

# クレジット市場におけるヘッドラインニュースの効果

## Analyzing the influence of Headline News on Credit Markets

上瀧弘晃<sup>1\*</sup> 高橋悟<sup>1</sup> 高橋大志<sup>2</sup>

Hiroaki Jotaki<sup>1</sup>, Satoru Takahashi<sup>1</sup>, and Hiroshi Takahashi<sup>2</sup>

<sup>1</sup> 中央三井アセット信託銀行

<sup>2</sup> 慶應義塾大学大学院経営管理研究科

<sup>2</sup> Graduate School of Business Administration, Keio University

**Abstract: This paper analyses the influence text information gives to the credit market, focusing on Headline News, a source of information that has immediate influence to the money market, and also which is regarded as one of the important information when making investment decisions. Text automatic classification algorithm has been applied for analysis. After classifying the headline news into several types using this algorithm, verification were made whether there were any characteristic changes in the credit market. As a result, (1) It is possible to build a headline news algorithm by an accuracy of 80% using the automatic classification algorithm. (2)The information extracted from the headline news gives influence to the bond market, similar to the equity market. (3)Difference could be observed in the market before and after the headline news was broadcasted.**

### 1 はじめに

金融市場においては、株式や債券などをはじめ、数多くの金融資産の取引が行われている。その中でも、債券市場は時価総額が 560 兆円にのぼるなど株式市場と並び主要な金融市場の一つである。とりわけ年金などの機関投資家においては、近年、負債を意識した運用の必要性などが叫ばれており、債券運用の重要性はこれまで以上に高まっている<sup>1</sup>。

債券市場は国債が中心であるが、信用リスクを伴う社債の時価総額は 80 兆円と年々規模を拡大しており、また今般の信用不安もあって、その評価の重要性が増している。更にもう 1 つの重要な市場として、CDS (Credit Default Swap) 市場がある。CDS 市場は近年、グローバルで拡大しており、日本でも約 56 兆円規模の取引が行われている。こうしたクレジット (社債, CDS) 取引を行うためには、企業の会計情報など、数多くの情報を用いて企業のクレジットを適切に評価することが求められる。

クレジットの評価については、これまで学術分野および実務の分野において、膨大な量の分析が行われており、数多くの有用な分析結果が報告されてきた[2][3][4]。しかし、これまで数多くの分析が行われ

ているものの、分析に用いられてきた情報の多くは、会計データなどの数値化された情報であり、数値情報以外のデータについて取り扱った分析は、十分な数があるとは言い難い。その理由のひとつとして、数値情報以外のデータは、データの取り扱いが難しいことがあげられる。

資産運用の実務においては、機関投資家は、ニュースなどの数多くのテキスト情報も利用し、投資判断を行っている。加えて、このようなテキスト情報は、数値情報とは異なる情報を伝えるとの報告も株式市場を中心に行われており[1][5]、例えば、高橋／高橋／津田[1]は、ファンドマネージャーの投資判断における重要な情報源のひとつであるヘッドラインニュースに焦点をあて、株式価格に与える影響について分析を試みており、ヘッドラインニュースから抽出した情報は株式価格の形成に影響を与えているとの結論を得ている。このようにテキスト情報を用いたこれまでの研究の多くは、株式市場に焦点を当てたものであるが、近年重要性が増している債券市場、とりわけ評価が難しいクレジット市場において、数値情報以外の情報が与える影響を明らかにすることは、学術的および実務的観点からも意義が大きい。

本稿では、このような議論を背景に、代表的なテキスト情報の一つであるヘッドラインニュースに焦点を当て、ヘッドラインニュースがクレジット市場に与える影響について分析した。次節において、データについて説明した後、3 節で分析の方法、4 節で分析結果について説明を行う。5 節はまとめである。

\* 中央三井アセット信託銀行, 東京都港区芝 3-23-1, hiroaki.jotaki@chuomitsui.jp

<sup>1</sup> 例えば、近年、負債を考慮した資産運用である Liability Driven Investment(LDI)などが関心を集めている。

## 2 データ

### 2.1 ヘッドラインニュースについて

本稿では、ヘッドラインニュースに対するクレジット市場の反応について分析を行う。ヘッドラインニュースとは、クイックやロイターといった情報端末によって、タイムリーに提供される情報であり、ファンドマネージャーにとって最も即時性のある情報源のひとつである（以下ヘッドラインニュースをニュースと表現）。分析に用いるニュースデータは、時事通信社から提供されるニュースを用いるものとした。ニュースの内容としては、以下のようなものが含まれている。

- ・国内マスメディアのニュース、ロイター通信などの国際時事、天気予報といった一般のテレビなどで目にするニュース
- ・日銀や政府関係者の発言
- ・証券会社や格付け会社の企業評価に対するアナリストコメントや格付け情報
- ・企業経営者の発言や発言に対する評価・コメント

またクレジット市場とは、信用リスクを内包する商品を取引する市場の総称であり、主な市場として社債市場と CDS 市場がある。社債は企業が資金調達目的で発行した債券であり、伝統的な市場であるのに対し、CDS はクレジットデリバティブの一種で、債権を直接移転することなく信用リスクのみを移転できる取引であり、近年急速に拡大している<sup>2</sup>。信用リスクは一般的に信用スプレッド、即ち社債と国債の利回り差で計測されることが多い。

ニュースには市場全体に影響を与える情報や、個別企業の業績に関する情報などの数多くの情報が含まれている。本稿では、これらのニュースの中から、「企業不祥事」、「アナリストの評価」や「経営者の発言とそれに対するコメント」といった、個別企業の信用リスクに影響を与える可能性の高いニュースを抽出し、そのニュースが発信された前後に、ニュースの対象となった企業の社債のスプレッド、及び CDS のスプレッドがどのように変動したかを分析する。図 2.1 にニュースのサンプルを示す。

<sup>2</sup> CDS とは、信用リスクの売り手が買い手に対して一定のプレミアムを支払う代わりに、取引の対象となる参照法人に破綻等のクレジットイベントが発生した場合には、それらに伴って顕現化する損失の補償を受ける取引を指す。社債と異なり、元本の支払い見込みの必要がないことから、市場流動性は社債取引より高いとされている。近年のリーマンブラザーズ破綻以降、社債スプレッド以上に CDS スプレッドは大きく変動している。

図 2.1 ヘッドラインニュースの具体例

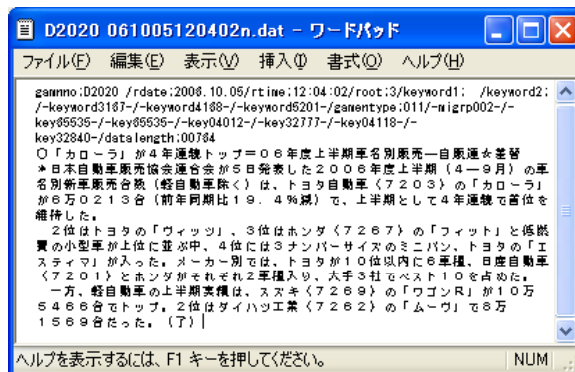


図 2.1 に示すとおり、ニュースに含まれる内容は、①ニュースタイプ、②発信日付、③発信時刻、④システム用コード、⑤ニュースの長さ、⑥本文となっている。またニュースが特定の企業に対するニュースの場合は、本文中に、「<7262>」といった形で、<>の中に対象となる企業の証協コードが記されている。この証協コードを利用し、ニュースの対象企業を特定し分析を行う。

ニュースを収集した期間は、2006年8月10日から2006年11月24日の約4ヵ月半であり、この期間を分析対象期間とした。期間中に時事通信社から発信されたニュースの総数は、346,975件と膨大な数に上る。高橋／高橋／津田[1]は、分析対象企業を、分析期間中に東証1部に上場していた企業とした<sup>3</sup>。本稿では、同期間中に東証1部に上場していた企業のうち、社債を発行している企業、185社を対象とした。これらの企業を対象とし、ニュースの統計量を計測した(表 2.1)。表 2.1 より、企業関連ニュースのうち、当該企業を対象としたニュースは、6,172件あり、全ニュースの約1.8%を占めていることがわかる。また、1日あたりのニュースの発信数で見ると、東証1部上場企業し、社債発行企業に対するニュースは、1日に平均で83件発信されている。

表 2.1 ニュースの基本統計量

	ニュース全体	企業情報関連ニュース	企業情報関連ニュース(東証1部)	企業情報関連ニュース(東証1部かつ社債発行企業)
ニュースの総数	346,975	30,052	13,402	6,172
1日当たり平均ニュース数	3,336	320	144	83
1日に配信された最大ニュース数	8,588	741	450	243
1日に配信された最小ニュース数	172	0	0	6

<sup>3</sup> 期間中に東証1部に上場していた企業は、1,719銘柄(期間中に除外された銘柄は22社、追加された銘柄は18社)。企業関連ニュースのうち、これらの企業を対象としたニュースは、13,402件で全ニュースの約4%を占めていた。

もう一つのクレジット市場である CDS 市場はまだ市場が発達したのが最近であり、分析対象期間にデータがある企業数は社債よりやや少ない。分析対象とした社債を発行している企業のうち、CDS が取引されている企業は 152 社、また当該企業を対象としたニュースは、4,597 件あった。

これらのニュースを対象とし、ニュースが発信された前後の社債スプレッド、及び CDS スプレッドの変動を計測し、ニュースの影響について分析した。

## 2.2 市場データについて

### 2.2.1 社債スプレッド

社債スプレッドは銘柄の複利利回りから、対応する残存年限の国債の複利利回り<sup>4</sup>を引いて算定した。時価はインデックス (NOMURA-BPI) を構成する銘柄の時価 (終値) を用いた。銘柄は償還までの残存年数が 3 年以上 5 年未満の社債を対象とし<sup>5</sup>、同期間に複数銘柄が存在する場合は最も残存年数の長い銘柄とした。この条件をもとに、1 つの発行体に対し、1 つの社債を選択した。

ニュースの効果を分析するために、各ニュースが発信された時点を基準とし、その前後のスプレッドの変化を計測した。図 2.1 で示したように、ニュースにはタイムスタンプが刻まれている。実際の投資行動は、ニュースを受信した後に行うので、タイムスタンプを利用して、社債スプレッドの変化を計測する基準時点を設定した。具体的には、ニュースを受信した日が営業日であり、かつ受信時間が午前中の場合は、その日から投資を行えるものと仮定し、ニュース受信日の時価を基準として社債スプレッドの変化を計測した。また、それ以降の時間に受信したニュース、および休日に受信したニュースは、翌営業日以降に投資を行うものとして、翌営業日の時価を基準として社債スプレッドの変化を計測した。

社債スプレッドは日次で計測し、計測期間は、ニュースを受信して投資行動をする基準日から、前後 30 営業日とした。また、市場の変動による影響を排除するために、全銘柄のスプレッドを単純平均し、その平均スプレッドからの超過スプレッド (以下社債累積スプレッド) を分析対象とした。

### 2.2.2 CDS スプレッド

<sup>4</sup> 国債データからイールドカーブを推定し、算定した。

<sup>5</sup> 残存年数を抽出条件としたのは、残存年数によって社債スプレッドの変化の大きさが異なる場合が多いことから、その影響を排除することを目的とした。また残存年数 3 年から 5 年は発行されている銘柄が最も多いことから対象とした。

CDS スプレッドは、Itraxx Japan が提示している日本国内のクレジット・デリバティブ市場の動向を示す代表的なクレジット・デフォルト・スワップ指数を用いた<sup>6</sup>。残存年数は主要な取引年数である 5 年を用いた。

2.2.1 で示した方法と同様の手順で、CDS スプレッドの変化を計測した。市場の変動による影響を排除するために、全銘柄のスプレッドを単純平均し、その平均スプレッドからの超過スプレッド (以下 CDS 超過スプレッド) を分析対象とした。

## 3 分析手法

本稿では、ニュースが発信されたことによって、その情報がクレジット市場に影響を与えるかどうかを分析する。ニュースの内容によっては、市場にポジティブな影響を及ぼすものとネガティブな影響を及ぼすものがあると考えられる。そこで、本稿では、最初にニュースを 3 つのタイプに分類し、次にそれぞれのタイプのニュースが、市場にどのような影響を与えるか分析を行う。

### 3.1 ナイーブベイズによるテキスト分類アルゴリズム

ニュースの分類方法として、テキストマイニングで使用される「ナイーブベイズ」を用いる。ナイーブベイズは、テキスト分類においては「決定木」、「最近隣法」や「ニューラルネット」と並んで、幅広く使われているアルゴリズムのひとつである [5] [7]。ナイーブベイズは、分類結果を直感的に理解しやすく、かつ分類精度が高いアルゴリズムである。さらに、クラス分けされているデータとされていないデータが混在する場合、理論的な拡張が容易であり、本稿で取り扱うような、曖昧な分類結果を含むニュースの分類に適している。

以下で、ナイーブベイズの分類方法について説明する。まず、テキストデータを特徴付けるキーワードが、 $n$  個あると仮定する。このキーワードを使い、テキストデータをベクトル表現を用いて、 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  と表現する。 $x_i$  はテキストデータの中に、 $i$  番目のキーワードが存在するかどうかをあらわしたもので、単純に  $(0, 1)$  で表現される場合と、TF-IDF といったキーワードの重要度をあらわすウェイトで表現する方法がある。分類するテキストのクラスを  $c$  とすると、テキストがどのク

<sup>6</sup> Itraxx Japan はスプレッドそのものを提示しているため、そのままの数値を用いた。

ラスに属するかは、以下の事後確率を最大化するクラス  $\hat{c}$  を求めれば、もっとも精度の高い分類を得ることができる。

$$\hat{c} = \underset{c}{\operatorname{argmax}}(P(c|\mathbf{x})) = \underset{c}{\operatorname{argmax}}\left(\frac{P(\mathbf{x}|c)P(c)}{P(\mathbf{x})}\right) = \underset{c}{\operatorname{argmax}}(P(c)P(\mathbf{x}|c))$$

… (1)

式(1)は、ベイズの定理および、 $P(\mathbf{x})$  がすべてのクラスについて一定であることを用いて展開している。式(1)から、テキストが与えられたときに、各クラスの出現確率  $P(c)$  と、各クラスにおけるテキストベクトル  $\mathbf{x}$  の出現確率  $P(\mathbf{x}|c)$  の積がもっとも大きくなるクラスが、そのテキストが分類されるクラスとなる。ここで、クラス  $c$  が与えられたときに、テキストベクトル  $\mathbf{x}$  の各要素が独立であると仮定すると、 $P(\mathbf{x}|c)$  は以下のように展開される。

$$P(\mathbf{x}|c) = P(x_1, x_2, \dots, x_n | c) \approx \prod_{i=1}^n P(x_i | c) \quad \dots (2)$$

式(1), 式(2)より、テキストの属するクラス  $\hat{c}$  は、

$$\hat{c} = \underset{c}{\operatorname{argmax}}(P(c|\mathbf{x})) = \underset{c}{\operatorname{argmax}}(P(c) \prod_{i=1}^n P(x_i | c)) \quad \dots (3)$$

と表現される。従って、各クラスの出現確率と、キーワードが各クラスにおいて出現する確率を求めることにより、テキストデータの属するクラスを求めることができる。ここで、 $P(c)$  と  $P(x_i | c)$  は、学習データを選び、各クラスの相対頻度、および各クラスにおけるキーワード  $x_i$  の相対頻度から算出する。上記の式の展開において、テキスト内の単語の出現が互いに独立であるという仮定が、素朴 (naïve) であることが、ナイーブベイズの名前の由来である。しかし、クラスを特徴付ける複数のキーワードの有無が分類に影響を与えるため、直感的な理解がしやすい。さらに、直感的な理解が困難であるニューラルネットと同等の分類精度を持っている。

次に、学習データから構築したアルゴリズムの分類精度について、テストデータを用いて検証を行う。本稿では、クラスとして、「Good News」、「Bad News」と「Neutral News」の3パターンを設定した。分析は東証1部に上場していた企業のニュース13,402件を用いる。また、ナイーブベイズによる分類アルゴリズムを学習するために、分析対象となるニュースから、学習データとテストデータとして、それぞれ分析対象データの約3%に当る400件をランダムに取り出した。

## 3.2 ニュース効果の分析

各ニュースに対して、2.2節で説明した方法により、対象となっている銘柄の超過スプレッドを計測する。計測した超過スプレッドを、ニュースのタイプ (Good News, Bad News, Neutral News) 毎に集計し、各ニュースに対する超過スプレッドの間に、有意な差が存在するかどうか仮説検定を行う。仮説検定には Welch 検定を用いた<sup>7</sup>。さらに、格付情報と、ニュースのテキスト情報を組み合わせて分析を行う。また、株価との比較を行った。

## 4 分析内容

本節では、分析結果について説明を行う。はじめに、ナイーブベイズによるテキスト分類アルゴリズムについての分析結果を示し、次にクレジット市場毎にニュースの効果についての分析結果を示す。

### 4.1 ナイーブベイズによるテキスト分類アルゴリズム

まず学習データとして、ランダムに400のニュースを抽出した。抽出したニュースに対して、Good News, Bad News と Neutral News の教師ラベルを与えるために、実際に人手によって内容を読み、カテゴリ分けを行った。分類結果を表4.1に示す。学習データのうち、Good Newsが49%と半分近くを占めていることがわかる。

表 4.1 学習データのニュース分類

ニュースのタイプ	Good	Bad	Neutral
ニュースの個数	197	97	106
割合	49.25%	24.25%	26.50%

学習データに対して、形態素解析とパターンマッチングおよび、実際に人が読むことによりキーワードを抽出した。最初に抽出したキーワードは1,360個であった。そこから[5], [7]における分析方法を参考とし、キーワードの出現頻度および、3.1節における  $P(x_i | c)$ 、学習データによるインサンプルの分類結果から、205個までキーワードを絞り込んだ。学習データのインサンプルによる分類結果を表4.2に示す。インサンプルの分析結果ではあるが、約80%の分類精度を得ることができた。

<sup>7</sup> 各グループのリターンデータの分散が同じかどうか F 検定を行い、その後 t 検定によりリターン格差の仮説検定も行った。検定結果はほぼ同じであった。

表 4.2 学習データでのインサンプルの分類結果

		実際のタイプ					実際のタイプ		
		Good	Bad	Neutral			Good	Bad	Neutral
ベイズ	Good	179	24	24	ベイズ	Good	90.86%	24.74%	22.64%
学習	Bad	2	66	9	学習	Bad	1.02%	68.04%	8.49%
結果	Neutral	16	7	73	結果	Neutral	8.12%	7.22%	68.87%

次に、テストデータとしてランダムに 400 個のニュースを抽出する。ナイーブベイズアルゴリズムの分類精度を検証するために、これらのテストデータには、教師ラベルを与える必要がある。そこで、各ニュースを手で読むことにより、Good News, Bad News と Neutral News にカテゴリ分けを行った。分類結果を表 4.3 に示す。テストデータについても、Good News が 46% ともっとも多くの割合を示している。

表 4.3 テストデータのニュース分類

ニュースのタイプ	Good	Bad	Neutral
ニュースの個数	185	90	125
割合	46.25%	22.50%	31.25%

テストデータに対して学習データを用いて作成したナイーブベイズのアルゴリズムを適用して自動分類を行った。分類結果を表 4.4 に示す。表 4.4 から約 78% の分類精度を得られたことがわかる。

表 4.4 テストデータでのアウトオブサンプルの分類結果

		実際のタイプ					実際のタイプ		
		Good	Bad	Neutral			Good	Bad	Neutral
ベイズ	Good	168	27	35	ベイズ	Good	90.81%	30.00%	28.00%
学習	Bad	3	58	5	学習	Bad	1.62%	64.44%	4.00%
結果	Neutral	14	5	85	結果	Neutral	7.57%	5.56%	68.00%

さらに、このアルゴリズムを使い、東証 1 部上場企業全データ (13,402 件) に対して自動分類を行った。結果を表 4.5 に示す。

表 4.5 全データにおけるテキスト分類結果

ニュースのタイプ	Good	Bad	Neutral
ニュースの個数	10098	2418	4463
割合	59.47%	14.24%	26.29%

表 4.5 から、Good News が全体の約 59% を占めており、学習データ、テストデータより割合が若干高くなっていることがわかる。これは、表 4.4 から読み取れるように、作成したテキスト分類アルゴリズムは、全体では約 80% 弱の分類精度を持つが、実際のラベルは Bad News であったニュースを、Good News と判別してしまう傾向があることから、全データの分類結果が、Good News に若干偏ってしまうためと考えられる。さらに高い精度を持つ分類ルールを作成することが、今後の取り組みと

して挙げられる。

次節において、分類したクラス間のスプレッドの差について分析を行う。

## 4.2 社債を用いた分析

ニュースの対象となっている各企業について、ニュースの発信日前後における社債超過スプレッドを計測する。次に、4.1 節で分類したニュースのタイプ毎に、社債超過スプレッドの平均値を求め、Good News, Bad News および Neutral News において、ニュースが発信された前後の社債超過スプレッド変化に有意な差が存在するかどうか、仮説検定を行う。検定の結果、社債超過スプレッドの大きさは、Good News < Neutral News < Bad News の順であり、その間には有意な差が存在するとの結果を得た。本節では、特に Good News と Bad News に着目して分析を行う。表 4.6 に、Good News と Bad News の社債超過スプレッド格差について、Welch 検定により分析した結果を示す。

表 4.6 全データに対する Welch 検定の結果

		Sprd-30	Sprd-20	Sprd-10	Sprd+10	Sprd+20	Sprd+30
平均スプレッド	Good News	-0.057%	-0.056%	-0.051%	-0.071%	-0.117%	-0.159%
	Bad News	0.158%	0.154%	0.156%	0.056%	0.201%	0.280%
	Diff	-0.214%	-0.210%	-0.206%	-0.127%	-0.317%	-0.440%
Welch検定	T値	-19.91	-14.39	-7.55	-5.06	-7.32	-10.88
	検定結果	差有り	差有り	差有り	差有り	差有り	差有り

表 4.6 から、Good News を公表した企業は、Bad News を公表した企業よりも社債超過スプレッドが縮小していることがわかる。基本的に、スプレッドの縮小は、正のリターンが得られることを示し、スプレッドの拡大は、負のリターンとなる。これは、ニュースを利用し、社債超過スプレッドを獲得する可能性を示しており、ニュースに有効な価値が存在することを示唆している。またこの結果は、株価と同様、社債市場でもナイーブベイズ分類法が有効に機能していることを示している。

さらに表 4.6 からは、Good News の社債超過スプレッドが Bad News の社債超過スプレッドを下回る傾向が、ニュース発信の前後において共通していることがわかる。これは、ニュースが発信される前から、市場がニュースを織り込んでいると考えられる。この理由として、2.1 節で示したように、一日当たりに発信されるニュースは平均で 83 件もあるため、同じようなニュースが連続して発生し、ニュースの効果が重なって評価されていることが理由として考えられる。アナリストレポートをテキストマイニングした分析において



も、本稿と同様の分析結果が確認されている [4].  
次に、より詳細な社債超過スプレッドの推移を見るために、日次で社債超過スプレッドの推移を計測した。ニュース毎に累積社債超過スプレッドの平均値を求め、グラフ化した (図 4.1).

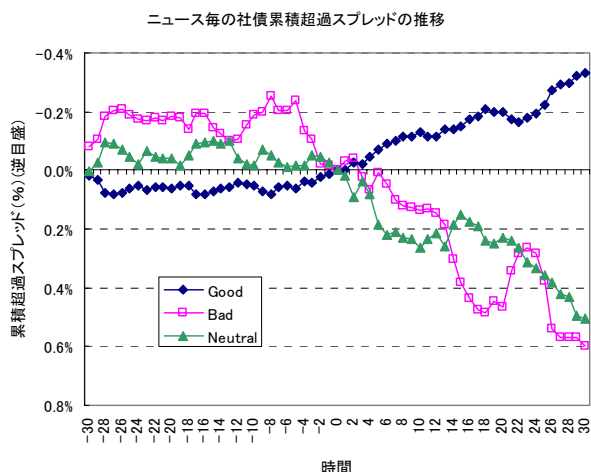


図 4.1 ニュース毎の社債累積超過スプレッド

図 4.1 から、表 4.6 と同様に、社債スプレッドの大きさは、Good < Neutral < Bad の順に並んでいることがわかる。特にニュース発表前に比べて、ニュース発表後の変化が大きいことがわかる。これらから社債はニュース発信後に反応しやすく、超過収益の源泉となる可能性が高いことを示している。

また Neutral の社債超過スプレッドは Bad と同じような動きをしていた。これは Neutral が何らかの情報を含んでいる可能性がある。この点はナイーブベイズ分類法の改良が必要であり、今後の課題である。

### 4.3 CDS を用いた分析

CDS についても同様、ニュースの対象となっている各企業について、ニュースの発信日前後における CDS 超過スプレッドを計測し、4.1 節で分類したニュースのタイプ毎に、CDS 超過スプレッド変化の平均値を求め、Good News, Bad News および Neutral News において、ニュースが発信された前後の CDS 超過スプレッド変化に有意な差が存在するかどうか、仮説検定を行った。検定の結果、CDS 超過スプレッドの大きさは、ニュース発信日前については Good News < Neutral News < Bad News の順であり、その間には有意な差が存在するとの結果を得た。

本節では、Good News と Bad News に着目して分析を行った。表 4.7 に、Good News と Bad News の CDS 超過スプレッド変化格差について、Welch 検定により分析した結果を示す。

表 4.7 全データに対する Welch 検定の結果

		Sprd-30	Sprd-20	Sprd-10	Sprd+10	Sprd+20	Sprd+30
平均スプレッド	Good News	-0.179%	-0.150%	-0.094%	-0.006%	0.002%	-0.013%
	Bad News	0.812%	0.678%	0.413%	-0.038%	-0.094%	-0.155%
	Diff	-0.991%	-0.828%	-0.507%	0.033%	0.096%	0.142%
Welch検定	T値	-15.29	-10.77	-6.33	3.69	5.06	6.22
	検定結果	差有り	差有り	差有り	差有り	差有り	差有り

表 4.7 から、ニュース発信前については、社債と同様、Good News を公表した企業の社債超過スプレッドの方が、Bad News を公表した企業よりも小さいことがわかる。しかし、ニュース発信後の社債超過スプレッドは、ニュース発信前と同様の結果は得られなかった。これは、ニュースが発信される前から CDS がニュースを織り込んでしまい、ニュース発表後までは、ニュースの効果が持続していない可能性を示している。また、同様の特徴が株価でもみられたことから、CDS のニュースに対する反応は、株価に近いといえる。

次に、より詳細な CDS 超過リターンの推移を見るために、日次で CDS 超過スプレッドの推移を計測した。ニュース毎に CDS 超過スプレッドの平均値を求め、グラフ化した (図 4.2)

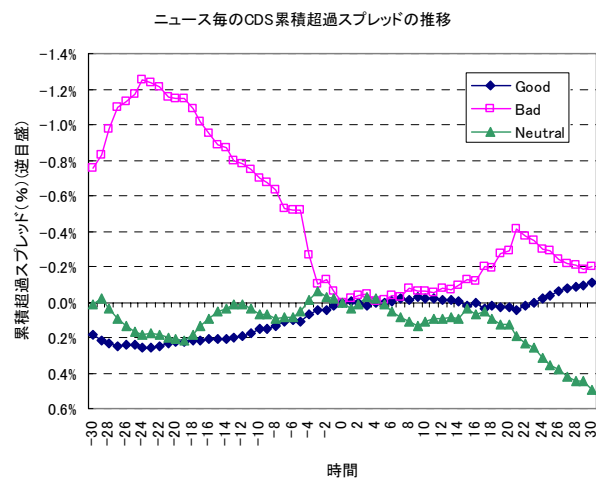


図 4.2 ニュース毎の CDS 累積超過スプレッド

図 4.2 から、表 4.7 と同様に、CDS 累積超過スプレッドは、ニュース発信前については Good News < Neutral News < Bad News の順に並んでいることがわかる。さらにニュース発信後は、ニュース発表前よりも CDS スプレッド変化が小さいことがわかる。このように、クレジットを示す指標でも、社債と CDS にて反応の仕方が異なる点は興味深い。

### 4.4 格付毎のスプレッド比較

次に、格付けを 3 分類し、前節同様の分析を実施

した。なお、本分析ではR&I社の格付を用いた。

表 4.8 は、格付毎のニュース数を示したものである。表よりニュースの数、発行体数共に、A 格を取得した企業がもっとも多いことがわかる。また1銘柄あたりの平均ニュース数は、格付が低くなるほど、ニュース数が増えていることがわかる。

表 4.8 格付毎のニュース数

	ニュース数	発行体数	1銘柄あたりの平均ニュース数
なし	460	20	23
AA以上	1,126	50	23
A	2,626	76	35
BBB以下	1,960	39	50
総計	6,172	185	33

表 4.9 は、格付毎に社債スプレッドデータを分割し、Welch 検定を行ったものである。A 格、BBB 格以下については、累積超過スプレッドの大きさは概ね Good News<Bad News となっており、全体のデータと整合的である。一方、AA 格以上については、反対の結果が得られているが、これは、信用リスクに関する懸念が相対的に低いことから、他の格付けとは異なる結果となっていると考えられる<sup>8</sup>。

表 4.9 格付毎の社債スプレッドの Welch 検定

【AA格以上】		Sprd-30	Sprd-20	Sprd-10	Sprd+10	Sprd+20	Sprd+30
平均スプレッド	Good News	0.018%	0.015%	0.006%	-0.012%	-0.001%	0.018%
	Bad News	-0.017%	-0.020%	-0.009%	0.025%	-0.021%	-0.043%
	Diff	0.035%	0.035%	0.015%	-0.036%	0.020%	0.061%
Welch検定	T値	5.22	4.73	1.51	-5.31	1.49	5.06
	検定結果	差有り	差有り	差無し	差有り	差無し	差有り
【A格】		Sprd-30	Sprd-20	Sprd-10	Sprd+10	Sprd+20	Sprd+30
平均スプレッド	Good News	-0.151%	-0.124%	-0.094%	-0.078%	-0.127%	-0.161%
	Bad News	0.337%	0.269%	0.236%	0.166%	0.246%	0.328%
	Diff	-0.487%	-0.392%	-0.330%	-0.244%	-0.373%	-0.490%
Welch検定	T値	-19.27	-16.33	-8.80	-5.50	-11.76	-15.38
	検定結果	差有り	差有り	差有り	差有り	差有り	差有り
【BBB格以下】		Sprd-30	Sprd-20	Sprd-10	Sprd+10	Sprd+20	Sprd+30
平均スプレッド	Good News	0.226%	0.124%	0.017%	0.010%	0.040%	-0.041%
	Bad News	1.371%	1.233%	0.991%	0.408%	1.006%	1.885%
	Diff	-1.145%	-1.109%	-0.974%	-0.398%	-0.966%	-1.927%
Welch検定	T値	-11.40	-9.10	-5.10	-4.92	-5.02	-6.66
	検定結果	差有り	差有り	差有り	差有り	差有り	差有り

次に CDS スプレッドについて、同様の分析を行った(表.4.10)。各格付ともに、ニュース発信前は、概ね Good News<Bad News となっており、全体のデータと整合的であり、格付間での違いはみられない。さらに、ニュース発信前後で比較すると、各格付とも、ニュース発信前の累積超過スプレッドの方が、ニュース発信後よりも大きい傾向にあり、これも、全体のデータでみられた特徴と同様である。

<sup>8</sup> 高格付けについてのより詳細な分析は、今後の課題としたい。

表 4.10 格付毎の CDS スプレッドの Welch 検定

【AA格以上】		Sprd-30	Sprd-20	Sprd-10	Sprd+10	Sprd+20	Sprd+30
平均スプレッド	Good News	-0.077%	-0.064%	-0.023%	0.052%	0.087%	0.074%
	Bad News	0.317%	0.309%	0.194%	-0.120%	-0.254%	-0.302%
	Diff	-0.394%	-0.372%	-0.217%	0.172%	0.341%	0.377%
Welch検定	T値	-17.35	-11.27	-6.39	5.56	9.51	13.83
	検定結果	差有り	差有り	差有り	差有り	差有り	差有り
【A格】		Sprd-30	Sprd-20	Sprd-10	Sprd+10	Sprd+20	Sprd+30
平均スプレッド	Good News	-0.180%	-0.139%	-0.052%	0.024%	-0.065%	-0.174%
	Bad News	0.259%	0.187%	0.119%	0.110%	0.289%	0.467%
	Diff	-0.439%	-0.326%	-0.171%	-0.086%	-0.354%	-0.641%
Welch検定	T値	-13.10	-9.82	-5.26	-1.55	-6.51	-9.59
	検定結果	差有り	差有り	差有り	差無し	差有り	差有り
【BBB格以下】		Sprd-30	Sprd-20	Sprd-10	Sprd+10	Sprd+20	Sprd+30
平均スプレッド	Good News	-0.292%	-0.251%	-0.235%	0.001%	0.157%	0.284%
	Bad News	4.145%	3.394%	2.200%	0.295%	0.141%	0.080%
	Diff	-4.437%	-3.645%	-2.435%	-0.295%	0.016%	0.204%
Welch検定	T値	-13.40	-9.29	-4.48	-4.09	0.18	2.72
	検定結果	差有り	差有り	差有り	差有り	差無し	差有り

#### 4.5 市場間のリターン分析

本節では、クレジット市場(社債, CDS)と株式市場のニュースに対する反応の違いについて比較する。具体的には、2.1節で分析対象とした企業のニュース、6,172件について、社債, CDS, 株価リターンについて比較を行った。ニュースのタイプ毎に、株価超過リターンの平均値を求めニュース発信前後における超過リターンを計測した<sup>9</sup>。ニュース発表前、発表後(30日)の Good News と Bad News の累積超過リターンの差を図 4.3 に示す<sup>10</sup>。

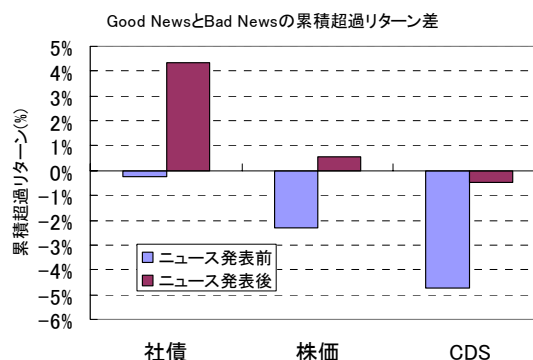


図 4.3 ニュース毎の CDS 累積超過スプレッド

図 4.3 から、株式価格と CDS が類似した挙動をし、社債スプレッドは株式, CDS と異なる動きをしていることを確認できる。社債スプレッド変動は、ニュース発信後の累積超過リターンがニュース発信前よ

<sup>9</sup> 株式については、市場の変動による影響を排除するために、全銘柄のリターンを単純平均し、その平均リターンからの乖離を株価超過リターンとした。

<sup>10</sup> 社債累積超過リターン、CDS 累積超過リターンについては、デュレーション×金利(スプレッド)変化にてリターンの算出を行った。なお、分析に用いたデュレーションは、それぞれ、各市場全体のデュレーションを基に、社債のデュレーションは4年、CDSのデュレーションは5年とした。

りも大きいことを確認できるが、これらの結果は、ヘッドラインニュースに含まれる情報を用いた社債投資により、超過収益を獲得できる可能性を示唆するものであり、実務的観点からも興味深い。また、図 4.3 より株価の方が社債よりもニュースに反応するタイミングが早いことが確認できる。次節において、社債と株価の関係について分析を行う。

#### 4.6 社債と株価の関係

本節では、社債のニュース発表後の超過リターンがニュース発表前の株価の超過リターンにて、どの程度説明できるかとの点について分析を行う。

ニュース発信日から30日後の社債累積超過スプレッドを被説明変数とし、ニュース発信日の30日前からニュース発信日までの株価累積超過リターンを説明変数に単回帰分析を行う。その回帰した結果を表 4.11 に示す。

$$ExcessSpread_{社債,+30day} = \beta \cdot Excess Return_{株価,-30day} + \varepsilon \quad \dots (4)$$

表 4.11 単回帰分析の結果

説明変数	$\beta$	t
累積株価リターン	-0.0032	-22.2
R-square	0.07	
Adjusted R-square	0.07	
N	6172	

表 4.11 から、株価累積超過リターンの係数は有意であることを確認できる。一方、R-square は 0.07 と小さく、社債のスプレッド変化の説明力は必ずしも十分ではないことが推察される。更に、同回帰分析の残差項に対し、全データに対し、前節までと同様の分析を行ったところ、同様の傾向を確認することができた<sup>11</sup>。これらの結果は、累積株式超過リターンにて調整を行っても、ヘッドラインニュースの効果が社債リターンに残っている可能性を示すものであり、興味深い結果である。

#### 4.7 考察

本稿では、ヘッドラインニュースに焦点をあて、分析を行ってきたが、これらの結果は、社債投資において超過収益獲得の可能性を示すものであり、年金運用の実務などにおいても有効な示唆を与えるものである。更に、これらの分析は、市場において利用可能な情報が債券価格に反映されるメカニ

ズムの解明に貢献するものであり、社債市場の効率性に関する議論にも貢献できるものと考えられる<sup>12</sup>。その意味で、これらの分析は実務的および学術的にも意義は大きい。

### 5 まとめ

本稿では、投資判断における重要な情報源のひとつであるヘッドラインニュースに焦点を当て、テキスト情報がクレジット市場に与える影響について分析を行った。分析の結果、(1) 自動分類アルゴリズムにより分類精度が約 80%のヘッドラインニュースのアルゴリズムを構築可能であること、(2)ヘッドラインニュースから抽出した情報は有効であること、(3)ニュース発信前後で市場間に違いが見られたことなどの興味深い結論を見出した。長期間のデータを用いたヘッドラインニュースのより詳細な分析は、今後の課題としたい。

#### 参考文献：

- [1] 高橋悟, 高橋大志, 津田和彦, “株式市場におけるヘッドラインニュースの効果についての研究”, ファイナンス学会第 15 回大会, pp.373-383 (2007.6)
- [2] 大山慎介, 杉本卓哉, “日本におけるクレジット・スプレッドの変動要因”, 日銀ワーキングペーパー (2007.1)
- [3] 家田明, 吉羽要直, “社債流通価格にインプライされている期待デフォルト確率の信用リスク・プライシング・モデルによる推定 (2) —ロングスタフとシュワルツのモデルを用いて—”, 日銀金融研究 (1999.9)
- [4] 森平爽一郎, “信用リスクの測定と管理 第 3 回: オプションモデルによる倒産確率推定: 基礎”, 証券アナリストジャーナル(2000.1) pp.85-100
- [5] Antweiler, W., and Frank, M. Z., “Is All That Talk Just Noise? The Information Content of Internet Stock Message Boards,” The Journal of Finance, Vol. 59, pp.1259 – 1294 (2004)
- [6] Takahashi, S., Takahashi, H., Tsuda, K., Terano, T., “Analyzing Asset Management Knowledge from Analyst’s Reports through Text Mining,” International IPSI-2004 (2004.11)
- [7] 金明哲, 村上征勝, 永田昌明, 大津起夫 and 山西健司, “言語と心理の統計,” 岩波新書(2003)

<sup>11</sup> ただし、前節にて効果の見られなかった AA 格以上のデータを含む全データの分析では、同様の傾向はみられるものの統計的には有意とはなっていない。格付毎の分析において、信用リスクの高い BBB 格以下にて統計的に有意な結果を確認している。詳細な分析については、今後の課題としたい。

<sup>12</sup> とりわけ近年、クレジット市場の変動は極端なものとなっており、債券市場の効率性に関する議論は、その重要性を増している。更に、ヘッドラインニュースに基づく投資行動は、債券価格をファンダメンタルに近づける効果が期待されることから、その意味で、当投資手法は、市場の効率性に貢献できる可能性がある。