

事例研究 [レター]

日本の低格付社債投資におけるアナリストの価値

宮崎 浩一

1. はじめに

日本の社債市場の発展を太田 [1] に依拠して振り返ってみると、1990年代を通じたさまざまな市場改革のおかげで、社債現存額は1990年度末時点の9.9兆円から2000年度末の50.1兆円にと大きく拡大した。しかし、2000年代以降は企業の外部資金調達意欲の低下や電力債の発行の減少と償還が相次いだことなどから社債市場は横ばいを続けている。社債投資家の資金流入が全体的に伸びない中で、資金流入が確認できるのは個人投資家である。2014年度は、2兆円弱の個人向け社債（主にソフトバンク社債）が発行され社債発行額の2割程度を占めたが、社債の利回りが銀行預金金利と比べて相対的に高いことからこれらを吸収する需要があったようである。

日本では社債に特化した投資信託の設定が限られており、個人投資家は社債を直接購入することになる。また、日本の社債市場は流動性が低く満期保有となるケースが多いため、クレジットリスクを回避してA格以上の社債への投資が多い。社債市場が今後持続的に拡大していくためには発行体の多様化が必要であり、そのためには、投資家が低格付社債に投資していける環境整備が必要である。間 [2] によれば、年金積立金管理運用独立行政法人 (GPIF) が2018年4月から国内債投資格付基準を投資適格のBBB格以上から緩和したのを受けてBB格のアイフル債を受託運用会社が購入できるようになったため買わないリスクができたことを指摘している。また、2019年4月の日銀の金融政策決定会合においてBBB格相当以上の社債を適格担保とすることが決定されたことから、金融機関のBBB格社債への投資意欲が高まり、BBB格のみならずいずれはBB格の社債発行の本格化が期待されることを太田 [3] は指摘している。石渡と田中 [4] では、ハ

イールド市場を意識した場合に満期保有ベースのベンチマークの必要性を指摘している。

これまで述べてきたように、社債にはその信用力に応じて格付が付与されているのだが、格付は格付機関のアナリストが企業へのヒアリングや独自の財務分析などに基づいて決定されるものであり、いわば格付アナリストの意見のようなものである。しかし、ひとたび格付が決定されると社債市場の参加者はその格付に応じた信用力（倒産の可能性）の水準を当該社債に織り込んで取引することがほとんどである。先に指摘したように日銀が適格担保に採用可能な社債選択の基準に格付を採用していることにも表れている。このため、格付が同じであれば、倒産の可能性や社債の利回りに織り込まれる倒産可能性を表すクレジットスプレッドの水準はおおむね同水準となる。同じ格付にもかかわらずクレジットスプレッドが大きくなっているものには、ネガティブウオッチ（将来の格下げの可能性を示唆）が付与されているものが多い。

本研究のタイトルにあるアナリストとは、格付機関に所属する格付アナリストのことではなく、証券会社や投資信託などの運用会社におけるクレジットアナリスト（以下ではアナリストと略す）のことである。証券会社や投資信託会社の使命は、「顧客第一」であり、顧客が自らのリスク制約のもとで少しでも高い運用利回りを確保することができる良質の情報を顧客に発信することである。低格付社債投資においては、単に格付機関が付与した新発債の格付と当該格付けにおける過去の倒産確率とクレジットスプレッドを掲載するだけでなく、同格付けで起債される社債であってもアナリストの高い信用リスク分析力によって銘柄による倒産確率の強度（倒産までの時間）の相違を提示する水準が求められる。高い信用リスク分析力とは、企業へのヒアリングや確認する財務指標が格付アナリストと同様である場合でも、独自の視点に基づいてヒアリングにおけるニュアンスを的確に汲み上げることや財務諸表の行間を丁寧に埋めることなどから各銘柄に先々に起きる可能性のあるリスクとその強度を割り出した

みやざき こういち
フリーランス
kmorletter2020@yahoo.co.jp
受付 20.7.8 採択 20.10.13

うえて銘柄間におけるリスクの順序をクリアに付与する能力（デジタルかつアナログ的な）である。

このような日本における低格付社債投資の状況を踏まえて、主に個人投資家の社債投資を想定して2020年代の近未来において同時期に2~3社程度のBB格付社債が発行される状況の下で、個人投資家に情報提供するアナリストの価値に関して簡便なORモデルを用いて検討する。

本レターの構成は以下のとおり。2節では、提案モデルを紹介する。3節では、実際の累積デフォルト率のデータに基づきモデルのパラメータ推定を行う。4節では、ケーススタディとして、アナリストの銘柄選択能力と累積デフォルト率・期待損益についてモデルに基づく数値実験を行いアナリストの価値に関するインプリケーションを導く。最終節では、まとめと結語を付す。

2. モデル

2.1 モデルの適用範囲とアナリストの価値

本研究モデルは、今後低格付社債投資を満期保有で行う際のアナリストの価値を把握するものである。現状は低格付社債の発行はほとんどないが、将来的には同時期に2~3社の低格付社債が発行される状況になることを想定して、新発債から1銘柄選択して社債ポートフォリオに組み込み満期まで保有することを想定する。満期保有であるため、社債のリスクサイドとしてVaRやCVaRなど(室町[5])は想定せず、倒産における期待損失をクレジットスプレッドによる期待収益に組み込むことで考慮する。同時期に発行される同格付のクレジットスプレッドはどの銘柄も同じとする。社債投資における期待収益は、累積倒産確率から求めた倒産時点までのクレジットスプレッドによるキャリー収益の期待値と満期までに倒産した場合の期待損失額の合計とする。アナリストは、新発債の複数の銘柄に関して、倒産までの時間に関する順序付けを正しく行う能力をもつとする。アナリストの価値を、複数銘柄の中で倒産までの時間が長い銘柄を選択した場合の期待収益から1銘柄のみが発行され銘柄選択の余地がない場合の期待収益を差し引いた値として定義する。

2.2 モデル

(倒産時間のモデル化)

標準的な倒産時間のモデル化(宮崎[6]など)に従って、指数分布を採用する。

$$Y \sim \text{Exp}(\lambda_1 + \lambda_2 X). \quad (1)$$

ここで、 Y は倒産までの時間を表す確率変数、 λ_1 、 λ_2 は当該格付社債の倒産に関するパラメータであり、前者が固定部分を後者が景気変動部分を表す。また、景気変動の指標 X としては日経平均株価を採用する。

(銘柄選択の余地がない場合の期待収益)

確率変数 Y の平均を $\lambda = \lambda_1 + \lambda_2 X$ 、社債のクレジットスプレッドを (SP) 、倒産時の回収率を (R) とおくと、

(1) 時刻 t までに倒産する確率 $D(t)$:

$$D(t) = 1 - \exp\left(-\frac{t}{\lambda}\right). \quad (2)$$

(2) 社債の満期 M までに倒産の期待時間 $EL(M)$:

$$EL(M) = \lambda \left(1 - \exp\left(-\frac{M}{\lambda}\right)\right) - M \exp\left(-\frac{M}{\lambda}\right) \quad (3)$$

(3) 満期 M の社債の期待収益 $EPL(M)$:

$$EPL(M) = (SP)(EL(M) + M(1 - D(M))) - (1 - R)D(M) \quad (4)$$

式(2)~式(4)の導出は、次のとおり。

式(2):時刻 t までに倒産する $D(t)$ 確率は、 Y の確率密度関数 $f(y) = \frac{1}{\lambda} \exp(-\frac{y}{\lambda})$ ($y \geq 0$), 0 (otherwise)を時刻0から時刻 t まで積分したものである。

式(3):社債の満期 M までに倒産の期待時間 $EL(M)$ は、満期 M までに倒産する場合の期待生存時間を表すものであり、 $\int_0^M yf(y)dy$ の積分から求められる。

式(4):満期 M の社債の期待収益 $EPL(M)$ は、期待キャリー収益(債券から得られる金利収益)と期待キャピタルロス(倒産による元本の期待損失)の合計として求められる。期待キャリー収益は、満期までの期間に倒産する場合にはクレジットスプレッドに倒産までの期待生存期間を乗じた金額を、満期までに倒産しない場合にはクレジットスプレッドに満期までの期間を乗じた金額であり式(4)右辺の第1項となる。期待キャピタルロスは満期までに倒産する確率に元本を回収できなかった割合を乗じて式(4)右辺の第1項のように求められる。

(n 銘柄から k 番目に倒産する銘柄を選択できるアナリストの期待収益)

確率変数 Y の平均を $\lambda = \lambda_1 + \lambda_2 X$ 、社債のクレジットスプレッドを (SP) 、倒産時の回収率を (R) とおくと、

(4) 時刻 t までに倒産する確率 $D_{n,k}(t)$:

$$D_{n,k}(t) = \frac{n!}{(k-1)!(n-k)!} \times \sum_{i=0}^{k-1} \left(\frac{k-1}{i}\right) (-1)^{k-i} \frac{1}{n-i} \times \left(\exp\left(-\frac{(n-i)t}{\lambda}\right) - 1\right) \quad (5)$$

(5) n 銘柄の内 k 番目に倒産する社債の満期 M までにおける倒産の期待時間 $EL_{n,k}(M)$:

$$EL_{n,k}(M) = \frac{n!}{(k-1)!(n-k)!} \sum_{i=0}^{k-1} \left(\frac{k-1}{i}\right) (-1)^{k-i} \times \frac{1}{n-i} \left\{ M \exp\left(-\frac{(n-i)M}{\lambda}\right) + \frac{\lambda}{n-i} \left(\exp\left(-\frac{(n-i)M}{\lambda}\right) - 1\right) \right\} \quad (6)$$

(6) n 銘柄の内 k 番目に倒産する満期 M の社債の期待収益 $EPL_{n,k}(M)$:

$$EPL_{n,k}(M) = (SP)(EL_{n,k}(M) + M(1 - D_{n,k}(M))) - (1 - R)D_{n,k}(M) \quad (7)$$

導出は、 $Y_{n,k}$ の確率密度関数

$$f(y_{n,k}) = \frac{n!}{(k-1)!(n-k)!} \sum_{i=0}^{k-1} \left(\frac{k-1}{i}\right) (-1)^{k-i-1} \times \frac{1}{\lambda} \exp\left(-\frac{(n-i)y_{n,k}}{\lambda}\right)$$

($y_{n,k} \geq 0$), 0 (otherwise) の単純な積分であり省略する。 $Y_{n,k}$ の確率密度関数に関しては、たとえば久保川 [7]などを参照されたい。

(アナリストの価値)

n 銘柄から k 番目に倒産する銘柄を選択できるアナリストの価値を $V_{n,k}$:

$$V_{n,k}(M) = EPL_{n,k}(M) - EL(M) \quad (8)$$

3. モデルのパラメータ推定

3.1 データ

モデルのパラメータを累積デフォルト率から推定する。ここでは、(株)日本格付研究所が『News Release』[8]で2013年から本レターの執筆時点である2020年までに毎年公表している累積デフォルト率(観測開始から1年後時点から各年で5年後時点まで)のデータを利用する。景気変動の指標 X のデータとしては日経平均株価を採用する。(株)日本格付研究所が公表する

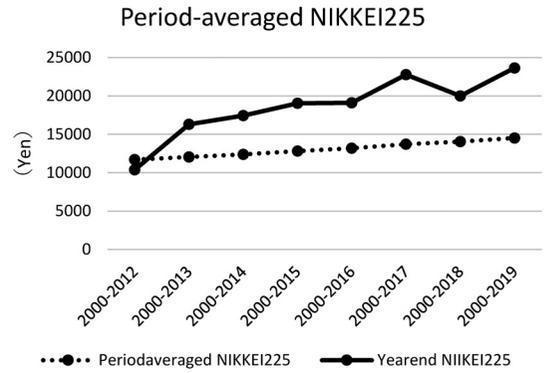


図1 NIKKEI225 平均 (年末の値と2000年末からの平均値)

累積デフォルト率の導出対象となる企業数が2013年から毎年増えていることに対応させるため、日経平均株価も2000年から累積デフォルト率が公表される年までの平均値を用いる。図1には、この期間における日経平均株価の水準が把握できるように、2012年から2019年における年末の日経平均株価の水準と2000年から累積デフォルト率が公表される年までの平均値を示した。いずれも上昇傾向にありデフォルト率の推定に用いる期間平均では、12,000から15,000程度まで緩やかに推移していることがわかる。本レターでは、低格付社債(BB格)に焦点を当てるが、比較検討するためA格やBBB格の社債に関するパラメータ推定も行う。

3.2 パラメータ推定法

モデルのパラメータは格付ごとに最小二乗法により推定する。二乗誤差となる

$$\sum_{j=2013}^{2020} \sum_{t=1}^5 (D_j(t) - D_{j,actual}(t))^2 \quad (9)$$

を最小化する。ここで、 $D_j(t) = 1 - \exp\left(-\frac{t}{\lambda_1 + \lambda_2 X_j}\right)$ 、 $D_{j,actual}(t)$ は、それぞれ、公表年 j 年における t 年までのモデルに基づく累積デフォルト率と対応する累積デフォルト率のデータである。

3.3 パラメータ推定結果

倒産の強度を表すパラメータ、 λ_1 、 λ_2 の推定結果を表1にまとめた。興味深いのは、A格やBBB格では、格付に応じて固定されるパラメータ λ_1 の推定値が共に0となり、倒産の強度が景気変動に依存して変化する部分のみで表現されていることである。また、パラメータ値からその影響はA格の方がBBB格よりも大きいことがわかる。BB格では、格付に応じて固定されるパラメータ λ_1 の推定値が25程度、景気変動から

表1 パラメータ推定結果

	λ_1	λ_2	二乗誤差和
A	0.000	0.087	0.117
BBB	0.000	0.012	0.589
BB	25.050	0.001	2.601

説明される倒産の強度を計量するパラメータ λ_2 の推定値が 0.0005 程度であり、日経平均株価の期間平均を 15,000 とすると景気変動から説明される倒産の強度は 7.5 ($0.0005 \times 15,000$) となり、景気変動に依存することのない格付固有の倒産の強度が 8 割近く占めることがわかる。

累積デフォルト率のデータとモデルに基づく推定値を期間が 3 年と 5 年に関して A 格、BBB 格、BB 格の順に図 2 から図 4 に示した。いずれの格付においても、この期間に景気が拡大していったことを受けて累積デフォルト率は緩やかな低下傾向を示しているが、モデルもこの傾向を捉えており、また、モデルの推定誤差も比較的小さいことがわかる。A 格ではデータ値と推定値に多少の乖離が見られるが、これは累積デフォルト率の水準自体が極めて小さく、実際、推定二乗誤差和は BBB 格や BB 格のものよりも格段に小さい。また、図 2 から図 4 を比較してみると、表 1 に示した推定結果が得られた理由がわかる。デフォルトまでの期間に応じた（3 年か 5 年か）累積デフォルト率の相違に対する景気動向に応じた（2000 年からどの年までのサンプルを用いたか）累積デフォルト率の相違の相対的な大きさによるものと考えられる。景気動向に応じた累積デフォルト率の相違の割合が、A 格や BBB 格では BB 格と比較して大きいため、景気変動から説明されるパラメータ λ_2 のみで説明されたと考えられる。

4. ケーススタディ

4.1 アナリストの銘柄選択能力と累積デフォルト率

同格付の社債（同程度のクレジットスプレッドを享受できる場合）であっても、アナリストの銘柄選択能力によって累積デフォルト率を大幅に低減可能であることをモデルに基づき検証する。2.1 節で述べたように、現状は低格付社債の発行はほとんどないが、将来的には同時期に 2~3 社の低格付社債が発行される状況になることを想定して、(ケース 1) アナリストが、同時期に発行する 2 銘柄から倒産までの時間が長い銘柄を選択する能力を有する、(ケース 2) アナリストが、同時期に発行する 3 銘柄から倒産までの時間が最も長い銘柄を選択する能力を有する、(ケース 3) アナリスト

Estimated Default Probability (A格：3年、5年)

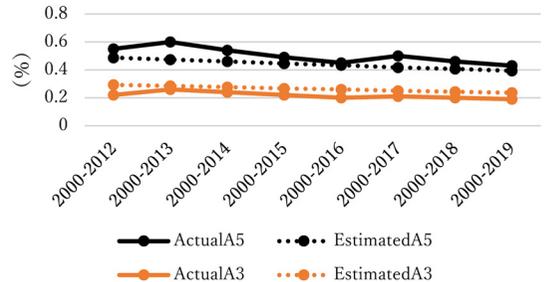


図2 A 格累積デフォルト率 データと推定値

Estimated Default Probability (BBB格：3年、5年)

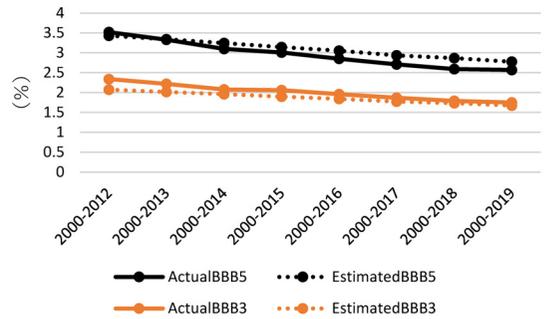


図3 BBB 格累積デフォルト率 データと推定値

Estimated Default Probability (BB格：3年、5年)

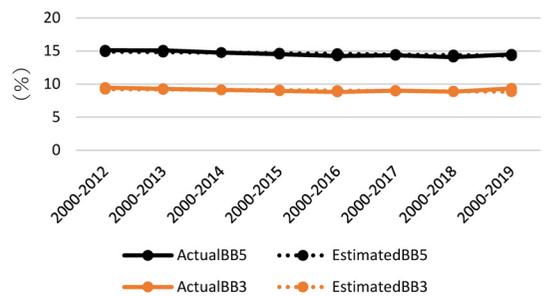


図4 BB 格累積デフォルト率 データと推定値

が、倒産までの時間が最も短い銘柄を避ける能力（本ケーススタディでは同時期に発行する 3 銘柄から倒産までの時間が 2 番目に長い銘柄を選択する能力）を有する、の 3 通りのケースに関して選択された銘柄の累積デフォルトを計量し、(ケース 0) となる同時期に社債が 1 社しか発行されず銘柄選択の余地がない場合（アナリストに銘柄選択の能力がない場合もこれに該当）と比較する。

各ケースに対応する累積デフォルト率を、時刻 t までに倒産する確率を求めた式 (5) に基づき明示しておく。

Estimated Default Probability (3年)

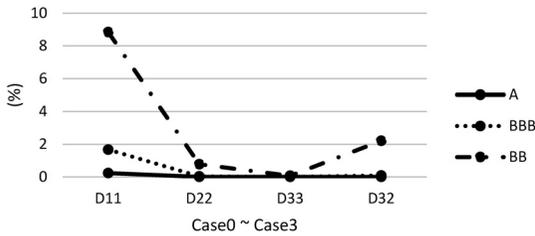


図5 銘柄選択能力と累積デフォルト率：期間3年

$$(ケース1) D_{2,2} = \left(1 - \exp\left(-\frac{t}{\lambda}\right)\right)^2 \quad (10)$$

$$(ケース2) D_{3,3} = \left(1 - \exp\left(-\frac{t}{\lambda}\right)\right)^3 \quad (11)$$

$$(ケース3) D_{3,2} = 1 - 3\exp\left(-\frac{2t}{\lambda}\right) + 2\exp\left(-\frac{3t}{\lambda}\right) \quad (12)$$

各ケースにおけるモデルに基づく3年と5年の累積デフォルト率を、それぞれ、図5、図6に示した。累積デフォルト率であるため、期間が3年と5年とでは大きさ自体は期間に応じた相違が見られるものの、アナリストの銘柄選択能力と選択された銘柄の累積デフォルト率との関係は同様である。いずれの期間に関しても、最も銘柄選択能力が高い(ケース2)の累積デフォルト率が最も低く、次に銘柄選択能力が高い(ケース1)の累積デフォルト率が続き、銘柄選択能力がそれほど高くない(ケース3)の累積デフォルトは三つのケースの中で最も高い結果となった。ただし、注目したいことは、銘柄選択能力がそれほど高くない(ケース3)の累積デフォルト率であったとしても、(ケース0)となる銘柄選択の余地がない場合と比較すると大幅に累積デフォルト率が低下していることである。また、格付にわたって比較してみると、BB格の銘柄であっても、アナリストの銘柄選択能力が(ケース2)や(ケース1)の水準であれば、BBB格の銘柄選択の余地がない場合の累積デフォルト率を下回ることも確認しておきたい。

4.2 アナリストの銘柄選択能力と期待収益およびアナリストの価値

アナリストの銘柄選択能力が(ケース1)から(ケース3)である場合に、選択された銘柄を保有した場合の期待損益を導出してアナリストの価値についてイン

Estimated Default Probability (5年)

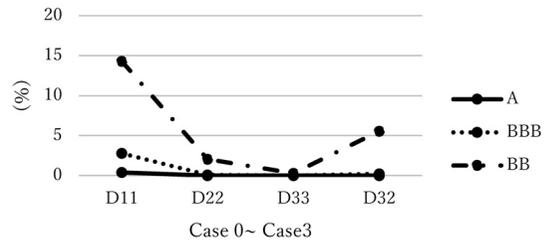


図6 銘柄選択能力と累積デフォルト率：期間5年

プリケーションを導く。

各ケースに対応する社債を満期保有した際の期待収益を式(6)、式(7)に基づき明示しておく。

$$(ケース1) \text{EPL}_{2,2} = (SP) \left(\frac{3}{2}\lambda + \left(M + \frac{\lambda}{2}\right) \times \exp\left(-\frac{2M}{\lambda}\right) - 2(M + \lambda) \exp\left(-\frac{M}{\lambda}\right) + M \left(1 - \left(1 - \exp\left(-\frac{M}{\lambda}\right)\right)^2\right) \right) - (1 - R) \left(1 - \exp\left(-\frac{M}{\lambda}\right)\right)^2$$

$$(ケース2) \text{EPL}_{3,3} = (SP) \left(\frac{11}{6}\lambda - \left(M + \frac{\lambda}{3}\right) \times \exp\left(-\frac{3M}{\lambda}\right) + 3\left(M + \frac{\lambda}{2}\right) \times \exp\left(-\frac{2M}{\lambda}\right) - 3(M + \lambda) \exp\left(-\frac{M}{\lambda}\right) + M \left(1 - \left(1 - \exp\left(-\frac{t}{\lambda}\right)\right)^3\right) \right) - (1 - R) \times \left(1 - \exp\left(-\frac{t}{\lambda}\right)\right)^3$$

$$(ケース3) \text{EPL}_{3,2} = (SP) \left(\frac{5}{6}\lambda + 2\left(M + \frac{\lambda}{3}\right) \times \exp\left(-\frac{3M}{\lambda}\right) - 3\left(M + \frac{\lambda}{2}\right) \exp\left(-\frac{2M}{\lambda}\right) + M \left(3 \exp\left(-\frac{2M}{\lambda}\right) - 2 \exp\left(-\frac{3M}{\lambda}\right)\right) \right) - (1 - R) \left(1 - 3 \exp\left(-\frac{2M}{\lambda}\right) + 2 \exp\left(-\frac{3M}{\lambda}\right)\right)$$

選択された銘柄を保有した場合の期待損益を導出するに際して、社債の購入時点におけるマーケット環境に関するシナリオを用意する。シナリオの作成においては、

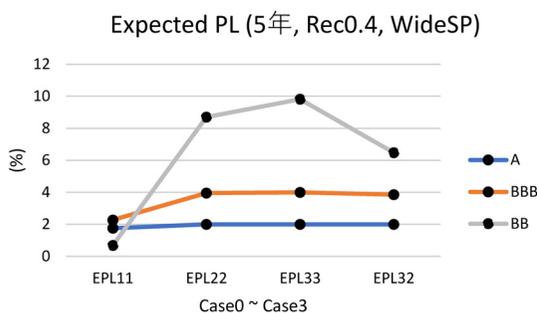


図7 シナリオ1における満期保有社債の期待損益

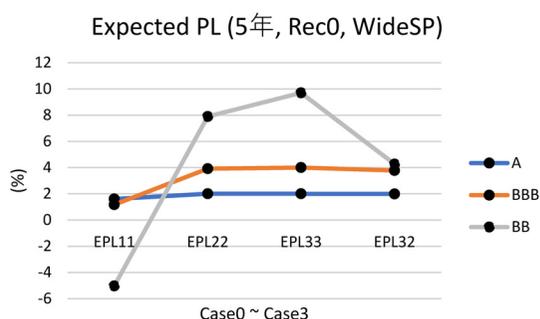


図9 シナリオ3における満期保有社債の期待損益

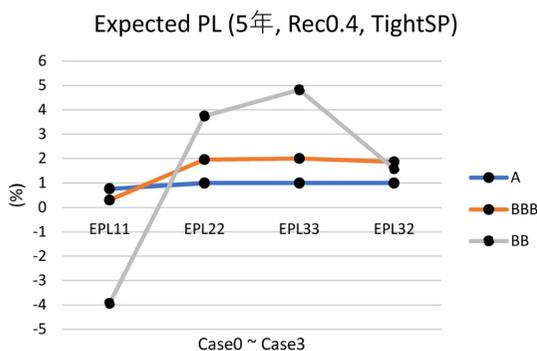


図8 シナリオ2における満期保有社債の期待損益

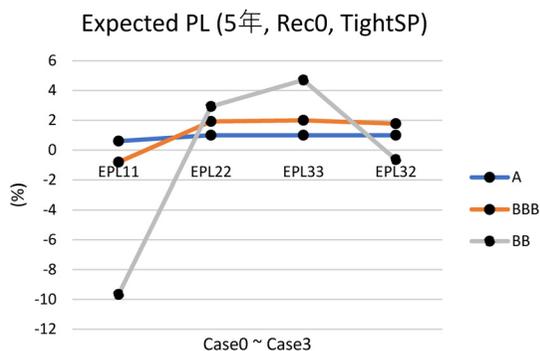


図10 シナリオ4における満期保有社債の期待損益

現在コロナ禍にあり当面は金融政策のレジームに変更がないことを鑑み、金融緩和政策の下でのクレジットスプレッドを参考にした。A格とBBB格のクレジットスプレッドのシナリオに関しては、水野 [9] に掲載のある格付け別クレジットスプレッド推移において2016年1月に導入されたマイナス金利政策以降の水準（グラフからA格：0.2~0.4%程度、BBB格：0.4~1.0%弱程度と読み取れる）に基づいて作成した。BB格においてはアイフルの第53回債（発行日2007年3月23日、満期5年）の利率1.99%、61回債（発行日2019年6月14日、満期1.5年）の利率0.99%を参考にした。日本における社債の回収率に関するデータはほとんど見当たらないが、ムーディーズのデータ (Emery and Ou [10]) に基づけば、1982年から2009年までの期間におけるシニア無担保債の平均回収率は36.6%でありおおむね40%程度が妥当と考えられる。

マーケット環境のシナリオは、クレジットスプレッドに関して広い場合（A格：0.4%、BBB格：0.8%、BB格：2%）と狭い場合（A格：0.2%、BBB格：0.4%、BB格：1%）の2通り、回収率に関して40%、0%の2通りの組み合わせから成る4通りのシナリオ（シナリオ1：クレジットスプレッドが広く回収率40%、シナ

リオ2：クレジットスプレッドが広く回収率0%、シナリオ3：クレジットスプレッドが狭く回収率40%、シナリオ4：クレジットスプレッドが狭く回収率0%）を分析対象とする。シナリオ1~シナリオ4のマーケット環境における満期保有社債の期待損益を順に図7~10に示した。

まず、図7~10を通して（ケース0）の銘柄選択の余地がない（あるいはアナリストに銘柄選択がなく新発債を無作為に購入する）場合について確認する。マーケット環境が最も良いシナリオ1においてはBBB格の期待損益が最大であるが、他のマーケット環境ではいずれもA格の期待損益が最大となり、BB格においては大きな期待損失が想定される。つまり、銘柄選択能力がない場合には社債投資が比較的格付の良いものに偏る傾向にあることがうなずける。

第2に、アナリストが、同時期に発行する3銘柄から倒産までの時間が2番目に長い銘柄を選択する能力を有する（ケース3）について検討する。マーケット環境が最も悪いシナリオ4においてはBBB格やA格対比でのパフォーマンスは芳しくなく期待損失を計上してしまうが、クレジットスプレッドが広いシナリオ1, 3においては最も期待収益が高く、また、シナリオ

2においてもわずかに BBB 格より劣るものの期待収益が見込める。

第3に、アナリストが、同時期に発行する2または3銘柄から倒産までの時間が最も長い銘柄を選択する能力(それぞれ、ケース1、ケース2)をもつ場合を確認する。これらのケースにおいては、いずれのマーケット環境においても期待収益は BBB 格や A 格の期待収益と比較して格段に高くなる。但し、図7のマーケット環境が最も良いシナリオ1と図10のマーケット環境が最も悪いシナリオ4をより詳細に比較すると、シナリオ1では、(ケース1)の期待収益が約9%で(ケース2)の期待収益が約10%であり両者の相対的な差は1割程度と小さいが、シナリオ4では(ケース1)の期待収益が約3%で(ケース2)の期待収益が約4.5%と両者の相対的な差は5割程度に及ぶ。やはりマーケット環境が厳しいときほど銘柄選択能力の価値が相対的に高まることがわかる。

最後に上記の分析結果を踏まえてアナリストの価値についてインプリケーションを導く。まず、A 格に関してはもともとの累積デフォルト率が低いため期待収益に対して銘柄選択能力がほとんど影響を与えない。アナリストの銘柄選択能力が期待損益に影響を与えるのは BBB 格や BB 格への投資においてである。但し、BBB 格への投資に関しては、(ケース1)から(ケース3)の銘柄選択能力の相違がそれほど大きな期待収益の乖離を生まず、3銘柄から倒産までの時間が2番目に長い銘柄を選択する能力があれば十分であると考えられる。これに対して、BB 格への投資に関しては、「第3に」において確認したように、マーケット環境が厳しいときには(ケース1)から(ケース3)の銘柄選択能力の乖離が相対的に大きな期待損益の違いを生み出し、アナリストの的確な銘柄選択能力に大きな価値が内在することとなる。

5. まとめと結語

社債市場が今後持続的に拡大していくためには社債市場の多様化に向けて投資家が低格付社債に投資していける環境整備が必要である。本レターでは、投資家にクレジット情報を提供するアナリストの投資レポートも投資環境の一端を担っているとの思いから、アナ

リストの銘柄選択能力(投資レポート)の価値がどの程度であるかについて簡便な OR モデルを利用して検討した。分析結果からは、BB 格のような低格付の社債投資においては、アナリストの銘柄選択能力に大きな価値が内在し得ることがわかった。

国債の短期売買などではアルゴリズム取引によりトレーダーが削減された。しかし、渡邊 [11] が指摘するように、現状の成果からみても、論理的に考えても、AI に任せられるのは短期売買までであり、中長期スパンの予想は、デジタル・ケンタウロス職種として人間に残り続けると考えられる。今後、社債市場が発展していく中でアナリストの職業が人間のものであり続けることを願う。

謝辞 初稿を改善するための方向性をご教示くださった匿名の査読の先生方、本稿の編集をご担当のうえ改善する機会を下された筑波大学の猿渡康文先生には心から御礼申し上げます。

参考文献

- [1] 太田珠美, “わが国社債市場の位置づけと活性化策 [1]—日本社債市場の構造的な問題—,” 大和総研調査季報, **20**, 2015.
- [2] 間一生, 「Bloomberg ニュース: アイフル私募債が人気, GPIF 投資基準緩和で一ハイイールドに人気」, <https://www.bloomberg.co.jp/news/articles/2018-09-14/PF1CEB6S972D01> (2020年6月13日閲覧)
- [3] 太田珠美, 「大和総研グループコラム: 拡大する社債市場, 裾野は広がるか」, https://www.dir.co.jp/report/column/20190806_010294.html (2020年6月13日閲覧)
- [4] 石渡明, 田中翔平, 「日本企業における中低格付のデフォルト率—BBB 格と BB 格の客観的な距離感の算出—」, 格付投資情報センター, 2015.
- [5] 室町幸雄, 『信用リスク計測と CDO の価格付け (シリーズ 金融工学の新潮流)』, 朝倉書店, 2007.
- [6] 宮崎浩一, 『証券分析への招待』, サイエンティスト社, 2005.
- [7] 久保川達也, 『現代数理統計学の基礎』, 共立出版, 2017.
- [8] 数理・システム室, 格付プロセス統括部, ストラクチャード・ファイナンス部, “JCR 格付推移マトリックスおよび累積デフォルト率,” 日本格付研究所 News Release, 2013~2020.
- [9] 水野友理那, 『金融緩和と政策の社債スプレッドに対する影響』, ニッセイ基礎研究所, 2020.
- [10] K. Emery and S. Ou, 『社債・ローンのデフォルト率と回収率 1920-2009』, ムーディーズ ジャパン, 2010.
- [11] 渡邊正裕, 『10 年後に食べる仕事—食べない仕事—』, 東洋経済新報社, 2020.