출중개 플랫폼 관련 실증 연구는 Jang and Kim(2022)의 연구가 유일하다. Jang and Kim(2022)은 2020년 1월부터 2021년 12월까지 약 2년간의 대출거래 내역에 로지스틱 회귀분석을 수행하여 제휴채널별 고객의 채무불이행 위험률에 차이가 있는지 분석하였고 이를 통해 제휴채널별로 고객의 채무불이행 위험률이 다르다는 것을 밝혔다. 이 연구는 유입 채널별로 상이한 채무불이행 위험도를 보였다는 점에서 의의가 있지만 대출 데이터가 가지는 시간적 특징을 고려하지 않았다.

고객의 채무불이행 발생 위험도에 시간적 특성을 고려해야한다는 점은 다양한 연구들을 통해 밝혀져왔다. Narin(1992)은 대출 유지 시간과 신용 불량으로 분류될 확률 사이에 관계가 있다고 언급하며 신용 불량으로 분류될 때까지 걸린 시간을 AFT 모형으로 모델링하고 모델에서 얻은 대출의 수명 추정치가 신용 등급 결정 과정을 개선할 수 있다는 것을 밝혔다. Gross and Souleles(2002)는 신용 카드 계정 데이터를 활용하여 채무불이행을 예측하는데 있어 여러 변수들의 상대적 중요성을 평가하였다. 이들은 채무불이행 경향이 시간에 따라 상당히 변화한다고 주장했다. Noh and Roh(2005)는 나이, 성별, 카드 정보, 거래 횟수 등의 정보들 중 통계적으로 유의한 변수만을 선택한 AFT 모형이 뛰어난 성능을 보여준다고 주장했다. Kitabo and Kim(2014)은 카플란-마이어 추정법과 Cox 모형을 활용하여 은행 대출 상환율에 영향을 미치는 요인을 식별하였고 상환 방식, 담보 유형 및 대출 목적이 대출 상환율과 유의미하게 관련이 있다는 사실을 밝혔다. Hassan et al.(2018)은 남부 루이지애나 신용조합 고객의 데이터를 AFT 모형과 Cox 모형에 적용하여 변수의 선택에 따른 여러 모형을 만들어 분석하였고 AFT 모형이 뛰어난 예측력을 가지고 있다는 결론을 내렸다. 또한 특정 대출자와 지역적 요소가 대출 기간에 중요한 역할을 한다는 점을 밝혔다. 다만 이러한 시간적 특성을 고려한 기존 연구들은 핀테크가 아닌 전통적인 금융 거래 데이터를 분석하였다.

본 연구는 국내 핀테크 관련 실증연구가 거의 전무한 상황에서의 실증분석 연구라는 점에서 의의를 가진다. 특히 핀테크 대출중개 플랫폼 사용 고객과 기존 대출모집법인 고객의 특성과 채무불이행 위험도의 차이를 분석하기 위해 시간적 특성을 고려하여 생존분석 기법을 사용했다는 점에서 기존 연구와 차별성을 갖는다.

3. 데이터 및 연구 방법

3.1 데이터 개요

본 연구는 2019년 1월부터 2023년 2월까지 국내 A캐피탈사의 제휴채널 대출 데이터를 사용하였다. 이는 모집법인 및 제휴채널을 통해 A캐피탈사로부터 대출을 받은 고객의 전수 데이터로써 인구 통계학적 특성, 대출 상품과 관련된 정보, 제휴채널 정보, 신용평가사가 수집한 고객의 신용정보를 포함하고 있다. 데이터는 531개의 변수를 포함하고 있으며 이 중 변수 중요도와 상관관계 및 모형 적합성을 고려하여 변수를 선정하였다. 분석을 위해 고객의 상태가 대손이거나 매각인 상태라면 사건(채무불이행)으로 정의하였고, 진행 혹은 완납인 경우는 중도절단(검열) 데이터로 처리하였다. 데이터에는 총 40개의 제휴채널이 존재한다. 제휴채널에는 토스, 카카오페이, 핀다 등 여러 핀테크 대출중개 플랫폼이 속해 있다. 이 중 고객이 많이 사용하는 4개의 제휴채널을 대표적인 제휴채널로 선정하였다. 나머지 제휴채널들은 거래 횟수가 너무 적기 때문에 기타 제휴채널로 그룹화하였다. 또한 기존 연구(Stepanova and Thomas, 2002)에 따르면 대출 상품 기간별로 고객의 채무불이행 위험률이 다르기 때문에 대출 상품의 기간이 60개월인 데이터만을 사용하였다.

3.2 연구 방법

본 연구에서는 개인 신용대출 고객의 채무불이행 위험도에 제휴채널이 미치는 영향 및 각 제휴채널별 고객들의 특성이 채무불이행 발생 확률에 미치는 영향을 밝히기 위해 생존분석(Survival analysis)을 수행하였다. 생존분석은 특정 사건(Event) 발생 여부와 생존 시간(Survival time)을 동시에 다루면서 사건 발생 확률과 사건발생에 영향을 미치는 요인을 살펴보는 통계 분석 기법이다. 생존분석에는 생존함수(Survival function)와 위험함수(Hazard function)라는 개념이 존재한다. 생존함수는 대상이 특정 시간 t 보다 더 오래 생존할 확률을 계산하는 함수이고 위험함수는 특정 시간 t 까지 사건이 발생하지 않다가 t 에 대상에 대한 사건이 발생할 확률이다. 본 연구에서는 생존분석을 수행하기 위해 고객의 채무불이행을 사건으로 설정하였고 대출 실행일

로부터 기간이 얼마나 지났는지를 나타내는 대출 진행기간을 생존시간으로 설정하였다.

본 연구는 분석을 위해 생존분석 기법 중 카플란-마이어 추정법(Kaplan-Meier Estimation), 로그 순위법(Log-Rank Test), AFT 모형(Accelerated Failure Time model)을 사용하였다.

카플란 마이어 추정법은 단변량 생존분석 기법 중 하나로 특정 집단의 생존율을 추정하는 대표적인 방법이다. 생존 시간을 크기순으로 배열하여 사건이 발생한 시점에서의 구간생존율(p_i)을 산출하고 최종적으로 누적생존율($S(t)$)을 계산하는 비모수적인 방법이다 n_i 는 시점 t_i 에 관찰되고 있던 생존자 수를 나타낸다. d_i 는 시점 t_i 에서 사건이 발생한 관찰 대상을 나타낸다. 중도 절단된 자료는 생존율 계산에 있어 n_i 를 감소시키는 역할을 한다.

$$p_i = 1 - \frac{d_i}{n_i} = \frac{n_i - d_i}{n_i} \quad (1)$$

$$S(t_i) = S(t_{i-1}) \times p_i = \prod_{j=i}^i (1 - \frac{d_j}{n_j}) \quad (2)$$

로그 순위법은 비교 대상간의 생존 함수 분포를 비교하고 유의한 차이가 있는지 알아보는 가설 검정 기법으로 집단에 대해 카플란-마이어 생존곡선을 그렸을 때 그 차이를 정량적으로 계산하고 이를 통해 유의성을 검증한다. $h_1(t)$ 와 $h_2(t)$ 는 각각 두 그룹의 위험함수를 시간 t 에 나타낸다.

$$\begin{aligned} H_0 : h_1(t) &= h_2(t) \\ H_1 : h_1(t) &\neq h_2(t) \end{aligned} \quad (3)$$

AFT 모형은 콕스 비례위험모형(Cox Proportional Hazard Model)과 함께 널리 사용되는 생존분석 기법이다. 설명 변수가 생존 시간을 ‘가속’ 또는 ‘감속’시킨다고 가정한다. 생존 시간에 대한 영향은 생존함수를 통해 생존율의 증가 혹은 감소로 해석될 수 있다.

AFT 모형은 아래의 식과 같이 표현된다. T_i

는 I번째 개체의 생존 시간, T_0 는 기저선 생존 시간, x_j 는 공변수의 벡터($j = 1, 2, \dots, q$), β 는 대응하는 공변수의 계수이며 ϵ 는 오차항이다 (Ok et al., 2022).

$$T_i = T_0 \exp(\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \dots + \beta_q x_q) \cdot \epsilon_i \quad (4)$$

개인 대출 데이터에서 고객의 상태는 크게 4가지(만기, 진행, 채무불이행, 조기상환)로 분류된다. 채무불이행 고객과 조기상환 고객의 특성은 다르기 때문에 연구의 목적과 사용하는 모델에 따라 사건과 중도절단의 정의가 달라진다 (Dirick et al., 2017). AFT 모형은 채무불이행까지의 시간을 모델링하기 때문에 채무불이행 여부만 판단한다. 따라서 중도절단된 사례는 데이터의 마지막 관찰 시점까지 채무불이행을 하지 않은 데이터에 해당하며 조기상환 고객의 경우도 이에 해당한다.

본 연구는 카플란-마이어 추정법 및 로그 순위법을 활용하여 제휴채널별로 채무불이행 위험도에 차이가 있는지 확인하고 전체 데이터를 포함한 AFT 모형을 통해 제휴채널별로 고객의 채무불이행 위험도에 차이가 있는지 확인한 후 제휴채널별로 모형을 만들어 고객의 특성이 각 제휴채널에 어떻게 영향을 주는지 확인하였다.

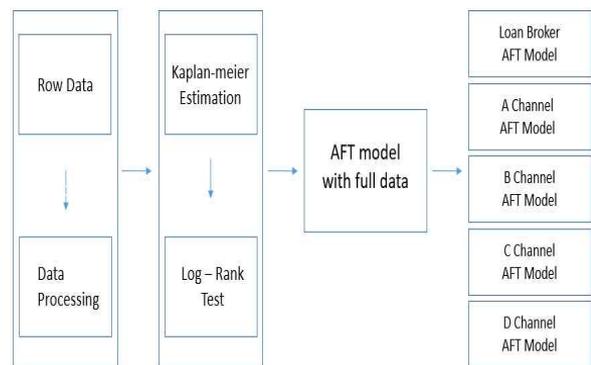


Fig. 1 Research Process

4. 연구 결과

4.1 데이터 기술 통계

Table 1은 제휴채널별 고객의 특성을 나타낸다. 거래건수는 모집법인에서 41,456건, A채널에서 6,670건, B채널에서 5,967건, C채널에서 3,980건, D채널에서 3,645건, 기타 채널은 3,356건으로 모집법인의 비율이 63.51%로 가장 높았다. 대출 가입 고객의 연령은 10년을 기준으로 구간을 나누었는데 이는 연령대별 채무불이행 비율을 참고하였다. 모든 제휴채널에서 20대와 50대보다 30대와 40대의 비율이 높은 것으로 나타났다. 모집법인에서 20대의 비율은 23.88%, 50대 이상의 비율은 22.46%로 모두 20% 이상으로 나타났다지만 다른 제휴채널들에서는 20대의 비율이 10%에 가까운 것으로 나타났고 50대 이상의 비율 또한 15% 정도로 나타나며 모집법인에 비해 20대와 50대의 비율이 낮은 것을 확인할 수 있었다.

대출자는 개인사업자와 개인사업자가 아닌 일반 대출자로 나뉜다. 모집법인에서 일반대출자의 비율은 87.75%, 개인사업자의 비율은 12.25%로 나타났다. 제휴채널의 경우 개인사업자의 비율이 모집법인에 비해 낮았는데, 그 중 A채널은 3.43%, D채널은 1.51%로 두 제휴채널의 개인사업자 비율이 굉장히 낮은 것으로 나타났다.

신용등급은 코리아크레딧뷰로(KCB)의 신용등급정보를 사용하였다. 신용등급별 고객수의 편차가 커서 등급의 순서대로 상위(1~3등급), 중위(4~6등급), 하위(7~10등급)로 나누었다. 모집법인에서 상위 신용등급을 가진 고객의 비율은 5.21%로 나타났다. A채널은 3.66%, B채널은 2.08%, C채널은 3.22%, D채널은 8.83%, 기타채널은 3.35%로 나타났다. 대부분의 제휴채널들

Table 1 Descriptive Statistics

	Loan Broker	A	B	C	D	Others	
Discrete variables		Counts(Ratio)					
Transaction	41,456(63.51)	6,670(10.22)	5,967(9.14)	3,980(6.10)	3,645(5.58)	3,356(5.45)	
Number of default	4,550(10.98)	895(13.42)	687(11.51)	586(14.72)	300(8.23)	401(11.28)	
Age	20-29	9,899(23.88)	932(13.97)	618(10.36)	486(12.21)	382(10.48)	402(11.30)
	30-39	11,885(28.67)	2,636(39.52)	2,345(39.3)	1,551(38.97)	1,553(42.61)	1,197(33.66)
	40-49	10,359(24.99)	2,135(32.01)	1,972(33.05)	1,294(32.51)	1,190(32.65)	1,228(34.53)
	>=50	9,313(22.46)	967(14.5)	1,032(17.3)	649(16.31)	520(14.27)	729(20.5)
Gender	Male	27,608(66.6)	4,625(69.34)	4,163(69.77)	2,852(71.66)	2,535(69.55)	2,380(66.93)
	Female	13,848(33.4)	2,045(30.66)	1,804(30.23)	1,128(28.34)	1,110(30.45)	1,176(33.07)
Borrower type	Personal	36,377(87.75)	6,441(96.57)	5,352(89.69)	3,681(92.49)	3,590(98.49)	2,673(75.17)
	Sole Proprietor	5,079(12.25)	229(3.43)	615(10.31)	299(7.51)	55(1.51)	883(24.83)
Real Estate ownership	Not Own	35,416(85.43)	5,012(75.14)	4,587(76.87)	3,007(75.55)	2,732(74.95)	2,836(79.75)
	Own	6,040(14.57)	1,658(24.86)	1,380(23.12)	973(24.45)	913(25.05)	720(20.25)
Credit score	1~3	2,158(5.21)	244(3.66)	124(2.08)	128(3.22)	322(8.83)	119(3.35)
	4~6	24,434(58.94)	3,283(49.22)	3,050(51.11)	1,966(49.4)	2,111(57.91)	1,993(56.05)
	7~10	14,864(35.85)	3,143(47.12)	2,793(46.81)	1,886(47.39)	1,212(33.25)	1,444(40.61)
Net asset value	Upper	8,186(19.75)	2,205(33.06)	2,084(34.93)	1,273(31.98)	1,396(38.3)	1,024(28.8)
	Middle	15,224(37.72)	2,377(35.64)	2,225(37.29)	1,453(36.51)	1,283(35.2)	1,316(37.01)
	Lower	18,046(43.53)	2,088(31.3)	1,658(27.79)	1,254(31.51)	966(26.5)	1,216(34.2)
Continuous Variables		Median(Average)					
Loan amount (Unit: 1,000)	15,000 (18,919.64)	15,000 (18031.44)	15,000 (17,706.15)	15,000 (17,608.6)	13,000 (16718.91)	15,000 (17200.66)	
Loan interest rate (Unit : %)	17.4(16.63)	14.4(14.51)	13.9(13.78)	15.9(15.37)	12.2(12.36)	15.9(15.91)	
Number of new lenders last one1 year	2(2.09)	3(2.87)	3(2.83)	3(2.97)	2(2.51)	2(2.32)	
Number of days since initial loan opening date	392(612.98)	511(725.09)	575(779.23)	492(710.62)	453(668.35)	452(668.35)	
Number of saving bank loans / Total number of loans	0.33(0.39)	0.5(0.44)	0.4(0.42)	0.4(0.43)	0.33(0.36)	0.33(0.34)	
Total loan amounts / Total committed amounts	0.84(0.75)	0.84(0.8)	0.84(0.8)	0.84(0.79)	0.84(0.79)	0.82(0.77)	
Default period in days (Median)(Avg)	410(466.45)	332(390.47)	388(430.3)	333(392.83)	321(362.1)	389(454.17)	

은 모집법인에 비해 상위 신용등급 고객의 비율이 낮았지만 D채널의 경우는 모집법인보다 조금 더 높은 비율을 가지는 것으로 나타났다. 하위 신용등급 고객의 경우도 이와 비슷한 양상을 보였다. 모집법인은 하위 신용등급 고객의 비율이 35.85%이고 D채널을 제외한 다른 제휴채널들은 이보다 비율이 높았지만 D채널은 33.25%로 모집법인보다 하위 신용등급 고객의 비율이 낮았다. 채무불이행 비율의 경우 모집법인은 10.98%로 D채널(8.23%)을 제외한 모든 제휴채널보다 낮은 비율을 보였다. C채널의 경우 14.72%로 가장 높은 채무불이행 비율을 보였다.

고객의 부도 위험도를 반영하는 대출금리의 경우 모집법인의 중앙값이 17.4%로 가장 높았고 C채널과 기타 채널이 15.9%, A채널이 14.4%, B채널이 13.9%, D채널이 12.2%로 나타났다.

대출 실행일로부터 기간이 얼마나 지났는지를 나타내는 대출진행기간의 경우 모집법인은 중앙값이 410일로 나타났고 A채널은 332일, C채널은 333일, D채널은 321일로 모집법인보다 80일에서 100일 정도 짧았다. B채널은 388일, 기타 채널은 389일로 모집법인보다는 짧지만 A, C, D채널보다는 긴 것으로 나타났다.

일반적으로 채무불이행은 1년 전후로 발생하기 때문에 대출진행기간의 중앙값인 385일을 기준으로 모집법인 및 제휴채널 고객들의 채무불이행 비율을 살펴보았다. Table 2는 각각 제휴채널별 고객의 채무불이행 비율, 채무불이행 고객 중 대출진행기간 중앙값(385일)전에 채무불이행이 발생한 고객 비율을 나타낸다. 제휴채널 중 D채널 고객의 채무불이행 비율은 8%로 모집법인(11%)보다 낮은 것으로 나타났다. 나머지 제휴채널들은 모집법인보다 채무불이행 비율이 높았다. 채무불이행 고객 중 385일 전에 채무불이행한 고객을 확인한 결과 위의 결과와는 다르게 D채널의 채무불이행 고객 비율이 73%로 가장 높게 나타났다. 이러한 결과는 고객의 리스크 관리에 있어 시간을 고려해야 한다는 사실을 나타낸다.

Table 2 Default rates by channel

	Loan Broker	A	B	C	D	Others
Probability of default	0.11	0.13	0.12	0.15	0.08	0.11
Probability of default within 385 days for those who defaulted	0.39	0.5	0.58	0.44	0.73	0.39

4.2 생존 곡선 비교 및 유의성 검정

카플란-마이어 생존곡선을 활용하여 모집법인 및 제휴채널 고객의 생존율을 비교하였다. Fig.2는 제휴채널별 생존곡선을 나타낸다. 관찰 시점으로부터 385일 후의 누적생존율을 확인한 결과는 다음과 같다. 모집법인 고객의 생존율은 95%로 나타났고, A, B, C, D 채널들은 각각 89.9%, 91.2%, 90.1%, 92.4%로 나타났다. 전체 기간에 대해 생존곡선을 확인한 결과 시간의 흐름에 따라 누적생존율이 감소하는 과정에서 생존 곡선의 교차가 발생하는 모습을 보였는데 이는 전체 관찰 시점을 기준으로 생존율의 차이가 유의하지 않을 가능성을 나타낸다.

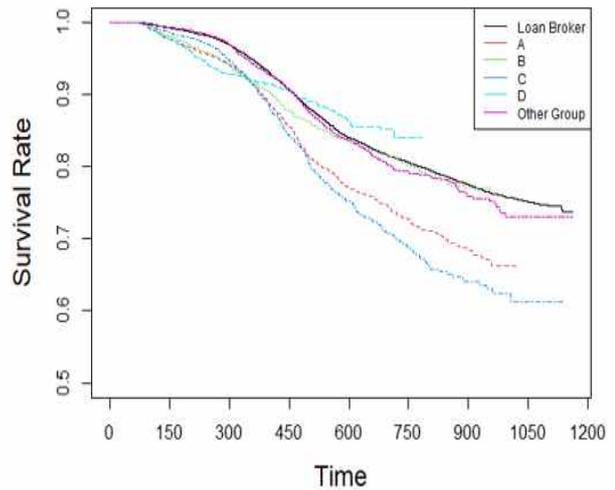


Fig. 2 Kaplan-meier curves by channel

제휴채널별 생존곡선의 차이가 유의한지 확인하기 위해 로그 순위법을 적용하였다. Table 3

는 로그 순위법 결과를 나타낸다. 모집법인과 제휴채널들의 생존곡선간 차이의 통계적 유의성을 살펴보면 다음과 같다. A채널, B채널, C채널은 모집법인과 비교했을 때 생존곡선에 통계적으로 유의한 차이가 있다고 나타났다. D채널과 기타채널은 모집법인과 비교했을 때 생존곡선에 통계적으로 유의한 차이가 없었다.

Table 3 Log-rank tests

Affiliate Channels	Loan Broker	A	B	C	D
A	<0.0001	-	-	-	-
B	0.0019	<0.0001	-	-	-
C	<0.001	0.1233	<0.0001	-	-
D	0.5753	<0.0001	0.0619	<0.0001	-
Etc	0.6881	<0.0001	0.0228	<0.0001	0.6304

카플란-마이어 생존 곡선을 통해 시간의 흐름에 따라 제휴채널별 고객의 생존율이 바뀐다는 것을 확인하였다. 이러한 결과는 시간의 흐름에 따라 생존율이 일정해야 한다는 비례위험가정을 만족하지 않을 가능성이 있음을 시사한다.

전체 데이터에서 제휴채널 별 고객의 리스크를 비교하기 위해서는 고객이 어느 제휴채널을 통해 대출을 받았는지에 대한 정보가 포함되어야 하는데 비례위험가정을 만족하지 못하면 생존분석 기법 중 하나인 Cox 모델을 적용할 수 없기 때문에 스코펠드 잔차(Schoenfeld residuals)에 근거한 비례성 검정을 실시하였다.

스코펠드 잔차는 사건 발생 시점에서 관측된 공변량 값과 그 시점까지의 위험 집단에서 관측된 공변량 값의 평균과의 차이를 나타낸다. 변수가 비례위험가정을 만족한다면 잔차는 시간에 따라 무작위로 분포해야한다. 즉, 특정한 패턴이나 경향을 보이지 않아야 한다. p 값이 0.05 이하이면 잔차는 무작위로 분포하지 않고 비례위험가정을 위반한다고 해석된다. Table 4는 제휴채널 정보에 대한 스코펠드 잔차 검정 결과를 나타낸다. p 값이 0에 가깝기 때문에 비례위험가정을 위반한다는 것이 통계적으로 유의하다고 볼 수 있다. Fig. 3는 제휴채널별 잔차 분포를 나타낸다. 잔차가 특정한 패턴을 보이기 때문에

비례위험가정을 위반한다. 이러한 이유로 본 연구에서는 AFT 모형을 사용하였다.

Table 4 Schoenfeld residual test results

	A	B	C	D	Etc	전체
p value	0.026	<0.01	0.03	<0.01	0.06	<0.01

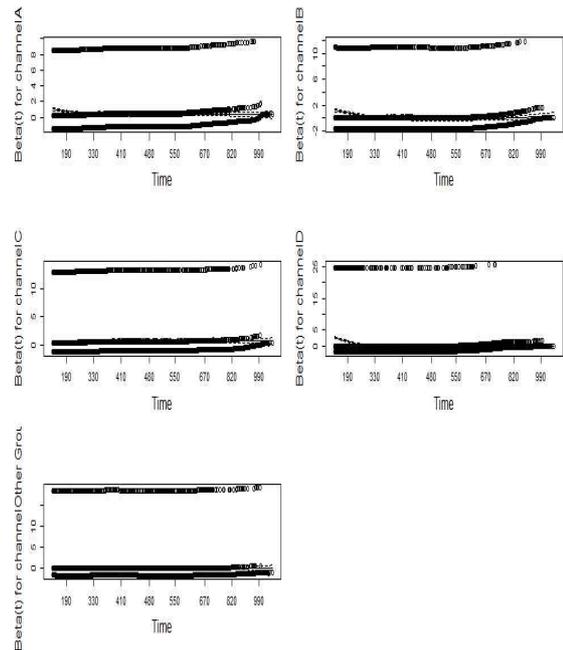


Fig. 3 Schoenfeld residual plots by channel

4.3 AFT 모형의 가정

AFT 모형은 생존시간에 대해 모수적 분포를 가정하는데 일반적으로 와이불(Weibull)분포, 지수(Exponential)분포, 로그-정규(Log-Normal)분포, 로그-로지스틱(Log-Logistic)분포 중 하나를 기저분포로 가정한다. 적합한 분포는 생존시간에 대한 그래프를 그려 확인하거나 각 분포별 모형의 AIC(Akaike Information Criterion)값과 BIC(Bayes Information Criterion)값의 비교를 통해 평가한다. Table 5는 각각의 분포를 적용한 모형의 AIC, BIC 값을 나타낸다. 로그-정규 분포를 사용하였을 때 가장 좋은 지표를 보이고 있어 이를 모형에 적용하였다.

Fig. 4는 각각의 분포를 적용한 모형의 생존

함수적합도를 나타낸다. 그래프 또한 로그-정규 분포에서 가장 적합한 것으로 확인하였다.

Table 5 Evaluation metrics for AFT models

Distribution	AIC	BIC
Weibull	131770.5	131934
Exponential	134933.6	135088.1
Log-Logistic	131475.4	131639
Log-Normal	131041.6	131305.2

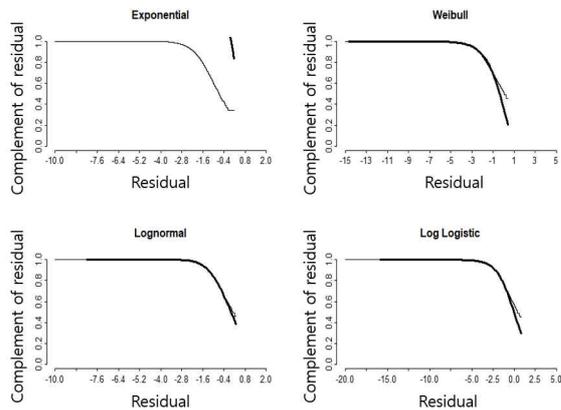


Fig. 4 Survival function distribution fits

AFT 모형의 적합도를 판단하기 위해 콕스-스넬의 잔차(Cox-Snell Residual)를 확인하였다 (Shin and Kim, 2023). 잔차의 누적 위험함수를 그려 기울기가 1인 그래프를 크게 벗어나지 않는다면 모형이 적합한 것으로 판단된다(Fig. 5 참조).

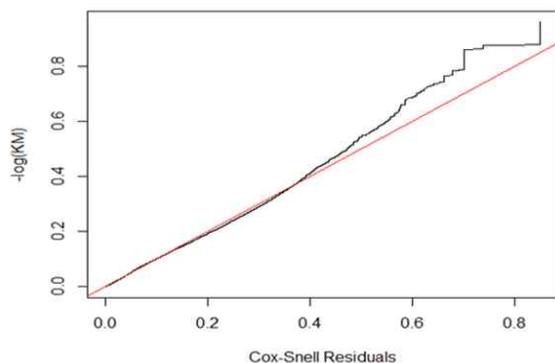


Fig. 5 Cox-snell residual plot

4.4 전체 데이터를 사용한 AFT 모형 결과

Table 6은 채무불이행 발생 시기를 종속변수로 두고 나이, 고객 유형, 제휴채널, 부동산 소유 여부, 은행업권 제외 최초대출 개설일자로부터 경과일수, 순자산평가지수, 1년 내 신규 개설대출기관수, 대출기관 중 저축은행업권 비중, 총약정금액 대비 총대출금액 비율을 독립변수로 설정한 후 전체 데이터에 대해 로그-정규 AFT 모형으로 추정한 결과를 나타낸다. 추정계수의 값이 양인 경우는 종속변수로 설정한 채무불이행 발생 시기를 늘린다는 의미이고 이는 채무불이행 발생 확률을 높인다고 해석된다. 음의 경우는 그 반대의 의미를 지닌다. 로그-정규 AFT 모형의 추정계수를 해석할 때, 범주형 변수는 오즈비($\text{Exp}(\beta)$) 형태로 변환하여 하위 그룹 간 예상 생존시간의 추정 비율을 얻을 수 있고 수치형 변수의 경우 변수 단위당 $100(\text{Exp}(\beta)-1)$ 변환을 적용하면 예상 생존 시간의 백분을 변화를 나타낼 수 있다.(Paul D, 2010; Leemeshow & Hosmer, 2011)

20대는 30대, 40대, 50대에 비해 채무불이행 발생 시기가 느린 것으로 나타났다. 이는 고객의 연령이 20대보다 높으면 채무불이행 발생 확률이 높다는 것을 나타낸다. 채무불이행 발생 시기가 빠른 순서는 40대, 30대, 50대, 20대 순으로 나타났다. 고객 유형의 경우 일반대출자 기준 개인사업자의 생존 시간 비율이 1.235로 나타났다. 이는 개인사업자가 일반대출자에 비해 채무불이행 발생 시기가 23.5%더 느리다는 것을 의미하고 채무불이행 발생 확률이 낮다는 것을 의미한다. 부동산 소유 여부의 경우 미소유 고객 기준 소유 고객의 생존 시간 비율이 1.435로 나타났다. 이는 부동산을 소유한 고객은 미소유 고객에 비해 채무불이행 발생 시기가 더 느리고 채무불이행 확률이 더 낮다는 것을 의미한다. 순자산평가지수의 경우 상위 고객을 기준으로 중위, 하위 고객과 비교하였다. 상위 고객 대비 중위, 하위 고객의 생존시간 비율은 0.854, 0.759로 나타났다. 순자산평가지수가 낮아질수록 채무불이행 확률은 높아지는 것으로 나타났다. 은행업권 제외 최초대출 개설일자로부터 경과일

수의 경우 경과일수가 높을수록 채무불이행 발생 확률이 낮아지는 것으로 나타났다. 또한 1년 내 신규개설 대출기관수가 많은 고객일수록 채무불이행 발생 확률이 높은 것으로 나타났다. 저축은행업권에서 대출을 많이 받은 고객일수록 채무불이행 발생 확률이 높은 것으로 나타났고, 총약정금액 대비 총대출금액의 비율이 높아질수록 채무불이행 발생 확률이 높아지는 것으로 나타났다.

제휴채널 변수의 경우 모집법인 고객들을 기준으로 제휴채널 고객들의 채무불이행 발생 시기와 비교하였다. A채널과 C채널의 경우 모집법인에 비해 채무불이행 발생 시기가 14.3% 더 빠른 것으로 나타났다. B채널의 경우 모집법인에 비해 채무불이행 발생 시기가 5.2% 더 빠른 것으로 나타났다. 기타 채널은 채무불이행 발생 시기가 2.2% 더 빠른 것으로 나타났지만 통계적으로 유의하지 않았다. 이는 각 제휴채널들은 고객의 채무불이행 발생 확률에 주는 영향의 정도가 서로 다르다는 것을 나타낸다.

4.5 제휴채널별 AFT 모형 결과

위 모형에서는 전체 데이터에 대해 고객의 특성 중 하나로 제휴채널 정보를 하나의 설명변수로 사용하여 고객의 채무불이행 발생 확률에 어떤 영향을 미치는 살펴보았다. 제휴채널의 특성에 대한 선행연구(Jang and Kim, 2022)는 모집법인과 제휴채널을 비교하여 제휴채널 정보가 고객의 채무불이행에 영향을 주는 요인으로 유의한지 확인하였지만 하위 그룹으로 나누어 각 제휴채널별로 고객의 특성이 어떻게 작용하는가에 대한 설명은 하지 않았다. 따라서 추가적인 분석을 위해 제휴채널별로 표본을 구성하여 고객의 특성을 분석하였다. 단 전체모형에서 통계적으로 유의하지 않았던 기타 제휴채널 그룹은 분석에서 제외하였다.

Table 7은 제휴채널 별 AFT 모형의 결과를 나타낸다. 모집법인에서는 모형에 사용된 모든 변수가 채무불이행과 통계적으로 유의하다. 30대, 40대, 50대 이상의 고객은 20대 고객에 비해 채무불이행 발생 확률이 높다. 개인사업자의 경

Table 6 AFT model

Variable	β	exp(β)	
Age	20 - 29	-	-
	30 - 39	-0.420	0.657***
	40 - 49	-0.434	0.648***
	50 - 59	-0.156	0.856***
Borrower Type	Personal	-	-
	Sole Proprietor	0.211	1.235***
Affiliate Channels	Loan Broker	-	-
	A	-0.164	0.849***
	B	-0.060	0.942***
	C	-0.160	0.852***
	D	-0.109	0.897**
Real Estate Ownership	Not Own	-	-
	Own	0.361	1.435***
Net Asset Value	Upper	-	-
	Middle	-0.158	0.854***
	Lower	-0.276	0.759***
Number of Days Since Initial Loan Opening Date (log)	0.038	1.039***	
Number of new lenders last one1 year	-0.109	0.897***	
Total Loan Amounts / Total Committed Amounts	-0.323	0.724***	
Total Loan Amounts / Total Committed Amounts	-0.344	0.709***	

*p<0.05, **p<0.01, ***p<0.001

우 일반대출자보다 채무불이행 발생 확률이 낮다. 부동산을 소유한 고객은 부동산 미소유 고객에 비해 채무불이행 발생 확률이 낮고 순자산 평가지수 상위고객에서 하위 고객으로 갈수록 채무불이행 발생 확률이 높다. 은행업권 제외 최초대출 개설일자로부터 경과일수가 높을수록 채무불이행 발생 확률을 낮추고 1년 내 신규 대출기관수, 대출기관 중 저축은행업권 비율, 총약정금액 대비 총대출금액은 높을수록 채무불이행 발생 확률을 높이는 요인으로 나타났다.

A채널 고객의 경우 연령이 올라갈수록 채무불이행 확률이 떨어지는 경향을 보였다. 50대 이상의 고객의 경우 통계적 유의성이 없었다. 나머지 변수들은 모집법인과 같은 방향으로 채

Table 7 AFT models by channel

Variables		Loan Broker	A	B	C	D
		exp(β)				
Age	20 - 29	-	-	-	-	-
	30 - 39	0.68***	0.69***	0.65***	0.69***	0.42***
	40 - 49	0.64***	0.73***	0.62***	0.70***	0.54***
	> 50	0.83***	1.14	1.02	0.89	0.88
Type	Personal borrower	-	-	-	-	-
	Sole proprietor	1.22***	1.47*	1.29***	1.34*	1.06
Real Estate Ownership	Not own	-	-	-	-	-
	Own	1.34***	1.63***	1.54***	1.48***	1.69***
Net Asset Value	Upper	-	-	-	-	-
	Middle	0.89***	0.83***	0.88	0.78***	0.78**
	Lower	0.81***	0.74***	0.65***	0.69***	0.67***
Number of days since initial loan opening date (log)		1.04***	1.03	1.08**	1.03	1.01 *
Number of new lenders last one year		0.89***	0.90***	0.95**	0.91***	0.90***
Total loan amounts / Total committed amounts		0.76***	0.65***	0.57***	0.70***	0.53***
Total loan amounts / Total committed amounts		0.72***	0.68*	0.52***	0.69*	1.02

*p<0.05, **p<0.01, ***p<0.001

무불이행 발생 확률에 영향을 주는 것으로 나타났다. B채널 고객의 경우 A채널 고객과 같이 30대, 40대 고객이 20대 고객에 비해 채무불이행 발생 확률이 높은 것으로 나타났다. 또한 순자산평가지수가 하위인 고객만이 상위 고객과 비교했을 때 채무불이행 확률이 낮았다. 나머지 변수들은 모집법인과 같은 방향으로 채무불이행 발생 확률에 영향을 주며 이는 통계적으로 유의한 것으로 나타났다. C채널에서 대출을 받은 고객은 모집법인에서 대출을 받은 고객과 큰 차이가 없는 것으로 나타났다. D채널 고객은 모집법인 고객 모형과 비교하였을 때 통계적 유의성이 없는 변수가 타 제휴채널에 비해 많았다. 은행업권 제외 최초대출 개설일자로부터 경과일수, 고객 유형, 총약정금액 대비 총대출금액 변수가 통계적으로 유의하지 않았다.

5. 결론

본 연구는 신용대출 데이터에서 제휴채널별로 유입된 고객의 리스크에 차이가 있는지 파악하

고 각 제휴채널별로 고객의 특성들이 채무불이행 발생 확률에 미치는 영향을 분석하였다. 실증분석결과를 요약하면 다음과 같다.

모집법인 및 제휴채널 고객들의 채무불이행 위험률을 카플란-마이어 생존 곡선을 이용하여 확인한 결과 제휴채널별로 위험률이 다른 것으로 나타났다. 제휴채널들의 생존율은 385일 기준 A채널, C채널, B채널, D채널 순으로 높은 것으로 나타났다. 또한 제휴채널들의 생존율은 모집법인보다 모두 낮은 것으로 나타났다. AFT 모형에서는 A채널, C채널, D채널, B채널 순으로 채무불이행 발생 확률이 높은 것으로 나타났다. 제휴채널 고객이 모집법인 고객에 비해 채무불이행 위험률이 높다는 결과는 단변량 및 다변량 분석에서 모두 유의하게 나타났다. 이는 모집법인에 비해 제휴채널로 유입되는 고객의 리스크가 더 높은 것을 보여준다.

전체 데이터 및 제휴채널별 AFT 모형의 결과는 다음과 같다. 모집법인 및 모든 제휴채널에서 30대와 40대는 20대에 비해 채무불이행 발생 확률이 높은 것으로 나타났다. 50대는 모집법인을 제외한 나머지 제휴채널들에서는 통계적으로 유의하지 않았다. 30대와 40대의 생존 시

간 비율은 전체 결과와 비교하였을 때 제휴채널별로 다른 것으로 나타났다. 모집법인과 B채널은 30대보다 40대의 채무불이행 발생 확률이 더 높다고 나타났고 A채널, C채널, D채널은 40대보다 30대의 채무불이행 발생 확률이 더 높다고 나타났다. 이는 Park and Nam(2017)의 결과와 유사하다. 모집법인 및 제휴채널들의 연령 비율 차이가 크지 않다는 것은 제휴채널별로 연령이 채무불이행 발생 확률에 주는 영향의 정도가 다르다는 것을 보여준다.

모든 모형에서 개인사업자의 채무불이행 확률이 일반대출자보다 낮은 것으로 나타났다. 이는 기존 Jang and Kim(2022)의 연구 결과와 일치한다. D채널에서는 개인사업자와 일반대출자간 채무불이행 확률의 차이가 모형에서 통계적으로 유의하지 않았다.

고객의 부동산 소유 여부 및 순자산평가지수는 모든 모형에서 같은 방향으로 채무불이행 발생 확률에 영향을 주는 것으로 나타났다. 부동산 소유 여부는 부동산을 소유한 고객이 미소유한 고객보다 채무불이행 발생 확률이 낮은 것으로 나타났고 이는 Hassan et al(2018)의 연구와 일치한다. 순자산평가지수는 상위인 고객에 비해 하위 고객으로 갈수록 채무불이행 발생 확률이 높았다. 부동산 소유 여부와 순자산평가지수는 채무불이행 발생 확률을 판별하는 주요 변수로 고객의 자산의 규모가 클수록 채무불이행 발생 확률이 낮았다.

고객의 총 대출기관 중 저축은행업권 비율이 높을수록 모든 모형에서 채무불이행 발생 확률이 높아지는 것으로 나타났다. 이는 제 2금융권으로부터 많은 대출을 보유한 고객의 리스크가 크다는 기존의 연구결과(Ham et al., 2010)와 일관된다. 총약정금액 대비 총대출금액 비율은 전체 결과에서 채무불이행 발생 확률을 높이는 요인으로 나타났고 제휴채널별 결과에서도 D채널을 제외하고 통계적으로 유의한 것으로 나타났다. D채널 고객 모형에서는 총약정금액 대비 총대출금액 비율 변수는 통계적 유의성이 없었다.

실무적인 관점에서 본 연구의 결과는 기존 금융기업의 마케팅 및 리스크 관리 프로세스에서 고객의 유입 제휴채널별로 채무불이행 발생 시

기 및 발생 확률을 고려하여야 한다는 점을 보여준다. 제휴채널별로 채무불이행 발생 확률에 영향을 미치는 변수와 영향이 다르기 때문에 금융기업의 대출 심사 프로세스에서 리스크 레벨에 따른 이자율 산정과 대출 진행 여부 판단을 위한 결정에 제휴채널별 정보가 활용될 수 있음을 보여준다. 또한 대손충당금 계산 등의 금융기관 리스크 관리 프로그램의 운용에도 제휴채널 정보의 활용 가능성을 제시하고 있다.

학문적인 관점에서 본 연구는 대출중개 플랫폼이라는 신종 핀테크 산업이 기존 금융업계에 미치는 영향을 정량적으로 분석하여 실증적으로 보여준 연구이다. 또한 채무불이행 시점을 고려하여 분석하였다는 점과 제휴채널별 고객의 특성에 대한 결과를 도출했다는 점에서 기존의 연구와 차별성을 가진다. 관련된 선행연구가 매우 부족한 상황에서 본 연구의 결과는 금융기업과 핀테크의 금융 정책과 리스크 관리를 위한 기초 데이터로 유용하게 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

대출 중개 서비스는 개시된 기간이 짧고 계속해서 성장하고 있으며 플랫폼별로 특성 또한 다르기 때문에 기존 금융기관에 리스크 관리를 위해 지속적인 연구가 필수적이다. 다만 본 연구에서는 대출비교 서비스 고객이 왜 특정 플랫폼을 사용하는지에 대한 이유나 설명을 제시하지 못하였다는 한계점이 있다. 따라서 이러한 요소를 고려한 후속 연구를 추후에 진행하고자 한다.

References

- Allison, P. D. (2010). *Survival Analysis Using SAS: A Practical Guide*, Sas Institute.
- Antwi, S., Mills, A. E. F. E., Mills, A. G. and Zhao, X. (2012). Risk Factors of Loan Default Payment in Ghana: A Case Study of Akuapem Rural Bank. *International Journal of Academic Research in Accounting, Finance and Management Sciences*, 2(4), 376-386.

- Banasik, J., Crook, J. N. and Thomas, L. C. (1999). Not If but When Will Borrowers Default. *Journal of the Operational Research Society*, 50(12), 1185-1190.
- Cao, R., Vilar, J. M. and Devia, A. (2009). Modelling Consumer Credit Risk via Survival Analysis. *SORT: statistics and operations research transactions*, 33(1), 0003-30.
- Cox, D. R. (1972). Regression Models and Life Tables. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 34(2), 187-202
- Dirick, L., Claeskens, G. and Baesens, B. (2017). Time to Default in Credit Scoring Using Survival Analysis: A Benchmark Study. *Journal of the Operational Research Society*, 68, 652-665.
- Gross, D. B. and Souleles, N. S. (2002). An Empirical Analysis of Personal Bankruptcy and Delinquency. *The Review of Financial Studies*, 15(1), 319-347.
- Ham, J. H., Kim, J. I. and Lee, Y. S. (2010). Risk Analysis of Household Debt in Korea: Using Micro CB Data. *KDI Journal of Economic Policy*, 32(4), 1-34.
- Hassan, M. K., Brodmann, J., Rayfield, B. and Huda, M. (2018). Modeling Credit Risk in Credit Unions Using Survival Analysis. *International Journal of Bank Marketing*, 36(3), 482-495.
- Jang, C. W. and Kim, Y. K. (2022). Analyzing Users of Loan Comparison Platforms in South Korea. *Korean Computers and Accounting Review*, 20(3), 93-110.
- Joo, Y. J. and Kwon, H. G. (2017). The Effect of Bank's Service Quality on Customer Satisfacton, Relationship Intention and Cross-Buying Intention. *Journal of Korea Society of Industrial Information Systems*, 22(3), 95-107
- Jung, J. H. (2021). Challenges and Prospects of Financial Platform Regulation. *Business finance law*, 108(0), 70-81.
- Kang, S. W. and Kim, K. H. (2018). Accelerated Failure Time Models for Right Censored Failure Time Data. *Journal of the Korean Data And Information Science Society*, 29(6), 1365-1379.
- Kaplan, E. L. and P. Meier (1958), Non-parametric Estimation from Incomplete Observations. *Journal of the American Statistical Association*, 53(282), 457-481.
- Kim, H. S. (2020). Financial Platform and Competitive Factors in the Open Banking. *Journal of New Industry and Business*, 38(2), 159-186
- Kim, J. B. and Noh, H. G. (2019). A Review and Implications of the Interim Note on "Toward Function-based, Cross-sectoral Financial Regulations" by Japan Financial Services Agency. *KIF Other Report*, 2019 (4), 1-142.
- Kim, J. S. (2022). Case Studies on the Use and Response of Online Loan Comparison Platforms by Major Overseas Banks. *KB Financial Group*, 1.
- Kim, M. G., Kim, S. H. and Ryu, M. H. (2023). User's preferences on Bank Channels. *Journal of Korea Society of Industrial Information Systems*, 28(5), 55-66
- Kim, Y. S. and Lee, Y. M. (2020). Survival Analysis of Korean Home Pension : A Focus on Detailed Consumer Characteristics. *Journal of KREAA*, 26(4), 41-69.
- Kitabo, C. A. and Kim, J. T. (2014). Survival Analysis of Bank Loan Repayment Rate for Customers of Hawassa Commercial Bank of Ethiopia. *Journal of the Korean Data and*

- Information Science Society*, 25(6), 1591-1598.
- Kwon, H. G. and Lee, M. B. (2018). A Study of Factors Influencing on the Intention to Use Internet Primary Bank. *Journal of Korea Society of Industrial Information Systems*, 23(1), 97-108.
- Lawless, J. F. (1982). *Statistical Models and Methods for Lifetime Data*, New York, Wiley.
- Lee, C. J. (2023). Study on the Regulation of Financial Product Brokerage by Online Financial Platforms. *The Law Research Institute of Hongik University*, 24(1), 569-597.
- Lee, D. G. (2019). Analysis and Implications of the Revenue Structure of Domestic Banks in South Korea. *Weekly Financial Brief*, 28(6), 8-9.
- Lemeshow, S., May, S. and Hosmer Jr, D. W. (2011). *Applied Survival Analysis: Regression Modeling of Time-to-event Data*, New York, John Wiley & Sons.
- Narain, B. (1992). Survival Analysis and the Credit Granting Decision. In: Thomas, L. C., Crook, J. N. and Edelman, D. B. (Eds.), *Credit Scoring and Credit Control*, Oxford University Press, 109 - 122.
- Noh, H. J., Roh, T. H. and Han, I. (2005). Prognostic Personal Credit Risk Model Considering Censored Information. *Expert Systems with Applications*, 28(4), 753-762.
- Ok, H. M., Cho, M. S. and Chun, B. G. (2022). Analysis of Success Determinants of Movie Screening Market: Case of Seoul. *Journal of Social Science*, 48(3), 33-49.
- Palli, S. R., Kamble, P. S., Chen, H. and Aparasu, R. R. (2012). Persistence of Stimulants in Children and Adolescents with Attention-deficit/hyperactivity Disorder. *Journal of Child and Adolescent Psychopharmacology*, 22(2), 139-148
- Shin, S. H. and Kim, Y. K. (2023). A Study on Container Terminal Layout and the Productivity of Container Crane During Ship Turnaround Time. *Journal of Korea Port Economic Association*, 39(1), 47-63
- Stepanova, M. and Thomas, L. (2002). Survival Analysis Methods for Personal Loan Data. *Operations Research*, 50(2), 277-289.
- Sung, G. H. (2021). *Save Even 0.1% on Interest Rates... Loan Comparison Platforms Gaining Popularity*, <https://cm.asiae.co.kr/article/2021112410413724717> (Accessed on Dec. 24th, 2021)
- Yun, M. S. (2020). Financial Platform as a Sales Channel for Financial Instruments. *Journal of Financial Consumers*, 10(2), 5-25.



이 성 우 (SeongWoo Lee)

- 정회원
- 동아대학교 경영정보학과 경영학사
- 동아대학교 경영정보학과 석사
- (현재) 동아대학교 산학협력단 연구원



김 연 국 (Yeonkook J. Kim)

- 정회원
- 토론토대학교 경제학 학사, 석사
- 컬럼비아대학교 금융공학 석사
- 서울대학교 기술경영경제정책 대학원 공학박사

- (현재) 동아대학교 경영정보학과 조교수
- 관심분야: 데이터마이닝