

教育ローンの信用スコアリングモデル

枇々木 規雄*, 尾木 研三†, 戸城 正浩†

平成 22 年 11 月 11 日

Abstract

本研究では、日本政策金融公庫国民生活事業本部が蓄積している約 35 万件の教育ローンデータを用いて信用スコアリングモデルを構築し、評価を行う。教育ローンの利用者は個人であるが、利用者の年齢構成や所得水準などが毎年安定的であるため、貸付時期の異なるデータを用いてモデルを構築しても、選択される変数やパラメータに大きな差異はみられない。貸付時期に加えて累積デフォルト年数や変数の組み合わせが異なる 6 種類のモデルを構築してさまざまな分析を試みたが、どのモデルについてもアウトオブサンプルに対して頑健であり、AR 値の低下はほとんど観測できなかった。経過年数の影響についても分析したが、AR 値の低下は限定的であった。本研究によって、教育ローンの信用スコアリングモデルは、事業ローンのモデルに比べて AR 値の水準は低いものの、アウトオブサンプルに対する頑健性が高く、年数経過によるモデルの劣化も限定的であるという特徴を明らかにすることができた。

1 はじめに

日本政策金融公庫国民生活事業本部（以下、公庫と呼ぶ）は、年間約 12 万件の教育資金を融資している。教育ローンは民間金融機関でも定番商品として取り扱われている¹が、金額が小口で採算がとりにくい商品であることから、審査コストを低減するために信用スコアリングモデルを活用しているケースが多い²。日本学生支援機構（2010）の調査によると米国でも金融機関が教育ローンを提供する場合には、クレジットスコアを用いることが一般的である。教育ローンの審査事務の効率化・迅速化にはスコアリングモデルの活用が欠かせないのである。本研究では教育ローン向けのスコアリングモデルを研究対象とする。

中小企業向けの信用スコアリングモデルは、ロジスティック回帰モデルを用いることが一般的であり、様々な研究が行われている。主として、企業の財務指標を用いて構築され、AR 値を用いてモデルの有効性を評価する研究（枇々木・尾木・戸城（2010）、柳澤他（2007））やデフォルト率を推定する研究が多く行われている（森平（2009））。カードローン利用者など短期的な個人ローンのスコアリングモデルも研究されているが、教育ローンや住宅ローンなど、個人に対して比較的長期の資金を貸し付ける個人ローンのスコアリングモデルに関する先行研究は少ない。

住宅ローンのモデルについては、丸谷・山下（2008）が約 7,000 件のサンプルデータを用いてロジスティック回帰を行い、モデルのスコアとアソシエーション分析による審査ルールの関係性を検証

*慶應義塾大学 理工学部 管理工学科, E-mail: hibiki@ae.keio.ac.jp

†日本政策金融公庫 国民生活事業本部 リスク管理部（本稿で示されている内容は、筆者たちに属し、日本政策金融公庫としての見解をいかなる意味でも表さない。）

¹みずほ銀行、三菱東京UFJ銀行、三井住友銀行、横浜銀行をはじめ、各行のホームページに教育ローンのコーナーを設けている金融機関は枚挙に暇がない。民間金融機関は、融資の条件として年収の下限を設けているケースがほとんどであるが、公庫は政策的な観点から下限は設けず、逆に年収の上限を設けることによって民間金融機関との棲み分けを図っている。

²足利銀行は 2005 年 9 月にスコアリング審査モデルを構築し、モデルにもとづく自動審査を導入することを公表している。他の金融機関においても、自動審査を行っているケースは信用スコアリングモデルを活用していると考えられる。

している。また、日本銀行金融機構局(2007)は住宅ローンのリスク特性やスコアリングモデルへの入力情報、統計手法、評価方法について日本銀行審査やオフサイト・モニタリングから得られた情報を元に論じているが、実際のデータを用いた詳細な分析は行っていない。国土交通省住宅局(2009)は毎年調査を行い、スコアリング方式による審査を行う金融機関の割合や審査項目などの結果を公表している。このように、住宅ローンに関するスコアリングモデルの論文や調査は散見されるものの、モデルの特徴や課題について実際のデータを用いて分析したものはほとんどない。

一方、教育ローンに関しては著者たちの知る限りにおいてスコアリングモデルに関する先行研究は存在しないが、米国においてデフォルト要因の分析に関する先行研究は多く存在する。Wilms, Moore and Bolus(1987)は Guaranteed Student Loan Program(以降、GSL Program) を利用しているカリフォルニアの4,617件のデータを用いて、卒業、人種(黒人)、家族の収入、米国市民権、高校卒業、職業訓練学校を変数とする判別関数モデルを示している。Greene(1989)は National Direct Student Loan を借りているノースカロライナ大学の学生を対象とした 161 件のデータを用いて、5種類の Tobit モデルを調べ、卒業と奨学金は有意な要因であるが、人種(黒人)、収入は有意ではないことを示している。Knapp and Seaks(1992)は、ペンシルベニアの 26 大学で GSL Program を使っている 1,834 件を対象にし、プロビットモデルを用いて、両親、卒業、親の収入、人種(黒人)の 4 変数がデフォルト率に有意であることを示している。Dynarski(1994)は National Postsecondary Student Aid Study(NPSAS) Student Loan Recipient Survey(SLRS) データ (8,223 件)を用いて、GSL Program の利用者のデフォルト率の分析を行った。ロジットモデルを用いて、収入、ローン返済額、扶養者数、結婚、人種(黒人、ヒスパニック)、親の収入(低い2レベル)、卒業(高校、中等教育後課程)、学校タイプ(職業訓練、2年制)の 12 変数がデフォルト率に有意であることを示している。Herr and Burt(2005)はテキサス州立大学オースチン校の学生ローンのデフォルトの予測モデルを構築するために、38 個の変数の中から徐々に変数を追加していき、7種類のロジスティック回帰モデルを構築している。特に説明力の高い7個の変数(人種・民族性、性別、学年、最終学位、学位の種類、履修単位時間、扶養の状態)を用いたモデルも構築している。Gross et al.(2009)はこれらの研究も含めて、教育ローンのデフォルト要因に関する先行研究のサーベイを行っている³。1978～2007年の41論文(ほとんどが1991年以降)を対象として、デフォルト要因を学校のタイプ、学生の属性(人種、民族性、年齢、性別)、社会経済的状況(家族構成、親の教育歴、収入、債務負担)、在学中の経験(履修状況、教育達成度、学究的素養、教育プログラム)などに分類し、デフォルトとの関連をまとめている。ただし、日本のデフォルト要因は様々な理由から米国とは異なると考えられるため、新たな分析が必要である。

公庫は2005年度から教育ローンの申込情報のデータベース化に取り組み始め、2005年度以降の貸付については全データの取得が可能になった。4年が経過して約35万件という膨大なデータが蓄積され、データ期間は短いものの、スコアリングモデルを構築して評価を行うには十分なデータ量を確保できた。そこで、本研究では、この膨大なデータを用いて教育ローンの信用スコアリングモデルを構築、評価を行うことによってその特徴を明らかにする。

本研究では、以下の点について、公庫の2005～2007年度の貸付データを用いて分析を行う。

- (1) 教育ローン利用者の特徴と信用スコアリングモデルの概要を明らかにする。貸付年度や累積デフォルト年数、変数の組み合わせを変えてモデルに採用される変数やパラメータの変化を観測する。
- (2) AR値を用いて教育ローンの信用スコアリングモデルを評価する。AR値の水準およびアウトオブサンプル対する頑健性、年数経過によるモデル劣化度合いについて分析する。

分析の結果、教育ローンの利用者は、年齢分布や所得水準などの母集団特性がデータの観測期間

³McMillion(2004)も先行研究のサーベイを行い、各論文の中で関連する文章をピックアップし、紹介している。

に関わらず安定しており、貸付時期や累積デフォルト年数、変数の組み合わせを変えて様々なモデルを構築し検証したが、選択される変数とパラメータに大きな差異はみられなかった。様々なモデルのうち、本論文では、6種類のモデルについて検証した結果を示す。AR 値の水準は、50%程度である⁴。すべてのモデルに対してアウトオブサンプルテストを行ったが、AR 値の低下はほとんど観測されず、頑健であった。貸付時点から時間が経過するにつれて若干 AR 値の低下がみられたものの、低下幅は年1~2パーセントポイントと限定的であった。もっとも、年数経過によるモデルの劣化については、データ期間が短いため、必ずしも十分な分析ができているとはいえない。この点はデータの蓄積を待って再度検証を試みたい。

また、これらの分析に対して考察の記述が不十分な点もある。それは分析結果に対する説明変数の符号条件や係数の大きさに関する議論ができなかったことである。この理由は本モデルが実務で利用可能であり、説明変数を明示できなかったからである⁵。ただし、得られた結果における説明変数の符号条件は期待通りで、係数の大きさも現場感覚からみても納得できるものであった。説明変数の明示はできないものの説明変数に使う元の情報や一般的に期待される符号条件に関しては3.2.2項で示した。

その一方で、先行研究にはない本研究の貢献を以下にまとめる。

- 日本の教育ローンデータを使ってスコアリングモデルを構築し、実証分析を含めて評価を行った最初の論文である。
- 先行研究における米国の教育ローンは学生本人に対して貸し付ける⁶のに対し、本研究における教育ローンは、わが国の金融機関が一般的に取り扱っている学生の保護者に対して貸し付けるローンである。このようなタイプの教育ローンに対するデフォルト要因の分析やスコアリングモデルに関する論文は存在しない。
- 先行研究においてはインサンプルによる判別関数やロジット回帰、プロビット回帰モデルなどを示しているのみであるのに対し、本研究では信用スコアリングモデルで重要なAR 値による評価やアウトオブサンプルを用いた評価を行った。AR 値およびモデルの安定性を示すことで、実務でも利用可能な結果が得られ、教育ローンに対する信用スコアリングモデルの有用性を示すことができた。
- 先行研究で用いられたデータ数は限りがあり、結果の安定性に問題がある。それに対し、本研究では約35万件のデータを用いており、信頼できる結果が得られている。

本論文の構成は以下の通りである。第2節で教育ローンの制度内容や融資規模などの概要を紹介するとともに、モデル構築にあたっての基礎分析で明らかになった教育ローン利用者の特徴を示す。その際、事業ローンや住宅ローンとの比較も試みる。第3節では、ロジスティック回帰モデルとデフォルト要因の概要と構築した6種類の教育ローン向けスコアリングモデルを示す。第4節では、モデルのAR 値の水準とアウトオブサンプルに対する頑健性、経過年数、年度の違いによる影響について検証を行う。第5節では結論と今後の課題について述べる。

⁴経験的に考えると、教育ローンのスコアリングモデルのAR 値は中堅・中小企業向けモデルのAR 値に比べてその水準は相対的に低くなると考えられる。その理由は、個人には、中堅・中小企業のように財務状況を詳細に把握できる財務諸表などがなく、情報の非対称性が大きいため、スコアリングモデルの説明力が低くなってしまうと考えられるからである。

⁵実際の融資に利用する場合、学術的には問題なくても実務的には問題を引き起こす場合がある。説明変数が明らかになれば、信用スコアが有利になるように申告するなど、偽装申込を誘発する懸念があるなど、実務的観点から説明変数を明らかにできなかった。

⁶日本学生支援機構の奨学金は学生本人に対して貸し付ける教育ローンである。

2 教育ローン利用者の特徴

2.1 制度の概要

公庫の教育ローンは「進学に関する家庭の経済的負担の軽減と教育の機会均等を図る」ことを目的に、1979年1月にスタートした。「国の教育ローン」として親しまれ、年間12万3千件、1,580億円の教育資金を融資している。残高は117万件、9,749億円と、おそらく教育ローンの取り扱い金融機関としては国内で最大級の規模である⁷。

他に教育資金を融資する制度としては日本学生支援機構の奨学金が有名である⁸。ただ、奨学金は、学生本人に対して主に学生生活の費用を月ごとに貸与するのに対し、教育ローンは、主に学生の保護者に対して入学時の費用などを一括して融資するという相違点がある。教育ローン制度の詳細については、日本政策金融公庫国民生活事業本部のホームページ⁹を参照されたい。

2.2 教育ローンの特徴

教育ローンは、事業ローンに比べて、①返済期間が比較的長期、②返済期間中のモニタリングが困難、③利用者の8割以上は勤務者であり、企業の財務諸表のような資産状況や収入状況を詳細かつ客観的に示した資料がない、④利用時期は進学・入学時期に限られるので、事業ローンに比べて繰り返し何度も利用するケースが少ない¹⁰といった特徴がある。こうした特徴は住宅ローンと共通する点も多い。そこで、住宅ローンと比較しながら、教育ローンの特徴を本項で、利用者の特徴については次項で述べる。基礎的分析を兼ねて、本研究の分析で用いる2005～2007年度貸付のデータを中心にみていくことにする。

表 1: 平均貸付金額と平均貸付期間の推移

年度	平均貸付金額	平均貸付期間
2008	128 万円	8.1 年
2007	129 万円	8.1 年
2006	130 万円	8.0 年
2005	130 万円	8.0 年
2004	130 万円	データなし
平均	129 万円	8.05 年

注: 教育一般貸付(直接扱い)の数値

まず、国の教育ローンの平均貸付金額と平均貸付期間の過去の推移を表1に示す。平均貸付金額は129万円、平均貸付期間は約8年となっている。いずれの数値も過去5年間(平均貸付期間は過去4年間)ほとんど変わっていない。次に、それぞれの水準を住宅ローンと比較する。国土交通省住宅局(2009)の調査によると2007年度の個人向け住宅ローンの新規融資は862,472件の17,289,541百万円で、この数値から平均貸付金額を計算すると2,004万円となる。また、住宅金融支援機構(2009a)の調査によると、2008年度の新規貸出における約定貸出期間は平均25.6年となっている。

⁷いずれも2008年度末現在の数値である。単位未満は切り捨てている。

⁸奨学金の詳細については、日本学生支援機構のホームページ(<http://www.jasso.go.jp/>)を参照されたい。

⁹ホームページのアドレスは <http://www.kjfc.go.jp/kyouiku/ippan/index.html> である。

¹⁰兄弟で利用したり、高校進学時に利用し、さらに大学進学時にも利用するといったケースはあるが、それでも事業資金に比べれば繰り返し利用するケースは圧倒的に少ない。

このように、教育ローンは、住宅ローンに比べて貸付金額が小口で、返済期間も短いという特徴がある。

2.3 利用者の特徴

教育ローン利用者の特徴をみてみよう。2005～2007年度の利用者の年齢分布を図1に示す。分布は毎年安定的でほぼ似た分布をしている。平均年齢は49歳と公庫が利用者に対して毎年実施しているアンケート調査(国民生活金融公庫(2004-2007), 日本政策金融公庫(2008), 図1の右下図)をみても過去5年間の平均年齢は49.4歳でほぼ一定である。

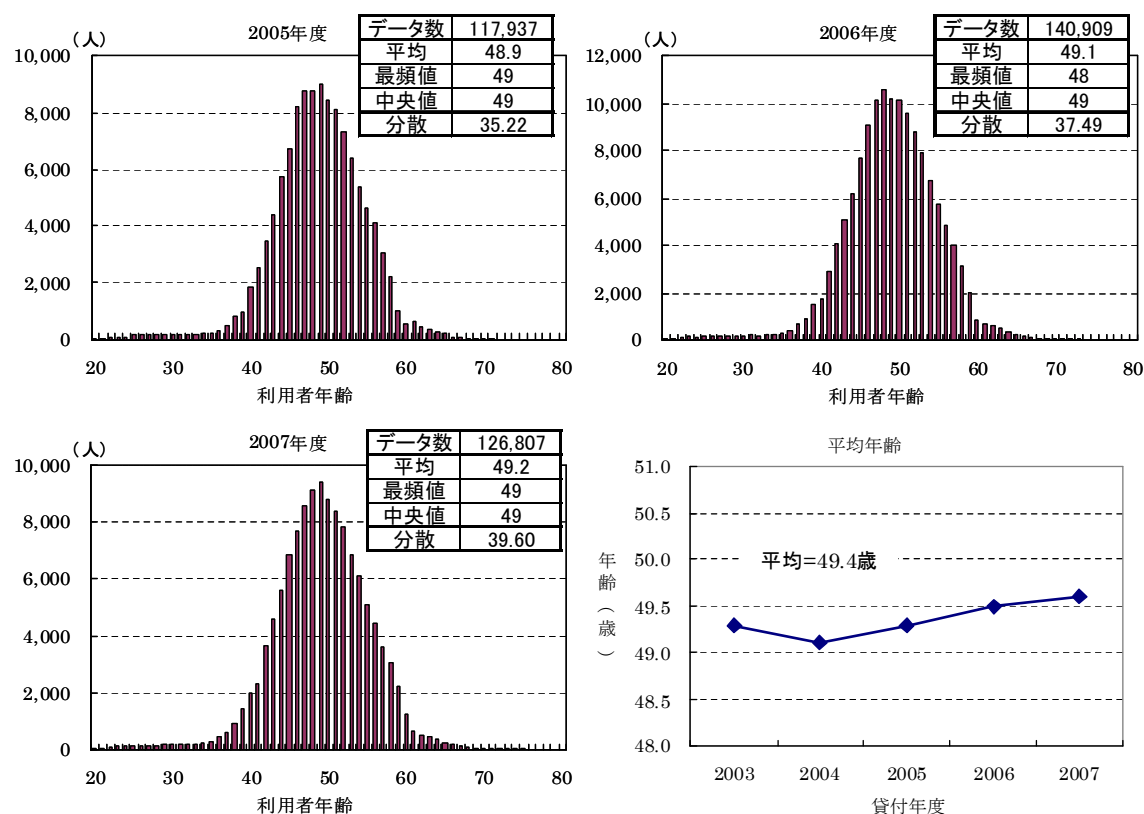


図 1: 利用者の年齢分布

一方、住宅金融支援機構(2009c)によるとフラット35注文住宅融資利用者の平均年齢は40.4歳である。さらに、住宅金融支援機構(2009a)によると民間金融機関の住宅ローンの営業戦略として重視する年齢層は30代後半～40代前半がボリュームゾーンになっている。単純に比較はできないが、教育ローン利用者の平均年齢は住宅ローン利用者に比べて10歳程度高いと考えられる。利用者の子供が高校あるいは大学や専門学校などに進学する際に教育ローンを利用することを考えれば妥当な結果であるといえよう。

教育ローン利用者の世帯収入の分布を確認してみる。公庫(国民生活金融公庫(2004-2007), 日本政策金融公庫(2008))によると勤務者世帯の年収分布は、おおむね600万円～650万円程度で安定している¹¹(図2)。一方、住宅ローン利用者の場合は、住宅金融支援機構(2009c)ではフラット35利用者のうち注文住宅融資利用者の平均世帯所得は627.9万円である。また、フラット35利用者全体の世帯年収分布の構成比(図3)は、400万円～800万円がボリュームゾーンとなっており、教育ローンと同様の傾向がみられる。

¹¹公庫の教育ローンの利用条件に世帯の年間収入(所得)の上限額があり、2008年9月までは990万円であった。

このように、教育ローン利用者は、住宅ローン利用者よりも年齢水準が高いものの、収入の水準はほぼ同じである。また、年齢や世帯収入の平均値や分布が安定的で、利用金額(貸付金額)や利用期間(返済期間)も変化が少ない。毎年、利用者が異なるものの、母集団特性は安定的であるという特徴がある。

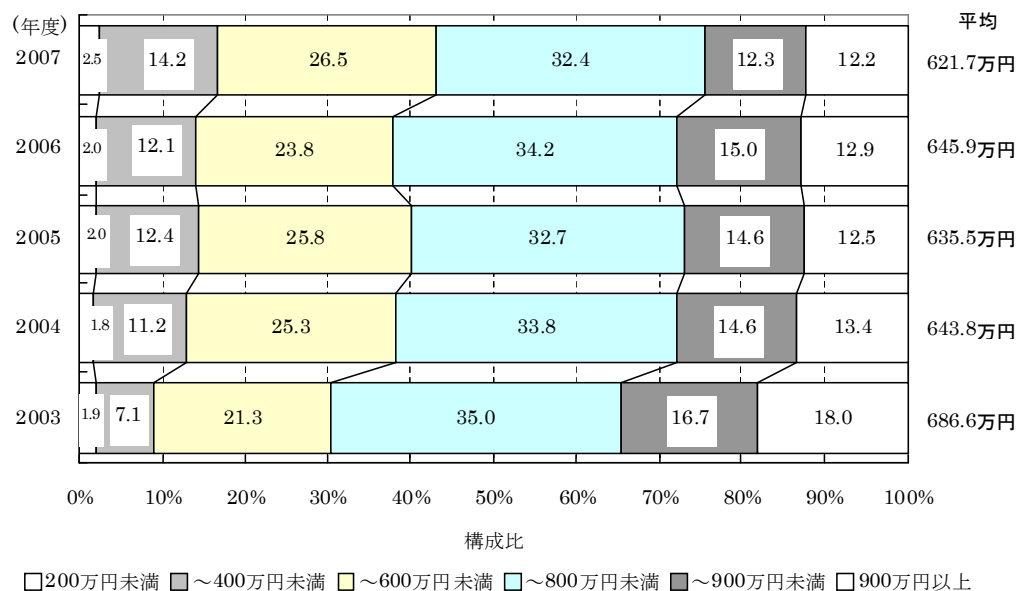


図 2: 教育ローン利用者(勤務者)の世帯年収分布

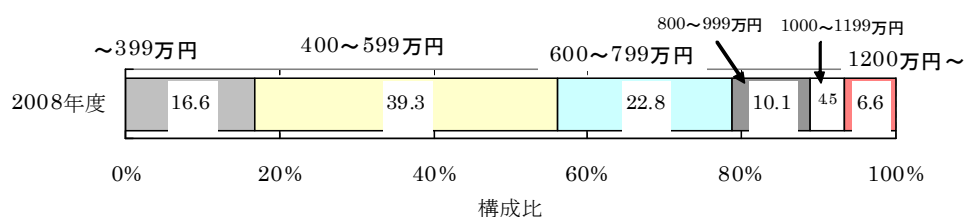


図 3: 住宅ローン(フラット 35)利用者の世帯年収分布

3 教育ローンの信用スコアリングモデルの概要

信用スコアリングモデルにはさまざまな統計モデルがある。なかでも、ロジスティック回帰モデルは、最も一般的に用いられている。本研究においても、ロジスティック回帰モデルを使用する。また、モデルのパフォーマンスを評価する手法¹²として、本研究では順序性尺度である AR 値を用いる。その理由は、教育ローン向けスコアリングモデルの利用目的は、審査の効率化・迅速化¹³であり、デフォルト確率の一致性よりも信用リスクの相対的な評価、つまり、順序性がより重要となるからである。

¹²モデルのパフォーマンスを評価する手法もさまざまある。スコアリングモデルの評価手法については、山下・川口・敦賀(2003)が詳しい。

¹³事業ローンも含めて融資の審査はスコアリングモデルと人的審査(エキスパートジャッジ)を組み合わせで行うことが一般的である。特に、融資金額が小口で採算のとりにくい教育ローンの場合は、スコアリングモデルを活用して審査コストを抑制すると同時に効率的な人的審査によってデフォルトを抑制することが採算を重視する民間金融機関にとって重要である。具体的には、スコアリングモデルで算出されたスコアの低い(デフォルト確率の低い)与信先に対しては簡便な人的審査を行うことによって審査コストの低減を図ると同時に、スコアの低い(デフォルト確率の高い)与信先に対しては慎重かつ詳細な人的審査を行いデフォルト率の抑制を図ることによって採算性を高めることができる。

まず、本項において、ロジスティック回帰モデルの概要を述べ、構築した6種類の教育ローン向けスコアリングモデルの概要を示す。次に、4項において、構築したモデルについて、アウトオブサンプル、経年変化、年度の違い¹⁴といったさまざまな角度からAR値の評価を行い、教育ローン向けスコアリングモデルの頑健性を示す。

3.1 ロジスティック回帰モデル

ロジスティック回帰モデルは、債務者 i の信用力を示す現時点 ($t = 0$) の情報 $x_{ij}(0)$ が n 個 ($j = 1, \dots, n$) あるとき、将来時点 ($t = 1$) のデフォルト確率 $PD_i(1)$ のロジット変換を用いて、パラメータ $\alpha_j (j = 0, \dots, n)$ を推定する。ここで I は債務者数、 n は説明変数の数を表す。 $Z_i(1)$ が大きければ大きいほどデフォルト確率は低くなる。

$$PD_i(1) = \frac{1}{1 + e^{Z_i(1)}} \quad (1)$$

$$Z_i(1) = \ln \left(\frac{1 - PD_i(1)}{PD_i(1)} \right) = \alpha_0 + \sum_{j=1}^n \alpha_j x_{ij}(0), \quad (i = 1, \dots, I) \quad (2)$$

最尤法によってパラメータ α_j を推定する。最尤法は、債務者 i の非デフォルト、デフォルトを示す事実 ($y_i = \{0, 1\}$) が独立であると仮定する。尤度関数は、

$$L = \prod_{i=1}^I PD_i(1)^{y_i} (1 - PD_i(1))^{1-y_i} \quad (3)$$

と表現でき、これを最大にするパラメータ α_j を推定する。実際には、 L に対数をとった対数尤度関数 $\ln L$ を最大化するように推定する。

$$\ln L = \sum_{i=1}^I \{y_i \ln PD_i(1) + (1 - y_i) \ln (1 - PD_i(1))\} \quad (4)$$

3.2 デフォルト要因

3.2.1 先行研究

Gross et al.(2009)に基づき、デフォルト要因を分類し、デフォルトとの関連性をまとめる。論文によって、有意となる要因が異なったり、反対の場合も存在するが、以下では先行研究における主な結果を示す。

- 学校のタイプ：職業訓練学校、2年制大学の方がデフォルトしやすい
- 学生の属性
 - 人種：黒人はデフォルトしやすい
 - 民族性：ヒスパニックはデフォルトしやすい
 - 年齢：高い方がデフォルトしやすい
 - 性別：男性の方が女性よりもデフォルトしやすい
- 社会経済的状況

¹⁴教育ローンの貸付期間は、住宅ローンほどではないものの、事業ローンや一般の消費者ローンに比べて長く、貸付時点からの経過年数によって将来時点のデフォルト率も一定ではない。経過年数の影響に加えて、返済期間中の年度の違いがデフォルトに与える影響も無視できない。このように長期間にわたってデフォルト率が変化する可能性がある場合は、デフォルト率の期間構造をモデルに考慮することが望ましい(森平(2009))。本研究においても検討したが、教育ローンの特性としてパネルデータが入手できないこと、個々の債務者データの蓄積期間が短いこと、デフォルト率の一致性よりも序列性を重視していることから、今回のモデル構築にあたっては、期間構造モデルではなく、1期間デフォルト確率の推定モデルとしてロジスティック回帰モデルを用いる。

- 家族構成：扶養者が多い、片親の場合、家族(親)からの支援がないとデフォルトしやすい
- 親の教育歴：高学歴の親を持つとデフォルトしにくい
- 収入：家族や本人の収入が高いとデフォルトしにくい
- 債務負担：債務(ローン返済額)が多いと、デフォルトしやすい

- 在学中の経験

- 履修状況：継続的な履修登録や、不可の単位数が少ないと、デフォルトしにくい
- 教育達成度：卒業できるとデフォルトしにくい
- 学究的素養：高校のランクやGPAが高いとデフォルトしにくい

米国では、Higher Education Act of 1965 や The Equal Credit Opportunity Act により、人種、国籍、宗教、性別、結婚、年齢、障害などによる融資差別を禁止しており、たとえ統計的に有意であったとしてもモデルの変数に使うことはできない。さらに、教育ローンにおいてはその範囲が徐々に拡大する傾向にある¹⁵。先行研究のモデルは「人種・民族性」が含まれているケースが多く、当然のことであるが、スコアリングモデルの中に使ってはいけない。卒業の有無も入学時点での融資判断に使うことはできない。また、米国と日本という違いに加えて、前述したように、米国の教育ローンは学生本人への貸付であるのに対し、本研究で対象とする教育ローンは主に保護者に対する貸付であり、デフォルト要因も異なると考えられる。本研究ではこれらの点や取得できるデータを考慮してモデル化および分析を行う。

3.2.2 本研究における使用変数

まず始めに、代表的な個人向けローンである住宅ローンの審査において考慮する項目について見てみよう。国土交通省住宅局(2009)によると、「完済時年齢(99.3%)」「返済負担率(98.5%)」「借入れ時年齢(97.8%)」「勤続年数(97.1%)」「年収(97.0%)」が多くなっている(表2)。

教育ローンのスコアリングモデルに有効な変数もほぼ同様であると考えられるが、上記に加えて、「所有資産」が重要なファクターとなる点が異なる。住宅ローンはそもそも資産を所有するためのローンなのであまり有効な変数とならないのであろう。

教育ローンのモデル構築に使用する説明変数の候補は申込書に記載されている情報や信用情報機関の情報などである。情報は主に「収入」「住まいの状況」「借入れ状況」などの項目である(表3)。

表3の項目を仮に説明変数として含める場合、その取り扱い方の例と一般に期待される符号条件¹⁶を以下に記述する。

- 本人と家族の状況

- 住所：地域ごとのカテゴリー変数として扱う
- 年齢：年齢の高い方が収入は高くなり、デフォルトしにくい
- 扶養する子供の数：扶養が増えたと、支出が増え、デフォルトしやすい

- 収入：高い方がデフォルトしにくい

- 職業

- 勤務先、職種(業種)：職種(業種)ごとのカテゴリー変数として扱う

¹⁵Federal Family Education Loan Program に対する融資差別の排除に関する法案として、Preventing Student Loan Discrimination Act が2008年6月17日に提出された。

¹⁶デフォルト率が小さいとスコアは大きくなるので、スコアリングモデルの符号条件は逆になる。

- 勤務(営業)年数：長ければ収入が安定し、デフォルトしにくい
- 住まいの状況
 - 居住年数：長ければ生活が安定しており、デフォルトしにくい
 - 居住形態：所有資産がある方がデフォルトしにくい
- 借入れ状況
 - 残高、年間返済額：多ければ、返済負担が重くなり、デフォルトしやすい

表 2: 住宅ローン審査において民間金融機関が重視する項目

審査項目	回答数の割合 [†]
性別	14.7%
借入時年齢	97.8%
完済時年齢	99.3%
家族構成	21.2%
年収	97.0%
所有資産	20.3%
返済負担率	98.5%
業種	34.7%
雇用形態	44.7%
雇用先の規模	22.5%
勤続年数	97.1%
担保評価額	93.5%
申込人との取引状況	66.5%
カードローン等の他の債務の状況や返済履歴	84.9%
金融機関の営業エリア外	65.8%
健康状態	71.3%
その他	20.4%

† 回答数の割合は回答機関数 1,207 機関に対する割合

表 3: 申込書の主な記入事項

本人と家族の状況	住所、年齢、扶養している子供の数
収入	本人収入、家族収入
職業	勤務先、職種(業種)、勤続(営業)年数
住まいの状況	居住年数、居住形態(持ち家、賃貸、社宅等)
借入れ状況	借入先、使いみち、残高、年間返済額

3.3 使用データと構築したモデルの概要

本分析で使用するデータのデフォルト観測期間は、図4に示すとおりである。2005年度から2007年度に貸付した債務者データを用いて、2009年度9月末時点でのデフォルトを1、非デフォルトを

0としてモデルを構築する。本分析では「3カ月以上延滞」をデフォルトと定義する。具体的には、2005年4月～2006年3月に貸付した与信先については、2009年9月までの累積4年間にデフォルトしたかどうかを従属変数にしてモデルを構築する。同様に2006年度貸付は累積3年間、2007年度貸付は累積2年間にデフォルトしたかどうかを従属変数とする。事業ローン向けのスコアリングモデルでは、貸付後1年間のデフォルト、非デフォルトを従属変数に用いることが一般的である。ただ、教育ローンは、季節性が高く、1月～3月に貸付が集中する。仮に年度ベース(x 年4月から $x+1$ 年3月に貸し付けた与信先を $x+1$ 年9月においてデフォルトしたか否か)で観測すると、多くの与信先が貸付後半年以内となるので、デフォルトはほとんど観測されない。そのため、デフォルト観測期間が累積1年のデータは使用しない。本分析では、2005年度貸付は2009年9月まで累積4年間、2006年度貸付は累積3年間、2007年度貸付は累積2年間のデータを使用する¹⁷。また、利用者のうち、8割以上が勤務者である。本研究では、勤務者のデータを使用してモデルの構築と分析を行う。

	2005年度	2006年度	2007年度	2008年度	2009年度
			4月-----3月		---9月
2007年度貸付(累積2年)			平均 0.5年	1年	0.5年
		4月-----3月			---9月
2006年度貸付(累積3年)		平均 0.5年	1年	1年	0.5年
	4月-----3月				---9月
2005年度貸付(累積4年)	平均 0.5年	1年	1年	1年	0.5年

図 4: 使用データの観測期間

表3の14項目に基づき、30個の変数を候補として作成した。その中から説明変数の選択を行い、モデルの構築を試みる。手順としては、実際の融資担当者が納得できる現場感覚や変数の理論的な整合性(想定される符号条件など)を検討して変数候補の絞り込みを行い、その上でステップワイズ法により選択する。ベースとなる変数候補は、最終的に半分の15個の変数に絞り込んだが、オーバーフィッティングの可能性を考慮して、さらに、必要と思われる9個の変数に絞り込んだ2つのモデルを検討する。ここで、9個の説明変数から選択するモデルを「モデルA」、15個の説明変数から選択するモデルを「モデルB」と呼ぶ。図4に示した貸付データを用いて、表4のとおり、6種類のモデルを構築する¹⁸。ロジスティック回帰モデルのパラメータ推定には、SAS/STAT®のLOGISTIC プロシジャを使用した。

表 4: 構築するモデルのタイプ

	モデルA	モデルB	貸付 データ数
説明変数候補数	9個	15個	
2007年度貸付(累積2年)	2007年度(累積2年)モデルA	2007年度(累積2年)モデルB	90,789
2006年度貸付(累積3年)	2006年度(累積3年)モデルA	2006年度(累積3年)モデルB	100,761
2005年度貸付(累積4年)	2005年度(累積4年)モデルA	2005年度(累積4年)モデルB	84,927

構築したモデルの変数とパラメータを表5に示す。'—'は選択されなかったことを表す。選択された変数をみると、2005年度(累積4年)モデルでX9が選択されたことを除けば、モデルA、

¹⁷年度内の貸付は平均して0.5年分と考える。

¹⁸各モデルの貸付年度と累積デフォルト期間は1対1対応している。しかし、4.4項で追加的な分析として各年度貸付の累積2年間のデータを用いた分析を行っているため、明示的に貸付年度と累積デフォルト期間を入れたモデル名としている。

モデルBとも、同じ変数が選択されている。パラメータも大きな差が生じている変数はなく、おおむね同じ水準になっている。(5)式で示されるモデルのあてはまり度合いを示すMcFaddenの擬似決定係数は、モデルA、Bともに2005年度(累積4年)モデルが最も高いが、2006年度(累積3年)モデルとの差は2007年度(累積2年)モデルとの差に比べてわずかである。

$$\text{擬似決定係数} \equiv 1 - \frac{\ln L}{\ln L_0} \quad (5)$$

ここで、 $\ln L$ はモデルの対数尤度、 $\ln L_0$ は定数項のみのモデルの対数尤度を表す。

一方、AICを見ると、モデルA、Bともに2006年度(累積3年)モデルが最も高く、2007年度(累積2年)モデルの値は低い。2005年度(累積4年)モデルと2006年度(累積3年)モデルの差はわずかであり、擬似決定係数とほぼ同じ結果が得られている。

表 5: 標準化回帰係数および p 値

モデル A	2007 年度 (累積 2 年)		2006 年度 (累積 3 年)		2005 年度 (累積 4 年)	
説明変数	回帰係数	p 値	回帰係数	p 値	回帰係数	p 値
X1	0.1872	0.0000	0.1710	0.0000	0.1435	0.0000
X2	0.0884	0.0000	0.1246	0.0000	0.1498	0.0000
X3	-0.1615	0.0000	-0.1844	0.0000	-0.2005	0.0000
X4	0.0518	0.0000	0.0725	0.0000	0.0609	0.0000
X5	-0.2547	0.0000	-0.2462	0.0000	-0.2395	0.0000
X6	0.2130	0.0000	0.2202	0.0000	0.1892	0.0000
X7	0.1094	0.0000	0.1167	0.0000	0.1042	0.0000
X8	0.1234	0.0000	0.1118	0.0000	0.1136	0.0000
X9	—	—	—	—	0.0306	0.0003
擬似決定係数	0.076		0.091		0.096	
AIC	18,261		30,253		29,168	
モデル B	2007 年度 (累積 2 年)		2006 年度 (累積 3 年)		2005 年度 (累積 4 年)	
説明変数	回帰係数	p 値	回帰係数	p 値	回帰係数	p 値
X1	0.1697	0.0000	0.1537	0.0000	0.1317	0.0000
X2	0.1046	0.0000	0.1417	0.0000	0.1662	0.0000
X3	-0.1460	0.0000	-0.1732	0.0000	-0.1924	0.0000
X4	0.0360	0.0049	0.0583	0.0000	0.0492	0.0000
X5	-0.2552	0.0000	-0.2476	0.0000	-0.2392	0.0000
X6	0.1753	0.0000	0.1860	0.0000	0.1662	0.0000
X7	0.0812	0.0000	0.0901	0.0000	0.0824	0.0000
X8	0.1199	0.0000	0.1078	0.0000	0.1106	0.0000
X9	—	—	—	—	0.0213	0.0129
X10	—	—	—	—	—	—
X11	0.0865	0.0000	0.0889	0.0000	0.0745	0.0000
X12	-0.0691	0.0000	-0.0570	0.0000	-0.0488	0.0000
X13	-0.0562	0.0000	-0.0596	0.0000	-0.0447	0.0000
X14	—	—	—	—	—	—
X15	0.0306	0.0108	0.0304	0.0006	—	—
擬似決定係数	0.083		0.098		0.100	
AIC	18,130		30,025		29,031	

4 モデルの評価

4.1 モデルのAR値

モデルの評価はAR値¹⁹により行う。AR値は所得の集中度や不平等度を測る Gini 係数の考え方を応用したもので、推計されたデフォルト率に対する順序性尺度によってモデルの精度を評価するものである。具体的には、推計されたデフォルト率を高い順番に並べて、全債務者数に対する累積債務者比率を算出したものを横軸に、全デフォルト債務者数に対する累積デフォルト債務者比率を縦軸にとってプロットする。そのプロットによって示される曲線が図5に示したCAP曲線(Cumulative Accuracy Profiles)である。

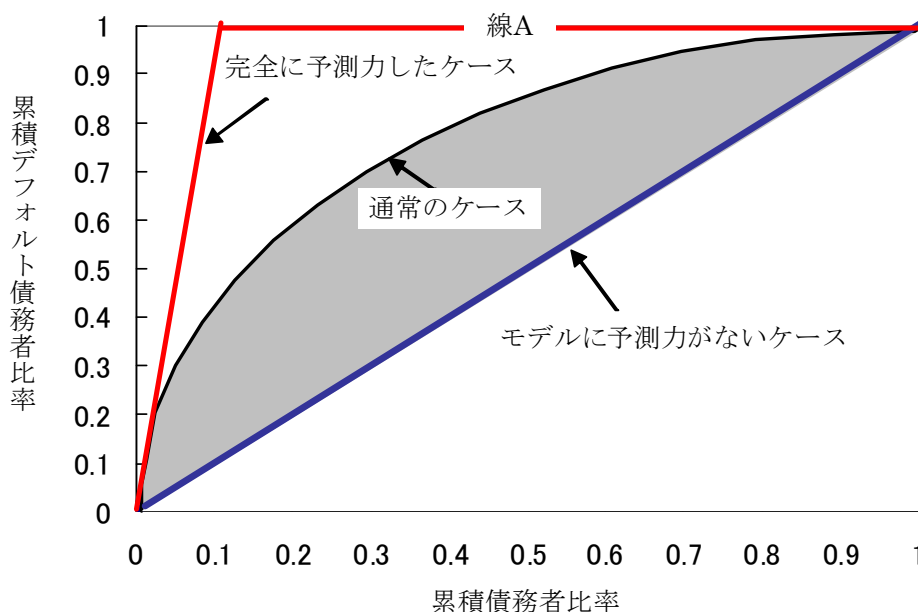


図 5: CAP 曲線

図5の45度線はモデルで推定されたデフォルト率の大きさと実際のデフォルトが全く関係ない場合を示している。これに対し、推定デフォルト率の高い順番に、デフォルトした債務者が並んでいた場合には線Aとなる。実際のモデルでは、45度線と線Aの間にCAP曲線が描かれる。AR値は、CAP曲線と45度線で囲まれた面積(図の影の部分)と線Aと45度線で囲まれた面積の比率であり、

$$AR値 = \frac{\text{CAP 曲線と 45 度線で囲まれた面積}}{\text{線 A と 45 度線で囲まれた面積}}$$

で表される。精度の高いモデルは線Aに近い線を描き、1に近い値をとる。

各モデルのインサンプルのAR値を表6に示す。経過年数や説明変数の数の違いがあるにもかかわらず、どのモデルもAR値は50%前後となっている。中小企業に対する事業ローン向けモデルのAR値(60~70%程度)²⁰よりは低いものの、小企業向けモデルのAR値(40~50%程度)²¹とほ

¹⁹AR値の目的、成り立ち、適用方法、長所・短所に関しては山下・川口・敦賀(2003)が詳しい。

²⁰柳澤他(2007)はRDBデータベースを用いて、構築した中小企業向けモデルのAR値の推計した結果、60~70%であった。

²¹日本政策金融公庫国民生活事業本部のデータベースを用いて構築した小企業向けモデル(枇々木・尾木・戸城(2010))のAR値は40~50%程度であった。枇々木・尾木・戸城(2010)では、財務指標だけでは小企業のAR値を高くすることが難しいため、業歴を加えることによってAR値を大きくすることができている。本研究の結果から、小企業も個人(世帯)と同様に、財務状況に関しては個人とほぼ同じ(もしくは以下)レベルの情報の非対称性があると考えられる。ただし、この点についてはきちんと検証する必要がある。

ば同等で、住宅ローン向けモデルのAR値(30～40%弱と言われている)よりはやや高いレベルにある。教育ローンは、事業ローンに比べて、① 貸付期間が比較的長期、② 返済期間中のモニタリングは困難、③ 利用者の大半は勤務者であり、企業の財務諸表のような資産状況や収入状況を詳細かつ客観的に示した資料がない、という特徴がある。したがって、中小企業向けモデルよりもAR値が低くなると考えることが自然であり、納得感のある結果である。ただし、小企業の場合には中小企業に比べて、財務諸表に表れない要素が経営に与える影響が大きいためAR値が高まらず、ほぼ同等な結果になったと思われる。また、住宅ローンに比べれば、②や③の点は類似しているが、教育ローン向けのモデルの方が貸付期間が短い分AR値はやや高くなると考えられる。

表 6: モデルのAR値(インサンプル)

	2007年度(累積2年)	2006年度(累積3年)	2005年度(累積4年)
モデルA	47.30%	49.00%	49.45%
モデルB	49.27%	51.12%	50.60%

次にモデルのタイプ別にAR値をみると、説明変数の少ないモデルAと比較的多いモデルBとの比較では、累積デフォルト年数が同じであれば、説明変数の多いモデルBの方が1～2パーセントポイント程度高くなっている。説明変数の数が多いことによってフィッティングが良くなっているからであろう。ただ、オーバーフィッティングによって、アウトオブサンプルに対する頑健性に問題がある可能性がある。この点については、4.2項で検証する。

さらに、累積デフォルト年数の違いによるAR値の差もほとんどない。たとえば、2007年度(累積2年)モデルAと2006年度(累積3年)モデルA、2005年度(累積4年)モデルAのAR値の差はわずか2パーセントポイントである。各モデルの説明変数の標準化回帰係数をみても累積デフォルト年数の違いによる目立った差はみられない。モデルBにおいても同様の傾向がみられる。累積デフォルト年数が長くなればなるほど分散が大きくなり、選択される変数が異なったり、AR値が低下すると思われたが、ここでは確認できなかった。貸付後の経過年数がAR値に与える影響については4.3項で検証する。

4.2 アウトオブサンプルに対する頑健性

インサンプルデータに対するAR値がいくら高くても、実際に運用したデータのAR値が高くないと、よいモデルとはいえない。表6に示したインサンプルに対するAR値だけでモデルの評価を行うことは危険である。とりわけ、4.1項において述べたとおり、変数の数を多くすればするほどインサンプルの当てはまりはよくなるが、アウトオブサンプルに対する当てはまりが悪くなるというオーバーフィッティング問題には注意を要する。

本研究では、オーバーフィッティングの可能性を考えて、現場感覚から妥当と思われる15個の変数を用いたモデルBと、オーバーフィッティングの可能性を考えて変数を9個に絞り込んだモデルAを構築した。それぞれのモデルについてアウトオブサンプルテストを行い、AR値の劣化の程度を比較することでオーバーフィッティングが起きているかどうかを確認する。

まず、クロスバリデーション法を用いてアウトオブサンプルテストを行う。具体的には、モデルの構築に使用したデータのうち、ランダムに80%のデータを抽出してモデルを構築したインサンプルのAR値と、残りの20%をテストサンプルとして算出したAR値とを比較するという作業を10回繰り返し(表8のS1～S10)、インサンプルとテストサンプルの平均値と標準偏差を算出する。モデルの変数選択はすべてのケースでステップワイズ法を用いた。

クロスバリデーション法で構築したモデルの変数とパラメータ (標準化回帰係数) の概要を表 7 に示す。10 回のテストごとに変数やパラメータが異なるモデルが生成される可能性があったが、 $X1 \sim X15$ の変数のうち、すべての変数候補について 10 回のテストで選択された確率をみると、選択された変数はほぼ同じであることがわかる。また、選択された変数のパラメータの平均値は表 5 の値に近く、標準偏差をみるとパラメータが安定していることも確認できる。

表 7: クロスバリデーション法で構築したモデルの概要

モデル A	2007 年度 (累積 2 年)			2006 年度 (累積 3 年)			2005 年度 (累積 4 年)		
説明変数	平均値	標準偏差	選択率	平均値	標準偏差	選択率	平均値	標準偏差	選択率
X1	0.1902	0.0077	100%	0.1732	0.0057	100%	0.1454	0.0032	100%
X2	0.0882	0.0119	100%	0.1234	0.0078	100%	0.1501	0.0073	100%
X3	-0.1617	0.0070	100%	-0.1864	0.0049	100%	-0.2002	0.0046	100%
X4	0.0525	0.0053	100%	0.0719	0.0063	100%	0.0590	0.0035	100%
X5	-0.2571	0.0053	100%	-0.2464	0.0036	100%	-0.2407	0.0041	100%
X6	0.2107	0.0051	100%	0.2186	0.0070	100%	0.1912	0.0063	100%
X7	0.1067	0.0085	100%	0.1165	0.0049	100%	0.1071	0.0061	100%
X8	0.1223	0.0057	100%	0.1116	0.0062	100%	0.1142	0.0033	100%
X9	—	—	0%	0.0020	0.0062	10%	0.0284	0.0034	100%

モデル B	2007 年度 (累積 2 年)			2006 年度 (累積 3 年)			2005 年度 (累積 4 年)		
説明変数	平均値	標準偏差	選択率	平均値	標準偏差	選択率	平均値	標準偏差	選択率
X1	0.1708	0.0103	100%	0.1559	0.0066	100%	0.1272	0.0123	100%
X2	0.1025	0.0126	100%	0.1411	0.0068	100%	0.1682	0.0100	100%
X3	-0.1458	0.0097	100%	-0.1763	0.0047	100%	-0.1944	0.0064	100%
X4	0.0309	0.0114	90%	0.0593	0.0035	100%	0.0484	0.0062	100%
X5	-0.2560	0.0052	100%	-0.2467	0.0049	100%	-0.2374	0.0044	100%
X6	0.1819	0.0072	100%	0.1859	0.0066	100%	0.1651	0.0075	100%
X7	0.0837	0.0052	100%	0.0903	0.0042	100%	0.0818	0.0056	100%
X8	0.1190	0.0054	100%	0.1070	0.0050	100%	0.1105	0.0042	100%
X9	—	—	0%	—	—	0%	0.0218	0.0079	90%
X10	0.0000	0.0000	10%	—	—	0%	0.0049	0.0155	10%
X11	0.0876	0.0070	100%	0.0927	0.0041	100%	0.0749	0.0042	100%
X12	-0.0701	0.0050	100%	-0.0576	0.0032	100%	-0.0480	0.0027	100%
X13	-0.0554	0.0039	100%	-0.0593	0.0033	100%	-0.0440	0.0029	100%
X14	0.0040	0.0127	10%	—	—	0%	—	—	0%
X15	0.0256	0.0138	80%	0.0299	0.0031	100%	—	—	0%

表 8 と図 6 にクロスバリデーション法によるテストの結果を示す。図 6 は表 8 をグラフにしたものである。懸念されたオーバーフィッティングについて、変数が 8～9 個のモデル A と変数が 12～14 個のモデル B の AR 値の平均を比較すると、テストサンプルの AR 値の劣化はどのケースでも 2 パーセントポイント以内となっており、モデル B のテストサンプルの AR 値の低下が特に大きいという事象は観測できなかった。60 ケース中 16 ケース (‡ を付けた部分で、全体の 26.7 パーセント) でテストサンプルの AR 値がインサンプルの AR 値を上回った。ただし、図をみてもわかるように、インサンプルとテストサンプルの AR 値の取り得る値の範囲は 45 度線を境にしてほぼ同じ

である。

表 8: クロスバリデーション法によるテスト

		S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10	平均	標準偏差	全データ
モデル A	2007年度 (累積2年)	48.1%	47.4%	48.0%	47.7%	46.5%	47.4%	47.3%	46.8%	48.0%	47.4%	47.5%	0.5%	47.3%
	(累積2年)	43.6%	46.9%	44.4%	45.4%	50.4% [‡]	46.9%	46.9%	49.5% [‡]	44.1%	46.9%	46.5%	2.1%	
	2006年度 (累積3年)	49.9%	49.3%	49.1%	48.8%	48.5%	49.3%	48.9%	49.1%	49.4%	49.0%	49.1%	0.4%	49.0%
	(累積3年)	45.2%	48.0%	48.8%	49.7% [‡]	50.9% [‡]	48.0%	49.2% [‡]	48.7%	47.5%	49.2% [‡]	48.5%	1.4%	
	2005年度 (累積4年)	49.5%	49.3%	49.5%	49.4%	49.8%	49.7%	49.6%	49.5%	50.0%	49.4%	49.6%	0.2%	49.5%
	(累積4年)	48.8%	49.7% [‡]	49.3%	49.6% [‡]	47.7%	48.4%	48.7%	49.1%	47.1%	49.7% [‡]	48.8%	0.8%	
モデル B	2007年度 (累積2年)	49.3%	50.2%	50.3%	49.6%	49.9%	49.5%	48.7%	49.6%	48.4%	50.0%	49.6%	0.6%	49.3%
	(累積2年)	49.3%	46.0%	44.5%	47.8%	46.7%	48.1%	51.3% [‡]	47.5%	52.7% [‡]	46.2%	48.0%	2.4%	
	2006年度 (累積3年)	51.3%	51.0%	50.9%	51.3%	51.7%	51.7%	51.5%	51.3%	51.1%	51.6%	51.3%	0.3%	51.1%
	(累積3年)	50.2%	51.5% [‡]	51.6% [‡]	50.0%	49.0%	49.1%	49.5%	50.5%	50.8%	49.1%	50.1%	0.9%	
	2005年度 (累積4年)	50.1%	51.0%	50.8%	50.7%	49.9%	50.6%	50.6%	51.2%	50.1%	50.8%	50.6%	0.4%	50.6%
	(累積4年)	52.4% [‡]	48.9%	49.5%	50.1%	53.5% [‡]	50.5%	50.3%	47.7%	52.1% [‡]	49.6%	50.5%	1.6%	

※ 上段：インサンプル、下段：テストサンプル。‡ テストサンプルのAR値がインサンプルより高いケース

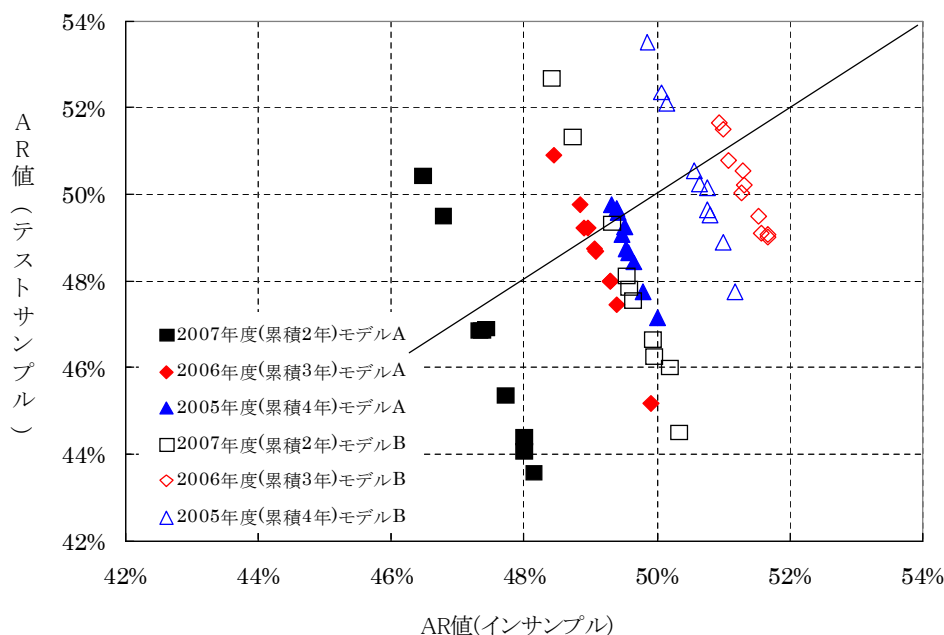


図 6: クロスバリデーション法によるAR値

データの母集団特性が安定的でモデルの変数とパラメータが頑健であるうえ、データの大数効果によってオーバーフィッティングしにくいモデルになっていると考えられる²²。

アウトオブサンプルテストとはいっても、クロスバリデーション法は同じ年度のデータをテストサンプルとして利用している。8～10万件と十分なデータ量が確保できていることから、インサンプルデータとアウトオブサンプルデータが同質になりやすいため、良好な結果となっている可能性がある。そこで、今度は6種類のモデルに異なる貸付年度(累積年数)のデータをアウトオブサンプルとしてAR値を算出する。たとえば、2005年度(累積4年)モデルに対して、2006年度(累積3年)データ、2007年度(累積2年)データをアウトオブサンプルとしてAR値を算出する。アウトオブサンプルのAR値からインサンプルのAR値を引いた数値を表9に示す。'IN'はインサンプル

²²データ数によるオーバーフィッティングへの影響については、山下・川口(2003)を参照されたい。

ルであることを表す。

表 9: 異なる年度 (累積年数) のデータを当てはめた場合の AR 値の変化

モデル A	データ		
	2007 年度 (累積 2 年)	2006 年度 (累積 3 年)	2005 年度 (累積 4 年)
2007 年度 (累積 2 年)	IN	-1.5%	-1.7%
2006 年度 (累積 3 年)	1.9%	IN	-0.2%
2005 年度 (累積 4 年)	2.7%	0.7%	IN

モデル B	データ		
	2007 年度 (累積 2 年)	2006 年度 (累積 3 年)	2005 年度 (累積 4 年)
2007 年度 (累積 2 年)	IN	-1.6%	-0.8%
2006 年度 (累積 3 年)	2.0%	IN	0.7%
2005 年度 (累積 4 年)	1.9%	-0.1%	IN

マイナスの数値は AR 値が低下したケースである。例えば、2007 年度 (累積 2 年) モデル A に 2005 年度 (累積 4 年) データを当てはめると、2007 年度 (累積 2 年) データ (インサンプル) に比べて、1.7% 低下している。どのケースでも AR 値の劣化は 1.7 パーセントポイント以内で、アウトオブサンプルに対する頑健性は高いと考えられる。プラスの数値は AR 値が上昇しているケースであるが、クロスバリデーション法によるテストのときと同様に、約半数のケースで AR 値が上昇している。ロジスティック回帰モデルのパラメータは最尤推定法により、尤度が最大化するように求められている。三浦・山下・江口 (2009) も指摘しているように、モデルのパラメータは AR 値が最大になるように推定しているわけではないため、インサンプルの AR 値よりアウトオブサンプルの AR 値が高くなる可能性は十分に考えられる。

以上のように、今回のテストにおいても、モデル A とモデル B のアウトオブサンプルに対する頑健性については、ほとんど差がみられず、オーバーフィッティングは確認できなかった。そこで、今後は AR 値の水準の高いモデル B に絞って分析を進めることにする。

4.3 経過年数が与える影響

4.2 項でモデルのアウトオブサンプルに対する頑健性とオーバーフィッティングが生じていないことを確認した。本項では貸付時点からの経過年数の長さによる影響について検証する。事業ローンの場合であれば、決算期ごとに財務諸表を入手してスコアを変更することが可能なので、おおむね 1 年以内の信用状態を計測すればよい。一方、教育ローンの場合は、申込記載内容や収入を確認するといったモニタリングは、手間とコストがかかることから行うことは難しく、貸付時点で算出されたスコアが、返済期間中に変更されることはない。そのため、AR 値は貸付時点から時間が経過するとともに低下していくと考えられる。たとえば、公庫の事業ローンのデータを使ってロジスティック回帰モデルを構築し、貸付実行時点からモニタリングをしない場合の AR 値の経年変化を図 7 に示す²³。括弧内の数値は期首生存件数を表す。

図 7 のように AR 値が徐々に低下していく様子が確認できる。貸付期間が短いので、2 年以上経過すると完済が増えて母数が減ることには注意を要するが、平均すると 1 年間に 2 パーセントポイント程度の低下が確認できる。ある程度の経年劣化はやむをえないとしても、貸付期間が長くモ

²³2003 年度に貸付を実行した法人企業 (103,741 社) のデータを用いた。公庫の主な融資先である小企業は、財務諸表とデフォルトとの相関が大企業や中堅企業などに比べて低いので、モデルの AR 値も相対的に低くなる。小企業向けスコアリングモデルの特徴については、枇々木・尾木・戸城 (2010) を参照されたい。

ニタリングも難しい教育ローン向けモデルの構築にあたっては、可能な限り経年劣化の少ないモデルにすることが望ましい。

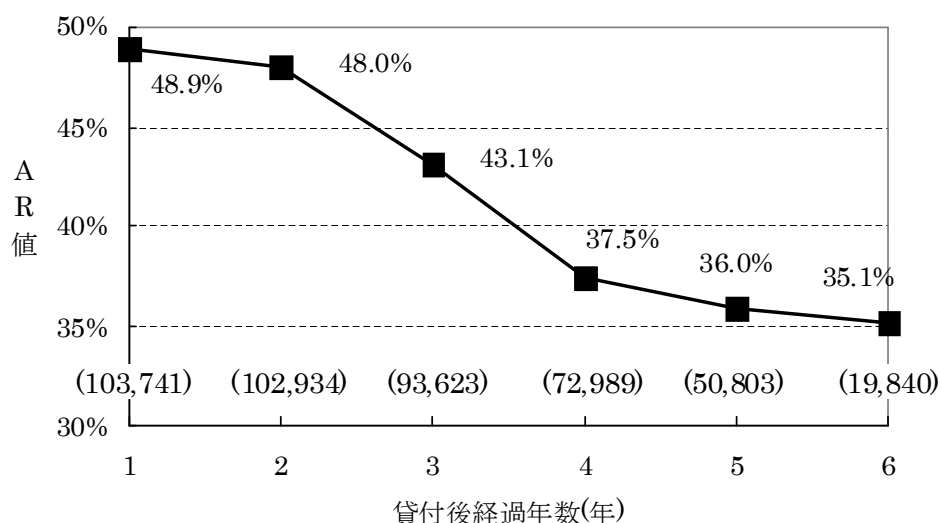


図 7: 事業ローンの AR 値の経年劣化

教育ローンの経過年数別 AR 値を表 10 に示す。

表 10: 教育ローンの AR 値の経年劣化

	テストデータ：2005 年度貸付		
	2007 年 9 月期 累積 2 年	2008 年 9 月期 累積 3 年	2009 年 9 月期 累積 4 年
2007 年度 (累積 2 年) モデル B	52.14%	50.82%	49.02%
2006 年度 (累積 3 年) モデル B	52.40%	51.51%	49.14%
2005 年度 (累積 4 年) モデル B	52.86%	51.30%	49.47% [†]
平均	52.47%	51.21%	49.21%

† インサンプルである

2007 年度 (累積 2 年) モデル B、2006 年度 (累積 3 年) モデル B、2005 年度 (累積 4 年) モデル B に、2005 年度貸付の累積 2 年データ、累積 3 年データ、累積 4 年データを当てはめることによって、AR 値の経年劣化の様子を確認する²⁴。結果をみると経過年数が長くなるにつれて、どのモデルにおいても年約 1.5 パーセントポイント程度低下している。事業ローンの AR 値の推移をみると、線形に低下するとは考えにくい、仮に線形に劣化するとしても、平均貸付期間が約 8 年なので、最終的な AR 値は 40% 程度に収まると思われる。実務的には問題が少ないレベルといえよう。勤務者は収入が比較的安定しているため、事業ローン向けモデルに比べて経年劣化がやや小さくなると考えられる。

4.4 年度の違いによる影響

どのモデルも経過年数が長くなるにつれて AR 値が低下することを確認した。ただ、年度の違いによっても AR 値は変化する可能性がある。そこで、経過年数を一定にして、年度の違いによる

²⁴デフォルト時期が明確ではない債権 (15%程度) を除いて計測しているため、インサンプルの AR 値は表 6 と異なる。

AR 値の変化を検証する。具体的には、2005 年度貸付、2006 年度貸付、2007 年度貸付のデータを用いてそれぞれ累積デフォルト期間を 2 年とするモデルを構築する。各モデルに対して、年度の異なる累積 2 年のデータをアウトオブサンプルとして当てはめて AR 値を計測し、年度の違いによる AR 値の違いを確認する。まず、モデルの概要を表 11 に示す。これまでと同様に、選択された変数およびパラメータの水準に大きな差はみられない。

表 11: 累積デフォルト期間 2 年のモデルの標準化回帰係数と p 値

説明変数	2005 年度モデル		2006 年度モデル		2007 年度モデル	
	回帰係数	p 値	回帰係数	p 値	回帰係数	p 値
X1	0.1299	0.0004	0.1584	0.0000	0.1870	0.0000
X2	0.2090	0.0000	0.1678	0.0000	0.0926	0.0000
X3	-0.2205	0.0000	-0.1908	0.0000	-0.1428	0.0000
X4	—	—	0.0604	0.0002	0.0435	0.0049
X5	-0.2471	0.0000	-0.2454	0.0000	-0.2508	0.0000
X6	0.2542	0.0000	0.1950	0.0000	0.1969	0.0000
X7	0.1293	0.0000	0.0990	0.0000	0.0861	0.0000
X8	0.1325	0.0000	0.1169	0.0000	0.1174	0.0000
X9	—	—	—	—	—	—
X10	—	—	—	—	—	—
X11	0.0782	0.0000	0.0888	0.0000	0.0874	0.0000
X12	-0.0514	0.0000	-0.0567	0.0000	-0.0708	0.0000
X13	-0.0544	0.0000	-0.0701	0.0000	-0.0572	0.0000
X14	—	—	—	—	—	—
X15	—	—	0.0287	0.0263	0.0290	0.0242
AR 値	53.9%		52.3%		49.1%	
擬似決定係数	0.1014		0.0918		0.0818	

表 12: 年度の違いによる AR 値の変化

モデル使用データ		テストデータ		
貸付年度	デフォルト 観測期間	2005 年度	2006 年度	2007 年度
		2005～2007/9	2006～2008/9	2007～2009/9
2005 年度	2005～2007/9	53.9% [†]	51.2%	47.6%
2006 年度	2006～2008/9	53.9%	52.3% [†]	48.7%
2007 年度	2007～2009/9	53.1%	51.9%	49.1% [†]
平均		53.63%	51.83%	48.46%

† インサンプルである

次に AR 値を表 12 に示す。† を付けた部分はインサンプルである。表を縦に見るとどのモデルもインサンプルとアウトオブサンプルの差は小さく頑健性があることが確認できる。表を横に見て年度間で比較すると、2005 年度、2006 年度、2007 年度となるにしたがって AR 値の水準が低下する。平均値を比べると、経年劣化を確認した表 9 とほぼ同様の傾向をみせている。したがって、

経過年数の長さだけでなく、年度の違いがAR値の低下に影響を与えている可能性もある。この点をさらに確認するには、年度の環境が近似している複数年のデータを使って、経年変化を比較する必要があるが、現時点ではデータ期間の制約から確認することが難しい。この点についてはデータが蓄積されるのを待ってから再度検証することにした。

5 おわりに

本研究では、膨大な教育ローンの申込情報のデータベースを用いて、スコアリングモデルを構築し、AR値による評価を行うことによって、その特徴と有用性を明らかにした。著者たちの知る限りにおいて実証分析を含めた教育ローンの信用スコアリングモデルに関する先行研究は存在しておらず、本研究の内容はきわめてオリジナルな成果と言えるだろう。教育ローンの利用者は、年齢分布や所得水準などの母集団特性がデータの観測期間に関わらず安定しており、実証分析の結果、貸付年度や累積デフォルト年数、変数の組み合わせを変えても選択される変数やパラメータに大きな差異はみられなかった。実務で利用するために、具体的な説明変数を示すことはできなかったが、現場担当者にも納得感のある変数を用いてモデルを構築し、教育ローンの特徴も表すことができた。AR値の水準は50%程度で、中小企業向けモデルのAR値よりは低いものの、小企業向けモデルとほぼ同等のAR値が得られた。アウトオブサンプルのAR値もインサンプルに比べて、それほど大きな違いはなく、インサンプルによるオーバーフィッティングの少ないモデルを構築することができた。

今後の課題として、以下の2点について研究を進める予定である。

- ① 貸付時点からの経年変化や年度の違いによる影響についても分析を行ったが、データ期間が短いため、必ずしも十分な分析ができていないとはいえない。1993～1997年度貸付について、貸付から10年間の経過年数別の単年度デフォルト率(図8²⁵)をみると、教育ローンのデフォルト率は、貸出後の一定期間は上昇し、5年をピークに低下する。こうした傾向は各年度でほとんど変わらず、住宅ローンのデフォルト率も同様の動きをされると言われている。データの蓄積を待って再度検証を試みるとともに、デフォルト率の期間構造を考慮できるモデル化も検討する必要がある。
- ② 取得データの範囲ではモデルには頑健性があると考えられるが、データを更新すると同時にアウトオブサンプルテストを行い、モデルの頑健性を確認するとともに、引き続きモデルの改善を行う。

本研究の結果は、教育ローンにおいても信用スコアリングモデルは有用であることを示しており、公庫のみならず、他の金融機関に多少なりとも参考になれば幸いである。

謝辞

本論文を執筆するあたり、当公庫生活衛生業務部教育貸付グループの吉村英雄氏から貴重なコメントを多数頂いた。この場を借りて深く御礼申し上げたい。

²⁵単年度デフォルト率(PD_t)は

$$PD_t = D_t / \left(N_0 - \sum_{k=1}^{t-1} D_k \right)$$

である。 N_0 は当初貸付件数、 D_t は t 年度中のデフォルト件数である。算出にあたっては、年度間比較ができるように、10年間の累積デフォルト率が1%になるように調整している。また、貸付期間が10年を超えるものが数パーセントあるが、10年で打ち切っている。

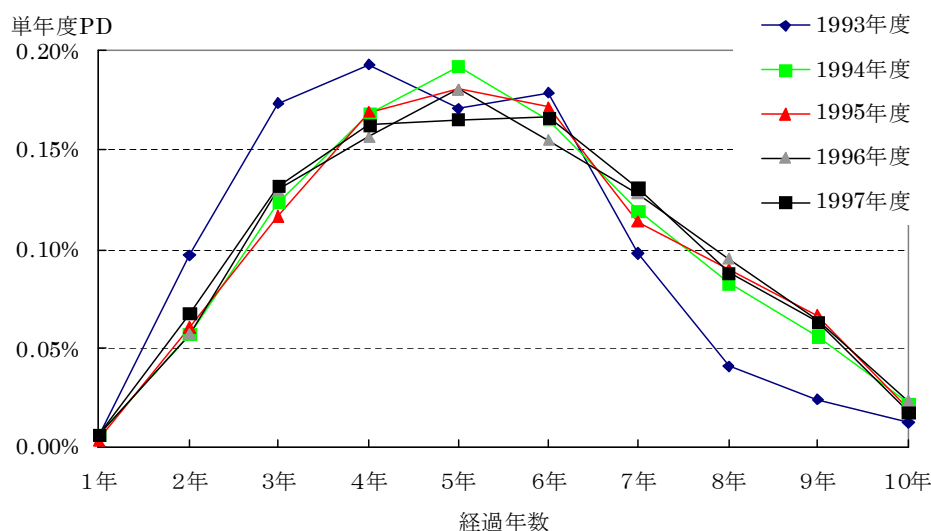


図 8: 経過年数別単年度デフォルト率

参考文献

- [1] 国土交通省 住宅局 (2009)「平成 20 年度民間住宅ローンの実態に関する調査結果報告書」, 2009 年 3 月. (<http://www.mlit.go.jp/common/000037538.pdf>)
- [2] 国民生活金融公庫 総合研究所 (2004)「家計における教育費負担の実態調査結果」. (http://www.k.jfc.go.jp/pfcj/pdf/kyouikuhi_h16.pdf)
- [3] 国民生活金融公庫 総合研究所 (2005)「家計における教育費負担の実態調査結果」. (http://www.k.jfc.go.jp/pfcj/pdf/kyouikuhi_h17.pdf)
- [4] 国民生活金融公庫 総合研究所 (2006)「家計における教育費負担の実態調査結果」. (http://www.k.jfc.go.jp/pfcj/pdf/kyouikuhi_h18.pdf)
- [5] 国民生活金融公庫 総合研究所 (2007)「教育費負担の実態調査結果(勤務者世帯)」. (http://www.k.jfc.go.jp/pfcj/pdf/kyouikuhi_chousa_k.pdf)
- [6] 住宅金融支援機構 (2009a)「平成 21 年度民間住宅ローンの貸出動向調査結果」. (<http://www.jhf.go.jp/files/100014040.pdf>)
- [7] 住宅金融支援機構 住宅総合調査室 (2009b)「平成 21 年度民間住宅ローン利用者の実態調査【民間住宅ローン利用者編】(第 2 回)」. (<http://www.jhf.go.jp/files/100014067.pdf>)
- [8] 住宅金融支援機構 住宅総合調査室 (2009c)「平成 20 年度フラット 35 利用者調査報告」. (http://www.jhf.go.jp/research/pdf/flat35_h20.pdf)
- [9] 日本学生支援機構 (2010)「アメリカにおける奨学制度に関する調査報告書」. (http://www.jasso.go.jp/statistics/scholarship_us/scholarship_us.html)
- [10] 日本銀行 金融機構局 (2007)『住宅ローンのリスク管理—金融機関におけるリスク管理手法の現状—』, 2007 年 3 月. (<http://www.boj.or.jp/type/ronbun/ron/research07/data/ron0703c.pdf>)

- [11] 日本政策金融公庫 国民生活事業本部 個人融資部 (2008) 「教育費負担の実態調査結果 (勤務者世帯)」 . (http://www.k.jfc.go.jp/pfcj/pdf/kyouikuhi_chousa_k_h20.pdf)
- [12] 枇々木規雄, 尾木研三, 戸城正浩 (2010) 『小企業向けスコアリングモデルにおける業歴の有効性』, 津田博史, 中妻照雄, 山田雄二編, ジャフイー・ジャーナル「金融工学と市場計量分析」, 定量的信用リスク評価とその応用, 2010年3月, 83-116.
- [13] 丸谷淳, 山下諭史 (2008) 「ローン審査におけるリスク判別精度向上のための審査ルールの導入ー アソシエーション分析の活用 ー」 . (<http://www.fin-bt.co.jp/top4.htm>)
- [14] 三浦翔, 山下智志, 江口真透 (2008) 『信用リスクスコアリングにおける AUC と AR 値の最大化法』, 金融庁金融研究センター・ディスカッションペーパー.
- [15] 森平爽一郎 (2009) 『信用リスクモデリングー測定と管理ー』, 朝倉書店.
- [16] 森平爽一郎, 岡崎貴治 (2009) 『マクロ経済変数を考慮したデフォルト確率の期間構造推定』, 早稲田大学大学院ファイナンス総合研究所ワーキングペーパーシリーズ.
- [17] 柳澤健太郎, 下田啓, 岡田絵理, 清水信宏, 野口雅之 (2007) 『RDB データベースにおける信用リスクモデルの説明力の年度間推移に関する分析』, 日本金融・証券計量・工学学会 2007 年夏季大会予稿集, 249-263.
- [18] 山下智志, 川口昇, 敦賀智裕 (2003) 『信用リスクモデルの評価方法に関する考察と比較』, 金融庁金融研究センター・ディスカッションペーパー.
- [19] 山下智志, 川口昇 (2003) 『大規模データベースを用いた信用リスク計測の問題点と対策 (変数選択とデータ量の関係)』, 金融庁金融研究センター・ディスカッションペーパー.
- [20] Dynarski, M.(1994), “Who Defaults on Student Loans? Findings from the National Post-secondary Student Aid Study”, *Economics of Education Review*, **13**(1), 55-68.
- [21] Greene, L.L.(1989), “An Economic Analysis of Student Loan Default”, *Educational Evaluation and Policy Analysis*, **11**, 61-68.
- [22] Gross, J.P.K., O. Cekic, D. Hossler, and N. Hillman(2009), “What Matters in Student Loan Default: A Review of the Research Literature”, *Journal of Student Financial Aid*, **39**(1), 19-29.
- [23] Herr, E. and L. Burt(2005), “Predicting Student Loan Default for the University of Texas at Austin”, *Journal of Student Financial Aid*, **35**(2), 27-49.
- [24] Knapp, L.G., and T.G. Seaks(1992), “An Analysis of the Probability of Default on Federally Guaranteed Student Loans”, *Review of Economics and Statistics*, **74**(3), 404-411.
- [25] McMillion, R.(2004), “Student Loan Default Literature Review”, Texas Guaranteed Student Loan Corporation.
- [26] Wilms, W.W., R.W. Moore, and R.E. Bolus(1987), “Whose Fault Is Default?”, *Educational Evaluation and Policy Analysis*, **9**, 41-54.