

# GCI Final Report

工学系研究科航空宇宙工学専攻修士一年

荒居 秀尚

2018 年 7 月 15 日

## 概要

本稿は、現在 Kaggle において行われている Home Credit Group の Default Risk を評価するコンペティション Home-Credit-Default-Risk に絡めて Home Credit グループにとってより価値の高いクレジットスコアリングモデルを提案するものである。本稿は、背景・導入、仮説・評価、価値提案の 3 つのセクションから構成される。最初に背景・導入の章においては、クレジットスコアリングモデルの意義やその歴史的背景、そして現在における構築の手順と構築にまつわる課題を提示する。続く仮説・評価の章においては Home Credit Group におけるクレジットスコアリングモデル構築の取り組みや Home Credit Group が抱えている課題、Home Credit Group が Kaggle のコンペティションに主催者として参加するに至った経緯に関して断片的な情報から仮説構築を試み、その課題を解決するモデルの構築を行う。また、そのモデルを仮説に基づいて選択された評価手段によって評価する。最後の価値提案の章においては提案するモデルが持つ価値を Home Credit Group にもたらす影響から概算し、既存の信用機関におけるクレジットスコアリングモデルの構築の費用などを参照したうえで価格提示を行う。

## 1 背景・導入

### 1.1 クレジットスコアリングの意義

銀行や信用機関における信用リスク管理業務は単なる貸出審査の効率化以上の意義があると考えられる。貸出業務は金融機関の業務の中でも大きな割合を占めるが、そこで重視されるのはリスクとリターンのバランスである。貸出にあたっての不確定性が大きく完全な資金回収を行うことができないことは大きな痛手となる一方で、確実性を求めて一部の優良な取引相手や確実な資金回収が見込まれる相手だけと取引をすることは、銀行・金融機関の利益にあまりつながらない。したがってその中間をとり、リスクとリターンがバランスするような点において取引をするか/しないかを定めるのは非常に重要と言える。この決定は一般には銀行・金融機関のリスク選好性によって変わるものであるが、その決定に大きな影響を及ぼすのが信用リスク管理である。

信用リスクの管理は「貸出資産の損失可能性を事前に推算すること」と言い換えることもできるが [?], これにより貸出資産の価値を評価することができ、金融機関それ自体の健康状態を管理することができるともいえる。金融機関の健康状態の悪化はしばしば経済的な不安要因となり社会を大きく揺るがすことにもつながりかねない。近年では、米国に端を発した信用危機が世界的

な経済不安を引き起こすなどの例もあったが、これも信用リスク管理の失敗によるものであり、この業務の重要性を端的に表した一例と言える。クレジットスコアリングは上記のような信用リスク管理業務のなかでも大きな重要度を持った業務である。信用リスクの推算は貸出を行った場合の予想損失 (EL) の推算とも言い換えられるが、予想損失の構成パラメータは、デフォルト時貸出残高 (EAD)、デフォルト率 (PD)、デフォルト時損失率 (LGD) の積として表される。式として表すと

$$EL = EAD \times PD \times LGD$$

となる。このうちクレジットスコアリングが行うのはデフォルト率 (PD) の推算である。この推算を誤ると、実際には大きなリスクを抱えている案件のリスクを過小評価してしまったり実際には優良な債務者に対して貸出を行わない、といった意思決定に繋がる恐れがあり非常に重要である。

## 1.2 クレジットスコアリングの歴史的背景

クレジットスコアリング自体の登場は非常に古く、1950 年代に開発され始め 1960 年代に実用化されたと言われている [?]. これらは、登場当初は上述のような理由は主ではなくどちらかといえば現場の負担を軽減する目的で導入されたと言われているがその後急速に普及した。

米国では過去数十年にわたってクレジットスコアリングが消費者の生活の非常に大きな部分を占めてきた経緯がある [?]. クレジットスコアが生活に影響を与える範囲は広く、元々はローンの貸出などの指標として用いられていたものの、住宅の入居判断や就職などにおいてもクレジットスコアの良し悪しに関わってくるようになり現在では生活の多くの部分を支配し格差を固定化する要因の一つとなっているとも言われる。米国で普及するクレジットスコアリングは大きく 3 つの企業による指標が用いられることが多い。その 3 企業は TransUnion、Equifax、Experian であるがこれらは FICO スコアという指標の計算方法をベースに独自のクレジットスコアの算出をしている [?] が大まかには以下のような内訳であると言われている。

- 35% が過去の支払い履歴
- 30% が現在の負債
- 15% が信用履歴の長さ
- 10% が最近の融資問い合わせ額
- 10% がアカウントの種類/個数

また、クレジットスコアを改善させるためのベストプラクティスといったものもよく伝え聞かれており以下のようなものが挙げられている [?].

- クレジット限度額の 65%-75% には手をつけないようにすること。多すぎるとリスクになり、少なすぎると信用機関にとって良くわからない人になる。
- 昔のアカウントを close しないで open なままにしておくこと、誘惑に負けてしまいそうならカードを捨てなさい。
- 新規アカウント開設は控えめに。企業や貸し手が信用情報を参照するたびにクレジットス

コアは下がります。

- 延滞や延滞期限をできるだけ残さないようにすること。
- 安易な解決策に飛びつかないように。詐欺の場合もあります。

### 1.3 現在における構築の手順・課題

クレジットスコアリングモデルは各金融機関の生命線であるため具体的なアルゴリズムや説明変数が公開されている例はあまり存在せず、断片的な情報を組み合わせて推測する必要がある。また、信用機関は目的に応じて複数のクレジットスコアリングモデルを使い分けられていると考えられるため [?], よく用いられていると考えられる手法をその背景などに着目しながら紹介する。また、クレジットスコアリングに用いられる説明変数はその国や地域における法規や産業構造の違いなどから異なる可能性が示唆される [?]

#### 1.3.1 クレジットスコアリングの手法

現在の日本におけるクレジットスコアリングはその用例に応じて複数の手法を使い分ける試みがなされていると考えられる [?]. 以下はそれらについてと、その用法に関する説明である。

- スコアカード

経験的な指標に基づきある条件を満たしているときは点数を加算することで、合計点数をクレジットスコアとするモデルである。例としては、勤続年数 1 年未満は 10 点、1-3 年は 30 点、3-10 年は 50 点、10 年以上は 70 点と言った具合である [?]. 非常に単純な指標であるため理解は容易であるが、経験的な指標であるため意思決定の際の強い根拠とするには弱く、また現実の複雑な状況に即した判断にも使いづらいという難点が存在する。

- 判別分析

線形分離モデルを用いてデフォルト先と非デフォルト先をより良く区分する線を決定する手法である。線形手法であるため、複雑な境界を表現できないという点で現実の複雑な状況に即した判断には使いづらく、直感的な理解もスコアカードに比べると容易ではない。そのため、意思決定の際にも強い根拠として用いることが難しい。

- ロジスティック回帰

一般化線形モデルを用いてデフォルト確率を推算することができるため、意思決定においては使いやすい。一方で、表現力は線形判別分析とおよそ同程度である。直感的な理解のしやすさも判別分析と同程度と言える。

- 決定木

確率の推算にも用いることができるため意思決定においては使いやすい。非線形の決定境界を表現できる一方、過学習しやすいという欠点もあり複雑な状況に即した判断にはやや使いづらい。一方、判断の根拠を階層的な分岐で表現でき理解のしやすさは判別分析やロジスティック回帰よ

りよいといえる。

- ニューラルネット

より複雑な境界を表現できる一方で、説明性に劣る面があるため、意思決定においても使いづらいという側面が存在する。

- カーネル SVM

カーネル関数を用いて高次元空間に特徴を写したうえで線形分離をする手法で、数年前までニューラルネット以上の成績を出すと言われていた一方、説明性に劣るため、意思決定の場では使いづらいという側面がある。

- アンサンブル手法

勾配ブースティングやニューラルネットと決定木のブレンディング・スタッキングなど、近年 Kaggle などのコンペティションにおいても隆盛を誇っている手法である。シングルモデル以上の成績を