

2012 年 12 月 19 日

Mizuho Industry Focus Vol. 119

格付モデルと財務戦略における活用

豊澤 泰寿

yasuhisa.toyosawa@mizuho-cb.co.jp

要 旨

- 企業の持続的成長を支える財務戦略は、信用力を維持・向上させるものであることが必要である。格付モデルは、信用力を「見える化」する定量化手法であり、信用力を踏まえた財務戦略を検討する際に、有益な情報提供を可能とする意思決定支援ツールになりうるものである。
- しかしながら、従来の格付モデルは、格付やデフォルト事象を当てることが主目的となっているため、格付やデフォルト事象を判別することは出来ても、財務シミュレーションでの活用が困難であるものが多い。そこで、本稿では、財務戦略検討の際に「活用する」ことを主眼とした格付モデルの推計手法を構築した。
- 「活用する」ためには、「財務戦略で検討材料となりうる財務指標を用いたものであること」、「シミュレーション可能であること」、「分かり易いこと」の3つの要件を満たす必要がある。これらの要件を満たすモデルとしては、順序モデルが最有力候補となるが、従来の説明変数選択手法では意図せざる財務指標が選択される可能性があり、また、最尤法を用いたパラメータ推定手法は実務家にとって理解しやすいものであるとは言い難い。
- そこで、本稿では、財務戦略検討時に材料となりうる財務指標を説明変数に採用し、より直接的に的中率を最大化する最適化のフレームワークを導入することで、3つの要件を満たす順序ロジットモデルを構築することが出来ることを示した。さらに、構築した格付モデルは、基礎的な財務指標を説明変数としたシンプルなモデルでありながら、業種別に見ても、格付別に見ても、非常に高い的中率を実現している。
- 最後に、本稿で構築した格付モデルが、格付や信用力を考慮した財務戦略を検討する際に、有用な材料提供を可能とするものであることを示した。
- 格付モデルのような統計的なモデルは現実の課題のあらゆる要素を反映出来るものではないが、ステークホルダーに対する説明責任が増し、不確実性が高まる今、このような定量的な情報を有効活用する経営が求められるのではないだろうか。

目 次

格付モデルと財務戦略における活用

． 問題意識		2
． 順序モデルがシンプルでパワフル		3
． 説明変数の選択		4
． パラメータ推定と最適化		6
． モデル		9
． 財務戦略での活用イメージ		14
． まとめ		15

．問題意識

企業の持続的成長を支える財務戦略は、ある一定の水準以上に、信用力を維持・向上させるものであることが必要である。デフォルト判別モデルや格付モデルは、信用力を「見える化」する定量化手法であり、信用力を踏まえた財務戦略を検討する際に、有益な情報提供を可能とする意思決定支援ツールになりうるものである。

これまでに、数多くのデフォルト判別モデルや格付モデルが開発されてきているが、財務指標を活用するモデルの端緒は Altman(1968)の Z スコアモデル(デフォルト判別モデル)に求めることが出来よう。その後、Kaplan and Urwitz(1979)が順序のある離散データである格付に対して順序プロビットモデルの適用を試み、これ以降、格付モデルとしては、順序ロジットモデルも加えた「順序モデル」を中心として、研究・開発・適用が進められている。

他にも、Merton(1974)によるマートンモデルに代表される構造型モデルや、判別分析手法の 1 つである Support Vector Machine (以降、SVM)を適用したモデル等、様々な信用力評価モデルが存在する。

このように、数多くのデフォルト判別モデルや格付モデルが開発・適用されているが、これらの多くは、分析対象企業のデフォルト事象や格付を当てることが主目的となっているため、格付やデフォルト事象を判別することは出来ても、財務シミュレーションでの活用は困難であることが多い。

当部でも、草場(2011)が、データセグメント法を用いることによって、格付モデルの的中率を高められることを報告している。しかし、このフレームワークでは、設定したセグメント毎にモデルが異なるため、例えば、自己資本や有利子負債を増減すると、適用される財務指標とパラメータが変更され、推定結果に意図せざるジャンプを含んでしまう可能性があり、このような動的な財務シミュレーションに課題があることも指摘している。

財務戦略検討において「活用する」ためには、高い的中率を備え、かつ、

財務戦略検討時に材料となりうる財務指標を反映したものであること、

財務シミュレーションにおいて利用可能であること

が必要であろう。

また、草場(2011)が指摘しているように、実務への展開可能性を考えると、構築するモデルはその構造を

利用者が十分に理解出来るものであること

が必要不可欠となる。モデル構造の理解や結果の解釈に高度な統計数理の素養が求められるようだと、モデル自体がブラックボックス化し、その活用は困難なものとなるためである。

そこで、本稿では、財務戦略の立案支援において「活用する」ことを主眼に置いた、要件 ～ を踏まえた格付モデルの推計手法を構築した。

・順序モデルがシンプルでパワフル

構造型モデルは、企業価値がある水準を下回った場合にデフォルト事象が発生すると考えるモデルであり、要件 を満たすことが難しい。

また、SVM のような高度な数理技術を活用するタイプのモデルは、要件 を満たさないため、的中率等が魅力的であったとしても、実務担当者にとっては、利用するのが「怖い」モデルであるというのが実情であろう。

一方、順序モデルは、分析対象企業 i の信用力を表すスコア s_i を、説明変数ベクトル $\mathbf{x}$ (財務指標等) とパラメータベクトル $\mathbf{b}$ による加重線形結合で表すモデルであり、下式のように非常にシンプルではあるものの、要件 と を満たせる可能性があるパワフルなモデルであると言える。

$$s_i = \mathbf{b}^t \mathbf{x}_i$$

企業 i の格付 r_i は、次のように、順序のある離散データ R^* をとる確率変数として、表現することが出来る。 R_1 が最良格付であるとする。

$$r_i \in (R_1, R_2, \dots, R_K), \quad R_1 < R_2 < \dots < R_K$$

順序モデルの一つである順序ロジットモデルでは、スコア s_i と格付間の閾値 a_k を用いて、各格付に所属する確率を、次のように計算することが出来る。

$$\Pr(r_i = R_k) = \frac{1}{1 + \exp(-(s_i + a_k))} - \frac{1}{1 + \exp(-(s_i + a_{k-1}))}$$

一方、順序プロビットモデル¹であれば、 $N(*)$ を標準正規累積密度関数とすると、次式のようになる。

$$\Pr(r_i = R_k) = N(a_k - s_i) - N(a_{k-1} - s_i)$$

順序モデルでは、この結果を用い、最も確率が高くなる格付を、企業 i の推計格付とする。

$$\hat{r}_i = \arg \max_x \Pr(r_i = x)$$

このように、順序モデルはシンプルなモデルであるからこそ、課題もある。例えば、小林(2001)、安川(2002)、草場(2011)では、順序モデルが持つ平行性の仮定に対する課題(例えば、信用力の水準や企業規模によって、財務指標の影響度が異なる可能性があるということ)が指摘されており、この課題を克服する様々なモデルが検討されている。しかし、これらのモデルは、複数のモデルを内包する Multi model になっている。

草場(2011)も指摘しているように、Multi model では、財務指標の変化によって、適用するモデルが切り替わり、推計格付が大きく「ジャンプ」する可能性がある。つまり、財務シミュレーション等において、モデルの切り替わりによる変

¹ 順序ロジットモデルと同様に、順序モデルの一つ。

化が含まれてしまう可能性があるため、要件を満たすことが難しい。

よって、本稿では、要件を優先するため、多少の精度を犠牲にしても、順序モデル、かつ、One modelを採用することとするが、従来のモデル構築手法では、要件やを満たすことが難しい。そこで、以降では、これらの要件を兼ね備えることが出来る順序モデル構築手法を紹介する。

・説明変数の選択

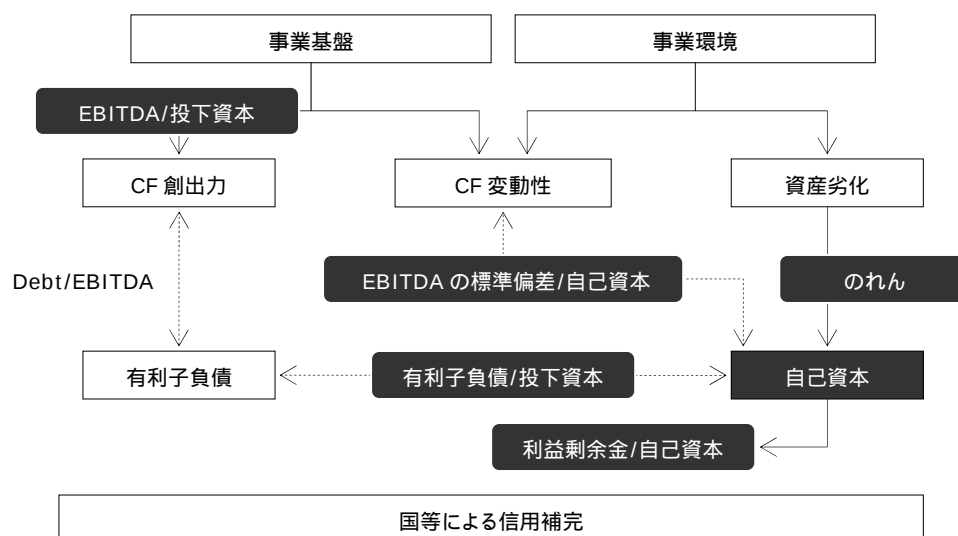
通常、順序モデルの構築プロセスでは、まず、大量の説明変数候補（財務指標等）を準備し、その中から、AIC（赤池の情報量基準）や SBC（Schwarz のベイズ基準）に基づいたステップワイズ法や最尤法等の統計的手法を駆使して、説明変数を選択し、パラメータの推計を行う。

この方法では、結果として尤度が高いモデルを、「機械的」に得ることが出来るというメリットがある。しかし、機械的なアプローチであることから、実務上、納得感が得られない説明変数や、財務戦略検討時の材料とはなりにくい説明変数が選択されてしまう可能性がある。つまり、この方法では、要件が満たされない可能性がある。

また、定期的に格付モデルを更新することを想定すると、毎回選ばれる説明変数が変わり、推計結果も大きく変わってしまう可能性があることも、この方法のデメリットと言える。

よって、ここでは、機械的な方法に頼らず、格付の研究や取引先を含めた関係者との議論を通じて当部に蓄積された、財務分析・信用力評価の知見をベースとした図表 1 のような信用力評価のダイアグラムに基づき、説明変数を選択する。また、One model を構築することから、出来る限り、業種の影響が出にくい財務指標を選択することを念頭に置く。

【図表 1】信用力評価のためのダイアグラム



（注）投下資本 = 有利子負債 + 自己資本

（出所）みずほコーポレート銀行産業調査部作成

自己資本の大きさは、信用力を判断する上で、重要な要素となるが、規模が大きくなるほどその効果は小さくなると考えられる。そこで、ここでは、自己資本を対数変換した値を説明変数として採用する。

$$X1: \text{Log(自己資本)}$$

債務償還能力を表す代表的な財務指標である Debt EBITDA 倍率は、次のように、財務構成を表す有利子負債投下資本比率とキャッシュフロー創出力 (EBITDA/投下資本) に分解出来る。

$$\frac{\text{有利子負債}}{\text{EBITDA}} = \frac{\text{有利子負債}}{\text{投下資本}} \times \left(\frac{\text{EBITDA}}{\text{投下資本}} \right)^{-1}$$

このことから、財務構成として有利子負債投下資本比率を採用し、キャッシュフロー創出力として EBITDA/投下資本を採用する。

$$X2: \frac{\text{有利子負債}}{\text{投下資本}}$$

$$X3: \frac{\text{EBITDA}}{\text{投下資本}}$$

業績の変動性の大小も信用力に大きな影響を与える。そこで、自己資本に対する EBITDA の標準偏差²の割合を説明変数として採用する。

$$X4: \frac{\text{EBITDAの標準偏差}}{\text{自己資本}}$$

また、自己資本に対する利益準備金の割合は、低格付企業に対する強い判別力を持っていることから、説明変数に採用する。

$$X5: \frac{\text{利益準備金}}{\text{自己資本}}$$

事業環境が悪化した場合、過大なのれんがあると、減損によって自己資本を大きく毀損する可能性がある。そこで、のれん/自己資本を説明変数として採用する。

$$X6: \frac{\text{のれん}}{\text{自己資本}}$$

企業の安定的な信用力を測るという観点から、各財務指標は 3 年平均を用いることとする。また、標準偏差については 5 年間の値を用いる。

最後に、財務指標に現れない定性的な要因について考える。

NTT 各社、JR 各社や JT、メディア、電力会社やガス会社、鉄道会社等の国の

² 標準偏差は、値の変動性を表す統計量の一つ。Microsoft Excel の Stdev 関数等を用いて簡単に算出することが出来る。

インフラストラクチャーそのものである企業群は、地域独占や業界規制等の財務指標に現れない信用補完があると考えられる。これらについては、指示関数 I_* を用いて対応する。

$X7: I_{\{NTT各社, JR各社, JT\}}$

$X8: I_{\{電気・ガス業, メディア\}}$

$X9: I_{\{鉄道会社\}}$

一方、原子力発電所を持つ電力会社については、財務指標にまだ現れていないリスクが認識され、ダウングレードされていると考えられる。これらの企業についても、指示関数 I_* を用いて対応する。

$X10: I_{\{原子力発電所を持つ電力会社, 電源開発\}}$

・パラメータの推定と最適化

次は、パラメータ推定である。

順序モデルにおける通常のパラメータ推定手法は、最尤法である。最尤法は、背景にあるモデルをベースに、観測値の発生確率が最も高くなるように、パラメータを推定する方法であり、純粹に、統計的な手法である。

しかし、最尤法の結果を直感的に理解・評価することは難しいことから、実務上は、実際の格付に対する推計された格付の的中率を評価対象とすることが多い。

このことから、ここでは、より直接的に、「的中率」を最大化するようなパラメータ推定が可能となるような枠組みを考える。

そのために、まず、格付を付与するプロセスについて再考する。

格付は、AAA、AA+、BBB 等の格付記号を用い、対象企業の信用力を評価するものであるが、その本質は、各企業の信用力に応じて「序列」を付ける作業に他ならない。

つまり、格付を付与するプロセスは、対象企業の信用力に応じ「プロセス 1. 序列を付ける作業」と、その序列に対し「プロセス 2. 閾値を設定して格付記号を付与する作業」の2つのプロセスに分解することが出来る。

そこで、まず、プロセス 1 について考える。

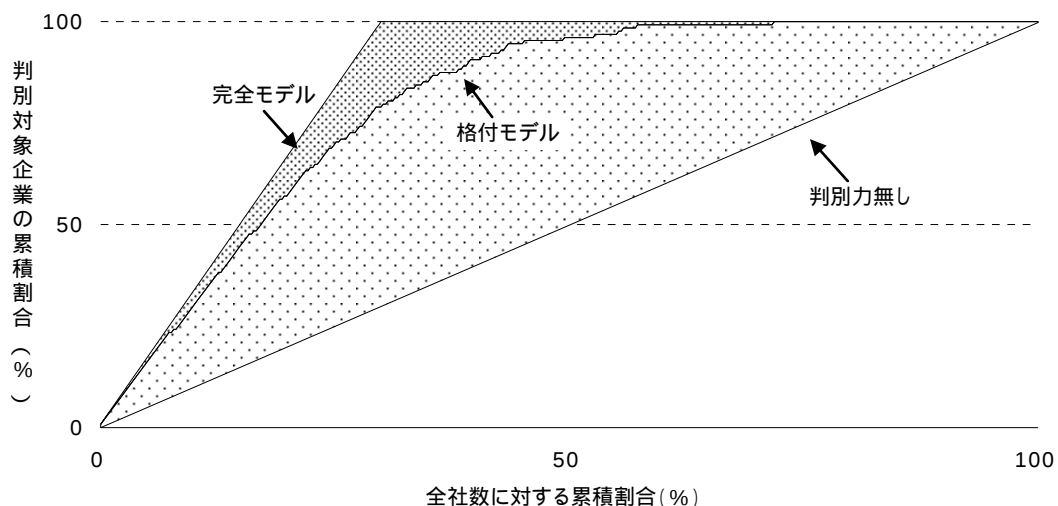
既述のように、順序モデルを用いて、企業の信用力を評価したスコアを算出することが出来る。プロセス 1 では、このスコアに基づいた企業の序列が、実際の格付による企業の序列をどの程度再現出来ているか(正確性)を評価し、これを高める手法が必要になる。

この正確性を評価する方法として、ここでは、Accuracy Ratio(以降、AR 値)を用いる。AR 値は、二群判別問題の正確性を評価する方法であり、例えば、デフォルトした企業群と生存している企業群を、スコアがどの程度正しく判別できるかを評価する際に用いられる。AR 値を計算するためには、まず、

Cumulative accuracy profile (以降、CAP 曲線)を描く必要がある。

CAP 曲線とは、例えば、X 軸が 30%のときの Y 軸の値は、スコアが下位 30%の企業群の中に、判別したい企業群の内の何%が含まれるかを表すものである。例えば、1,000 社の中に、デフォルトした企業が 300 社含まれているものとする。スコアが完全な判別力を持つ場合には、この企業群をスコア順に並べると、まず、デフォルトした企業群が並び、その後に、その他の企業群が並ぶことになる。このとき、X 軸が 30%のとき、抽出した企業 300 社の中に含まれるデフォルト企業は 300 社であることから Y 軸は 100%となり、図表 2 の「完全モデル」のような CAP 曲線となる。一方、X 軸が 30%、かつ、Y 軸が 30%の場合、抽出した 300 社の中に、デフォルトした企業は 90 社しか含まれていないことを意味し、ランダムに抽出した場合の期待値と同じ水準であり、判別力が無いと言える。このとき、「判別力無し」のような CAP 曲線となる。ある程度の判別力があるモデルを用いて推計した場合は、X 軸が 30%のとき、Y 軸は 30%超となり、「格付モデル」のような CAP 曲線が描かれる。

【図表 2】 Cumulative accuracy profiles



(出所) みずほコーポレート銀行産業調査部作成

AR 値は、「完全モデル」と「格付モデル」の間の面積を A、「格付モデル」と「判別力無し」の間の面積を B とした場合、次のように計算される値であり、1 に近いほど正確であることを意味する。逆に、0 に近いほど、判別力が無いことを意味する。

$$AR = \frac{B}{A + B}$$

同様の指標として、Area Under Curve (以降、AUC) がある。AUC と AR 値の間には、Engelmann and Tasche (2003) が指摘しているように、下式のような正比例関係がある。このことから、AR 値の最大化は、AUC の最大化と同値であると言える。

$$AR = 2AUC - 1$$

AR 値は二群判別問題に対する評価指標であるため、ここでは、格付のような多段階の評価指標にも対応出来る様に、拡張する必要がある。まず、「格付が R_k 以上か R_{k+1} 以下か」に対する判別力を現す AR 値を、 $AR(R_k, R_{k+1})$ と定義する。このような各格付間の判別力を表す AR 値を、全ての格付間で算定し、それらの幾何平均（以降、AAR）を用いることで、他段階の問題にも対応出来る考える。

$$AAR = \left(\prod_{k=1}^{K-1} AR(R_k, R_{k+1}) \right)^{\frac{1}{K-1}}$$

この AAR は、パラメータベクトル $\mathbf{b}$ の関数であることから、AAR の最大化は、次のような最適化問題となる。

$$\hat{\mathbf{b}} = \arg \max_{\mathbf{b}} AAR(\mathbf{b})$$

三浦・山下・江口(2009)に指摘されているように、AR 値や AUC は微分することが出来ない。このことは、微分を使うような最適化手法は利用出来ないことを意味する。そこで、ここでは、微分を使わない最適化手法の一つである Simulated annealing 法（以降、SA 法）を適用し、パラメータベクトル $\mathbf{b}$ の推計を行う。

次に、プロセス 2 について考える。

実際の格付プロセスでも、財務情報から推計される基礎的な信用力³に対して、社会的な重要性や経営者の力量等の定性的な情報を考慮し、ノッチ調整が行われ、最終格付が決定される。

このことを踏まえて、的中率は ± 1 ノッチまで含めて評価する。

まず、2 つの格付間のノッチ差を表す関数を次のように定義する。

$$f(R_k, R_{k+c}) \equiv c$$

この関数を用い、企業 i の実際の格付を q_i とすると、的中率(HR)を次のように定義することが出来る。

$$HR = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{\{|f(\hat{r}_i, q_i)| \leq 1\}}$$

この HR は、閾値ベクトル $\mathbf{a}$ の関数となることから、HR の最大化は、次のような最適化問題となる。

$$\hat{\mathbf{a}} = \arg \max_{\mathbf{a}} HR(\mathbf{a})$$

³ 例えば、Moody's Investors Service では、財務指標から算出される定量的要素（グリッド格付）に、社会的な重要性等の定性的要素（サポートシステム）を加味し、最終格付が決定される。

プロセス 1 と同様に、SA 法を用いた最適化を行い、閾値ベクトル $\mathbf{a}$ を推計することが出来る。

モデル

ここでは、上場企業の内、銀行業、証券・商品先物取引業、保険業、その他金融業を除き、かつ、直近の決算期が 2011 年 9 月末以降、かつ、2012 年 6 月末において R&I 格付を取得している 395 社(オリンパス、大王製紙、東京電力は除く)を分析対象とする。

【図表 3】 分析対象企業の分布

	AAA	AA+	AA	AA-	A+	A	A-	BBB+	BBB	BBB-	BB+	BB	合計
水産・農林業													0
鉱業				1									1
建設業				2		4	3	2	4	1	1		17
食料品			2		4	10	2	4		1			23
繊維製品					1	1		1					3
パルプ・紙						2	2	1	1	2			8
化学			3	3	5	10	13	6	2	1			43
医薬品		1	2	3	3	2	2	2					15
石油・石炭製品						1	1						2
ゴム製品				1				1					2
ガラス・土石製品			1	1	1	2	2		2	1			10
鉄鋼					2	1	2		1				6
非鉄金属				1		1	2	5					9
金属製品					1		2						3
機械			1	2	3	7	9		5	2	1		30
電気機器		1	1	5	6	10	10	7	3	1	2	1	47
輸送用機器		2	2	1	1	5	3	4	8	1		1	28
精密機器			1	1		2		2	2				8
その他製品			1	1		2	3		2	2			11
電気・ガス業		3	1	8	2	2	1						17
陸運業		1	2	3	1	5	4	5	4				25
海運業						2			1	1			4
空運業								1					1
倉庫・運輸関連業				1	1		1	2	1				6
情報・通信業		2		3	1	4	1	2	1				14
卸売業				3	1	5	3	4	4				20
小売業			1			2	9	4					16
不動産業			1		3	1	3	1	1	1			11
サービス業			2	1		2	2	1	5	1	1		15
合計	0	10	21	41	36	83	80	55	47	15	5	2	395

(注) 値が 0 の場合、空白を設定

(出所) みずほコーポレート銀行産業調査部作成

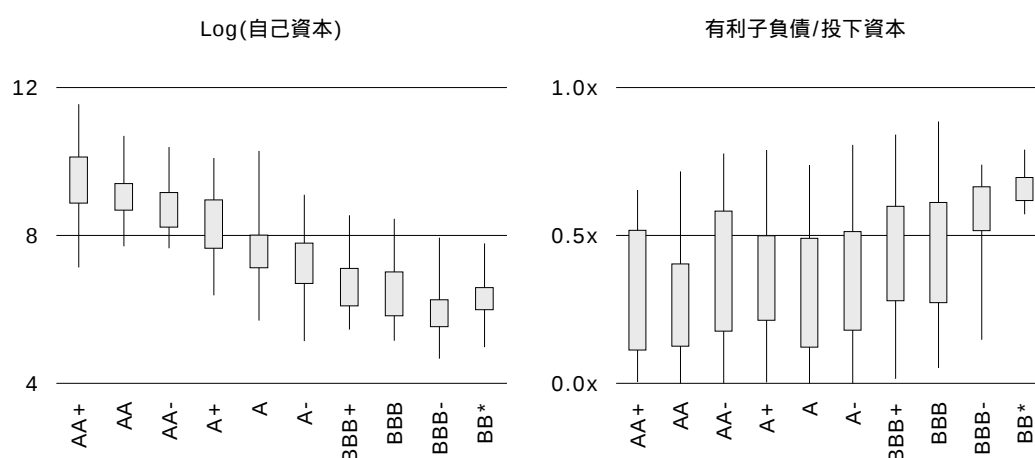
図表 3 は、分析対象データの業種別格付別の集計結果であるが、その分布状況はかなり疎であることが分かる。このことは、モデルを分割し過ぎると過剰

適応となる可能性があることを意味する。また、格付はあまり変化するものではないことを踏まえると、時系列方向にデータを増やしても、効果は限定的であろう。

格付毎の集計結果から分かるように、AAA が観測されていないため、AAA を分析対象とすることは出来ない。また、BB+及び BB については、サンプル数が少ないため、統合する。結果、格付間の閾値は9箇所となる。

次に、説明変数をチェックする。図表 4,5,6 より、特に、修正が求められるような異常値は観測されていないことが確認出来る。

【図表 4】説明変数の分布

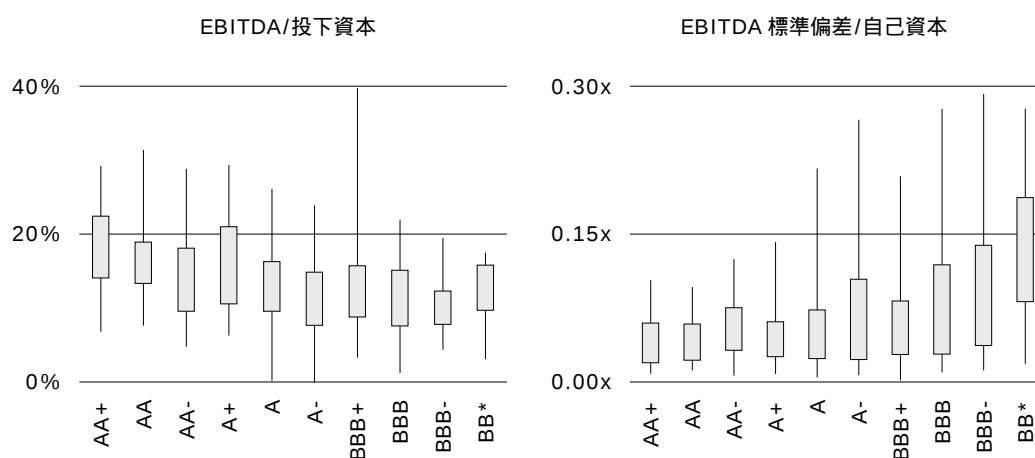


(注 1) 直線の下上限は最大値と最小値、ボックスの上下限は 75 %th と 25%th

(注 2) BB*は、BB+格以下を統合したもの

(出所) Pacific Data より、みずほコーポレート銀行産業調査部作成

【図表 5】説明変数の分布

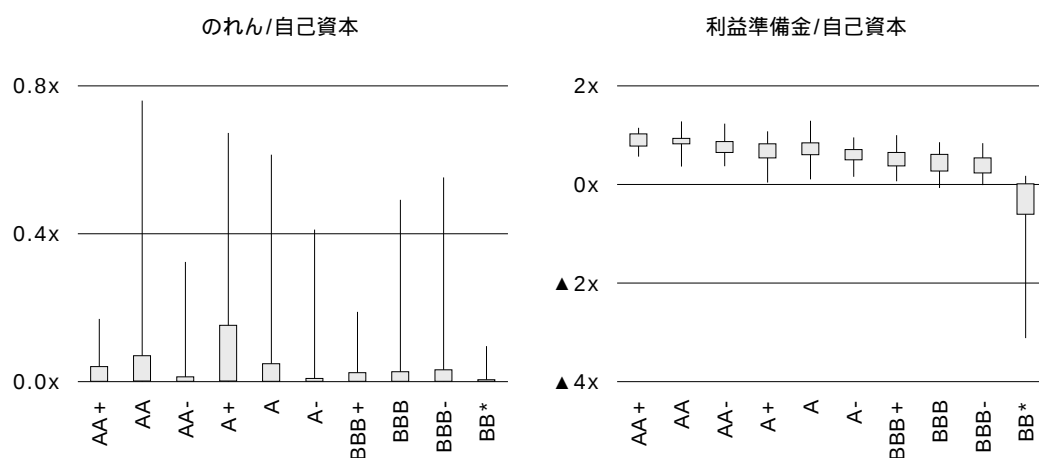


(注 1) 直線の下上限は最大値と最小値、ボックスの上下限は 75 %th と 25%th

(注 2) BB*は、BB+格以下を統合したもの

(出所) Pacific Data より、みずほコーポレート銀行産業調査部作成

【図表 6】説明変数の分布



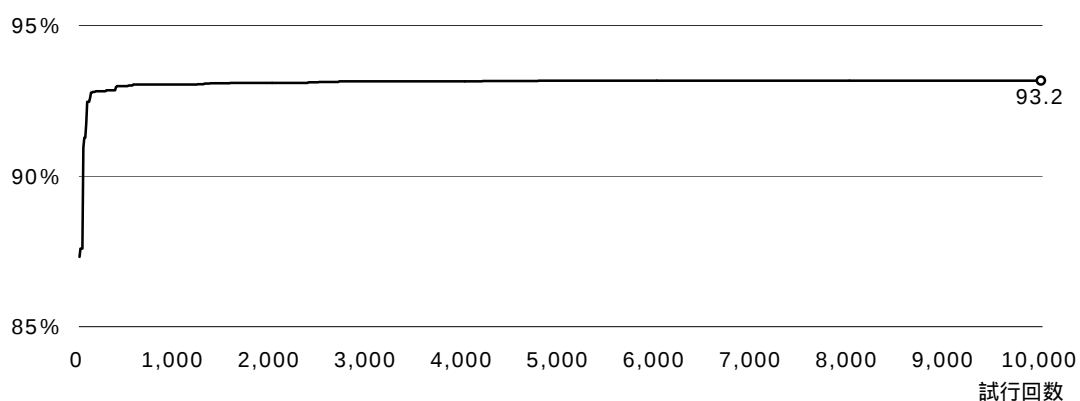
(注 1) 直線の下上限は最大値と最小値、ボックスの上下限は 75 %th と 25%th

(注 2) BB*は、BB+格以下を統合したもの

(出所) Pacific Data より、みずほコーポレート銀行産業調査部作成

これらの財務指標を用い、AAR の最大化を目的として、SA 法を用いた最適化を行った(試行回数 1 万回)。その最適化プロセスにおける AAR の推移を示したものが図表 7 であるが、十分に良く収束していることが確認出来る。

【図表 7】AAR の推移



(出所) みずほコーポレート銀行産業調査部作成

【図表 8】AAR の内訳

AAR (%)	AR (%)							
	AA以下	AA-以下	A+以下	A以下	A-以下	BBB+以下	BBB以下	BBB-以下
93.2	97.9	94.9	94.3	93.2	90.1	89.0	87.2	94.0

(出所) みずほコーポレート銀行産業調査部作成

最終的な AAR の水準は、93%超であり、非常に高い水準であると言える。そ

の詳細は、図表 8 の通りである。各格付間に対応する AR 値の水準は、最低でも 87%超であり、十分に高い判別力を持っていることが確認出来る。

【図表 9】 パラメータの推計結果

説明変数	パラメータ	標準偏差	説明変数	パラメータ	標準偏差
X1 Log(自己資本)	7	8.3	X6 利益準備金/自己資本	8	2.7
X2 有利子負債/投下資本	▲14	3.2	X7 NTT各社,JR各社,JT	14	1.8
X3 EBITDA/投下資本	12	0.7	X8 電気・ガス業,メディア	21	3.1
X4 EBITDAの標準偏差/ 自己資本	▲27	1.4	X9 鉄道会社	4	0.8
X5 のれん/自己資本	▲3	0.3	X10 原子力発電所を持つ電力会社,電源開発	▲10	1.5

(注) 標準偏差は、説明変数の標準偏差×パラメータ

(出所) みずほコーポレート銀行産業調査部作成

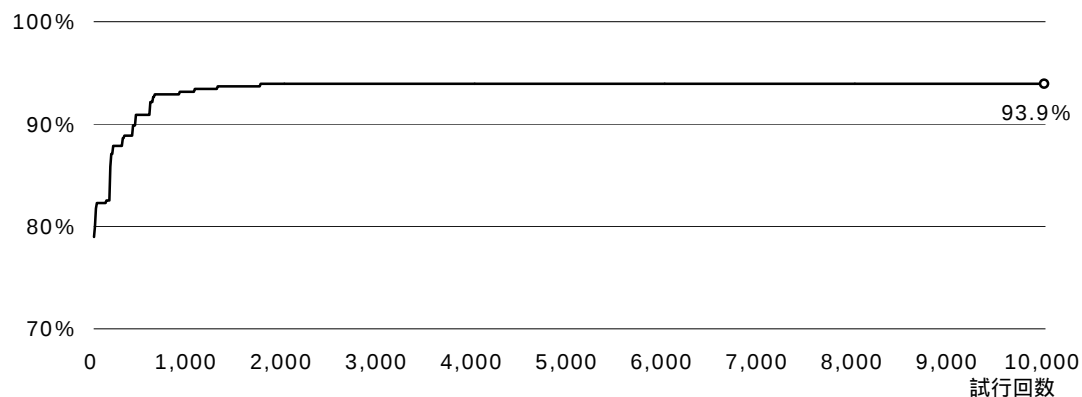
図表 9 は、パラメータの推定結果であるが、この結果から、各企業の信用力を表すスコアは、次式のように、非常にシンプルに表すことが出来る。

$$S = 7X_1 - 14X_2 + 12X_3 - 27X_4 - 3X_5 + 8X_6 + 14X_7 + 21X_8 + 4X_9 - 10X_{10}$$

次に、プロセス 2 を実施する。

最適化プロセス(的中率の最大化; 試行回数 1 万回)における的中率の推移は、図表 10 の通りであり、良く収束している様子が確認出来る。また、データセットが異なるため、直接比較出来るものではないが、草場(2011)では自己資本規模で分割した順序ロジットモデル(Multi model)の的中率は 88.9%となっており、ここで得られている的中率(93.9%)は、十分に高い水準であると言える。

【図表10】 的中率の推移



(出所) みずほコーポレート銀行産業調査部作成

図表 11 にあるように、業種別に見ても、総じて高い的中率となっていることが確認出来るが、90%を下回る業種も散見される。パルプ・紙、ガラス・土石製品、海運業、不動産業については、乖離が 1 ノッチ超となっている企業数は 2 社以下であり、問題無い水準であると言える。一方、輸送用機器及び陸運業については、1 ノッチ超の乖離が 5 社、的中率も 80%程度となっており、問題無い水準⁴ではあるものの、改善の余地はあると言える。

【図表 11】業種別の中率

業種	社数	乖離		的中率 (%)	業種	社数	乖離		的中率 (%)
		1	>1				1	>1	
水産・農林業	0	0	0	--	電気機器	47	43	4	91
鉱業	1	1	0	100	輸送用機器	28	23	5	82
建設業	17	17	0	100	精密機器	8	8	0	100
食料品	23	23	0	100	その他製品	11	10	1	91
繊維製品	3	3	0	100	電気・ガス業	17	16	1	94
パルプ・紙	8	7	1	88	陸運業	25	20	5	80
化学	43	42	1	98	海運業	4	3	1	75
医薬品	15	15	0	100	空運業	1	1	0	100
石油・石炭製品	2	2	0	100	倉庫・運輸関連業	6	6	0	100
ゴム製品	2	2	0	100	情報・通信業	14	14	0	100
ガラス・土石製品	10	8	2	80	卸売業	20	20	0	100
鉄鋼	6	6	0	100	小売業	16	16	0	100
非鉄金属	9	9	0	100	不動産業	11	9	2	82
金属製品	3	3	0	100	サービス業	15	15	0	100
機械	30	29	1	97	合計	395	371	24	94

(出所) みずほコーポレート銀行産業調査部作成

【図表 12】格付別の中率

実際の格付												合計	
			AA +	AA	AA -	A +	A	A -	BBB +	BBB	BBB -	BB *	
社数	乖離	1	8	19	39	34	78	77	53	45	11	7	371
		>1	2	2	2	2	5	3	2	2	4	0	24
	合計		10	21	41	36	83	80	55	47	15	7	395
的中率		(%)	80	90	95	94	94	96	96	96	73	100	94

(注) BB*は、BB+格以下を統合したもの

(出所) みずほコーポレート銀行産業調査部作成

格付別の中率を纏めたものが、図表 12 である。AA+格及びBBB-格において 90%を下回っているものの、全体的に非常に高い的中率となっており、精度は十分に高いと言える。

以上から、本稿で構築した格付モデルは、財務戦略の議論の際に用いられる財務指標を選択することで要件を担保し、One model を採用し財務シミュレ

⁴ データセットが異なるため、直接比較は出来ないものの、草場(2011)では、非製造業かつ自己資本 1,000 億円～5,000 億円及び自己資本 5,000 億円～に対する格付モデル的中率は 76%程度となっている。

ーションでの活用可能性を高めることで要件 を充足し、線形モデルである順序モデルを選択し分かりやすさを追求することで要件 を満たしながら、十分に精度の高いモデルとなっており、財務戦略の検討に置いて、利用しやすいモデルとなっていると言える。

・財務戦略での活用イメージ

前章にて示した格付モデルの活用を考えてみたい。様々な活用方法が考えられるが、ここでは、次のようなケースを想定する。

- 中期経営計画期間(3 年間)における成長戦略を推進するため、新規投資 1,000 億円を計画(= 投下資本 1,000 億円増)
- 現在は、自己資本 1,000 億円、有利子負債 1,000 億円
- 持続的成長を志向するため、信用力を維持することが前提
- 新規投資額 1,000 億円のうち、自己資本で賄うべき割合 z のあるべき水準が検討課題

ここでは、 $X_1 \sim X_4$ 以外の説明変数は変化しないものとする。信用力の維持が前提条件であることから、構築した格付モデルより、次のような等式を得ることが出来る。

$$0 = 7\Delta X_1 - 14\Delta X_2 + 12\Delta X_3 - 27\Delta X_4$$

今後の投資案件によりキャッシュフロー創出力(X_3 : EBITDA/投下資本)や事業リスクを代表する値(X_4 : EBITDA の標準偏差/自己資本)は変わることが想定されるため、これらの増減を変数とし、その他の確定済みの数値を代入すると、次のようになる。

$$0 = 7(\text{Log}(1,000 + 1,000z) - \text{Log}(1,000)) - 14\left(\frac{1,000 + 1,000(1-z)}{3,000} - \frac{1,000}{2,000}\right) + 12\Delta X_3 - 27\Delta X_4$$

これを整理すると、次の関係式が得られる。

$$7\text{Log}(1+z) + \frac{14}{3}z = \frac{7}{3} - 12\Delta X_3 + 27\Delta X_4$$

この結果を用いると、信用力を維持するという前提の下、キャッシュフロー創出力の変化や事業リスクの増減に応じた必要な自己資本の割合を把握することが可能となる。その結果を纏めたものが、図表 13 である。

例えば、性急な事業の拡大や経験の無い新事業に進出するケースでは、事業リスクが増加し、かつ、キャッシュフロー創出力が低下してしまうことも考えられる。仮に、事業リスクが増加($X_4 = +5\%$)⁵し、キャッシュフロー創出力が

⁵ 新規事業は、トラックレコードが無く、EBITDA の標準偏差等を計測することが難しいことが多い。その場合には、既存事業との相対比較や、同業他社や類似事業のリスク量(EBITDA の標準偏差/自己資本)から類推することになる。

低下 (X3 = ▲5%) するような場合、信用力維持を前提とするのであれば、新規成長投資による投下資本増に対する自己資本の必要割合は 42% となる。この場合、中期経営計画期間において、自己資本を 1,000 億円から 1,420 億円に拡充する必要があり、エクイティファイナンスも選択肢の一つとなつてこよう。

【図表 13】 投下資本増に対応する自己資本の割合

信用力の維持に必要な自己資本の割合 (単位: %)		リスク増加 ← → リスク低下				
		X4: EBITDAの標準偏差/自己資本				
		+5.0	+2.5	0.0	▲2.5	▲5.0
資本効率向上 X3: EBITDA/投下資本 ↑ ↓ 資本効率低下	+5.0	27	20	14	8	2
	+2.5	31	24	18	11	5
	0.0	34	28	21	15	9
	▲2.5	38	31	25	18	12
	▲5.0	42	35	28	22	16

(出所) みずほコーポレート銀行産業調査部作成

一方、成長戦略が現在の事業戦略の延長線上にあり、事業リスクもキャッシュフロー創出力にも大きな変化がないケース(両方とも±0%)では、自己資本の必要割合は 21% となり、先ほどのケースと比べると半減する結果となっている。この場合、自己資本は 1,000 億円から 1,210 億円、有利子負債は 1,000 億円から 1,790 億円となることから、有利子負債調達の多様化がより重要な課題となろう。

これらの結果は、直感的に方向性は分かっているものの、比較可能な検討材料を得にくい問題に対して、具体的な数値を与えるものとなっており、財務戦略検討時の有益な材料の一つになるものであると言える。

また、この例において「格付」が登場しないことから分かるように、格付機関による格付の有無に関わらず、格付モデルを活用することで、信用力を考慮した財務戦略分析が展開可能となることが分かる。寧ろ、格付機関のような第三者による信用評価に晒されていない企業ほど、格付モデルを活用し、自社の財務戦略をチェックすることの重要性は大きいと言えるだろう。

まとめ

格付やデフォルト事象を当てることを主目的とすることが多い従来のモデル構築手法とは異なり、本稿では、「活用する」ことに軸足を置いた格付モデル構築手法を考案している。

「活用する」ために必要となる 3 つの要件を満たすことが出来るモデルとしては、順序モデル(但し、One model)が最有力候補となるが、従来の説明変数選択手法では要件を満たさない可能性があること、最尤法を用いたパラメータ推定手法では要件を満たさないことを指摘した。

そこで、財務戦略検討材料となりうる財務指標を説明変数に採用し、的中率を最大化する最適化フレームワークを導入することで、要件 ~ を満たす

順序ロジットモデルを構築することが出来ることを示した。構築した格付モデルは、基礎的な財務指標を説明変数としたシンプルなモデルでありながら、的中率は94%となっており、業種別でも、格付別に見ても、非常に高い中率を得ることが出来ている。

最後に、財務戦略検討における活用例において、本稿で構築した格付モデルが、格付や信用力を踏まえた財務戦略を検討する際に、有益な材料提供を可能とするものであることを示した。

定量的なモデルは、非常に複雑な現実を高度に抽象化し、定量的な情報を与えるものであり、実際の課題のあらゆる要素を反映出来るものではない。しかしながら、ともすれば抽象的な議論に終始し、判断軸の少ない不透明な状況の中で意思決定を迫られることが多い企業経営者に対し、比較可能な情報を提供することが出来るものでもある。企業を取り巻く様々なステークホルダーに対する説明責任が増し、不確実性が高まる今、このような定量的な情報を有効活用する経営が求められるのではないだろうか。

以上

参考文献

- Altman, Edward L. (1968), “Financial Ratios, Discriminant Analysis and Prediction of Corporate Bankruptcy”, The Journal of Finance, Vol.23, pp.589-609
- Engelmann, Bernd and D. Tasche (2003), “Testing rating accuracy”, CREDIT RISK, RISK JANUARY 2003, pp.82-86
- Gentle, James E. (2005), “Random Number Generation and Monte Carlo Methods”, Springer
- Hardle, Wolfgang, R. Moro and D. Schafer (2007), “Estimating Probabilities of Default With Support Vector Machines”, SFB 649 ECONOMIC RISK
- Kaplan, R. S. and G. Urwitz (1979), “Statistical model of bond ratings: A methodological inquiry”, The Journal of Business, Vol.52, pp.231-261
- 小林正人 (2001), 「順序プロビット・モデルのテストと社債格付データへの応用」, 金融研究, 日本銀行金融研究所
- 草場洋方 (2011), 「データセグメント法を用いた順序ロジットモデルによる企業信用格付の推計」, インダストリーフォーカス, みずほコーポレート銀行
- Liu, Jon S. (2008), “Monte Carlo Strategies in Scientific Computing”, Springer
- Merton, Merton C. (1974), “On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates”, The Journal of Business, Vol.29, pp.871-895

三浦翔・山下智志・江口真透（2009）,「信用リスクスコアリングにおける AUC、AR 値の最大化とモデル安定化」, FSA リサーチ・レビュー 第 5 号, pp.129-148

安川武彦（2002）,「平行性の仮定と格付けデータ:順序ロジットモデルと逐次ロジットモデルによる分析」, 統計数理 第 50 巻 2 号, 数理統計研究所

（本稿に関する問い合わせ先）
みずほコーポレート銀行産業調査部
事業金融開発チーム
豊澤 泰寿
yasuhisa.toyosawa@mizuho-cb.co.jp

©2012 株式会社みずほコーポレート銀行

本資料は情報提供のみを目的として作成されたものであり、取引の勧誘を目的としたものではありません。本資料は、弊行が信頼に足り且つ正確であると判断した情報に基づき作成されておりますが、弊行はその正確性・確実性を保証するものではありません。本資料のご利用に際しては、貴社ご自身の判断にてなされますよう、また必要な場合は、弁護士、会計士、税理士等にご相談のうえお取扱い下さいますようお願い申し上げます。

本資料の一部または全部を、複製、写真複製、あるいはその他如何なる手段において複製すること、弊行の書面による許可なくして再配布することを禁じます。

MIZUHO

Channel to Discovery