

A case study on credit scoring with estimated financial statements using purchase order information

メタデータ	言語: jpn 出版者: 公開日: 2018-06-07 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: 山中, 卓 メールアドレス: 所属:
URL	https://mu.repo.nii.ac.jp/records/834

受注情報を用いた財務予測に基づく信用スコアリングに関する 事例研究

A case study on credit scoring with estimated financial statements using purchase order information

山中卓¹

概要

企業の受注情報を利用して企業の財務情報を推定し、得られた推定財務情報から企業を評価するモデル例を提示する。さらにその有用性を事例研究を通して確認する。経営状況を即時に反映して逐次更新される受注情報に基づいて企業評価、具体的には信用リスクの水準を算出する信用スコアリングを行うことで、経営状況をタイムリーに反映した企業モニタリングが可能になる。

1 はじめに

金融機関は融資や社債への投資、あるいは株式の保有という形で企業に資金提供を行っており、そのリスク管理のために資金提供先企業の信用リスク（デフォルトの蓋然性）の評価を行っている。信用リスク評価の実務は従来より年に1度、あるいは半期・4半期に一度作成される財務情報に大きく依存して行われてきた。しかし、財務情報は遅行情報であり、また観測頻度が低いいため、企業実態の把握が即座にできないといった課題も指摘されている。本論文では、財務情報に加えて月次あるいは日次で観測可能な受注情報²も利用することで、財務情報のみを利用するよりも高い頻度で信用リスク評価を行うモデル例と実企業の評価事例を報告する。

受注情報を利用した信用リスク評価を行った先行研究として山中 [3]、Yamanaka [4] がある。これらの研究では構造型の信用リスク評価（Merton[1]）の枠組み、すなわち受注情報をもとに企業の資産価値の分布を推定し、その上で、資産価値の水準で企業のデフォルトが発生するというモデリングの枠組みを採用していた。一方で、金融実務における企業の信用リスク評価においては統計モデル、すなわち構造型モデルのようにデフォルト発生メカニズムを直接表現するのではなく企業の財務情報と将来の倒産発生との関係を多数の企業の財務データと倒産・非倒産の実績データから推計するモデルが広く用いられている（森平 [2]）。そこで、本論文では受注情報から企業の財務情報を推計し、推計された財務情報を統計モデルの入力とすることによって、統計モデルの枠組みの下で受注情報を利用した企業の信用リスク評価を試みる。

¹ 武蔵野大学数理工学センター員 / 武蔵野大学工学部数理工学科准教授

² 企業が、どのような取引先から、いつ、どのくらいの量の注文を受けたかを表す情報を本論文では受注情報と呼ぶことにする。

本論文では、企業から提供を受けた実データをもとに、受注情報を利用した信用スコアリングの実施例を示す。受注情報を利用することで、企業の事業の状況変化をリアルタイムに反映した信用リスク評価が可能になる。

本論文の構成は以下になる。第2節では、本分析に用いる企業のデータを概観する。第3節では、データに基づいて構築したモデル例と信用リスクの評価結果を示す。第4節ではまとめと今後の展望を述べる。

2 データ

本研究の信用リスク評価モデル構築の前提となる企業の受注データは、企業がどのような発注元から、いつ、どのくらいの量の注文を受けたかを表したものであり、そのデータ形式は表1となる。

表 1: 受注データの形式 (値は架空のもの)

発注元企業	受注日	商品コード	単価 (千円)	数量	受注金額 (千円)
A 社	2016/9/1	XXX-000001	682.4	24	16377.6
B 社	2016/9/1	XXX-000003	1023.1	3	3069.3
C 社	2016/9/1	XXX-000002	823.5	3	2470.5
A 社	2016/9/2	XXX-000004	218.9	214	46844.6
B 社	2016/9/2	XXX-000003	1023.1	5	5115.5
A 社	2016/9/5	XXX-000001	682.4	93	63463.2
C 社	2016/9/5	XXX-000005	253.8	267	67764.6
A 社	2016/9/6	XXX-000003	1023.1	5	5115.5
B 社	2016/9/6	XXX-000003	1023.1	3	3069.3
C 社	2016/9/6	XXX-000006	728.1	13	9465.3

今回の事例研究に用いたデータは小島プレス工業 (株) の受注データである³。小島プレス工業 (株) は自動車内外装部品の製造を主要な事業とし、資本金 4.5 億円、売上高 16 百億円の規模の非上場企業であり、その主要取引先は、トヨタ自動車 (株)、トヨタ車体 (株)、トヨタ自動車東日本 (株)、日野自動車 (株)、ダイハツ工業 (株)、(株) 豊田自動織機、アイシン精機 (株)、(株) デンソー、豊田通商 (株)、トヨタ紡織 (株)、(株) ジェイテクト、林テレンプ (株)、プライムアース EV エナジー (株) などのメーカーである⁴。今回の事例分析の対象データは、2011 年 1 月～2014 年 12 月の取引先毎の月次の受注額データである。ここで、受

³ ただし、小島プレス工業 (株) から提供を受けた原データには受注日はなかったため、取得データに含まれていた納入日の値と受注から納入までのラグから受注日を逆算した。具体的には、受注から納入までの日数が 5 営業日と仮定し、納入日から 5 営業日前の日付を本分析上の受注日とした。受注から納入までの期間を 5 営業日とした根拠は小島プレス工業社へのヒアリングによる。

⁴ 2018 年 2 月 6 日時点における情報。小島プレス工業 (株) の Web サイト (<http://www.kojima-tns.co.jp/>) より抜粋。

注額データの全体の傾向をみるために、図 1 に各取引先毎の受注額を合算した総受注額の推移を示す。図 1 から、毎年 8 月や 12 月に受注額が相対的に少なく、受注額の変動に季節性があることが示唆される。

また、財務データとして、2010 年から 2014 年の決算報告書を利用した (決算締めは 12 月である)。

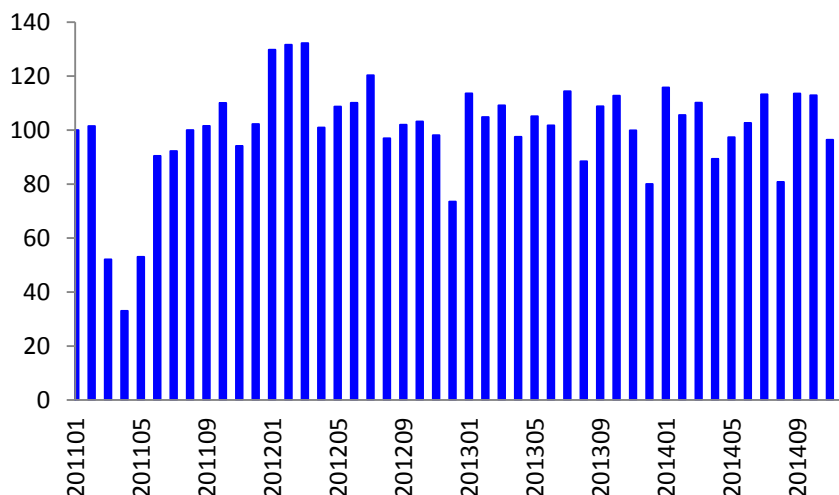


図 1: 小島プレス工業 (株) の総受注額の推移 (月次)

注: 総受注額は当該月のすべての取引先からの受注額を総和したもの。縦軸のスケールは 2011 年 1 月時点の総受注額を基準値 100 としている。

3 モデル例と評価結果

本分析では、前節のデータをもとに受注額変動モデルを構築し、それをを用いて分析時点から 1 年間の受注額を推定する。推定された受注額をもとに、分析時点から 1 年後までの損益計算書項目値と分析時点からみて 1 年後の時点の貸借対照表項目値を推定する。得られた財務項目推定値をもとに企業の信用力の水準を表す信用スコアを算出する⁵。財務情報から信用スコアを算出するための統計モデルとしてロジット型の信用スコアリングモデルを採用する。

モデルの定式化にあたり、経済の不確実性をフィルター付き確率空間 $(\Omega, \mathcal{F}, \{\mathcal{F}_t\}_{t \in \mathcal{T}}, \mathbb{P})$ で表現する。離散時間を想定し、時間集合は $\mathcal{T} = \{0, 1, 2, \dots, \infty\}$ とする。 $\{\mathcal{F}_t\}_{t \in \mathcal{T}}$ は完備な増大情報系、 \mathbb{P} は実確率測度とする。信用リスク評価対象となる企業は企業間取引において受注側の企業とする。また、受注側企業の取引先となる発注元企業の集合を $\mathcal{I} = \{1, 2, 3, \dots, I\}$

⁵ 分析時点から 1 年後の財務状況を推定し、その推定された財務情報から信用スコアを算出するため、本モデル例の評価はフォワードルッキングな評価になっているといえる。

であらわす。信用リスク評価を行う分析時点を $s \in \mathcal{T}$ とする。

以下、次の項目順にモデル例を定式化する：

1. 受注額変動の時系列モデルと受注額の推定
2. 損益計算書項目の推定
3. 貸借対照表項目の推定
4. 信用スコアリングモデルの構築と信用スコア算出

なお、受注情報から各財務数値の推定値を簡潔に得ることを第一の目的としてモデリングを行う。そのため、実際の企業活動におけるキャッシュフローの発生要因と比較すると、単純化や捨象されている要因もあることに留意されたい。また、信用スコアリングに用いる財務項目のみを推定しており、すべての財務項目の推定を行っているわけではない。

■1. 受注額変動の時系列モデルと受注額の推定 受注額 $\{O_t^i\}_{\{t \in \mathcal{T}\}}$ を取引先 $i \in \mathcal{I}$ からの受注額をあらわす $\{\mathcal{F}_t\}$ -適度な確率過程とする。今回の分析用データが月次データであることから、時間単位を1ヶ月とする。また、先にみたように今回のサンプルデータには季節性が存在する。その影響を除くために具体的なモデリングにおいては、対数受注額前年同期差 $R_t^i = \log(O_t^i) - \log(O_{t-12}^i)$ に着目し、その時系列を AR モデル（自己回帰型モデル）で表現する：

$$R_t^i = \alpha_i + \beta_i R_{t-1}^i + \sigma_i \epsilon_{i,t}. \quad (1)$$

ここで、 $\epsilon_{i,t}$ は標準正規分布に従う確率変数とする。また、 $\{\epsilon_{i,t}\}$ は i および t について独立であるとする⁶。 α_i , β_i , σ_i はそれぞれ定数のパラメータである。

このとき受注額は

$$O_t^i = \{O_{t-12}^i \times \exp(R_t^i)\} 1_{\{t \leq T_i\}}$$

と得られる。ここで、 T_i は発注元 i の取引停止時刻を表す $\{\mathcal{F}_t\}$ -停止時刻である。本稿では取引停止は発注元のデフォルトによってのみ発生すると仮定し、 T_i はデフォルト時刻に一致するとする。

ここで、前節の受注データに対する受注額対数前年同期比モデルの推定結果について述べる。今回の分析では、受注額モデルの構築対象を累積受注額上位9社 ($i = 1, 2, \dots, 9$) のそれぞれの受注額時系列と10位以下の先からの受注額を合算値 ($i = 10$) とする ($I = 10$)⁷。モデルの推定には統計ソフトウェア R の関数 `arima` を利用した。受注額の対数前年同期比モデルの推定結果は表2である⁸。自己回帰項の係数 $\{\beta\}$ の推定値が概ね正であり、受注の増減傾

⁶ 山中 [3] は受注額の連動性を考慮したモデルを採用しているが、本分析では簡便のため、発注元間の受注額の連動性を考慮していないモデルを採用した。

⁷ ここで、累積受注額は2011年1月～2013年12月の受注額累積値とした。なお、受注額上位9社で小島プレス工業(株)の累積総受注額の96.6%を占めている。

⁸ 本論文の受注額対数前年同期比のモデルは残差項 $\epsilon_{i,t}$ の構造を除いて山中 [3] および Yamanaka[4] と同

向が継続する場合が多いことが示唆される。また、Ljung-Box 検定の結果から、残差に系列相関がないことも確認される⁹。

表 2: 受注額対数前年同期差モデル (1) 式の推定結果

i	1	2	3	4	5
α_i	-0.039	-0.047	0.006	0.159	-0.013
β_i	0.594	0.881	0.006	0.366	0.342
σ_i^2	0.005	0.013	0.006	0.018	0.008
p 値	0.694	0.796	0.999	0.732	0.999

i	6	7	8	9	10
α_i	0.131	0.041	0.087	-0.116	-0.436
β_i	0.257	-0.243	0.756	0.073	0.624
σ_i^2	0.013	0.065	0.019	0.011	0.090
p 値	0.793	0.754	0.341	0.961	0.583

注：p 値は Ljung-Box 検定のもの。

推定された受注額モデルを利用して、分析時点 s を起点とした 1 年間の各時点に対し、その時点の受注額の期待値を算出し、これを推定受注額とする¹⁰。情報 \mathcal{F}_s の下での推定受注額 \hat{O}_t^i は、 $s > t$ については実績値を与え、 $s \leq t$ については時点 s までに発注元 i がデフォルトした場合には 0、それ以外の場合には受注額の期待値 $\hat{O}_t^i = E[O_t^i | \mathcal{F}_s]$ とする。受注額の期待値は $\log(O_t^i)$ が正規分布に従うことから、 $m_{s,t}^i$ と $\nu_{s,t}^i$ をそれぞれ情報 \mathcal{F}_s の下での $\log(O_t^i)$ の期待値と分散として、

$$E[O_t^i | \mathcal{F}_s] = \exp \left(m_{s,t}^i + \frac{\nu_{s,t}^i}{2} \right) PS^i(s, t)$$

と算出される。 $PS^i(s, t)$ は時点 s から時点 t までの生存確率であるとし、 \mathcal{F}_s に依らない定数

じであること、またモデル推定に用いたデータが同じであることから、表 2 のパラメタ値は山中 [3] および Yamanaka [4] のモデルのパラメタ推定値と一致する。

⁹ 参考として、対数受注額の前年同期差データに対する、インサンプル・アウトオブサンプル検定を実施した。具体的には、受注元毎にモデルの残差分布と実際の残差のサンプル分布を Kolmogorov-Smirnov 検定で比較して p 値を算出し、1% 有意水準で棄却されない発注元の受注額は受注全体に対して 100% (インサンプル) および 83.4% (アウトオブサンプル) を占めることを確認した。ここで、インサンプル期間は 2012 年 1 月～2013 年 12 月、アウトオブサンプル期間は 2014 年 1 月～12 月である。

¹⁰ モンテカルロ・シミュレーションなどを利用して、受注額のパスを生成し、そのパス毎に財務数値を算出する方法もあるが、今回は受注額の期待値をまず算出し、その期待値に対応した財務数値を算出する方法をとることにする。

とする。ここで、受注額変動モデルから期待値 $m_{s,t}^i$ は

$$\begin{aligned} m_{s,t}^i &:= \mathbb{E}[\log(O_t^i) | \mathcal{F}_s] \\ &= \mathbb{E}[\log(O_{t-12}^i) | \mathcal{F}_s] + \alpha_i + \beta_i \mathbb{E}[R_{t-1}^i | \mathcal{F}_s] \\ &= \alpha_i + \mathbb{E}[\log(O_{t-12}^i) | \mathcal{F}_s] + \beta_i \mathbb{E}[\log(O_{t-1}^i) | \mathcal{F}_s] - \beta_i \mathbb{E}[\log(O_{t-13}^i) | \mathcal{F}_s] \\ &= \alpha_i + m_{s,t-12}^i + \beta_i m_{s,t-1}^i - \beta_i m_{s,t-13}^i, \end{aligned}$$

分散 $\nu_{s,t}^i$ は

$$\begin{aligned} \nu_{s,t}^i &:= \text{Var}[\log(O_t^i) | \mathcal{F}_s] \\ &= \text{Var}[\log(O_{t-12}^i) | \mathcal{F}_s] + \beta_i^2 \text{Var}[R_{t-1}^i] + \sigma_i^2 \\ &= \text{Var}[\log(O_{t-12}^i) | \mathcal{F}_s] + \beta_i^2 \text{Var}[\log(O_{t-1}^i) | \mathcal{F}_s] + \beta_i^2 \text{Var}[\log(O_{t-13}^i) | \mathcal{F}_s] + \sigma_i^2 \\ &= \nu_{s,t-12}^i + \beta_i^2 \nu_{s,t-1}^i + \beta_i^2 \nu_{s,t-13}^i + \sigma_i^2 \end{aligned}$$

という関係から、それぞれ逐次的に求められる¹¹。また、生存確率 $PS^i(s, t)$ の値は、発注元 i の信用格付に対応した 5 年間の実績デフォルト確率 $PD^i(0, 60)$ を用いて、 $PS^i(s, t) = (1 - PD^i(0, 60))^{\frac{t-s}{60}}$ として算出する。その際の発注元の信用格付は、分析時点からみて直近の R&I あるいは JCR の発行体格付を採用し、分析時点以降の格付変更はないものとする。また、発注元自体に格付が付与されていない場合であっても、親会社やグループ会社に格付が付与されている場合には、その格付を発注元の格付とみなすことにする。それ以外の場合には、発注元の格付を BBB 格と設定した。今回の分析で用いた格付別の実績デフォルト率と推定生存確率の値は表 3 になる。

表 3: 実績デフォルト率と推定生存確率 (1 ヶ月) および推定デフォルト率 (1 ヶ月)

信用格付	実績デフォルト率 (5 年)	推定デフォルト率 (1 ヶ月)	推定生存確率 (1 ヶ月)
AAA	0.0001%	0.0000%	99.9999%
AA	0.0400%	0.0007%	99.9993%
A	0.5400%	0.0090%	99.9910%
BBB	1.0600%	0.0178%	99.9822%
BB	7.4500%	0.1290%	99.8710%

注：実績デフォルト率は R&I 社が公表した“日本企業のデフォルト率・格付推移行列 (1978 年度～2014 年度)”の値。

■2. 損益計算書項目の推定 次に、受注額推定値に対応して売上高の推定値を算出する。ここでは、受注から売上回収までのタイムラグを 2 ヶ月と仮定し、その間の発注元のデフォルト

¹¹ $\{\log(O_t^i)\}$ が組ごとに独立であることが必要になるが、これは時点 t は分析時点 s より 1 年間の時点 ($s \leq t \leq s+12$) であり、情報 \mathcal{F}_s の下で $\log(O_{t-12}^i)$, $\log(O_{t-13}^i)$ は値が確定していることから満たされる。

による売上未回収リスクを反映して、売上高推定値を

$$S_t^i = \hat{O}_{t-2}^i \times PS^i(t-2, t) + \hat{O}_{t-2}^i \times PD^i(t-2, t) \times (1 - LGD)$$

として算出する。ここで LGD はデフォルト時損失率であり、本分析では $LGD = 0.7$ と設定した。 $PD^i(s, t)$ は時点 s から時点 t までのデフォルト率であるとする。デフォルト率の値は、先の生存確率と同様に、発注元 i の信用格付に対応した 5 年間の実績デフォルト確率 $PD^i(0, 60)$ を用いて、 $PD^i(s, t) = PD^i(0, 60)^{\frac{t-s}{60}}$ として算出する (表 3)。

実現売上高の総額の推定値は、取引先毎の売上高の合計として

$$S_t = \sum_{i=1}^I S_t^i$$

と得られる。

さらに、売上高の将来 1 年間分の合計値として、推定年間売上高を算出する。

$$TS_t = \sum_{u=0}^{11} S_{t+u}$$

続いて、営業利益を推定する。そのためにまず営業費用の推定を行う。ここでは、営業費用 TC_t を簡潔に受注額の線形関数と仮定する：

$$TC_t := a \sum_{u=0}^{11} \left(\sum_{i=1}^I \hat{O}_{t-g+u}^i \right) + b.$$

ここで定数 g は受注から費用発生までのタイムラグであり、本分析では $g = 1$ とする。

係数 a, b を推定するために、小島プレス工業 (株) の 2010~2014 年の損益計算書から、各年の売上高と営業費用 (売上原価と販売費および一般管理費の合計) の値を取得した。得られた営業費用の値に対して売上高の実績値を単回帰し、得られた係数をキャッシュフロー関数のパラメータ値 $\{a, b\}$ として採用することにした¹²。2010~2014 年の損益計算書のデータから得られたパラメータ値は $a = 0.873$, $b = 1.482 \times 10^{10}$ である¹³。

営業損益は売上高と営業費用の差分 $TS_t - TC_t$ として与えられる。さらに、営業損益に対して営業外損益 EP_t および特別損益 SP_t を加算することで、税引前利益の推定値 EBT_t を得る：

$$EBT_t := (TS_t - TC_t) + EP_t + SP_t.$$

営業外損益および特別損益の値は過去の財務実績の平均値として与えることにする。

次に税引き前利益の 1 年間の累積値に対して法人税を反映して純利益 P_t を得る：

$$P_t := (1 - G)EBT_t 1_{\{EBT_t \geq 0\}} + EBT_t 1_{\{EBT_t < 0\}}$$

ここで、 G は法人税率を表す定数とし、 $G = 0.4$ と設定した。

¹² 今回はサンプル時系列の時点数が少ない (6 時点) ことから実施していないが、本来はみせかけの回帰の可能性を検証する必要がある。

¹³ パラメータ b の値の単位は円である。

■3. 貸借対照表項目の推定 分析時点 s に対して得られた将来 1 年間の推定純利益 P_s を分析時点 s の貸借対照表の数値に反映し、分析時点から 1 年後の貸借対照表項目推定値を作成する¹⁴。まず、資本の部（貸方）に対しては、株主への配当はないと仮定して純利益全額を利益剰余金に加算する。また、資産の部（借方）に対しては、固定資産と流動資産（現預金）に振り分ける。具体的には、固定資産増加額 ΔFS_s を

$$\Delta FS_s = \min(P_s, \tilde{a}P_s + \tilde{b})$$

として与え¹⁵，残額 $P_s - \Delta FS_s$ を現預金に加算する。パラメタ \tilde{a} , \tilde{b} の推定は決算情報に対する単回帰で行う。2010～2013 年の決算情報に対して推定されたパラメタは $\tilde{a} = 1.843$, $\tilde{b} = -3.18 \times 10^9$ となった。

■4. 信用スコアリングモデルの構築と信用スコア算出 以上のように得られた財務数値から次の財務指標を作成する：¹⁶

$$Z_1 = (\text{流動資産} - \text{流動負債}) / \text{総資産}$$

$$Z_2 = \text{当期利益} / \text{総資産}$$

$$Z_3 = \text{税引き前利益} / \text{総資産}$$

$$Z_4 = \text{自己資本} / \text{負債合計}$$

$$Z_5 = \text{売上高} / \text{総資産}$$

$$Z_6 = \text{対数売上高}$$

$$Z_7 = \text{営業利益} / \text{負債簿価}$$

これらの財務指標値を信用スコアリングモデルの入力として、信用スコアを算出する。

スコアリングモデルとして、東証 33 業種分類の輸送機器業に分類されている東証一部上場企業の信用格付と財務諸表のデータを用いて作成した多項ロジットモデルを採用する。多項ロジットモデルの推定では、2000 年 3 月から 2013 年 3 月決算とそれぞれの決算月の 12 ヶ月後の信用スコアのデータを組として、その対応関係を学習させた¹⁷。信用スコアは信用格付は R&I 社、あるいは JCR 社が付与している格付を 4 段階の信用クラスに変換したものを採用した (表 4)¹⁸。信用スコアは、企業 i の信用クラスが $c \in \{1, 2, 3, 4\}$ になる確率を

$$p_{i,\tilde{c}} = \frac{\exp(\beta_{\tilde{c},0} + \sum_{j=1}^m \beta_{\tilde{c},j} z_{i,j})}{\sum_{c=1}^4 \exp(\beta_{c,0} + \sum_{j=1}^m \beta_{c,j} z_{i,j})} \quad (2)$$

¹⁴ この際、分析時点 s における貸借対照表の項目の推定値が必要になる。これは、分析時点までの受注額データから本節の方法で損益額を算出し、得られた損益額を用いて分析時点 s からみた直近の決算情報を更新することで作成した。

¹⁵ 固定資産増加額が純利益額よりも大きくならないように \min による制約をいれている。

¹⁶ ここで、負債額は一定とし、分析時点からみて直近の決算書上の負債額を用いた。

¹⁷ 両社の格付を取得している場合は、R&I 社の格付を採用した。財務諸表と信用格付の組をもつ 53 社全 529 サンプルを用いて、スコアリングモデルを構築した。

¹⁸ AAA～CCC- の 19 段階の格付のままでは各格付毎のサンプル数が少なく、判別モデル構築が困難なため、4 段階の信用クラスに集約した。

として、信用クラスの期待値を信用スコア CS_i として与えた：

$$CS_i = \sum_{c=1}^4 c \times p_{i,c}. \quad (3)$$

得られた信用スコアリングモデルのインサンプルデータに対する判別精度は 70.1% となった¹⁹。

表 4: 信用格付と信用クラスの対応および信用スコアリングモデル構築に用いたサンプル数

信用格付	データ数	信用クラス
AAA	22	1
AA+	15	1
AA	28	1
AA-	20	1
A+	31	2
A	72	2
A-	62	2
BBB+	79	3
BBB	124	3
BBB-	51	3
BB+	7	4
BB	10	4
BB-	2	4
B+	1	4
B	3	4
B-	0	4
CCC+	2	4
CCC	0	4
CCC-	0	4

以上のモデル例を用いて算出した小島プレス工業（株）の信用スコア値の推移が図 2 である。信用スコアの水準は 2 点台の後半であり、およそ A 格から BBB 格相当の評価となった。受注データが月次で観測されること反映して、信用スコアが月次で更新されることも確認された。また、受注額の増加・減少に伴い信用スコア値が減少・増加（信用リスクが低下・上昇）する傾向がみてとれる。

¹⁹ 判別精度を算出するにあたり、得られたスコア値の小数点 1 桁目を四捨五入して得た整数値のスコアと実際のスコアが一致することをもって正解とした。

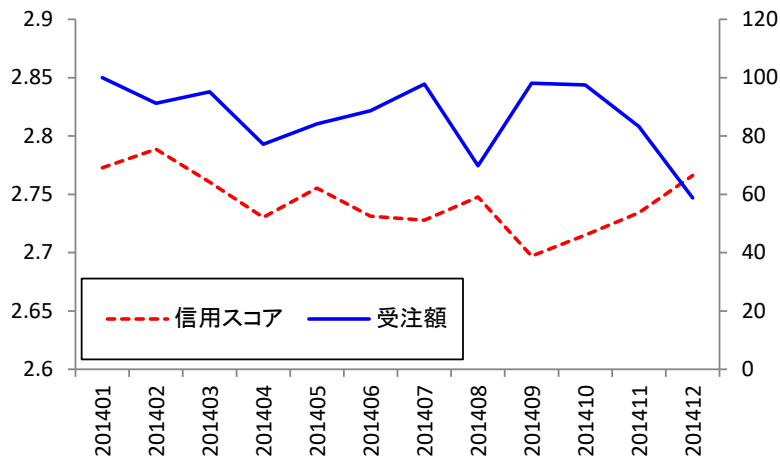


図 2: モデルから算出した小島プレス工業 (株) の信用スコア (左軸) と受注額の実績値 (右軸) の推移

注: 総受注額は当該月のすべての取引先からの受注額を総和したもの。縦軸のスケールは 2014 年 1 月時点の総受注額を基準値 100 としている。

4 まとめ

受注情報を用いて企業の財務状況を推定し、推定された財務状況から企業の信用力を評価するモデル例を示した。実企業から提供を受けたデータを用いた分析によって、決算書から得られる財務情報だけでなく受注情報もあわせて利用することで、従来よりも高い頻度で企業の信用リスクをモニタリングできることが示唆された。

今後このような手法が金融実務に導入されるためには、より多くの企業データを用いてモデル構築と検証がなされることが必要である。また、多くの企業の受注データが入手できるようになれば、本研究のような財務情報を経由する評価方法ではなく、受注の特徴と企業の倒産履歴の関係を直接的にとらえた信用スコアリングモデルが構築できると考えられる。

謝辞

本研究を進めるにあたり、日本銀行金融機構局金融高度化センターの職員の方々から有益なコメントを頂いた。また、小島プレス工業 (株) から受注等のデータをご提供頂いた。ここに記して感謝したい。

参考文献

- [1] R.C.Merton, On the pricing of corporate debt, *Journal of Finance*, 29(1974), 449–470.

- [2] 森平爽一郎, 信用リスクモデリング, 朝倉書店, 2009年, 東京.
- [3] 山中卓, 企業の受注情報の貸出業務への活用可能性の検討?受注情報を用いた企業評価という FinTech 的試みと事例研究?, 日本銀行ワーキングペーパーシリーズ, No.16-J-10(2016).
- [4] S. Yamanaka, Quantitative credit risk monitoring using purchase order information, *JSIAM Letters* 9(2017), 49–52.

論文の訂正について

本稿は 2018 年 3 月 1 日に発行された武蔵野大学数理工学センター紀要第 3 号の冊子に掲載された同名の論文に含まれる誤りを訂正したものである。訂正箇所は武蔵野大学数理工学センター紀要第 4 号に掲載される予定である。