

中国 P2P ネット金融における差別

趙 彤¹

徳島大学

石田基広²

徳島大学

服部恒太³

徳島大学

要 旨

中国の P2P ネット金融は、ここ 10 年の間、大きく成長してきた。本稿では大手 P2P ネット金融プラットフォームである「人人貸」(RRD) の取引レコードを用いて、借手の非金融的属性(年齢、性別、婚姻状況など)がローン証券の成約、デフォルト及び収益に与える影響を 3 つの統計モデルに基づき分析した。結果として、標準的な経済学の理論に反し、統計モデルではローン証券の成約、デフォルト率と収益率に借手の非金融的属性が有意に効いていることが確認できた。これは貸手がローン証券に投資する際、借手の非金融的属性を積極的に利用していることを意味し、借手の非金融的属性が金融的属性と同じ、貸手にとっては非常に重要な借手情報である。さらに、性別、学歴、婚姻状況と勤務所在地に対する差別は合理的な統計的差別(Statistical Discrimination)に対して、年齢に対する差別は非合理的選好による差別(Taste-based Discrimination)と判別することができた。

1 はじめに

差別(Discrimination)は経済学で古くから研究されたテーマである。例えば、労働経済学では、労働市場において性別、人種、年齢、宗教など個人の非金融的特徴がいかに雇用やキャリア形成や賃金に影響するかが主要な研究テーマである。金融やファイナンス理論では金融市場において個人の非金融的特徴がいかに金融サービスへのアクセス機会に影響をもたらすかを研究してきた。また、個人の非金融的特徴がどのように学歴形成や所得格差に影響するかは、教育経済学や経済政策の重要なテーマである。

金融における差別は理論的に二種類に分けられ、統計的差別(Statistical Discrimination, Phelps, 1972;

Arrow, 1973)と選好による差別(Taste-based Discrimination, Becker, 1957)である。統計的差別とは、個人の能力によらず、所得などの情報に基づいて、その個人の金融的適格性を判断することであり、差別的とはいえるが、経済的には合理的である(Baert and De Pauw, 2014)。一方、選好による差別は、ある個人の属性(特性)に対する主観的な好悪で判断を下すことをいい、例えば民族的なマイノリティーに対しては融資を行わないような判断にあたる。これは経済的には、明らかに非合理的である(Becker, 1957)。差別の有無を識別することは重要であるが、金融分野においては、融資の判断に伴う差別が合理的な統計的差別であるか、非合理的な選好による差別であるかを峻別することがさらに重要となる。し

かし、一般的に差別の種類を峻別することが非常に難しい。その最大の理由は詳細なマイクロデータの欠如にある (Altonji and Blank, 1999; Ross and Yinger, 2002)。

本稿では中国 P2P ネット金融の大手である「人人貸」(以下 RRD) の取引レコードを用いて、貸手が借手の非金融的属性に対する差別(利用)の有無を識別した上、その差別の種類を峻別する。P2P ネット金融は新世紀に入ってから勃興した新しい金融サービスであり、インターネット上の不特定個人間で融資を仲介する金融サービスである (Lin et al., 2013)。民間金融は古くから存在していたが、新世紀に入って、IT の急速な発達により、インターネットという仮想空間を仲介のプラットフォーム(以下 PF) とする金融形態が急速に発展した (Everett, 2010)。特に P2P ネット金融は、金融サービスの提供できるのが金融機構だけであるという考え方を大きく変えただけではなく、従来の金融機構の存在意義を問うものとなっている (Herzenstein et al., 2008)。P2P ネット金融の商業サービスを開始したのが 2005 年にイギリスで設立された Zopa であった。これに、アメリカの Prosper (同 2006 年) と Lending Club (同 2007 年, NYSE: LC) が続く (Milne and Parboteeah, 2016)。中国では 2007 に「拍拍貸」(NYSE: PPDF) と「宜人貸」(NYSE: YRD) がサービスを提供しはじめ、2019 年までの 13 年間に猛烈な勢いで成長してきた。「網貸之家」の統計によれば、2018 年ローン証券⁴の年間取引高は 1.8 兆円で、世界最大の規模となっている⁵。

P2P ネット金融は伝統金融と異なり、仲介者が存在せず、借手と貸手は仮想のネット空間で直接に取引を行う。このため、貸手の投資行動、とりわけ本稿が目指す借手の非金融属性に対する差別について貴重な情報を提供してくれる。

本稿では 3 つの仮説を立て、それぞれについて統計モデルを用いて検証する。最初のモデルは成約モデルである。成約モデルはローン証券の成約決定要因を探り、ローン証券属性と借手金融的属性をコントロールした上、性別、年齢、学歴、婚姻状況と勤務所在地 1 人当たり GDP という 5 つの借手非金融的属性が、ローン証券の成約にどのように影響した

かを探る。もし借手の非金融的属性が成約に有意に影響するとなれば、貸手が借手の非金融的属性に対して差別していたことを意味する。

第二のモデルはデフォルトモデルである。デフォルトモデルは、成約したローン証券の取引レコードを用いて、ローン証券属性と借手金融的属性をコントロールした上、借手の非金融的属性がローン証券のデフォルトにいかに関与するかを分析する。

第三のモデルは収益モデルである。収益モデルは、デフォルトモデルの応答変数を貸手の投資収益に変え、借手の非金融的属性による影響を再度推定する。

最後に、これら 3 つのモデルを比較して、借手の非金融的属性に対する差別が合理的統計的差別であるか、非合理的な選好による差別であるかを判別する。

標準的な経済学では、ローン証券のデフォルトと収益は、利率や金額などのローン証券属性及び所得などの借手の金融的属性にしか影響を受けないと考えられ、年齢や性別といった非金融的属性には依存しないとする。さらに、多くの先進国では、金融取引を行う際、金融機関が借手の非金融的属性を利用することが法律で明確に禁じられている。しかし、実情はまったく逆である。本稿のモデルの推定結果からは、5 つの非金融的属性はいずれもローン証券の成約に有意に作用していたことを表す。また、デフォルトモデルと収益モデルにおいても、借手の非金融的属性が殆ど統計的に有意であることが確認できた。これらの結果から分かったことは、借手の非金融的属性は、ローン証券に投資する際に貸手に投資判断に利用され、ローン証券のデフォルトと収益にも影響を及ぼしていることである。

本稿の学問的貢献は以下の 2 点である。一つは中国の P2P ネット金融において、ローン証券が投資される際、貸手が借手の非金融的属性を利用したことを明らかにした上、その利用が合理的な統計的差別であるか、あるいは非合理的な選好による差別であるか、を判別できたことである。もう一つは、ローン証券のデフォルトあるいは収益を推定する際、先行研究ではデータの制約のため、推定値、つまり、推定デフォルト率あるいは推定収益率を用いるのが

一般的であるが、本稿では実際のローン証券デフォルトと収益を用いてモデルの推定を行った。また、データが不均衡であることを考慮しインバランスモデルを用いて統計推定を行った。こうすることによってより頑健な推定結果が得られるだろう。

本稿の構成は次のとおりである。続く第2節では、先行研究をサーベイし、P2P ネット金融における借手への差別に関する研究成果を要約する。第3節では、本稿で利用するデータを概観した上、3つのモデルを構築し推定を行う。第4節では、推定結果を用いてモデルのインプリケーションをディスカッションする。最後の節では結論を述べる。

2 先行研究

Herzenstein et al. (2008) は Prosper の取引データをもとに、ローンの成約要因を分析した。利率や金額などローン属性、収入や負債率など借手金融的属性、ローンを成約させるための借手努力という三つの要因は成約率に強く影響し、性別、年齢と婚姻など借手の人口統計学的属性は成約率に間接的な影響しか及ぼさないと主張し、選好による差別は P2P ネット金融には存在しないと結論づけた。彼らによれば、借手が女性の場合、ローン成約率は高くなるが、ローンの収益率は決して高いとは言えない。伝統金融機構で普遍的に存在していた女性に対する差別が P2P ネット金融においては存在していない。Pope and Sydnor (2011) は逆に男性への選好による差別が存在すると主張する。Ravina (2019) は、女性は男性よりもローンの成約率が高いが、ローンの収益率が低いと主張する。一方、Chen, Li and Lei (2014) は、中国では女性は男性より容易にローンが得られ、デフォルト率が男性より低いが、ローンの利率は男性より高い傾向があり、女性に対する差別は統計的差別と選好による差別が同時に存在したものの (co-exist) だと結論づけた。ドイツにおいては他の条件をコントロールした上、性別がローンの成約に影響せず、選好による差別は認められない (Barainska and Schäfer, 2014)。

Pope and Sydnor (2011) は、黒人のローンは他の条件をコントロールした場合、白人より成約率が 30%

ほど低く、利率も 0.6-0.8% 高いと試算した。しかし、黒人のデフォルト率が高いから、ローンの期待収益率は白人より低いと主張する。この事実は白人の借手に対する選好による差別だと彼らは結論づけている。Herzenstein et al. (2008) も総じて黒人のローン期待収益率は白人より低いと主張する。

他の条件が一定であれば、借手の年齢が 35-60 歳の場合、35 歳以下と比べて成約率が 0.40-0.9% 高くなるが、60 歳以上の場合には 35-60 歳と比較すると、成約率が 1.1%-2.3% 低くなる (Pope and Sydnor, 2011)。一方、Gonzalez and Loureiro (2014) は、PF に登録された写真の見た目が実際の年齢よりも若くみえる場合、ローンが成約しやすいと主張する。また、年齢が若いほどデフォルト率が高いと判断され、ローンの成約率は低くなる (Loureiro and Gonzalez, 2015)。

3 データと実証モデル

3.1 データ

本稿では RRD の取引データを用いて P2P ネット金融における貸手が借手の非金融属性に対する差別を明らかにする。RRD は 2010 年 5 月に設立され、同年 10 月 15 日から PF にローン証券をアップしはじめ、2018 年では年間ローン証券取引総額が 763.96 億元⁶に達し、中国でも有数の P2P ネット金融 PF であった。本稿では 2015 年 1 月 1 日から同年 12 月 31 日までの全取引(トランザクション)データを対象に分析を行う。RRD のローン証券には (1) 無担保ローン証券 (信用認証標、Unsecured Loan Securities、以下 ULSs)、(2) 現地確認付き無担保ローン証券 (実地認証標) と (3) 機構担保ローン証券 (機構担保標) の三種類がある⁷。ULSs は借手の申請や信用確認がすべてネット上で完結するローン証券である。現地確認付き無担保ローン証券は、借手の申請と信用確認を一度ネット上で実施した後、RRD の職員が借手の自宅あるいは職場に赴き、再度信用確認を行うものである。そのため、借手に関する情報の正確さと信用度が増す。機構担保ローン証券は第三者金融機構の担保のあるローン証券である。

表 1 はローン証券ごとに成約数とデフォルト数及

表1 各種LSs ローン証券の内訳

		ULSs	現地確認付き無担保ローン証券	機構担保ローン証券	小計	勤務所在地情報有り ULSs
成約済ローン証券	成約済ローン証券総数	9969	93669	11103	114741	9896
	成約率	3.37%	99.81%	97.51%	28.63%	5.60%
	内訳					
	返済中	1	33782	1084	34867	1
	デフォルト	1777	0	0	1777	1763
	返済済	8191	59887	10019	78097	8132
	デフォルト率	17.83%	0.00%	0.00%	2.22%	17.82%
未成約ローン証券	未成約ローン証券総数	285543	177	283	286003	166854
	未成約率	96.63%	0.19%	2.49%	71.37%	94.40%
合計		295512	93846	11386	400744	176750

表2 変数の一覧と説明

借手非金融的属性				借手金融的属性			
変数名	値あるいは水準	説明	変数名	値あるいは水準	説明		
借手非金融的属性	年齢ダミー	25才以下		信用ランギングダミー	AA, A, B, C		
		26-30才			D, E		
		31-35才			HR	Reference level	
		36才以上	Reference level				
	性別ダミー	女	Reference level	住宅ローンダミー	住宅ローン無し	Reference level	
		男			住宅ローン有り		
	学歴ダミー	高校以下	Reference level	自動車保有ダミー	自動車無し	Reference level	
短大			自動車有り				
四年制大学と以上 学歴無記入			所得ダミー	5000未満	Reference level		
配偶者ダミー	配偶者有り			5000-10000元			
	配偶者無し	Reference level		10000-20000元			
	配偶者無記入		20000-50000元				
勤務所在地1人当りGDP	2013年度勤務所在地地域の1人当りGDP		職歴ダミー	未記入			
				1年未満	Reference level		
ローン証券属性	成約状況	成約			1-3年		
		成約せず		Reference level	3-5年		
	返済状態	返済済み		5年以上			
		デフォルト	Reference level	未記入			
	金額	ローン証券の金額		就職先規模ダミー	10人未満	Reference level	
利率	ローン証券の利率	貸し手のリターン	10-100人				
			100-500人				
			500人以上				
			未記入				

びその割合を表示している。表から分かるようにに現地確認付きローン証券と機構担保ローン証券は成約率が非常に高くデフォルト率が全くないため、統計分析には適さない。そこで、本稿では ULSs のみに焦点を絞って分析を行う。

RRD では新規にアカウントを開設する際、勤務所在地を入力する必要がある。そこで、本稿では勤務所在地の経済的豊かさを借手の非金融的属性の1つとして追加する。具体的には、勤務所在地の2013年度1人当りGDPの値を利用する⁸。勤務所

在地在が未記入の場合、あるいは記入されてもその地域のGDPの値が得られない場合、それらの取引レコードは分析対象から除外する。結果として、表1の右端の列にあるように、分析に使われたULSsのレコードの総数は176750件であり、うち成約したレコード数は9896件である。さらに、成約したレコードのうちデフォルトになったのは1763件、返済済は8132件、返済中は1件である。

表2は本稿で利用する変数一覧とその説明である。ここでは変数を、借手の金融的属性 (Financial

Characteristics)、非金融的属性 (Non-financial Characteristics)、及びローン証券属性 (Loan Parameters) の3種類に分けている。ローン証券属性には利率と金額の他に、ローン証券の成約状況と返済状態が含まれる。借手の金融的属性には借手の信用ランキング、住宅ローンの有無、自動車所有の有無、所得、職歴と就職先規模という5つのカテゴリ変数がある。これらの変数は借手の返済能力を直接に反映するものである。一方、借手の非金融的属性には年齢、性別、学歴、婚姻状況と勤務所在地1人当たり GDP が含まれる。

借手の情報に関しては、貸手の投資決定を行う際に利用できる情報と本稿の分析に使われたデータセット (変数) が全く同じであり、変数の欠如という悩ましい問題が全く存在せず、本稿のデータは非常に優れたものである。

3.2 計量モデル

本稿の計量モデルは、成約の有無を借手属性とローン証券属性で説明するローン証券成約モデル、成約したローン証券のデフォルトを説明するローン証券デフォルトモデル、ローン証券の投資収益額を説明するローン証券収益モデルという3つのモデルから構成される。ローン証券成約モデルでは ULSs

の成約要因を分析し、とりわけ借手の非金融的属性がローン証券の成約にいかに関与するかを探る。ローン証券デフォルトモデルと収益モデルでは成約したローン証券のデフォルトと収益に影響を与える要因を分析し、とりわけ借手の非金融的属性による影響を注目する。

3.2.1 ローン証券の成約モデル

表1で分かるように、ローン申請のうち実際に投資されているのはわずか (ULSs の成約率は 3.37%、勤務所在地情報有りの ULSs の成約率は 5.60%) で、貸手にはかなりの選択余地があった。投資対象に選ばれた ULSs のデフォルト率は 18% 弱で決して低くない。貸手はローン証券に投資決定を行う際、ローン証券属性と借手の金融的属性の以外に、借手の非金融的属性を利用する可能性がある。

表3はローン証券成約モデルの結果である。ここではロジスティック回帰を実施している。モデル 1-1 はすべてのデータにロジスティクス回帰を適用した結果である。一方、モデル 1-2 はデータが不均衡であることを考慮したインバランスモデルである。本稿が対象とするデータでは、ローンの申請数 176750 件のうち成約しているのが 9896 件にすぎない。つまり、成約割合はわずか 5.6% である。この

表3 ローン証券成約モデル

		モデル1-1 ロジスティクスモデル				モデル1-2 インバランスモデル			
		ケース I		ケース II		ケース I		ケース II	
		Estimate	Std. Error	Estimate	Std. Error	Estimate	Std. Error	Estimate	Std. Error
借手非金融的属性	年齢								
	25歳以下ダミー	-1.2767	0.0429 ***	-1.5368	0.0556 ***	-1.3121	0.0187 **	-1.7324	0.0284 ***
	26-30歳ダミー	-0.5044	0.0278 ***	-0.8691	0.0396 ***	-0.5214	0.0137 **	-0.8907	0.0213 ***
	31-35歳ダミー	-0.1752	0.0288 ***	-0.5403	0.0403 ***	-0.1986	0.0147 **	-0.5642	0.0218 ***
	性別								
	男性ダミー	0.0691	0.0302 *	-0.1132	0.0406 **	0.0332	0.0142 *	-0.1237	0.0213 **
	学歴								
	短大ダミー	0.4868	0.0275 ***	0.3080	0.0346 ***	0.4952	0.0121 **	0.3663	0.0171 ***
	大学とそれ以上ダミー	0.9718	0.0282 ***	0.5164	0.0386 ***	0.9894	0.0131 **	0.6147	0.0198 ***
	未記入	-11.1777	61.6127	-12.6837	224.7759	-12.0102	28.2181	-13.0136	108.0195
婚姻状況									
配偶者有りダミー	0.0896	0.0228 ***	0.0322	0.0309	0.0898	0.0109 **	0.0697	0.0160 ***	
未記入	-0.0440	161.9809	24.5514	655.6495	-0.1392	100.9221	25.6247	284.4309	
勤務所在地1人当たりGDP	0.0000024	0.0000004	0.0000027	0.0000 ***	0.0000033	0.0000002 **	0.0000033	0.0000 ***	
Intercept	-3.1080	0.0461	-4.8053	0.1869 ***	-0.2868	0.0218 **	-1.7304	0.1023 ***	
ローン証券属性	—		○		—		○		
借手金融的属性	—		○		—		○		

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

場合、説明変数を一切考慮せずに「成約しない」と予測しておけば94%の確率で的中することになる。このため、単純にロジスティック回帰を適用するのは適切ではない。データサイエンスの分野では、こうした不均衡（インバランス）なデータでは、シミュレーションによる結果を併用して判断することが多い。具体的には、成約データと非成約データのレコードの数が揃うようにリサンプリングした仮想的なデータに対してロジスティック回帰を実行する。方法としては、応答のうち少ない方（この場合は成約した9896件）と多い方（ここでは176750 - 9896件）のいずれかにデータ数が合うようにサンプリングする。例えば、応答の多い方から9896件をサンプリングし（Undersampling）、これを応答の少ない方と結合した9896 + 9896件の仮想的なデータを作成し、これにロジスティック回帰分析を当てはめる。あるいは、逆に応答の少ない方を、応答の多い方と同じ数になるまでサンプリングして（Oversampling）結合する。さらには、この両者を折衷することもある。こうしたリサンプリングによる分析結果と、元データ全体を使って当てはめた分析結果を照合して係数などの傾向が一致しているかを確認する。ここでは折衷的な方法を適用している。

成約モデルの応答変数は表2のローン証券属性の成約状態である（成約の場合は1、未成約の場合は0とする）。説明変数はローン証券属性の成約状態と返済状態を除くすべての変数である。さらに、ケースⅠは借手の非金融的属性のみ説明変数とし、ケースⅡは全変数を用いるモデルである。それぞれについて説明変数の係数推定値と標準誤差を掲載している。表3では、モデルによって説明変数の係数推定値に微妙な違いは認められるものの、大きさや正負については傾向が同じと判断できる。そこで、特に断りのない限り、すべての変数を用いたモデル（ケースⅡ）を検討することとする。

表3の両モデルのそれぞれケースⅡについて係数を検討すると、まず借手の年齢に関しては両モデルで係数は有意かつすべてマイナスであり、さらに年齢が若いほど係数の絶対値が大きくなる。これらの係数からは、ローン証券に投資する際、貸手は借手の年齢が高いほど信用ができると判断し、言い換

えれば、年長の借手を好むことを読み取れる。性別に関しては、男性ダミーの係数が有意なマイナスであり、男性の借手よりも女性のほうが貸手に好まれることを示している。

学歴に関しては「短大ダミー」と「大学とそれ以上」のダミーがプラスに有意な結果が得られ、かつ短大ダミーよりも大学とそれ以上のダミーの値が大きい。これは学歴が高いほど貸手に好まれることを意味する。婚姻状況に関してはモデル1-1が有意な係数を得られなかったが、モデル1-2はプラスの有意な結果が得られている。モデル1-2の結果に従えば、貸手が配偶者のない借手よりも配偶者のある借手を好むということになる。

借手の勤務所在地1人当たりGDPに関しては係数がプラスに0.1%有意で、借手の勤務所在地が経済的豊かであるほどローン証券の成約率が高くなることを意味する。これは明らかに勤務所在地1人当たりGDPの低い借手が貸手に好まれないことを表す。係数の値は0.0000033（モデル1-2）で、かなり小さく見えるが、一人当たりGDPの平均値40000元を代入してみると、係数が0.1411（ $=\text{Exp}(0.0000033 * 40000) - 1$ ）となり、ここで1人当たりGDPが10000元上昇した場合を仮定すると、係数が0.1794（ $=\text{Exp}(0.0000033 * 50000) - 1$ ）となり、10000元の上昇は結果として約3.83%のローン証券の成約率の上昇につながる。これは決して小さな値ではない。

ローン証券成約モデルの推定結果から分かるように、借手の非金融的属性の係数がほぼすべて統計的に有意であり、貸手が借手の非金融的属性を重要な情報とみなしていることが伺える。しかし、この段階では、借手の非金融的属性に対する選好が合理的な統計的差別であるか、それとも非合理的な選好による差別であるか、を判断することができない。

3.2.2 ローン証券のデフォルトモデル

次にデフォルトモデルを検討する。応答変数はローン証券の完済状況の二値で、完済した場合は1とし、デフォルトの場合は0とする。説明変数は成約モデルと全く同じであるが、使用したデータは成約し、かつ返済中が除かれたULSsの9895件の取引レコードである。

表4 ローン証券のデフォルトモデル

		ケース I			ケース II		
		Estimate	Std. Error		Estimate	Std. Error	
借手非金融 的属性	年齢						
	25歳以下ダミー	1.9757	0.1532 ***		2.2293	0.1738 ***	
	26-30歳ダミー	0.8921	0.0708 ***		1.1378	0.0921 ***	
	31-35歳ダミー	0.4242	0.0686 ***		0.4559	0.0861 ***	
	性別						
	男性ダミー	-0.0340	0.0793		-0.0521	0.0961	
	学歴						
	短大ダミー	0.3988	0.0638 ***		0.3885	0.0784 ***	
	大学とそれ以上ダミー	1.3802	0.0757 ***		1.1512	0.0915 ***	
	婚姻状況						
配偶者有りダミー	0.3540	0.0602 ***		0.3104	0.0732 ***		
勤務所在地1人当りGDP	0.0000024	0.0000011 *		0.0000038	0.0000013 ***		
Intercept	0.1048	0.1150		5.2552	0.5035 ***		
ローン証券属性		—			○		
借手金融的属性		—			○		

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

ローン証券デフォルトモデルを検討する目的は2つある。1つは ULSs の完済に影響している説明変数を明らかにすることである。もう1つは推定結果を成約モデルと比較し、非金融的属性に対する貸手の判断が合理的なものであるかどうかを探るのである。

表4はローン証券デフォルトモデルの推定結果である。成約モデルと同じく、ケースIは説明変数が非金融的属性のみ、ケースIIは3種類の属性すべてを用いるものである。借手の年齢に関して、係数はすべてのプラスで有意な結果が得られ、かつ値は若いほど大きくなる。これは借手が若いほど完済の確率が高いことを意味し、成約モデルの結果と真逆である。性別ダミーに関しては係数が有意ではないことから、性別はデフォルトに無関係である可能性が否定できない。

婚姻状況は、配偶者有りダミーの係数がプラスであり、配偶者がいればローン証券の完済率が高くなることを意味する。借手の勤務所在地1人当りGDPの係数が有意なプラスであるから、勤務所在地が経済的に豊かであるほどローン証券の完済に良

い影響を与えると解釈できる。

3.2.3 ローン証券の収益モデル

成約モデルとデフォルトモデルを用いれば、貸手がローン証券に投資した際、借手の非金融的属性がいかに利用されたか、そしてその利用が合理的であるかを判断できる。しかし、現実的に考えれば、貸手はローン証券のデフォルトよりも収益の方を重視することに違いない。先行研究に収益モデルが少なかったのがデータの成約によって推定できないからである (Pope and Sydnor, 2011)。本稿ではデータの制約がなかったため、収益モデルを推定する。ここでローン証券の実際の収益を応答変数、3種類の属性をすべて説明変数として推定を行う。

ローン証券の収益については、次のように定義する。RRDでは、ULSsがデフォルトした場合、元金が保証されるため、貸手は元金を損せず利率分の収益だけが遺失される⁹。ローン証券の収益の大きさは、ローン証券金額に依存するため、ローン証券金額をモデルに組み込む必要がある。もっとも簡単な方法は、収益と金額の商であるが、こうして求め

た割合には元データの大きさの情報が消えてしまう（例えば 1/10 も 1000/10000 も 0.1 となってしまう）。これを避けるには収益と金額のそれぞれを別々に説明変数として投入する必要がある。ただし、金額が収益に与える影響は重要ではないため、金額については係数の推定は行わず、オフセット項として推定する。すなわち証券金額はオフセット項として分析を行う。データはデフォルトモデルと同じく 9895 件である。説明変数はローン証券金額を除き、デフォルトモデルと同じである。

$$\text{ローン証券収益} = \left(1 - \frac{\text{デフォルト金額}}{\text{ローン証券金額}}\right) \times \text{ローン証券利率} \times \text{ローン証券金額}$$

応答変数であるローン証券収益の平均値は 1989 元、中央値は 1504 元、最大値と最小値はそれぞれ 0 元と 43200 元であり、かなり右に裾の長い分布である。応答変数の分布がやや歪になっていたため、オフセット項を導入したガウシアン回帰モデルを適用する。オフセット項を導入する場合には収益額の対数を取る必要があり、ローン証券がデフォルトとなった場合は収益が 0 となるため、そこで上で定義

した収益額に一律に 1 を加算する。

表 5 は収益モデルの結果である。ただし、ケース I は説明変数が借手非金融的属性のみの場合の推定結果であり、ケース II は 3 種類の属性を用いた推定結果である。ここではケース II の結果を用いて解釈する。

年齢に関しては、係数がすべてプラスで、年齢が若いほど係数の値が大きいことから、借手の年齢が若いほど投資収益が高いと解釈できる。学歴に関しては、係数はプラスで、大学とそれ以上ダミーの値が短大ダミーより大きい。つまり、学歴が高いほど投資収益が高いことを意味する。婚姻状況では配偶者有りダミーの係数がプラスに 5% 有意なので、借手に配偶者がいる場合、投資の収益が高くなることとなる。性別は、係数が有意ではなかった。これらの 4 つの変数の係数はデフォルトモデルで得られたものと同じ性質を持つ。勤務所在地の 1 人当り GDP についてはデフォルトモデルと異なり、有意な係数が得られなかった。

表 5 ローン証券の収益モデル

		ケース I			ケース II		
		Estimate	Std. Error		Estimate	Std. Error	
借手非金融的属性	年齢						
	25歳以下ダミー	0.2047	0.0256	***	0.1984	0.0243	***
	26-30歳ダミー	0.1102	0.0124	***	0.1296	0.0124	***
	31-35歳ダミー	0.0761	0.0114	***	0.0933	0.0106	***
	性別						
	男性ダミー	-0.0037	0.0121		0.0099	0.0114	
	学歴						
	短大ダミー	0.0227	0.0125	†	0.0592	0.0112	***
	大学とそれ以上ダミー	0.1972	0.0117	***	0.1413	0.0110	***
	婚姻状況						
配偶者有りダミー	0.062	0.012	***	0.0272	0.0110	*	
勤務所在地1人当りGDP	0.0000008	0.0000002	***	0.0000002	0.0000002		
Intercept		-2.5827	0.0197	***	-2.8791	0.0325	***
ローン証券属性		—			○		
借手金融的属性		—			○		

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

4 インプリケーション

ローン証券成約モデル、デフォルトモデル及び収益モデルを通して、非金融的属性が貸手にどのように利用されているか、また、そのことが合理的な統計的差別といえるか、あるいは非合理的な選好による差別であるかを精査することができる。例えば、ある借手の非金融的属性がローン証券のデフォルトあるいは収益に統計的に有意な影響を与えるとしよう。さらに貸手がこの影響を完全に予測できていると仮定する。この場合、成約モデルでは有意な推定結果を得られるが、デフォルトモデルと収益モデルでは有意な推定結果を得られないだろう。なぜなら、その効果がすでにローン証券の成約段階に取り込まれていると考えられるからである。一方、成約モデル、デフォルトモデルと収益モデルともに有意な係数が得られ、かつ係数の符号が同じである場合、差別自体は合理的ではあるが、より選好を強めれば収益の増大につながる。第三のケースでは3つのモデルともに有意な係数が得られたが、成約モデルの係数がデフォルトあるいは収益モデルと正反対の場合、貸手の非合理的な選好による差別であると認められる。これは是正されるべきである。第四のケースは成約モデルでは有意な結果が得られず、デフォルトあるいは収益モデルでは有意な結果となる。すなわち、借手の開示された属性情報を貸手は活用していないことになる。ただし、本稿ではこのようなケースはなかった。

3つのモデルの結果を比較すると下記のような結論が得られる。

第1に、成約モデルにおいて、5つの非金融的属性がすべて有意な推定結果が得られたことから、これはローン証券に投資する際、貸手が借手の非金融的属性を確実に利用していたことを物語っている。デフォルトモデルと収益モデルの推定結果からは、非金融的属性が引き続きローン証券のデフォルトと収益に有意に影響しているのである。これらの結果から、非金融的属性はローン証券のデフォルトと収益に直接的な影響を与えているのではなく、観測されていない別の要因の代理変数として、期待収益に影響しているのではないかと思われる。そして、貸手

はこの代理変数について何らかの理解を有しているということである。したがって、ローン証券の投資判断において、借手の非金融的属性が非常に重要なファクターであり、情報の非対称性を補う際、積極的に利用されるべきであるといえる。

第2に、成約モデルでは性別のダミー変数（男性）の係数が有意な負である一方、デフォルトモデルと収益モデルでは統計的に有意な係数を得られていない。これは貸手がローン証券の成約段階で男性の借手に対する差別が統計的差別であり、合理的な判断であることを意味する。

第3に、借手の学歴に関しては、成約モデル、デフォルトモデルと収益モデルのいずれにおいて有意なプラスの係数が得られ、係数の大きさは学歴の高さに比例している。つまり、ローン証券の成約段階で低学歴借手への差別は合理的な統計的差別であるが、低学歴の借手を控え、より一層高学歴借手を選好すれば高収益につながる。これは貸手がローン証券に投資決定する際に低学歴の借手に最良していたと言える。

第4に、借手の婚姻状況に関して、配偶者有りダミーは3つのモデルにおいていずれの係数がすべて有意な正の値となっている。これは学歴の場合と同じく、成約段階での配偶者無しの借手に対する差別が統計的差別であり、配偶者有りの借手をより選好すれば投資の収益が高められることをほのめかしている。

第5に、借手の年齢に関しては、成約モデルでは係数がすべてマイナスであり、かつ、年齢が若いほど係数の絶対値が大きい。一方、デフォルトモデルと収益モデルでは係数が有意にプラスで、若いほど係数の値が大きくなる。真逆の結果である。これは貸手が若い借手に差別し、年上の借手に最良をしていると解釈できるが、実際には若いほどデフォルト率が低く収益が高い。成約段階での若い借手に対する差別は明らかに選好による差別で、非合理的なものであるゆえに改善すべきものである。

最後に、借手の勤務所在地に関して推定された係数は、成約モデルとデフォルトモデルにおいて有意な値となったが、収益モデルにおいては有意とはならなかった。これは借手の勤務所在地が豊かである

ほどローン証券の成約率が上がり、またデフォルト率も低くなることを示す。つまり、成約段階では貧困地域の借手に対する差別は合理的な統計的差別といえるが、投資収益を高めるために経済的豊かな地域の借手をより一層選別すべきかどうかについては確信をもてないことを意味する。

6つの結論のうち、借手の年齢の効果以外は目新しいことではなく、きわめて常識的である。年齢については、一般的に個人の信用は年齢とともに高くなっていくはずだが、本稿のデータからは全く正反対の結果が得られた。その理由の1つに、P2P ネット金融がネット環境を活用した新しい形態の金融取引であるため、若者にはきわめて身近で使いやすいシステムであると受け取られているのに対して、年長者の場合（本稿では36歳以上）は若者より相対的にネットを苦手としているためと考えられる。特に年長の貸手は、伝統的な金融市場から排除されたためにやむなくP2P ネット金融に手を出しているとも想像できる。つまり、P2P ネット金融における若者と年長者の母集団と両者の一般的な母集団の間に差があるため、モデルから常識に反する推定結果が得られたのではないかと推測できる。

借手の学歴と婚姻状況に関する推定結果は Pope and Sydnor (2011) の人種（黒人）とローン証券の期待収益の関係とかなり近い。彼らは、貸手は黒人の借手とローン証券の期待収益の間にマイナスの相関をあることは認識していたものの、専門的な知識を欠くために、その重要性を十分に認識できず、過小評価してしまったと結論づけている。本稿の結論もそれに近い。しかし、金融の素人に、専門家でさえも難しい判断を要求するのは理不尽であり、中国のP2P ネット金融において、貸手が非金融的属性をうまく利用していることは評価に値するであろう。

5 結論

本稿は中国の大手P2P ネット金融PFであるRRD（「人人貸」）の2015年の全取引レコードをもとに、ローン証券に投資する際、貸手が借手の非金融的属性（年齢、性別、学歴、婚姻状況と勤務所在地の豊かさ）を利用したかを明らかにし、さらに、こうし

た差別が合理的であるかどうかを分析してきた。分析アプローチとしては、ローン証券の成約モデル、デフォルトモデル、及び収益モデルという3つの計量モデルを構築し分析に用いた。結論としては、5つの非金融的属性はいずれもローンの成約に有意な影響を与えていることが確認でき、つまり、貸手はこれらの情報をローン証券の投資判断に利用していることが分かった。借手の非金融属性の中に、性別については、成約モデルにおいて男性ダミーが有意な負の係数である一方、デフォルトモデルと収益モデルでは有意とはならなかった。このことから、男性の借手に対する差別は合理的な統計的差別であると判断できる。借手の学歴と婚姻状況については3つのモデルのいずれも、高学歴ダミーと有配偶者ダミーに有意な正の係数が得られた。これは貸手が低学歴あるいは配偶者無しの借手に対する差別は合理的であるが、その差別程度が足りず、より高い学歴あるいは配偶者有りの借手を選好すれば、高い投資収益につながることを意味する。また、借手の年齢については、成約モデルでは年齢が高いほどローン証券の成約率は高いが、デフォルトモデルと収益モデルは逆に年齢が若いほどデフォルト率が低く、収益は高くなる。これは成約段階での若い借手に対する差別が非合理的な選好による差別であり、是正されるべきものであることを意味する。勤務所在地の豊かさに関しては、成約モデルとデフォルトモデルでは有意な結果が得られたが、収益モデルでは有意ではなかった。

P2P ネット金融の特性上、貸手は借手に関する正確な返済能力を識別することが非常に難しく、この情報の不完全性を補うため、借手の非金融的属性をたくみに利用し、貸手の賢明さが確認できたと言えよう。信用インフラの整備が進むにつれ、信用スコアや信用履歴など借手の金融的属性がますます重要な役割を果たすことになるが、非金融的属性を完全に代替することにはならないだろう。

* 謝辞

「パーソナルファイナンス学会第20回全国大会」（2019年11月30日-12月1日、神奈川大学）の発表において、コメンテーターの井上葉子先生と坂野

友昭先生をはじめ、会場から多くの方から有益コメントを頂いた。ここに記して感謝申し上げたい。

本研究は徳島文理大学「平成 31 年度 特色ある教育・研究（課題番号 TBU2019-2-4）」の助成を受けたものである。

【注】

- ¹ 徳島大学大学院社会産業理工学研究部
zhaotong@tokushima-u.ac.jp
- ² 徳島大学大学院社会産業理工学研究部 ishida.
motohiro@tokushima-u.ac.jp
- ³ 徳島大学大学院社会産業理工学研究部 kota@
tokushima-u.ac.jp
- ⁴ 中国の P2P ネット金融の仕組みを簡単に言
えば、個人が PF にローンの申請を行い、PF
が信用審査して、基準に達したものを PF に
アップロードする。投資者は自身の判断で
アップロードされたものを選び、投資金額を
決定する。この仕組みはローンの証券化とか
なり似ているので、本稿では PF で取引され
たローンをローン証券と呼び、さらに、ロー
ンを借りた者を「借手」、ローンを投資した
者を「貸手」と呼ぶ。
- ⁵ データは「網貸之家」のホームページから得
られたものである。
<https://shuju.wdzt.com/industry-list.html>
- ⁶ データは RRD のホームページから得
た。[https://www.renrendai.com/about/operate/
dataReveal](https://www.renrendai.com/about/operate/dataReveal)
- ⁷ これらのローン証券は借手がローンを申請す
る場合のものであり、貸手が RRD で投資す
る際、上記のローン証券を直接に購入する他
に、いくつかのローン証券をまとめて「U 計画」、
「優選計画」、「薪計画」のような「疑似債権」
に投資することも多い。
- ⁸ 本稿の利用した RRD のデータは 2015 年の
取引レコードであるが 2015 年の年初で取引
した際、2014 年の地域 1 人当り GDP をまだ
発表されていないため、2013 年の GDP デー
タを使うほうが合理的と考えられる。ただし、
1 人当たり GDP の値は「中国城市統計年鑑

2014」によるものである。

- ⁹ ローン証券がデフォルトしても貸手が利率分
しか損失しないのは RRD が元金保証してい
るからである。これはローン証券のデフォル
トリスクをプラットフォームの倒産リスクに
変え、一種の「テールリスク化」である。中
国の規制当局が何度もこれを禁止しようと規
制した。2015 年当時、RRD は元金保証を行っ
ていた。中国 P2P ネット金融規制に関して
は趙・水ノ上 (2019) を参考されたい。

【参考文献】

- Altonji, Joseph and Rebecca Blank (1999), "Race and Gender in the Labor Market", *Handbook of Labor Economics*, vol. 3, Part C, pp. 3143-3259, North Holland.
- Baert, Stijn and Ann-Sophie De Pauw (2014), "Is Ethnic Discrimination Due to Distaste or Statistics?", *Economics Letters*, 125 (2), pp.270-273.
- Barainska, Nataliya and Dorothea Schäfer (2014), "Are Women More Credit-Constrained than Men? Evidence from a Rising Credit Market", [https://www.diw.de/documents/publikationen/73/
diw_01.c.412920.de/diw_finess_06030.pdf](https://www.diw.de/documents/publikationen/73/diw_01.c.412920.de/diw_finess_06030.pdf)
- Chen, Dongyu, Xiaolin Li and Fujun Lei (2014), "Gender discrimination in online peer to peer credit lending: evidence from a lending platform in China", *Electronic Commerce Research*, Volume 17, Issue 4, pp 553-583.
- Everett, Craig. R. (2010), "Information Asymmetry in Relationship Versus Transactional Debt Markets: Evidence from Peer-to-Peer Lending", [https://webapps.krannert.purdue.edu/kap/Katalyst/
Public/open-file.aspx?fileId=FAE21CA9-
9B6D-4A5E-9582-9DE2279E6E0A&recordId=
641B0439-21B0-4361-B904-586095AC5FE8](https://webapps.krannert.purdue.edu/kap/Katalyst/Public/open-file.aspx?fileId=FAE21CA9-9B6D-4A5E-9582-9DE2279E6E0A&recordId=641B0439-21B0-4361-B904-586095AC5FE8)
- Gonzalez, Laura and Y. Komarova Loureiro (2014), "When Can a Photo Increase Credit? The Impact of Lender and Borrower Profiles on Online P2P Loans", *Journal of Experimental and Behavioral Finance*, 2, pp.44-58.

Herzenstein, Michal, Utpal M. Dholakia and Rick L. Andrews (2011), "Strategic Herding Behavior in Peer-to-Peer Loan Auctions", *Journal of Interactive Marketing*, 25(1), pp. 27-36.

Herzenstein, Michal, Rick L. Andrews, Utpal M. Dholakia and Evgeny Lyanders (2008), "The Democratization of Personal Consumer Loans? Determinants of Success in Online Peer-to-peer Lending Communities", Online, papers.ssrn.com, <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download;jsessionid=D7299A7FE58E00BE96C03A33D2475810?doi=10.1.1.331.9547&rep=rep1&type=pdf>

Lin, Mingfeng, Nagpurnanand R. Prabhala, and Siva Viswanathan (2013), "Judging Borrowers by the Company They Keep: Friendship Networks and Information Asymmetry in Online Peer-to-Peer Lending", *Management Science*, 59(1), pp. 17-35.

Loureiro, Komarova Yuliya and Laura Gonzalez (2015), "Competition against common sense: Insights on peer-to-peer lending as a tool to allay financial exclusion", *International Journal of Bank Marketing*, Vol. 33 No. 5, pp. 605-623.

Milne, Alistair and Paul Parboteeah (2016), "The Business Models and Economics of Peer-to-Peer Lending", *ECRI Research Report*, No. 17, https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2763682

Pope, Devin G. and Justin R. Sydnor (2011), "What's in a Picture? Evidence of Discrimination from Prosper.com", *Journal of Human Resources*, 46(1), pp. 53-92.

Ravina, Enrichetta (2019), "Love & Loans: The Effect of Beauty and Personal Characteristics in Credit Markets", Online, papers.ssrn.com, <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1101647>

Ross, Stephen L. and John Yinger (2002), *The Color of Credit-Mortgage Discrimination, Research Methodology, and Fair-Lending Enforcement*, Cambridge: MIT Press.

趙 彤・水ノ上智邦 (2019). 「中国 P2P ネット金融規制について」 パーソナルファイナンス研

究, No.6, pp. 81-97.

【参照サイト】

網貸之家 (网贷之家) <https://www.wdzt.com>

人人貸 (人人贷) <https://renrendai.com>