



# 回収実績データに基づく LGD の要因分析と 多段階モデルによる LGD および EL 推計\*

川田章広<sup>†</sup> 山下智志<sup>††</sup>

## 概 要

LGD(Loss Given Default)は PD(Probability of Default)とともに信用リスクの構成要素であり、正確な推定を必要とされている。これまで、市場データやリスク・プレミアムから LGD を推計するモデルについては提案がなされているが、回収実績データから作成される統計モデルについてはほとんど存在しない。とくに我が国においては、銀行の回収実績データが未公開なため回収率の決定要因や推計モデルが提案されていない。本研究では、地方銀行における事業法人向け融資の回収実績データをもとに LGD の要因分析と LGD・EL(Expected Loss)の推計モデルの開発を行った。その結果、LGD については担保、保証、貸出額(エクスポージャー)が重要であることがわかった。また、LGD のレベルは FIRB の回収率関数(LGD は 0.35~0.45 となる)に比較して、低いことがわかった。EL 推計には多段階モデルを用いたが、その結果、担保や保証などの貸出要件が PD に影響していることなどが判明し、EL 推計精度の向上に対する知見が得られた。

キーワード：信用リスク、LGD(Loss Given Default)、EL(Expected Loss)

\*本稿は、筆者両名の個人的な見解であり、金融庁及び金融研究センターの公式見解ではない。

† 統計数理研究所 特別共同研究員

†† 統計数理研究所 教授、金融庁金融研究センター 特別研究員

## 1. 背景と目的

LGD は PD とともに信用リスクを構成する要素であり、正確な推定を必要とされている。そのため LGD の推計モデルについてはこれまでいくつかの提案がなされている。例えば、マーケットデータを用い解析的に推計する構造モデルや、リスクプレミアムデータを用いた誘導モデルでは、デフォルト率に何らかの制約を置くことによって LGD を推計できる。

統計モデルについては、回収実績データ（ワークアウト LGD）によるものとデフォルト債市場データ（マーケット LGD）を用いるものがある。日本のデフォルト債市場の現状を考えると、回収実績データによる推計が基本的なアプローチになるが、公表されている研究成果は限られている<sup>1</sup>。これは個別の回収率データの秘匿性が高くデータの共有化がされないことや、回収実績は銀行の経営戦略を反映したものであるため要因の公開に対しても消極的なことが上げられる。

また、とくに我が国においては、

- ・独特の信用保証制度
- ・根抵当などの複雑な担保契約
- ・デフォルト後の追加融資や経営支援
- ・長期にわたる回収期間

など他国ではあまりみられない制度や商習慣があり、実績データをもとにモデル化を行う場合は、我が国独自の回収率モデルが必要とされる。しかし、これまでのところこの独自性を表現した LGD 推計モデルが学術的に公表されていない。

我が国における LGD 計量化の要点としては、データベース未整備の問題のほか以下の点が上げられる。

- ① 追加融資や正常復帰がある場合の LGD の定義に関する問題
- ② 実質的に政府保証である信用保証協会保証と LGD の関係
- ③ PD と LGD の共変量および相関を計量化し EL モデルに反映
- ④ 回収途中データが大量に存在するときの観測バイアスを考慮したパラメータ推計
- ⑤ 内部格付によるデフォルト規準の設定根拠と LGD・EL の関係
- ⑥ 長期にわたる回収期間が LGD に与える影響及び「景気後退期 LGD の定義」

これまで我々は、信用保証求償権回収率の解析(伊藤、山下(2007)) および内部格付と LGD・EL 算出モデルの構築(三浦、山下、江口(2009))を行っており、一定の成果を得ている。今後、これまでの研究実績に加えて、上記の要点について問題点を整理し、回収実績データを用いて実証的に解決することが課題である。

本稿の構成を示す。第 2 章 で既存研究を紹介する。使用データの詳細な説明を第 3 章 で

<sup>1</sup> 海外では回収率の基本統計量を求める研究や、簡単な回帰モデルによる推計が行われている。Felsovalyi, Hurt(1998), Asarnow, Edwards(1995), Franks et al. (2004), Dermine, Carvalho(2005) など。国内では代位弁済の求償権回収率についてモデル化した伊藤、山下(2007)がある。

行う。第4章では、LGDに影響を与えている要因について分析する。第5章では、PDモデルと多段階モデルによるLGDモデルを組み合わせたEL推計モデルの提案を行う。

## 2. 回収率に関する既存研究のまとめ

本章では回収率に関する海外の既存研究について、その方法論と結果をまとめる。

### 2.1 インプライドLGD、マーケットLGDの計量化について

ワークアウトLGDとは違い、マーケットLGDやインプライドLGDはマーケットのデータがあればLGDの計量化ができるため、比較的既存研究が多い。特に非デフォルト企業の債券のマーケット価格から計算されるインプライドLGDは、確率プロセスモデルとの親和性が高いため、研究対象になりやすかった。Altman (2006)がマーケットLGD、インプライドLGD研究のサーベイを行っており、それ以前の研究がまとまっている。主なものを紹介する。

Altman, Eberhart (1994)はデフォルト債券の市場価格を回収額として観測しており、インプライドLGDを求めた先駆的な研究である。その後の、インプライドLGDに関する研究としては、Jarrow (2001)や山下・木原 (2004)が株式を発行体の満期のない社債とみなし、ハザード率過程モデルの連立方程式によってハザード率と回収率の同時推計を行っている。また、Kijima, Miyake (2004)においては、ハザード率と短期金利にOU(Ornstein-Uhlenbeck)過程を仮定し、不動産担保付の債権の回収率を推計している。Acharya et al. (2003)はデフォルト債券の市場価格からLGDを算出しているため、純粋なインプライドLGDとはいえないがそれに類する研究である。

デフォルト債券市場の取引価格を回収率と定義してLGDを推計するマーケットLGDについてはAltman (1989)、Nickell et al. (2000)がある。

### 2.2 ワークアウトLGDの推計

債券や株式市場から得られる情報を基にした研究に比べ、銀行による実際の回収行動から得られる情報を基にした研究は少ない。公開情報である社債市場の情報に対し、銀行による実際の回収情報は公開されておらず、多くの場合、研究者が利用可能な状態となっていないからである。

以下に海外におけるワークアウトLGDの先行研究を紹介する。これらの論文ではLGDの基本統計量や分布に関する情報、LGDに影響を与える要因分析などのLGDの基本的な特徴が報告されている。なお、銀行の貸出債権によるLGDは、 $(1 - \text{回収キャッシュフローの現在価値}) / \text{EAD}$ と定義される。ここでEADとはExposure at Defaultの略であり、ある銀行の対象企業に対するデフォルト時点における貸出額を意味する。デフォルト時貸出額と訳されることもある。

### 2.2.1 先行研究におけるワークアウト LGD の水準

表 1 に先行研究でのワークアウト LGD の水準を示す。ここではワークアウト LGD を扱っているもののみを掲載した。LGD 算出の計算式、担保等による保全状況、国・地域、データ期間などの条件が各先行研究で異なるため、直接の比較・合算をすることはできないが、先行研究での平均 LGD は 28%から 54%である。3 章以降に説明する日本の LGD の水準と比較すると有意に高い水準であるといえる。

表 1 先行研究でのワークアウト LGD の水準

著者	分析対象の国・地域	データ期間	サンプル数	平均 LGD
Asarnow, Edwards (1995)	アメリカ	1970-1993	831	35%
Felsovalyi, Hurt (1998)	ラテンアメリカ諸国	1970-1996	1149	32%
Eales, Bosworth (1998)	オーストラリア	1992-1995	5782	31%
Araten et al. (2004)	アメリカ	1982-1999	3761	40%
Franks et al. (2004)	イギリス	1984-2003	1418	25%
Franks et al. (2004)	フランス	1984-2003	586	47%
Franks et al. (2004)	ドイツ	1984-2003	276	39%
Dermine, Carvalho (2005)	ポルトガル	1995-2000	374	29%
Querci (2005)	イタリア	1980-2004	15827	50%
Caselli et al. (2008)	イタリア	1990-2004	11649	54%
Grunert, Weber (2009)	ドイツ	1992-2003	120	28%
Zhang, Thomas (2012)	イギリス	1987-2003	18972	58%

### 2.2.2 先行研究における説明要因と LGD の関係

ここでは、先行研究で明らかになった説明要因と LGD の関係についてまとめる。LGD の説明要因の候補は日本と類似性が高く、担保、貸出額(EAD)、回収期間、金利、企業規模などである。

担保による保全が LGD を低下させることは、多くの先行研究(Araten et al. (2004)、Dermine, Carvalho (2005)、Grunert, Weber (2009)、三浦, 山下, 江口 (2010)など)で確認されている。

EAD の大きさと LGD の関係性についても分析対象とされてきた。Felsovalyi, Hurt(1998)、Dermine, Carvalho (2005)では、EAD が回収率に負の影響を与え、EAD が大きいほど LGD が大きくなる傾向を報告している。逆に、Grunert, Weber (2009)では、EAD が大きいほど LGD が低くなることを確認している。三浦, 山下, 江口 (2010)では、EAD と LGD の間に関係性は認められていない。

回収期間については、Gürtler, Hibbeln (2011)において回収期間が長いものほど、LGD が高くなる結果を報告している。

Grunert, Weber (2009)では貸出先企業の信用力を金利のリスクプレミアムで計測し、信

用力と LGD の関係性について調べている。その結果、信用力が低い企業に対する貸し出しほど、LGD が高くなることを確認している。

資産規模などで表される企業規模と LGD の関係についてもいくつかの研究で検討されている。Grunert, Weber (2009)、Felsevalyi, Hurt(1998)では、企業規模が大きいほど LGD が高くなる傾向が確認され、逆に Asarnow, Edwards (1995)では企業規模が大きいほど、LGD が低くなることが確認されている。

さらに、Grunert, Weber (2009)では、銀行との関係の親密さを銀行と取引している契約の数、銀行との地理的な距離、総資産に占める銀行からの借入金の割合で測り、LGD に対する影響を調べた結果、関係が親密なほど LGD が低くなることを確かめている。

ここまで、先行研究での LGD と各要因について示したが、先行研究ごとに分析方法(重回帰分析、単回帰分析、グループ分けによる平均値の差異など)が異なる。分析方法によって各要因の有効性が変わることにも留意する必要がある、また日本に対する移転性についても注意すべきである。

また、使用するデータによって、有効な要因が異なることにも注意が必要である。実際、Querci (2005)では、企業の活動地域、企業規模、担保などによる保全状況、債権の契約形態、回収期間について調査し、これらすべての変数について、LGD への影響を確認できなかったと報告している。

### 2.2.3 景気循環とワークアウト LGD

景気循環による LGD への影響も議論の対象である。これはバーゼル規制で LGD の推計について「景気後退期を前提に計算する」とされていることも一つの理由である。

Grunert, Weber (2009)、Felsevalyi, Hurt(1998)では景気変動と LGD の関係が確認できなかった一方で、Caselli et al. (2008)、Bellotti, Crook (2012)では、マクロ経済変数による LGD への影響を指摘している。Caselli et al. (2008)では家計向けの債権の LGD に関しては、家計向け債権の実績デフォルト率、失業率、家計消費が、中小企業向けの債権の LGD に関しては雇用統計、GDP 成長率がそれぞれ影響力があるとしている。Bellotti, Crook (2012)では、クレジットカードにおける LGD を分析し、銀行金利と失業率の LGD への影響を確認している。Dermine, Carvalho (2005)ではデフォルト年のダミー変数が LGD に対し、有意となる結果を得ているが、景気循環との関係性についての詳しい考察は行っていない。

このように景気と LGD の関係については未だ合意された結論はない。3章で日本の例を示すが、日本でも明確な関係を見いだすことは難しい。

### 2.2.4 先行研究における LGD 推計モデル

以上の先行研究は LGD の水準や各説明要因との関係について解説しているが、一歩進んでデータから統計モデルを作成し LGD 推計を行う研究も存在している。LGD の統計モデル

は被説明変数である LGD がおよそ 0 から 1 の区間に存在し、さらに 0 または 1 のデータが多いという特徴がある。このような傾向を「LGD の双峰性」とよぶことがある。そのため、単純な線形回帰分析では高い精度を得ることが難しく、様々なモデルのバリエーションが存在する。

Dermine, Carvalho (2005)、Grunert, Weber (2009) などのように OLS やロジスティック回帰により LGD を直接回帰するモデルの他に、より高い説明力を求めて、LGD データの特徴に合わせたモデルが提案されている。

Bastos (2010) では、債権規模、金利、内部格付などで 2 値の論理判定を繰り返すこととなるべく均質なグループにデータを分け、その結果得られた各グループの平均値を推定値とするモデルを提案している。その結果、ロジスティック回帰などの既存のモデルに比べ、高い説明力が得られることを確認している。Matuszyk et al. (2010) では、回収方法の違い(自行による回収、回収エージェントへの依頼、債権の売却)でグループ分けして、グループごとに回帰モデルによる推定を行う方法を提案している。

本研究と同じ日本の実績回収データを用いた点で関連性の高い研究に三浦, 山下, 江口 (2010) がある。この論文では、回収期間が長いことがデータから確認されたことから、時間に対するパラメータをモデルに取り入れることを提案している。提案されているモデルでは、回帰モデルによって推計される最終的な回収率に時間経過とともに収束する形で経過時間の影響を表現している。単独の金融機関から提供されたデータに基づいた分析を行っているが、本研究では複数の金融機関におけるデータを用いた分析を行ない、銀行間での違いについても検討する。また、LGD 推計モデルにおいては、最終的な回収率を直接、回帰しているのに対し、本研究では多段階モデルを用いる。本研究で用いる多段階モデルは、分岐確率モデルと回帰モデルを組み合わせた形で表現される。多段階モデルを用いた LGD 推計モデルの先行研究として Lucas (2006)<sup>2</sup>、Gürtler, Hibbeln (2011)、Bellotti, Crook (2012) が挙げられる。多段階モデルについては、本研究で構築するモデルとの関係が深いことから、6.1.1. EL 推計モデルの概要で詳しく紹介する。

また、最適な LGD モデルは、用いるデータ、評価指標によって異なると考えられる。Loterman et al. (2012) では、線形、非線形問わず、24 種類のモデルを属性の異なる 6 つの銀行のデータに適用し、モデル・パフォーマンスの比較を行い、データや評価指標によって最適なモデルが異なることを示している。ただし、全体的な傾向として、ニューラル・ネットワークやサポート・ベクター・マシンのような非線形モデルと多段階モデルのパフォーマンスが良いことを報告している。

---

<sup>2</sup>入手不能であったため、Zhang, Thomas (2012) から引用した。

### 3. データの特徴と基本的な統計量

本章では、本研究における用語や変数の定義、分析に用いたデータの概略と、その基本統計量について示す。

#### 3.1 変数の定義

##### 3.1.1 デフォルトの定義

内部格付の低下によりデフォルトを定義する。バーゼル規制におけるデフォルトの定義は、要管理先以下がデフォルトとしている(日本銀行金融機構局(2005))。これに従い本研究では要管理先以下をデフォルトとする(要管理基準もしくは要管基準とよばれる)。これにより、デフォルト格付と非デフォルト格付の境界は要注意先と要管理先の間に設定される。表2に本研究で用いたデータにおける取引企業に付与されている格付と債務者区分の対応を示す<sup>3</sup>。ただし、実際の銀行の内部格付では、ひとつの債務者区分に複数の格付を与えている。特に正常先は多くの格付に細分化されており、正常先が3~6格付、全体で十数格付を用いていることが多い。デフォルトや回収率の分析を行うときは、このように細分化された格付を利用することによって、より精緻な計量化を行うことが可能である。

表 2 内部格付と債務者区分

債務者区分	
非デフォルト格付	正常先
	要注意先
デフォルト格付	要注意先(要管理先)
	破綻懸念先
	実質破綻先
	破綻先

##### 3.1.2 LGD の定義

LGD の定義は LGD 推計を行う上で重要なことであり、推計単位、正常復帰の扱い、損失の定義が問題となる。

#### 推計単位

LGD の推計単位は債務者別、案件別の推計が考えられる。バーゼル規制において、基礎的内部格付手法(FIRB: the Foundation Internal Ratings Based Approach)を選択した場合には企業貸出に対する LGD モデルを自行で構築する必要はない。FIRB においては、担保の種類(売掛債権、不動産)ごとに担保カバー率から LGD を計算する計算式が提供されている。この方法では、複数種類の担保によって保全された債務者の LGD が計算できないこと

<sup>3</sup>各行で債務者区分ごとの格付数は異なる。

から、案件別の推計にならざるを得ない。

本研究では、先進的内部格付手法(AIRB: the Advance Internal Ratings Based Approach)のように、LGDを統計モデルにより自行推計することが前提であるため、FIRBによる制約を受けない。そこで本研究では債務者別の推計を行うこととした。債務者別に推計することが有利な点をあげる。

①案件別の推計では、債務者の返済能力を案件ごとに定義する必要性が生じるが、回収キャッシュフローを各案件に振り分ける根拠が明確ではなく、案件ごとの回収キャッシュフローを精緻に観測することが困難である。それに対して債務者別のキャッシュフローは精緻に観測が可能である。

②複数の案件にまたがって設定されている根抵当を案件ごとに合理的に振り分けるのは困難である。債務者別ならばこの問題は発生しない。

債務者別推計の短所としては、案件ごとのLGDが推計できず、案件に対する融資の判断材料に使用できないこと、担保部分、信用部分(非保全部分)それぞれについての回収可能性の違いを表現できないことが挙げられる。

#### 正常復帰の扱い

正常復帰とは、デフォルト企業の中にはデフォルト後に内部格付が上昇し、デフォルト格付(要管理先以下)から非デフォルト格付(要注意先以上)になることである。そのため、デフォルトした債務者のデフォルト状態の終了には2種類が考えられる。一つは正常復帰であり、もう一つは正常復帰することなく取引終了するものである。デフォルトした債務者のデフォルト終了の状態を下図に示す。一般的に正常復帰したエクスポージャー(貸出額)は100%回収とみなして信用リスクが評価される(Gürtler, Hibbeln(2011)など)。しかし、正常復帰したエクスポージャーとキャッシュによる回収では明確にその価値が異なる。正常復帰したエクスポージャーは信用リスクを含むが、回収されたキャッシュは無リスクである。そのため、正常復帰債権は100%回収債権よりも価値が低く、同様に扱えない。本研究では正常復帰エクスポージャーのLGDを0.01として分析を行う<sup>4</sup>。

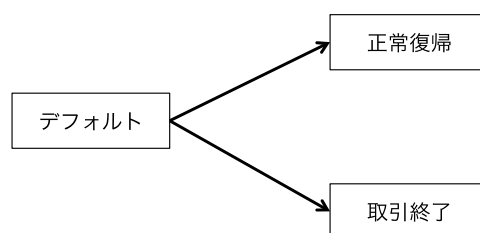


図1 デフォルトした債務者のデフォルト状態の終了

#### 損失額の定義

LGDの分子、すなわち損失額の定義には、①回収キャッシュフロー、②毀損額、③貸倒

<sup>4</sup> 三浦, 山下, 江口 (2010)を参考にした。



引当金による3つの定義が可能である。それぞれの特徴を以下に挙げる。

①回収キャッシュフローによる定義

「EAD」-「回収キャッシュフローの現在価値」で損失額を算出する。金利によって回収キャッシュフローを現在価値に割引くことで回収額を算出するため、すぐに回収できた部分と回収に時間がかかった部分の差を表現できる。なお、追加融資はマイナスの回収キャッシュフローとして計上し、ロールオーバーは差し引きゼロのキャッシュフローとする。

②毀損額による定義の場合

会計上の確定した損失である毀損額を損失額とし、毀損していない部分については全額回収とする。一度毀損した部分については回収される可能性がなく、単調増加するため扱い易い。ただし、銀行が毀損処理を行うのは、企業の返済能力の低下に比較して大きく遅延するため、回収プロセスの分析には不向きである。

③貸倒引当金による定義の場合

貸倒引当金は毀損よりも早く計上されるが、減少することもあるため、扱いにくい。データの性質は回収キャッシュフローによる定義と毀損額による定義の中間的な性質をもつ。

本研究では、損失が確定した債権に対する分析としたため、②を採用し損失額の定義を毀損額とする。

### 3.1.3 LGDの算出式

LGDの分母、すなわちEADはデフォルトが観測された期の1期前のエクスポージャーとする。損失の定義に毀損額を用いる本研究のLGDは下式で表される。

$$\text{LGD} = \frac{\text{合計毀損額}}{\text{EAD}}$$

ここで、合計毀損額はデフォルトしてからデフォルト状態が終了するまでの毀損額の合計、EADはデフォルト時エクスポージャー（貸出額）である<sup>5</sup>。ただし、データが必ずしもデフォルト状態が終了するまで揃っているとは限らない。ここでいうデフォルト状態の終了とは、正常復帰もしくは取引終了を意味し、正常復帰も取引終了もしていない企業はデフォルト状態が継続されていて毀損額が増加する可能性がある。そのためデフォルト状態が継続されている企業においてはLGDは変化（増加する）変数であり、以下の式によって定義される。

$$\text{LGD}_t = \frac{\text{時点 } t \text{ までの合計毀損額}}{\text{EAD}}$$

以下の分析では特に説明がないものについては、デフォルト状態が終了しているデータの

<sup>5</sup> 基礎的内部格付手法(FIRB: the Foundation Internal Ratings Based Approach)では、信用保証協会による保証部分をエクスポージャーから除くことになるが、本研究では先進的内部格付手法(AIRB: the Advanced Internal Ratings Based Approach)の採用を前提に、エクスポージャーから除かず、信用保証協会による保証を説明変数として扱いLGDモデルの構築を行う。

み使用している。データの観測期間が短い場合や直近の状態のみを分析対象とする場合でなければ、このようにデフォルト状態終了のみのデータを用いて、観測途中のデータを取り除いても問題はない。しかし、観測期間が十分でない場合、観測途中のデータを利用することによって不十分な観測期間を保管する方法が考えられる。Zhang, Thomas (2012)では、途中打ち切り(観測途中)データを扱うことが可能である生存時間解析の応用を提案している。また、Gürtler, Hibbeln (2011)では観測期間の長さが推計へ影響することを避けるため、一定の期間以内にデフォルト状態が終了したデータのみを使用することを提案している。

## 3.2 データの特徴

### 3.2.1 使用するデータとフィールドについて

本研究で用いたデータは、A銀行、B銀行、C銀行の3行から提供された企業貸付に関するデータである。このデータセットは案件ベースではなく、債務者ベース<sup>6</sup>で作成されている。観測頻度は共通であり、半年ごとである。それぞれの銀行における観測期間は、次の通りである。

A銀行：2000年3月 - 2011年3月

B銀行：2004年9月 - 2011年9月

C銀行：2005年9月 - 2011年9月

利用したデータフィールドは次の通りである。

- ・エクスポージャー：各債務者に対する貸出額（債務者フラグによって案件別エクスポージャーを合計したもの）
- ・内部格付：各債務者に付与された内部格付
- ・毀損額：各債務者に対する与信のうち銀行が回収困難と判断し、損失計上した額。確定した損失額。
- ・CRITS 標準スコア：企業の財務情報を合成した変数<sup>7</sup>で、地方銀行協会が提供している信用リスクスコアリングモデル（デフォルト確率推計モデル）の出力の一部である。具体的には、数十の財務変数をそれぞれデフォルト判別に対するNS比を参考に離散スコア化し、判別力により加重平均した指標である。
- ・担保合計とその内訳：各債務者に対する担保の合計額とその内訳（不動産担保、有価証券担保、商手見返担保、預金担保）。
- ・信用保証協会による保証額<sup>8</sup>：各債務者の与信に対し、信用保証協会によって、保証

<sup>6</sup> 一つの債務者が複数の与信案件を持つ場合、それらを名寄せし、エクスポージャー、担保、保証などを合計したデータ。債務者ベースによるデータでは、根担保、根保証が問題とならない利点がある。回収キャッシュフローの分配の必要性がない。

<sup>7</sup> 値が大きいほど信用力が高い。

<sup>8</sup> 信用保証協会による保証とは、借り手である企業が信用保証協会に保証料を支払うかわりに、債務の返済が困難となった場合に信用保証協会が代わりに返済(代位弁済)するというものである。よって、信用保証協会による保証が付いている部分については、銀行は信用リスクを負っていない。信用保証協会による

されている額。

- ・回収期間：デフォルトから回収終了(後述する正常復帰を含む)までの期間。
- ・担保合計とその内訳、信用保証協会による保証額はモデルの説明力向上のため、以下の変換を行った。

$$\text{担保カバー率} = \text{担保額} / \text{エクスポージャー}$$

$$\text{保証カバー率} = \text{信用保証協会による保証額} / \text{エクスポージャー}$$

データ数などの基本情報については、後述のデータの特徴に示す。

### 3.2.2 データセットの種類

本研究では複数のモデルを構築し、モデルごとに用いるデータが変化する。例えば期待損失(EL)を算定するために必要となるデフォルト確率(PD)推計モデルについては、デフォルト企業だけでなく、非デフォルト企業のデータも必要とする。それに対してLGD推計においてはデフォルトした企業だけが利用可能である。そのためデータ数についてはモデルによって異なる。それぞれの分析に用いるデータセットとデータセットに含まれるデータ数について以下に説明する。

構築するモデルごとに異なるデータセットを用いる。表3にデータセットの分類を示す。

- ・データセットA: PD推計モデルに利用されるデータであり、すべてのデータを含んでおり、非デフォルトデータ、デフォルトデータで構成される。
- ・データセットB: デフォルトしたもののうち回収途中データを除いた、回収終了データで構成される
- ・データセットC: デフォルト、回収終了したもののうち、会計上の毀損が発生しなかった(100%回収か正常復帰)データで構成される
- ・データセットD: デフォルト終了した企業のうち、損失が発生(つまり、会計上の毀損が発生)したデータで構成される。

表3 データセットの分類

非デフォルト		デフォルト	
回収途中		回収終了	
		LGD=0	回収終了(LGD>0)
	正常復帰	回収終了(LGD=0)	
データセットA			
データセットB			
データセットC			
データセットD			

### 3.2.3 データセットAの基本統計量

表4にデータセットAの企業数、データ数とそのうちのデフォルトデータ数を示した。

回収に関する研究には、伊藤、山下(2007)がある。

データセット A に含まれる企業数は 88778 社あり、データ数は 867885、うちデフォルトデータ数は 9927 である。

表 4 データセット A の企業数とデータ数

企業数	データ数	うちデフォルト データ数
88778	867885	9927

表 5 にデータセット A の各変数の統計量を示した。

• CRITS 標準スコア

CRITS 標準スコアは平均 48.34 である。このスコアは全企業に対して平均値が 50 となるように調整された信用スコアであるが、データセット A は非デフォルト企業、デフォルト企業で構成されるデータセットであるため、50 前後の平均値となった。

• 担保合計カバー率

担保合計カバー率は平均 52%である。

• 保証カバー率

保証カバー率は平均 48%となった。ただし、ここでいう保証は信用保証協会による保証のみであり、信用保証協会以外による保証は含まれない。銀行により平均カバー率は異なるが、保証をつけるかどうかの意志決定は、銀行だけでなく保証協会の判断にもよるため、必ずしも銀行の経営姿勢の差異とは限らない。

• エクスポートジャー(貸出額)

エクスポートジャーは平均 1.17 億円となった。ただし、標準偏差が大きいため、一部の大規模貸出先がエクスポートジャーの平均値を引き上げている。

表 5 データセット A の各変数の統計量

	CRITS 標準 スコア	担保合計 カバー率	不動産担保 カバー率	商手担保 カバー率	預金担保 カバー率	有価証券担 保カバー率	保証 カバー率	エクスポート ジャー (億円)
中央値	49	0	0	0	0	0	0.43	0.21
平均値	48.34	0.52	0.45	0.06	0.03	0.01	0.48	1.17
標準偏差	16.75	4.23	4.21	0.21	0.35	0.24	0.43	6.08

表 6 にデータセット A の相関行列(3 行合計)を示した。デフォルトフラグとの相関が比較的高い変数は CRITS 標準スコアの-0.120 である。CRITS 標準スコアが高得点な企業ほどデフォルトしにくい傾向を表している。CRITS 標準スコアは企業の財務変数を PD 推計モデル用に合成したものであることを考えると当然の結果である。担保合計カバー率と不動産担保カバー率の相関が極めて高いことから、担保の大部分は不動産であることがわかる。CRITS 標準スコアと保証カバー率が負の相関関係にあることがわかる。

表 6 データセット A の相関行列(3 行合計)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
(1) デフォルトフラグ	1								
(2) CRITS 標準スコア	-0.120	1							
(3) 担保合計カバー率	-0.007	0.027	1						
(4) 不動産担保カバー率	-0.007	0.024	0.993	1					
(5) 商手担保カバー率	-0.012	0.038	0.044	-0.005	1				
(6) 預金担保カバー率	-0.003	0.003	0.075	0.007	-0.002	1			
(7) 有価証券担保カバー率	-0.002	0.000	0.066	0.009	-0.003	0.002	1		
(8) 保証カバー率	0.024	-0.250	-0.048	-0.032	-0.186	-0.041	-0.017	1	
(9) ln(エクスポージャー) <sup>9</sup>	0.024	0.025	-0.060	-0.058	-0.022	-0.019	-0.001	-0.419	1

### 3.2.4 データセット B の基本統計量

期間中にデフォルトしたものは 9927 データであり、このうちデータ期間末時点で回収途中の 3209 データを除く、6718 データでデータセット B は構成される。表 7 にデータセット B の各終了状態の数を示した。

表 7 デフォルト企業の観測期間末での状態数

データ数	回収終了		
	LGD=0		LGD>0
	正常復帰 <sup>10</sup>	回収終了	
6718	1559	3589	1570

データセット B の LGD の基本統計量を表 8 に示した。平均 LGD は 0.106 となった。なお、中央値が 0 なのは、半数以上のデフォルト企業が毀損を起こしていない（正常復帰か 100% 回収）ことを示している。

表 8 LGD の基本統計量

中央値	平均	標準偏差	データ数
0.000	0.106	0.242	6718

図 2 にデータセット B の LGD のヒストグラム(3 行合計)を示した。LGD=0(%) 付近にデータが集中している。これは、多くの先行研究(Asarnow, Edwards (1995), Felsovalyi, Hurt (1998), Franks et al. (2004), Araten et al. (2004), Caselli et al. (2008), Bastos (2010))で報告されているような双峰型の分布(LGD が 0%付近と 100%付近に集中している)ものとは異なっている。つまり日本においては諸外国のような LGD=100%という例はまれであり、LGD の平均値が低く推定される原因の一つとなっている。

<sup>9</sup> ln(エクスポージャー)はエクスポージャーの自然対数である。

<sup>10</sup> 正常復帰した企業のうち、正常復帰するまでに毀損した 14 データについては LGD>0 のカテゴリに入った。

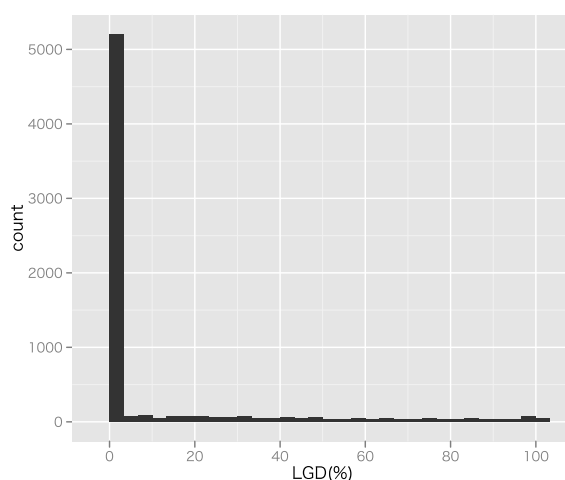


図 2 LGD の分布

表 9 にデータセット B の各変数の基本統計量を示した。各変数の平均値について言及する。

- **CRITS 標準スコア**

CRITS 標準スコアは平均 30 である。このスコアは全企業に対して平均値が 50 となるように調整された信用スコアであるが、データセット B はデフォルト企業のみで構成されるデータセットであるため、かなり低めの平均値となった。

- **担保合計カバー率**

担保カバー率は平均 24% である。無担保の債務者が多いことが平均値を下げ、標準偏差を高くしている。

- **保証カバー率**

保証カバー率は平均 50% 以上と高くなっている。

- **EAD (デフォルト時エクスポージャー、デフォルト時貸出額)**

EAD は 3 行合計で平均 1.54 億円となった。ただし、標準偏差が大きいため、一部の大規模貸出先が EAD の平均値を引き上げている。

- **回収期間**

回収期間は 3 行合計で平均 1.77 年と、2 年弱の期間を必要としている。また、銀行により回収期間の長さには差異が見られた。各銀行の回収期間の平均値は、A 銀行：2.01 年、B 銀行：1.63 年、C 銀行：1.23 年となった。

表 9 データセット B の各変数の統計量

	CRITS 標準 スコア	担保合計 カバー率	不動産担保 カバー率	商手担保 カバー率	預金担保 カバー率	有価証券担 保カバー率	保証 カバー率	エクスポ ージャー (億円)	回収期間 (年)
中央値	30	0	0	0	0	0	0.7	0.28	1
平均値	30.05	0.24	0.21	0.04	0.02	0	0.58	1.54	1.77
標準偏差	13.93	0.73	0.73	0.14	0.11	0.03	0.42	9.22	1.53

表 10 にデータセット B の相関行列 (3 行合計) を示した。LGD と相関が高いのは、保証カバー率、ln(EAD)、回収期間である。保証カバー率が高いほど LGD が低く、EAD が大きく、回収期間が長いほど LGD が高くなる関係性がある。各種担保カバー率については LGD と負の相関にあるものの、絶対値自体は小さく、相関構造からは担保による保全効果がそれほど見られない。

表 10 データセット B の相関行列 (3 行合計)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
(1) LGD	1									
(2) CRITS 標準スコア	0.095	1								
(3) 担保合計カバー率	-0.026	0.000	1							
(4) 不動産担保カバー率	-0.030	-0.018	0.951	1						
(5) 商手担保カバー率	-0.011	0.011	0.162	-0.035	1					
(6) 預金担保カバー率	-0.024	0.030	0.175	0.014	0.043	1				
(7) 有価証券担保カバー率	-0.011	0.003	0.044	-0.008	0.004	0.054	1			
(8) 保証カバー率	-0.468	-0.186	-0.209	-0.133	-0.215	-0.123	-0.084	1		
(9) ln(EAD) <sup>11</sup>	0.209	0.065	0.045	0.020	0.108	0.055	0.090	-0.487	1	
(10) 回収期間	0.198	-0.066	0.067	0.079	-0.024	-0.004	0.025	-0.242	0.300	1

### 3.3 デフォルト率、正常復帰率と平均 LGD の推移

図 3 にデータ期間中のデフォルト率、正常復帰率と平均 LGD の推移を示す。デフォルト率は各期 (半年間) に要管理基準において、内部格付が非デフォルト格付からデフォルト格付に低下した企業の割合である。正常復帰率は各期 (半年間) において、内部格付がデフォルト格付から非デフォルト格付に上昇した企業の割合である。平均 LGD は各期にデフォルトした企業の平均 LGD である。

デフォルト率は 2008 年 9 月期の約 1.6% まで上昇傾向にあり、その後は 1.3% 前後で安定していて円滑化法の影響は確認できない。正常復帰率は 2004 年 9 月期、2009 年 3 月期において特に高い値となった。2009 年 3 月期は条件緩和措置の影響があると思われる。金融円滑化法の影響が予想される 2010 年 3 月期では特に高い値は確認できない。平均 LGD の推

<sup>11</sup> ln(EAD) は EAD の自然対数である。

移は2010年3月期に一度減少が見られるが、その後上昇に転じている。条件緩和措置によって、返済能力の比較的高い企業は正常復帰したため、結果的にデフォルト格付の企業の平均返済能力が低下した可能性がある。

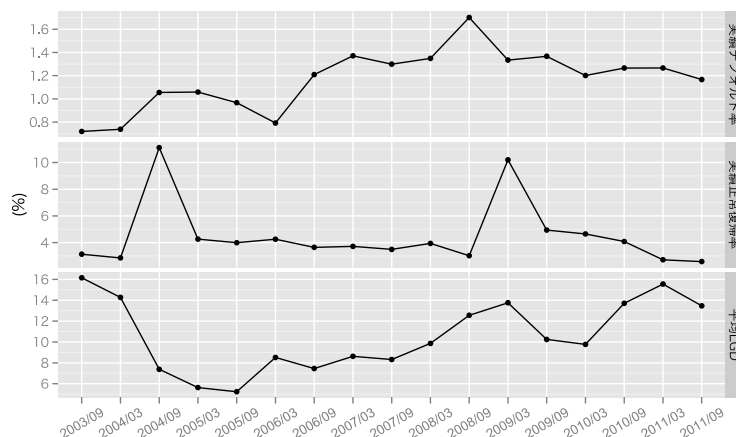


図 3 デフォルト率、正常復帰率と平均 LGD の推移

### 3.4 担保カバー率と LGD

データセット B を使った担保カバー率と LGD の関係を図 4 に示す。この 3.4 節でのみ、信用保証協会による保証部分を EAD から除く形で LGD、担保カバー率を定義する。信用保証協会による保証部分を EAD から除いた LGD、担保カバー率をそれぞれ LGD'、担保カバー率' とする。LGD'、担保カバー率' は下記のように定義される。

$$LGD' = \frac{\text{合計毀損額}}{\text{EAD} - \text{保証部分}} \qquad \text{担保カバー率}' = \frac{\text{担保額}}{\text{EAD} - \text{保証部分}}$$

この節でのみ EAD から保証部分を除いて LGD、担保カバー率を定義するのは、FIRB で採用されている LGD 算出式を日本の銀行に適用することの妥当性を評価するためである。FIRB 採用行において LGD 算出式によって推計 LGD を算出する際に、信用保証協会による保証部分を除く慣行を反映させたものである。

FIRB で採用されている各種担保(売掛債権、不動産)による LGD 算出式と実績値との比較を示した。実績値の担保カバー率については担保の合計を用いた。

FIRB で提供される担保カバー率を説明変数とした LGD の関数に比べ、日本の LGD の実績値が大きく低い。つまり、FIRB 採用行は実際よりも大きいリスクウエイトをもとに自己資本比率を計算している。

日本の LGD が低いことには、担保の質の良さと金融機関によるデフォルト企業に対する支援が挙げられる。海外の研究論文で担保の内訳について記述されているものが少



なく、比較することはできないが、本研究で用いたデータでは担保のほとんどは不動産である。不動産による担保は比較的、担保価値が評価しやすく、担保による LGD 削減効果が大きいと考えられる。三浦，山下，江口（2010）で記述されているようにデフォルト企業に対し、追加融資による支援が行われ、正常復帰する企業が相当数存在することも LGD が低くなる一因として考えられる。また、信用保証協会保証制度、連帯保証人制度など債務を返済するための日本独自の仕組みの存在も LGD を低く抑える要因である。

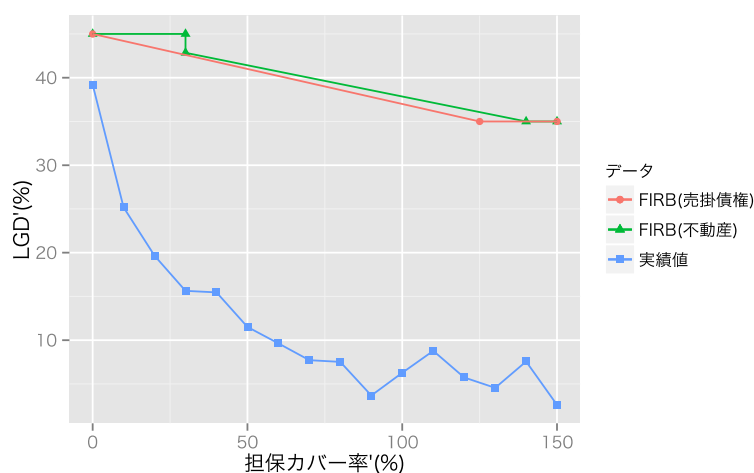


図 4 担保カバー率' と LGD'

## 4 LGD 要因分析

ここではデータセット B を使って LGD に影響を与えている要因を調べる。回収期間、EAD、デフォルト年、回収終了年、保全率(担保カバー率+保証カバー率)、CRITS 標準スコア、それぞれの変数による LGD の違いを確かめる。

### 4.1 回収期間と LGD

図 5 に回収期間と平均 LGD の関係を示した。Querci (2005) は、回収期間と LGD の間に関係がないと報告している。3 行全体で見れば回収期間が長いほど LGD が大きくなる傾向が見られる。

次に個別銀行間での違いについて考察する。ここでは、各行でデータの観測期間が異なることの影響を避けるため、データ期間を各行で共通する観測期間に限定して比較を行う。図 6 に個別銀行ごとの関係、図 7 に個別銀行ごとの回収期間の分布を示した。回収期間が 3 年までは A 銀行、C 銀行で LGD が増加傾向にあり、B 銀行では減少傾向にある。A 銀行では回収期間が長くなるほど LGD が高くなる傾向が見られる一方で、B 銀行では反対の傾向が見られる。このように、銀行によって回収期間と LGD の関係は異なり、個別行ごとの分

析が必要となる。図 7 の回収期間の分布を見ると、C 銀行の回収期間が他の 2 行に比べ、短いことが分かる。また、回収期間が 3 年より長いものに関しては、図 7 から分かるように標本数が極端に少なく、傾向の判断を行うことは困難である。

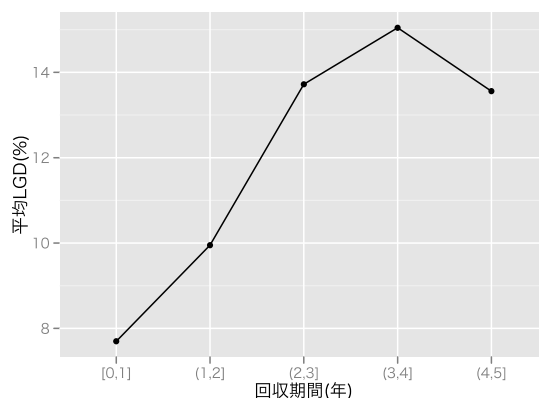


図 5 回収期間と LGD (3 行合計)

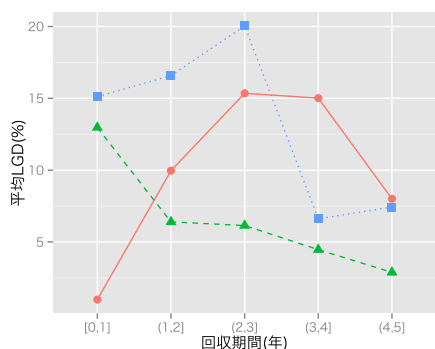


図 6 回収期間と LGD (個別銀行)

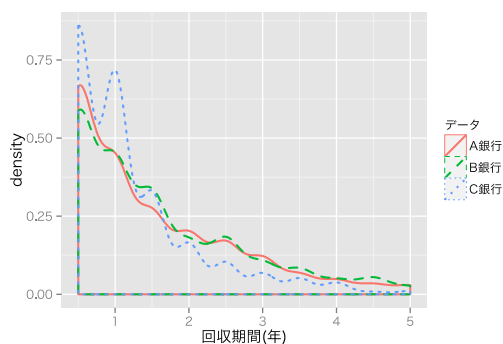


図 7 回収期間の分布 (個別銀行)

## 4.2 デフォルト年次と LGD

図 8 にデフォルト年次ごとの平均 LGD を示した。一般的に景気が悪くなると担保評価等の影響で LGD が大きくなると考える人が多い。実際 Altman (2001) では PD と LGD の正の相関を示し、LGD が景気変動の影響を受けることを実証している。本研究では、全体の傾向としては 2005 年が低く、それ以前については減少傾向、それ以降については増加傾向となっている。近年の景気の山、谷については様々な意見があることや LGD データの長さなどの点から、景気動向と LGD の傾向について明確に議論することはできなかった。

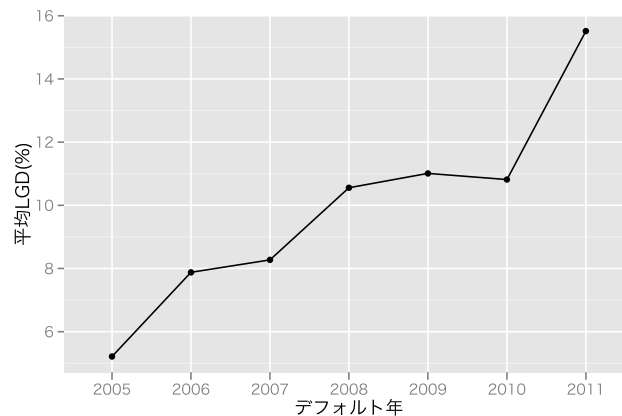


図 8 デフォルト年と LGD

### 4.3 回収終了年と LGD

景気変動と LGD の関係については、デフォルト時点を基準に LGD の変動を見る方法の他に、回収終了時点を基準に LGD の変動を見る方法がある。図 9 には回収終了年ごとの平均 LGD を示した。これによれば、2011 年に回収が終了したものが他の年に比べ高い。回収終了年ごとに平均 LGD が大きく異なることが確認できるが、景気変動との関係については結論がでない。直近の LGD が急激に悪化しているのは、この時期は要管理先の件数が少なくなり、デフォルト企業の平均的な状態（格付）が低下していることが一因であると考えられる。

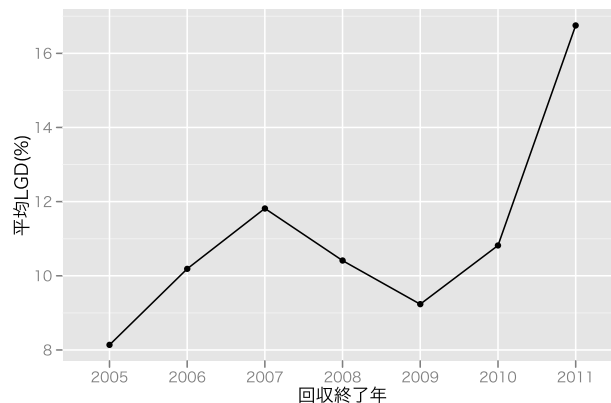


図 9 回収終了年と LGD

### 4.4 EAD と LGD

Felsovalyi, Hurt (1998)、Bastos (2010) では EAD が回収率に影響を与え、EAD が大きいほど LGD が高くなる傾向を報告している。本研究で用いたデータについても同じ傾向が読みとれる。図 10 に EAD と平均 LGD の関係を示した。EAD が大きいほど LGD が大きくなるという先行研究と同じ傾向が確認できる。図 11 の EAD の分布から分かるように、EAD が大

きいものはデータ数が極端に少ないため、傾向の判断には注意が必要である（特に 1.75 億円-2 億円のカテゴリー）。

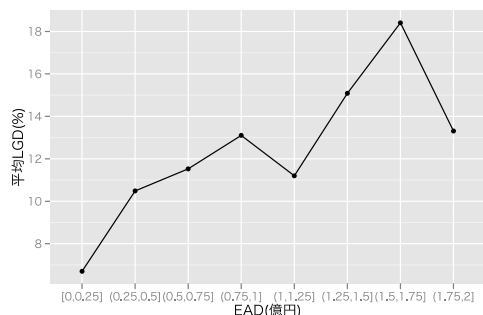


図 10 EAD と LGD

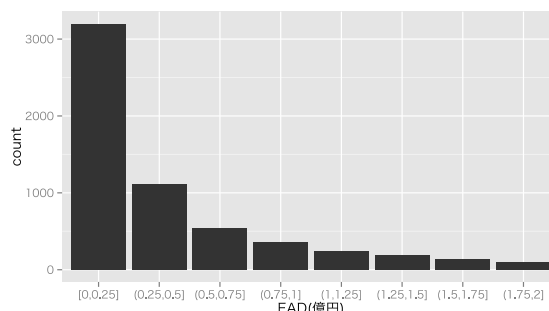


図 11 EAD の分布

#### 4.5 保全率と LGD

保全率(担保カバー率+保証カバー率)が高いほど、LGD は低いと一般的に考えられている。図 12 に保全率と平均 LGD の関係を示した。高い保全率であるほど LGD が低いことがわかる。ここでは信用保証協会の保証を含めているため、当然の結果といえる。

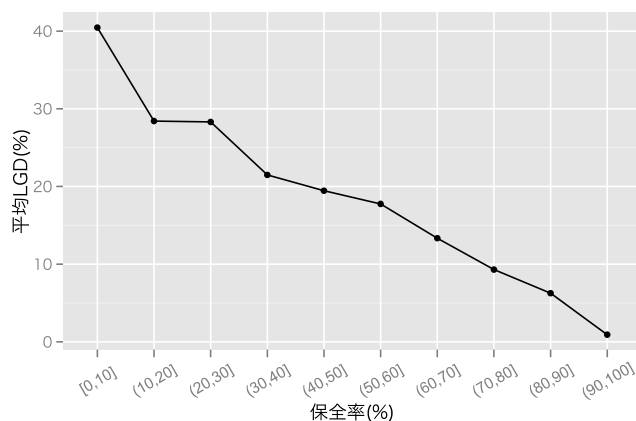


図 12 保全率と LGD

#### 4.6 CRITS 標準スコアと LGD

CRITS 標準スコアが大きいほど LGD が高くなる傾向が確認できる。つまり、財務状態がよい企業の方が LGD が高いという傾向であり、一般的な認識とは異なる結果である。これは、前述の相関行列で確認できるように、CRITS 標準スコアが低い企業に対して、保証、担保による保全を銀行側が積極的にする傾向があるため、結果的に財務状態が悪い企業ほど回収が大きい傾向になると考えられる。

Grunert, Weber (2009)でも、リスク・プレミアムと担保の間に正の相関が見られ、リスク・プレミアムが高い企業(つまり、信用力が低い企業)ほど、担保による保全を積極的に

行う姿勢は見られる。しかし、Grunert, Weber (2009)ではリスク・プレミアムが高い企業ほど、LGD が大きくなる傾向にあることも報告している。日本と海外でこうした違いが見られる原因としては、信用保証協会による保証の存在と担保の質の良さが挙げられるだろう。

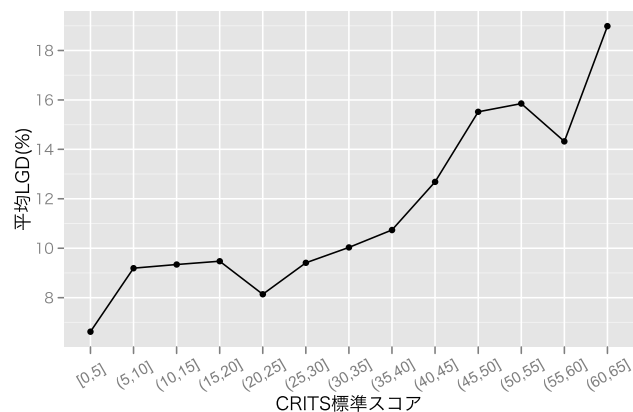


図 13 CRITS 標準スコアと LGD

## 5. 多段階モデルによる LGD と EL 推計モデル

### 5.1 EL 推計モデル

#### 5.1.1 EL 推計モデルの概要

EL は一般的に  $PD \times LGD$  で算出される<sup>12</sup>。本研究においても PD モデルと LGD モデルを構築し、それぞれのモデル推計値の積から EL の推計値を得る。LGD モデルには、複数のモデルを組み合わせた多段階モデルを用いる。

ここで、本研究で参考にした多段階モデルの先行研究を紹介する。Lucas (2006)では、住宅ローン LGD のモデル化に 2 段階モデルを提案している。1 段階目に物件を差し押さえる確率モデルを構築し、2 段階目に差し押さえた場合の実際の損失率モデルを構築し、それらを組み合わせることで LGD をモデル化している。Gürtler, Hibbeln (2011)では、正常復帰の有無により LGD が大きく異なるデータの特徴を考慮するために、正常復帰するものと正常復帰しないものをロジットモデルによって振り分けて、それぞれに個別のモデルを与えることを提案している。Bellotti, Crook (2012)では、LGD の分布が双峰型(LGD=0、LGD=1 のデータが多い)ことを考慮し、多段階モデルの構築を行なっている。この多段階モデルでは、ロジットモデルを使い LGD=0、LGD=1 の確率をそれぞれ算出し、 $0 < LGD < 1$  に対し OLS を適用するモデルを構築している。図 14 に本研究の EL 推計モデルを示した。EL 推計モデルは、PD モデルと LGD モデルで構成される。LGD モデルは(II)毀損発生確率モデルである

<sup>12</sup> EL には期待損失率(=PD×LGD)、期待損失額(=EAD×PD×LGD)の2つの定義がある。本研究では、前者の期待損失率の定義を用いる。

Pr(LGD)モデル、(III)正常復帰確率モデルである Pr(Recovery)モデル、(IV)毀損した場合の毀損率回帰モデルである  $LGD_{LGD>0}$  モデルの3つのモデルで構成される。多段階モデルでは、これらのモデルを合わせることでLGDの推定値が算出される。

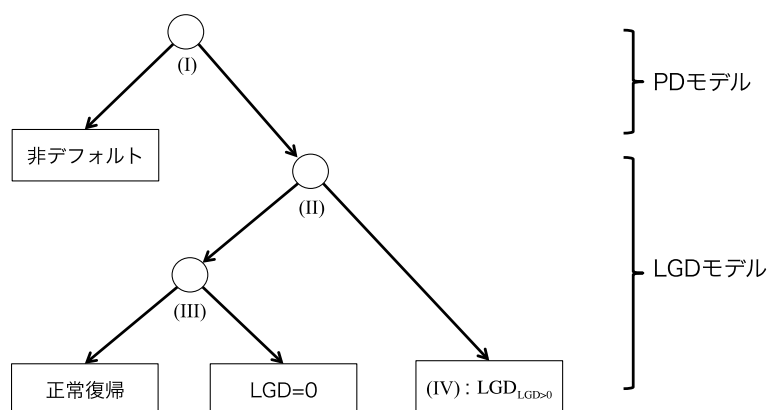


図 14 EL 推計モデル

各モデルで用いる説明変数は共通で CRITS 標準スコア、各種担保カバー率(不動産、商手、預金、有価証券)、保証カバー率、 $\ln(EAD)$  である。PD モデルに与信先企業の情報である CRITS 標準スコアだけでなく、債権に関する情報である担保・保証による保全状況、エクスポージャーを加えることで債権に関する情報が PD に与える影響について検討する。また、LGD モデルについても債権に関する情報だけでなく、CRITS 標準スコアを加えることで企業側の情報の LGD に対する影響を考察する。

以下で各モデルの概要と推定に用いるデータセットを説明する。

#### (I) PD モデル (デフォルト確率モデル)

PD モデルは非デフォルト企業が次の期(本研究で用いるデータ観測頻度が半年ごとであるため、半年後)にデフォルトしている確率(PD)を推計するモデルである。モデルには、2項ロジットモデルを用いる。モデル推定の対象となるデータセットは非デフォルト、デフォルトの両方のデータを含むデータセット A である。

#### (II) Pr(LGD>0)モデル (毀損発生確率モデル)

デフォルト企業がデフォルト状態が終了(回収終了もしくは正常復帰)するまでに毀損する確率、つまり  $LGD>0$  となる確率( $\text{Pr}(LGD>0)$ )を推計するモデルである。モデルには、2項ロジットモデルを用いる。モデル推定の対象となるデータセットはデータセット B である。

#### (III) Pr(Recovery)モデル (正常復帰確率モデル)

正常復帰確率モデルは、デフォルト企業がデフォルト終了までに毀損しなかった場合にデフォルト終了が正常復帰である確率( $\text{Pr}(\text{Recovery})$ )を推計するモデルである。モデルに

は、2項ロジットモデルを用いる。モデル推定の対象となるデータセットはデータセットCである。

#### (IV) $LGD_{LGD>0}$ モデル (毀損率回帰モデル)

毀損率回帰モデルは  $LGD>0$  となった場合 (つまり毀損が発生したとき) の  $LGD$  ( $LGD_{LGD>0}$ ) を推計するモデルである。 $LGD_{LGD>0}$  モデルには、線形回帰 (変数変換) モデルを用いる。モデル推定の対象となるデータセットはデータセットDである。

### 5.1.2 ELの算出方法

PDモデルと多段階LGDモデルを組み合わせたEL推計モデルは下式で表される。

$$EL = PD \times LGD$$

$$LGD = \Pr(LGD > 0) \times LGD_{LGD>0} + (1 - \Pr(LGD > 0)) \times \Pr(\text{Recovery}) \times 0.01 \quad (1)$$

多段階のモデルを構築する理由として、回収終了したものの多くが毀損を伴っていないこと (つまり、 $LGD=0$ )、正常復帰の存在が挙げられる。多段階モデルを構築することにより、回収実態を反映したLGD推計を行う。

## 5.2 モデル推定結果

以下に各モデルの推定結果を示す。各モデルともにAIC最小化による変数選択を行なった。

### (I) PDモデル (使用データセット: データセットA)

PDモデルには、下式の2項ロジットモデルを用いた。

$$PD = \frac{1}{1 + \exp(Z^I)} \quad (2)$$

$$Z^I = \alpha^I + \sum_k \beta_k^I x_k^I$$

ここで、 $x^I$  は2項ロジットモデルに用いる説明変数、 $\alpha^I, \beta^I$  はデータから推定される係数である。推定結果を表11に示す。

推定結果をみると、すべての変数が有意となっている。企業側の情報であるCRITS標準スコアだけでなく、債権に関する情報である各種担保カバー率、保証カバー率、エクスポージャーについてもPD推計において有効であることが分かった。本モデルによる推計結果によれば、CRITS標準スコア、担保カバー率が高いほどデフォルトしにくく、保証カバー率が高く、エクスポージャーが大きいほどデフォルトしやすい結果となった。エクスポージャーについては、一般的にはエクスポージャーが大きいほど、デフォルトしにくいと認識されているが、他の変数の影響、相関関係によりこのような結果が得られたと考えられる。

表 11 (I)PD モデル推定結果

	推定値	標準誤差	p 値
(Intercept)	1.322	0.032	0.000
CRITS 標準スコア	0.073	0.001	0.000
不動産担保カバー率	0.468	0.027	0.000
商手担保カバー率	0.633	0.082	0.000
預金担保カバー率	0.496	0.108	0.000
有価証券担保カバー率	1.031	0.256	0.000
保証カバー率	-0.186	0.031	0.000
ln(エクスポージャー)	-0.211	0.007	0.000
データ数	867885		
(うちデフォルトデータ数)	9927		
AUC	0.820		

(II) Pr(LGD>0) モデル(使用データセット: データセット B)

Pr(LGD>0) モデルには、下式の 2 項ロジットモデルを用いた。

$$\Pr(\text{LGD}>0) = \frac{1}{1 + \exp(Z^{\text{II}})} \quad (3)$$

$$Z^{\text{II}} = \alpha^{\text{II}} + \sum_l \beta_l^{\text{II}} x_l^{\text{II}}$$

ここで、 $x^{\text{II}}$  は 2 項ロジットモデルに用いる説明変数、 $\alpha^{\text{II}}, \beta^{\text{II}}$  はデータから推定される係数である。推定結果を表 12 に示す。

推定結果をみると、すべての変数が有意となっている。CRITS 標準スコア、各種担保カバー率、保証カバー率が高いほど損失が発生しにくく、EAD が大きいほど損失が発生しやすい結果となった。

CRITS 標準スコアの推定値の符号が 4.6 節と逆の結果になった。4.6 節では、LGD の大きさを扱っているが、本節では損失の発生確率を対象としているため、このような違いが生まれたと考えられる。



表 12 (II) Pr(LGD>0)モデル推定結果

	推定値	標準誤差	p 値
(Intercept)	-0.695	0.103	0.000
CRITS 標準スコア	0.008	0.002	0.001
不動産担保カバー率	0.981	0.109	0.000
商手担保カバー率	0.874	0.203	0.000
預金担保カバー率	1.189	0.340	0.000
有価証券担保カバー率	4.747	1.410	0.001
保証カバー率	2.544	0.094	0.000
ln(EAD)	-0.224	0.021	0.000
データ数	6718		
(うち LGD>0 データ数)	1570		
AUC	0.817		

(III) Pr(Recovery)モデル(使用データセット：データセット C)

Pr(Recovery)モデルには、下式の2項ロジットモデルを用いた。

$$\Pr(\text{Recovery}) = \frac{1}{1 + \exp(Z^{\text{III}})} \quad (4)$$

$$Z^{\text{III}} = \alpha^{\text{III}} + \sum_m \beta_m^{\text{III}} x_m^{\text{III}}$$

ここで、 $x^{\text{III}}$  は2項ロジットモデルに用いる説明変数、 $\alpha^{\text{III}}, \beta^{\text{III}}$  はデータから推定される係数である。推定結果を表13に示す。

推定結果をみると、有価証券担保カバー率を除く変数が有意となった。CRITS 標準スコア、EAD が大きいほど正常復帰しやすく、各種担保カバー率、保証カバー率が高いほど正常復帰しにくい結果となった。

表 13 (III) Pr(Recovery)モデル推定結果

	推定値	標準誤差	p 値
(Intercept)	-0.181	0.113	0.110
CRITS 標準スコア	-0.016	0.002	0.000
不動産担保カバー率	0.160	0.068	0.019
商手担保カバー率	2.759	0.328	0.000
預金担保カバー率	0.823	0.346	0.017
有価証券担保カバー率			
保証カバー率	1.266	0.097	0.000
ln(EAD)	-0.441	0.026	0.000
データ数	5148		
(うち正常復帰データ数)	1559		
AUC	0.761		

(IV)  $LGD_{LGD>0}$  モデル(使用データセット：データセット D)

$LGD_{LGD>0}$  推計には、 $LGD_{LGD>0}$  に変数変換(ロジット変換)を施したものを線形回帰するモデルを用いた<sup>13</sup>。

$$\log\left(\frac{LGD_{LGD>0}}{1 - LGD_{LGD>0}}\right) = a^{IV} + \sum_n b_n^{IV} x_n^{IV} \quad (5)$$

ここで、 $x^{IV}$  はモデルに用いる説明変数、 $\alpha^{IV}, \beta^{IV}$  はデータから推定される係数である。推定結果を表 14 に示す。

推定結果をみると、不動産担保カバー率を除く変数が有意となっている。CRITS 標準スコアが大きいほど  $LGD_{LGD>0}$  が高く、不動産を除く各種担保カバー率、保証カバー率、 $\ln(EAD)$  が高いほど  $LGD_{LGD>0}$  が低い結果となった。

EAD については 4.4 節と逆の結果となったが、これはデータの集合が異なるためだと考えられる。4.4 節では正常復帰、回収終了 ( $LGD=0$ )、回収終了 ( $LGD>0$ ) すべてのカテゴリを含んだ分析を行ったが、モデル(IV)の推定では、回収終了 ( $LGD>0$ ) のデータのみを用いているため、このような結果が得られたと考えられる。まとめると、EAD が大きいものは損失が発生しやすいが、発生した場合は EAD が大きいほど LGD は低くなる傾向にあると言えるだろう。

表 14 (IV)  $LGD_{LGD>0}$  モデル推定結果

	推定値	標準誤差	p 値
(Intercept)	-0.856	0.105	0.000
CRITS 標準スコア	-0.008	0.003	0.003
不動産担保カバー率			
商手担保カバー率	2.256	0.248	0.000
預金担保カバー率	4.225	0.496	0.000
有価証券担保カバー率	5.658	1.795	0.002
保証カバー率	4.221	0.126	0.000
$\ln(EAD)$	0.208	0.024	0.000
データ数	1570		
R2	0.511		
MAE	0.165		
RMSE	0.221		

<sup>13</sup> ロジット変換の定義域外である  $LGD=0, 1$  はそれぞれ  $LGD=0.01, 0.99$  で置き換えた。

### 5.3 LGD モデル評価

(II)、(III)、(IV)においてパラメータが推計されたモデルを組み合わせることによって、LGD を算出するモデルを作成することができる。具体的な算出式は以下に示すとおりである。

$$\hat{LGD}_i = \Pr_i(\text{LGD} > 0) \times \hat{LGD}_{i|\text{LGD} > 0} + (1 - \Pr_i(\text{LGD} > 0)) \times \Pr_i(\text{Recovery}) \times 0.01 \quad (6)$$

この式によって算出された LGD と実績 LGD の差を比較した評価統計量を下表に示す。

表 15 LGD モデル評価

R2	RMSE	MAE	データ数
0.284	0.206	0.124	6718

図 15 に推定されたモデルによって算出された LGD と実績 LGD の関係を示した。

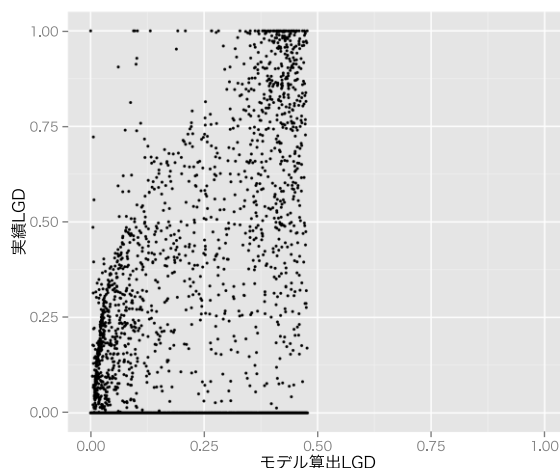


図 15 モデル算出 LGD と実績 LGD

実績 LGD はゼロのデータが多いため、X 軸が黒く塗りつぶされている。この図からは判明できないが、X 軸上の点の密度は原点に近いほど高い。

表 16、図 16 にモデル算出 LGD と実績 LGD の統計量、分布を示す。実務上、与信ポートフォリオ単位でのモデル精度も重要である。統計量を見ると、モデル算出 LGD と実績 LGD の平均値の違いが約 1.1%に収まっている。また、分布についてはモデル算出 LGD が 0.5 以上の値を取っていないが、最頻値である LGD=0 のデータに引っ張られているためである。モデル算出 LGD が 0.5 以上の値を取っていない点を除けば、LGD=0 付近にピークがある実績 LGD の分布をうまく捉えていることが分かる。

表 16 モデル算出LGD と実績LGD の統計量

	中央値	平均値	標準偏差
モデル算出LGD	0.018	0.117	0.157
実績LGD	0.000	0.106	0.242

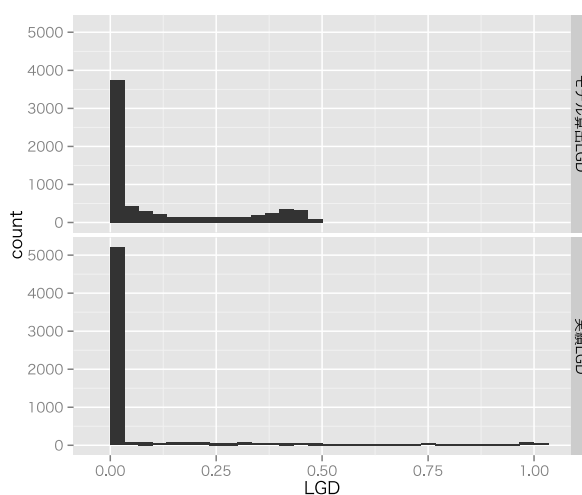


図 16 モデル算出LGD と実績LGD の分布

#### 5.4 EL 算出例

表 17 に構築されたモデルから算出される EL 推計値の例を示した。PD については本研究ではデータの観測頻度から半年間の PD が算出されるが、ここでは 2 倍することにより年間の PD に変換している。

表 17 EL 算出例

	CRITS	不動産	商手担保	預金担保	有価証券	保証	エクスポー	EL		
	標準スコア	担保カバー率	カバー率	カバー率	担保カバー率	カバー率	ジャー(億円)	PD(年間)	LGD	=PD×LGD
例 1	50	0	0	0	0	0.40	0.20	0.011	0.124	0.001
例 2	50	0.45	0.05	0.02	0	0.50	1.00	0.012	0.052	0.001
例 3	30	0	0	0	0	0.70	0.30	0.052	0.031	0.002
例 4	30	0.20	0.04	0.02	0	0.60	1.50	0.063	0.039	0.002
例 5	10	0	0	0	0	0	2.00	0.260	0.473	0.123
例 6	10	0.40	0.10	0.02	0.01	0.30	2.00	0.215	0.114	0.024

## 6. まとめ

本研究では我が国ではこれまで行われてこなかった、回収実績データの要因分析とそれをもとにした期待損失 (EL) と LGD の算出モデルを開発した。まず、海外における LGD の既存研究を調査・整理し、海外の推計 LGD のレベルを調べた。データの基本統計量を確認

した後、担保や保証、回収期間などの要因と LGD の関係を分析した。さらに、多段階推計モデルを構築し、実績データによるパラメータ推計を行い、その結果を用いて EL と LGD の算出方法を提案した。これらの考察の結果以下の知見を得た。

- ① 日本の LGD は、海外の実証事例や FIRB の LGD 関数に比較して低いレベルにある。
- ② 回収期間は銀行によって差異がある。また LGD が回収期間とは独立の銀行もある。このことから LGD 推計モデル構築のための必要データ期間は、銀行によって大きく異なると考えられる。
- ③ 財務状態が悪い企業のほうが LGD が小さい。
- ④ 担保、保証、貸出エクスポージャーは LGD 推計の重要な要因である。
- ⑤ 多段階モデルによって一定精度で EL・LGD の推計が可能となった。

今後の課題として

- ① データの観測期間が短いため、多くの回収途中デフォルト企業が存在し、それらを LGD 分析から外している。回収期間と LGD の関係が有意であれば、これは EL 推計のバイアスの原因となる。回収プロセスをモデル化できれば、これらの企業を含めた分析が可能となるであろう。
- ② データ提供銀行を増やすことにより、銀行の個別性をより精緻に把握することができる。また、個別性と収益性の関係を検討することにより、銀行のリスク戦略作成に対して有益な情報を提供できる。
- ③ 債務者の業種区分による違いを検討し、さらなる知見を得る。
- ④ バーゼル規制において推計が求められている景気後退期 LGD について検討する。本稿では、デフォルト年次、回収終了年次で LGD の水準が異なることを示したが、景気と LGD の関係については言及していない。データが十分に蓄積された際には、景気と LGD の関係について考察したい。
- ⑤ LGD のストレステストについて。LGD に影響を与えられられる変数に大きなストレスがかかるシナリオを考え、LGD 水準の変動を把握する。

投稿日：2012年12月27日

採択日：2013年2月18日

## 参考文献

- Acharya, V.V., Bharath, S.T., Srinivasan, A., (2003). "Understanding the recovery rates on defaulted securities." *Mimeo*, pp. 1–35.
- Altman, E.I., (1989). "Measuring corporate bond mortality and performance." *Journal of Finance*

28, pp. 909–922.

Altman, E.I., (2006). "Default recovery rates and LGD in credit risk modeling and practice: an updated review of the literature and empirical evidence." *Working paper, Stern School of Business, New York University*.

Altman, E., Eberhart, A., (1994). "Do Seniority Provisions Protect Bondholders' Investments?" *Journal of Portfolio Management*, summer, pp. 67-75.

Araten, M., Jacobs Jr., M., Varshney, P., (2004). "Measuring LGD on commercial loans: An 18-year internal study." *The RMA Journal* 4, pp. 96–103.

Asarnow, E., Edwards, D., (1995). "Measuring loss on defaulted bank loans. A 24-year-study." *Journal of Commercial Lending* 77(7), pp. 11–23.

Bastos, J.A., (2010). "Forecasting bank loans loss-given-default." *Journal of Banking and Finance* 34, pp. 2510–2517.

Bellotti, T., Crook, J., (2012). "Loss given default models incorporating macroeconomic variables for credit cards." *International Journal of Forecasting* 28, pp. 171–182.

Caselli, S., Gatti, S., Querci, F., (2008). "The sensitivity of the loss given default rate to systematic risk: new empirical evidence on bank loans." *Journal of Financial Services Research* 34, pp. 1–34.

Dermine, J., Neto de Carvalho, C., (2005). "Bank loan losses-given-default: a case study." *Journal of Banking and Finance* 30, pp. 1243–1291.

Eales, R., Bosworth, E., (1998). "Severity of loss in the event of default in small business and larger consumer loans." *The Journal of Lending and Credit Risk Management*, pp. 58–65.

Felsovalyi, A., Hurt, L., (1998). "Measuring loss on Latin American defaulted bank loans: A 27-year study of 27 countries." *Journal of Lending and Credit Risk Management* 80, pp. 41-46.

Franks, J., de Servigny, A., Davydenko, S., (2004). "A comparative analysis of the recovery process and recovery rates for private companies in the UK, France, and Germany." Standard and Poor's Risk Solutions, June 2004.

Grunert, J., Weber, M., (2009). "Recovery rates of commercial lending: empirical evidence for German companies." *Journal of Banking and Finance* 33, 505–513.

Gürtler, M., Hibbeln, M., (2011). "Pitfalls in Modeling Loss Given Default of Bank Loans." Working Paper Series(University of Braunschweig – Institute of Technology Department of Finance).

Jarrow, Robert A., (2001). "Default Parameter Estimation Using Market Prices." *Financial Analysts Journal* 57(5), pp. 75-92.

Kijima, M., Miyake, Y., (2004). "On the term structure of lending interest rates when a fraction of collateral is recovered upon default." *Japan Journal of Industrial and Applied Mathematics* 21, pp. 35–56.

Loterman, G., Brown, I., Martens, D., Mues, C., Baesens, B., (2012). "Benchmarking regression

- algorithms for loss given default modeling." *International Journal of Forecasting* 28, pp. 161–170.
- Lucas, A., (2006). "Basel II problem solving. In QFRMC workshop and conference on Basel II & credit risk modelling in consumer lending."
- Nickell, P., Perraudin, W., Varotto, S., (2000). "Stability of Rating Transitions. In: Special Issue on Credit Risk Modelling and Regulatory Issues." *Journal of Banking and Finance* 24 (1/2), pp. 203–228.
- Matuszyk, A., Mues, C., Thomas, L. C., (2010). "Modelling LGD for unsecured personal loans: decision tree approach." *Journal of the Operational Research Society* 61, pp. 393–398.
- Querci, F., (2005). "Loss given default on a medium-sized Italian bank's loans: an empirical exercise." The European financial management association, Genoa, Genoa University.
- Zhang, J., Thomas, L. C., (2012). "Comparisons of linear regression and survival analysis using single and mixture distributions approaches in modelling LGD." *International Journal of Forecasting* 28, pp. 204–215.
- 伊藤 有希, 山下 智志, (2007). 「中小企業に対する債権回収率の実証分析」 『金融庁金融研修センター・リサーチレビュー 2007』, pp. 189-218.
- 日本銀行金融機構局, (2005). 「内部格付制度に基づく信用リスク管理の高度化」 リスク管理高度化と金融機関経営に関するペーパーシリーズ.
- 三浦 翔, 山下 智志, 江口 真透, (2010). 「内部格付手法における回収率・期待損失の統計型モデル」 『金融庁金融研修センター・リサーチレビュー 2010』, pp. 174-205.
- 山下智志, 木原隆夫, (2004). 『Reduced Form アプローチを用いた PD、LGD 同時推定』 ISM Research Memorandum 911, 統計数理研究所.



## 回数実績データに基づく LGD の要因分析と多段階モデルによる LGD および EL 推計

慶應義塾大学経済学部教授

吉野直行

川田章広・山下智志論文は、日本の地方銀行のデータを用いて、LGD(Loss Given Default)の要因分解と、LGD・EL(Expected Loss)推計モデルの開発を行っており、この分野で、実際の日本の銀行のデータを用いた実証分析として、高く評価できる内容である。とくに日本に特有の分析結果が得られている点が興味深い。

LGDの推計モデルは、(i)市場データを用いて解析的に推計する構造モデル、(ii)リスクプレミアムデータを用いた(不良債権の確立に何等かの制約を置く)誘導モデルによって推計できる。統計モデルでは、回収実績データによるものと、デフォルト債市場データによる推計がある。日本では、デフォルト債市場のデータは利用可能ではないため、日本の銀行が保有する秘匿性の高い回収実績データを用いて、これまでは行われなかったLGD推計を、初めて本論文で行っている。ただし、諸外国で分析されてきた変数が、日本では、そのまま使える訳ではない。というのは、(i)日本独特の信用保証制度、(ii)複雑な担保契約、(iii)企業が倒産しても追加融資を行い正常に企業が復帰できる(=デフォルト格付けであった企業が、非デフォルト格付け企業になること)ようにする経営支援制度、(iv)長期間にわたる回収期間、など日本には存在するからである。

債務者別の推計も本論文では行っている。その理由は、債務者毎に、担保に違いがあるため、債務者の返済能力を案件ごとに定義する必要があるからである。三つの銀行から提供されたデータを使用し、変数としては、(i)各債務者に対する総貸出規模、(ii)内部格付け、(iii)貸出の中で回収困難となった額(=毀損額)、(iv)CRITS標準スコア(=企業の財務情報をPD推計用に合成した変数)、(v)担保合計とその内訳、(vi)信用保証協会による保証額、(vii)回収期間、などの変数である。LGD要因分解により、以下のような分析結果が得られている。

- 1、回収期間が長くなるとLGDが大きくなる傾向が見られる。
- 2、景気の動向が良いか悪いかと、LGDの大きさには、明確な関係が得られなかった。
- 3、回収終了年がいつであるかがLGDの大きさに影響しており、2011年に回収が終了したものが他の年と比べてLGDが大きい。しかし、景気の影響という訳ではない。



- 4、EAD（貸出規模）が大きいほど、LGD も大きい。
- 5、担保カバー率と保証カバー率が大きいほど、LGD は低い。
- 6、CRITS 標準スコアが低い企業（＝財務状況が悪い企業）には、銀行が積極的に信用保証や超過担保を付けたりするため、LGD は必ずしも高くない。

本論文では、3つの銀行の個別データを用いて分析で、その中にマクロ変数も含めた計量結果からは、ミクロ変数が大きく LGD に影響し、マクロ変数の影響は、不確定な要素となっている。データがさらに蓄積され、時系列での分析が積み重ねられれば、マクロ変数の影響力も増す可能性があり、継続的な研究が望まれる。

また、金融機関の現場の審査においては、企業のデータによる分析と、「目利き」による審査の両方の重要性は依然として存在しており、両面から、企業を見ながら融資審査を行うことが重要であると考えられる。