

ノンパラメトリック手法を用いた  
金融危機の要因抽出に関する研究

筑波大学審査学位論文（博士）

2013

瀬之口潤輔

筑波大学大学院

ビジネス科学研究科 企業科学専攻

## 目次

第 1 章	序論	1
1.1	本論文の意義	1
1.2	本論文の目的	3
1.3	本論文の概要	6
第 2 章	金融危機に関する先行研究	9
2.1	はじめに	9
2.2	金融危機の発生メカニズム	10
2.2.1	第一世代モデル	11
2.2.2	第二世代モデル	12
2.2.3	第三世代モデル	15
2.2.4	第四世代モデル	18
2.3	銀行を要因とした金融危機に関する先行研究	20
2.3.1	貸出資産の急膨張と崩壊	20
2.3.2	信用割当の拡大	20
2.3.3	市場評価の悪化による貸出態度の急激な悪化	22
2.3.4	銀行資産の劣化による流動性危機	22
2.3.5	金融制度の自由化	23
2.3.6	銀行のオーナーシップ	24
2.3.7	預金保護や銀行資産検査などの金融関連制度	24
2.4	先行研究のまとめと本論文の位置づけ	25
2.5	本論文を構成する 3 つの分析に関する先行研究	26
2.5.1	銀行システムの機能不全に関する先行研究	26
2.5.2	銀行資産の急激な劣化に関する先行研究	30
2.5.3	市場センチメントの悪化に関する先行研究	33

第3章 ノンパラメトリック手法による変数選択と推定モデル構築.....	37
3.1 はじめに .....	37
3.2 分析に用いるデータと手法.....	38
3.2.1 ダミー・データ .....	38
3.2.2 変数選択手法.....	38
3.2.3 推定モデルの構築手法 .....	41
3.2.4 因果関係の特定手法.....	43
3.3 分析結果 .....	46
3.3.1 変数選択の結果.....	46
3.3.2 推定モデル構築の結果 .....	47
3.3.3 因果関係の特定の結果 .....	48
3.4 おわりに .....	49
第4章 銀行システムの機能不全に関する要因抽出.....	51
4.1 はじめに .....	51
4.2 分析に用いるデータと手法.....	53
4.2.1 はじめに.....	53
4.2.2 分析に用いるデータ .....	53
4.2.3 統計的手法による変数選択 .....	56
4.2.4 ノンパラメトリック手法による変数選択.....	57
4.2.5 統計的手法とノンパラメトリック手法の比較.....	58
4.3 統計的手法による分析結果.....	58
4.3.1 変数選択の結果.....	58
4.3.2 選択された変数の解釈 .....	60
4.4 ノンパラメトリック手法による分析結果 .....	61
4.4.1 変数選択の結果.....	61
4.4.2 選択された変数の解釈 .....	63

4.5	統計的手法とノンパラメトリック手法の比較 .....	64
4.6	モデルへの外挿.....	66
4.6.1	統計的手法によるモデルへの外挿 .....	66
4.6.2	ノンパラメトリック手法によるモデルへの外挿 .....	67
4.7	結果の考察.....	70
4.8	おわりに .....	71
第5章	銀行資産劣化に関する要因抽出 .....	74
5.1	はじめに .....	74
5.2	分析に用いるデータと手法.....	77
5.2.1	はじめに.....	77
5.2.2	分析に用いるデータ .....	78
5.2.3	重回帰分析による変数選択手法 .....	81
5.2.4	CARTによる変数選択手法.....	82
5.2.5	推定モデルの構築と評価.....	82
5.2.6	説明変数の因果関係の特定 .....	82
5.3	訓練データによる分析結果.....	83
5.3.1	変数選択の結果.....	83
5.3.2	推定モデル構築の結果 .....	85
5.4	テスト・データによる分析結果.....	87
5.5	変数の因果関係と解釈.....	87
5.5.1	ステップワイズ法で選択された変数.....	87
5.5.2	CARTで選択された変数（訓練データ） .....	88
5.5.3	CARTで選択された変数（テストデータ） .....	90
5.6	結果の考察.....	91
5.7	おわりに .....	92
第6章	市場センチメントの悪化に関する要因抽出.....	94

6.1	はじめに .....	94
6.2	分析に用いるデータ .....	96
6.2.1	説明変数.....	96
6.2.2	目的変数.....	98
6.3	分析手法 .....	99
6.3.1	ロジスティック回帰分析による判別分析.....	100
6.3.2	SVM による判別分析.....	100
6.3.3	J48 による判別分析 .....	101
6.3.4	ランダムフォレストによる判別分析.....	101
6.4	それぞれの分析手法による判別精度の比較.....	102
6.5	銀行株価の変動要因の抽出.....	103
6.5.1	マハラノビスの距離による変数選択.....	104
6.5.2	ランダムフォレストによる変数選択.....	105
6.6	抽出された先行指標の解釈.....	107
6.7	おわりに .....	110
第7章	結論 .....	112
7.1	本論文のまとめ.....	112
7.2	今後の取り組み.....	118
参考文献	.....	121

## 目次

図 2-1	通貨危機が発生するタイミング .....	12
図 2-2	情報の非対称性と資金市場 .....	21
図 3-1	変数と因果関係の例 .....	43
図 3-2	ダミー・データの変数の因果関係 (CART により変数選択) ...	49
図 4-1	CART による変数選択の結果 .....	63
図 4-2	CART を使った 2011 年の分類 .....	69
図 5-1	分析手法 .....	78
図 5-2	訓練データをもとにした CART による変数選択 .....	84
図 5-3	訓練データの変数の因果関係 (CART により変数選択) .....	85
図 5-4	テスト・データの変数の因果関係 (CART により変数選択) ...	91
図 6-1	銀行株価相対パフォーマンスの推移 .....	99
図 6-2	ランダムフォレストによる変数選択 .....	106
図 6-3	選択された変数による分類木 .....	109

## 表目次

表 3-2	現象の発生確率の例.....	44
表 3-3	ダミー・データと選択された変数.....	46
表 3-4	推定モデルの精度比較.....	48
表 4-1	分析の対象となる金融危機.....	54
表 4-2	分析で使用された説明変数.....	55
表 4-3	t 検定による平均の差の有意性.....	59
表 4-4	ロジスティック回帰モデルのパラメーター.....	60
表 4-5	t 検定による平均の差の有意性（欠損値削除後）.....	62
表 4-6	金融危機の発生確率の比較.....	65
表 4-7	誤判別率の比較.....	65
表 4-8	2011 年に金融危機が発生する確率（統計的手法モデル）.....	67
表 4-9	2011 年に金融危機が発生する確率（ノンパラメトリックモデル） .....	68
表 5-1	わが国銀行の 1998 年度から 2009 年度までの実績.....	75
表 5-2	使用する変数（代表的な財務指標）.....	79
表 5-3	使用する変数（経営の本質を表すもの）.....	80
表 5-4	ステップワイズ法で選択された変数.....	83
表 5-5	推定モデルの精度比較.....	86
表 5-6	CART で選択された変数.....	89
表 6-1	銀行株価の先行指標の候補.....	97
表 6-2	分析手法ごとの判別精度の比較.....	103
表 6-3	マハラノビスの距離による変数選択.....	104
表 6-4	ロジスティック回帰分析による判別制度の比較.....	105
表 6-5	ランダムフォレストによる判別制度の比較.....	106
表 6-6	J48 による判別制度の比較.....	109

# 第1章 序論

金融危機の発生により、これまでに世界各国で多大な経済的損失が生じた。このため金融危機の予知および防止は重要な研究テーマとなっている。これまでも多くの研究者が金融危機の発生に関する研究を行い、多種多様な金融危機の要因を示しているが、金融危機の発生に対して非連続的な関係にある閾値をノンパラメトリック手法により抽出し、それらがどのように金融危機に結びついているかを示すには至っていない。よって本論文は、ノンパラメトリック手法を用いて金融危機の要因を抽出し、それらがどのように金融危機に結びついているかを解明することを目的とする。

## 1.1 本論文の意義

金融危機の発生により、これまでに世界各国で多大な経済的損失が生じた。このため金融危機の予知および防止は重要な研究テーマとなっている。これまでも多くの研究者が金融危機の発生に関する研究を行い、研究ごとに多種多様な要因が示されているが、金融危機の要因を定量的な手法で抽出し、金融危機の発生に関する閾値を明示的な数値で示すには至っていない。また先行研究のなかには、分析手法として、分布を仮定した統計的手法を用いるものはあるが、金融危機の要因となりうる経済金融事象の中には、分布に従わないもの、また金融危機の発生に対して非連続的な関係にあるものも多い。よって分布に前提を置かず、非連続的な関係についても分析精度の高いノンパラメトリック手法を用いて、金融危機の発生に関する閾値を特定する試みは、金融危機を未然に防ぐことだけでなく、金融危機の発生に対して過度な慎重姿勢をとることにより潜在的な成長機会を犠牲にすることを回避できることにおいて、大きな意義があると言える。

金融危機は、それが発生した地域の資産価値を大きく棄損させる。我が国の1990年代初頭のバブル崩壊では、バブル崩壊直前の1989年末には590兆円あった東証一部株式時価総額が、2002年末には240兆円まで下落した。またバブ



ル期には2,450兆円あった我が国の不動産資産の時価総額は、2002年には1,250兆円まで下落した。アメリカのリーマンショックでも、2007年末は15.5兆ドルあったニューヨーク証券取引所の株式時価総額が、2008年末には9.0兆円まで下落した。

金融危機による損失は、資産価値の下落にとどまらず、それをきっかけとした連鎖的な信用収縮により実体経済の急激な悪化を引き起こし、人々の生活にも多大な影響を及ぼす。我が国の1990年代初頭のバブル崩壊では、実体経済や人々の生活における悪影響は、法人向け貸出金の減少（1996年末の410兆円から2005年6月末の260兆円に減少）や労働者一人当たり賃金の減少（1993年の540万円から2011年の460万円に減少）などに顕著に表れた。

またアメリカのリーマンショックでは、実体経済や人々の生活における悪影響は、住宅ローンの減少（2007年末の2.6兆ドルから2010年末の1.9兆ドルに減少）や失業率の悪化（2007年末の5.6%から2008年末の8.4%に悪化）などに顕著に表れた。

このように金融危機は、金融市場や資産価格だけでなく、人々の生活にも多大な影響を及ぼすため、金融危機を事前に回避することは非常に重要であるが、金融危機の発生に対して過度な慎重姿勢をとることにより潜在的な成長機会を犠牲にすることも、2008年以降の我が国のデフレの長期化にみられるよう、人々の生活は困窮する。よって金融危機の発生に関する閾値を抽出し、それらがどのように金融危機に結びついているかを示すことは、大きな意義があると言える。

このように、金融危機の要因解明は社会的に大きな意義があるため、マクロ経済、金融制度・規制、市場の発展、人々の心理・社会の文化など様々な角度から先行研究が行われている。先駆的な研究である Kindleberger (1978)は、急激な経済成長、銀行の熱狂的な貸出競争、資産価格の高騰、行き過ぎた信用膨張に対する市場参加者の警戒感の急拡大、銀行の貸出態度急激な悪化、銀行貸出の質の悪化、資産価格の崩壊、などを金融危機の発生過程として示した。また、それぞれの過程に関しても、現在までに多くの研究者が詳細な研究を行った。

しかしこれまでの研究では、伝統的な経済理論に基づく定性的な判断により金融危機の要因となる指標を特定するものが多く、定量的な手法を用いて数多

くの経済金融指標の中から金融危機の要因を抽出するものは少ない。また金融危機が発生したときに金融危機の要因となる指標が事後的にどのような水準になっていたかを示す先行研究は多いが、それらの指標がどのような水準になったら金融危機が発生するかを事前的に示すものは少ない。このため金融危機の要因となる指標が悪化しても、それにより金融危機が発生する可能性がどの程度まで高まっているのか、また金融危機が発生するまでにあとどの程度の余地があるのかなどを定量的に判断することができない。よって多くの先行研究がおこなわれているにもかかわらず、現実社会では金融危機の発生を予知することが困難となっている。

金融危機の要因となる経済金融指標を定量的な手法により特定し、さらにその指標を用いて金融危機の発生に関する閾値を算出できれば、金融危機を未然に防ぐことに加えて、事前に過度な慎重姿勢をとることにより潜在的な成長余地を犠牲にすることを回避できる。よって金融危機の先行指標を定量的な手法で特定すること、またその指標を用いて金融危機が発生する可能性を推定するモデルを構築することには大きな意義があると言える。

また金融危機を扱う先行研究では、経済金融指標の分布に関してある一定の前提を置き、また経済金融指標が金融危機の発生に対して連続的な関係であることを仮定することにより、伝統的な統計的手法を用いたものが多い。しかし金融危機の要因となる経済金融事象の中には、分布に従わないものも多い。また金融危機が発生する確率は、その要因となる指標がある一定の水準を超えると急激に高くなることがある。よって金融危機の要因抽出および金融危機の推定モデルを構築する際、分布に前提を置かず、非連続的な関係についても分析精度の高いノンパラメトリック手法を用いて、金融危機の発生に関する閾値を抽出し、それらがどのように金融危機に結びついているかを示すことは、大きな意義があると言える。

## 1.2 本論文の目的

本論文の第一の目的は、金融危機の要因となる指標を、伝統的な経済理論に基づく定性的な判断だけでなく、幅広い数多くの経済金融指標の中から定量的

な手法を用いて客観的に抽出することである。本論文では、先行研究において金融危機の重要な要因とされている、銀行システムの機能不全、銀行資産の急激な劣化、銀行に対する市場センチメントの急速な悪化、の3点から要因抽出の分析を行う。それぞれの分析において、先行研究で示された指標のほかに、幅広い経済金融指標の中から候補となりうるものをできるだけ多く用意し、その中から金融危機の発生に対して先行的に最も説明力が高いものを定量的に抽出し、それらを用いて金融危機の発生確率を算出する推定モデルを構築する。

また本論文の第二の目的は、金融危機の要因となる事象が、どのように金融危機に結びついているかを示すことである。本論文では、金融危機の要因抽出および推定モデルの構築の際に、伝統的な統計的手法に加えてノンパラメトリック手法を用いて、金融危機の発生に対して非連続的な関係にある経済金融事象も定量的に考察する。ノンパラメトリック手法は、その計算過程がブラックボックスとなっているため、選択された変数がどのように金融危機の発生に影響を与えているか解りづらいが、これを可視化することを本論文の目的とした。

この目的に対して、本論文は3つの異なる視点で研究を行った。以下では、それぞれの研究の目的を示した。

研究1：第2章で詳述するように、伝統的な金融危機モデルは、経済ファンダメンタルズの趨勢的な悪化懸念に注目したもの（第一世代モデル）、市場センチメントの悪化に注目したもの（第二世代モデル）、銀行システムの機能不全に注目したもの（第三世代モデル）、信用バブル崩壊の実体経済への波及に注目したもの（第四世代モデル）に分類される。1990年代以降に先進国を中心に発生した大規模な金融危機の多くが、銀行システムの機能不全が主なきっかけとなっているため、研究1では、銀行システムの機能不全とはどのような現象なのか、またそれを定量的に表現する代理変数はなにかを考察し、そのうえで銀行システムの機能不全が発生するトリガーを数多くの経済金融指標の中から抽出することを目的とした。銀行システムの機能不全が発生している基準として、(1) 銀行システムの不良債権比率が10%を超えること、(2) 銀行救済の費用がGDPの2%を超えること、(3) 銀行の大規模な国有化が生じること、(4) 預金取付けや預金封鎖が生じることとし、ある国でこれらの基準のうちいずれかに該当すれば、該当している期間を金融危機とみなした。また数多くのマクロ経済・金融指標を金融危機の要因の候補として用意し、金融危機の発生に対して先行的に最も説明力が高い要因を定量的に抽出し、金融危機の発生確率を算出する推定モデルを構築する。

研究 2: 第 2 章で詳述するように、銀行システムの機能不全を要因とする金融危機に関する先行研究は、(1) 貸出資産の急膨張と崩壊、(2) 信用割当の拡大、(3) 市場評価の悪化による銀行の貸出態度の急激な悪化、(4) 銀行資産の劣化による流動性危機、(5) 金融制度の自由化、(6) 銀行のオーナーシップ、(7) 預金保護や銀行資産検査などの金融関連制度など、主に 7 つに分類される。このうち特に重要とされているのが、銀行資産の劣化である。このため研究 2 では、信用コスト（銀行の不良債権処理に関わる費用）を銀行資産の劣化の代理変数とし、その変動要因を数多くの経済金融指標の中から抽出することを目的とした。銀行の経営分析に一般的に用いられている財務指標に加えて、銀行の営業地域の成長性および競争環境、銀行が借り手の審査に投入するリソース、少数の取引先への取引集中度、役員の実業に対するインセンティブなど、不良債権の発生に関連すると考えられる説明変数を数多く作成し、この中から各行の信用コストの変動に対して先行的に最も説明力が高い要因を定量的に抽出する。それらを用いて信用コストの水準を算出する推定モデルを構築する。

研究 3: 第 2 章で詳述するように、銀行システムの機能不全を要因とする金融危機に関する先行研究は、上述した 7 つの要因に分類できるが、このうち特に重要とされているのが、市場評価の悪化による貸出態度の急激な悪化（銀行パニック）に関するものでもある。金融危機の特徴である連鎖的な信用収縮は、株価のように人々の心理を表す指標が急速に悪化することがきっかけで始まることがある。特に信用創造の源である銀行の株価は重要であり、日本のバブル崩壊やアメリカのリーマンショックにおいても、銀行株価が大きく下落した時点が金融危機の発生した時点とみなされている。このため研究 3 では、銀行株価が何をトリガーとして変動するかについて、数多くの経済金融指標の中から探索することを目的とした。銀行株価の変動要因の候補として、日本銀行の調査などで銀行の業績や長期金利の要因とされた指標、または内閣府で景気に先行性および同時性があるとされた指標など、数多くの金融経済指標を作成した。これらの変数から銀行株価の変動に対して先行的に最も説明力が高い要因を定量的に抽出することを試みた。それらを用いて銀行株価の変動に影響を与える閾値を特定することも試みた。

以上のように、金融危機の要因抽出を本論文の大きな目的としているため、要因抽出の手法に関して先行研究を補足した。金融危機の要因となる経済金融事象の中には、分布に従わないものもある。また金融危機が発生する確率は、その要因となる指標がある一定の水準を超えると急激に高くなることがある。

よって変数選択や推定モデル構築において、伝統的な統計的手法のように、経済金融指標の分布に関してある一定の前提を置き、また経済金融指標が金融危機の発生に対して連続的な関係を仮定すると、現実に対応した分析結果が得られないことがある。よって分布に前提を置かず、非連続的な関係についても分析精度の高いノンパラメトリック手法を用いて、金融危機の先行指標を特定や推定モデルの構築を行った。

上述した 3 つの研究では、変数選択および推定モデルの構築に関して、統計的手法に基づいた線形重回帰分析、非線形判別分析、ロジスティック回帰分析などに加えて、ノンパラメトリック手法である分類木、ニューラル・ネットワーク、サポート・ベクター・マシン、ランダムフォレストなどを適宜用いる分析を試みた。またノンパラメトリック手法は、その計算過程がブラックボックスとなっているため、選択された変数がどのように金融危機の発生に影響を与えているか解りづらい。このようにノンパラメトリック手法による分析では、変数間の関係を可視化することが大きな課題となっている。本論文では、ノンパラメトリック手法により選択された変数が、どのような形で金融危機に影響を与えているか示すために、分類木やベイジアン・ネットワークを用いて、変数間のルールや因果関係を示した。

### 1.3 本論文の概要

本論文は 6 章から構成される。

第 2 章では、金融危機の要因を、先行研究に基づいて分類する。伝統的な金融危機の発生メカニズムは、経済ファンダメンタルズの趨勢的な悪化懸念に注目したもの（第一世代モデル）、市場センチメントの悪化に注目したもの（第二世代モデル）、銀行システムの機能不全に注目したもの（第三世代モデル）、信用バブル崩壊の実体経済への波及に注目したもの（第四世代モデル）に分類される。このうち 1990 年代以降に先進国を中心に発生した大規模な金融危機の多くが、第三世代モデルである、銀行システムの機能不全が主なきっかけとなっている。

銀行システムの機能不全を要因とする金融危機に関しては、(1) 貸出資産の

急膨張と崩壊、(2) 信用割当の拡大、(3) 市場評価の悪化による銀行の貸出態度の急激な悪化、(4) 銀行資産の劣化による流動性危機、(5) 金融制度の自由化、(6) 銀行のオーナーシップ、(7) 預金保護や銀行資産検査などの金融関連制度、などの観点から先行研究がおこなわれている。

また第2章では、第4章以下の3つの分析に関する先行研究レビューも示す。

第3章では、変数選択と金融危機の推定モデル構築それぞれで、どのような手法を用いると最も高い精度が得られるかを、非線形関係にあるダミー・データを用いて検証し、またノンパラメトリック手法で選択された変数間の因果関係を、ベイジアン・ネットワークを用いて可視化する。

第4章には、1980年から2007年までの経済金融データを用いて、銀行システムの機能不全が発生するトリガーを数多くの経済金融指標の中から抽出し、金融危機の発生確率を算出する推定モデルを構築する研究を記載する。銀行システムの機能不全が発生している基準として、(1) 銀行システムの不良債権比率が10%を超えること、(2) 銀行救済の費用がGDPの2%を超えること、(3) 銀行の大規模な国有化が生じること、(4) 預金取付けや預金封鎖が生じることなどを用い、ある国でこれらの基準のうちいずれかに該当する期間を金融危機とみなす。金融危機の要因の候補となるマクロ経済・金融指標として、金利、経済成長、インフレ率、GDP支出項目の変化、国際収支項目から、金融危機の要因になり得る42種類の変数を作成する。それぞれの変数に関して、金融危機が発生した時のものと発生しなかったときのものを定量的に比較し、両者間で最も大きく水準が異なるものを、金融危機の要因として選択する。金融危機の発生に対する先行性を重視するために、変数の比較は金融危機が発生する1年前から3年前のものでおこなった。要因を選択する手法は、伝統的な統計的手法としてロジスティック回帰分析を、またノンパラメトリック手法としてCARTを用いる。またCARTで選択された要因の因果関係を可視化するため、ベイジアン・ネットワークを用いる。

このようにして選択された指標を用いて、将来の金融危機発生確率を算出するモデルを構築する。さらにこれらのモデルに近年のデータを外挿し、各国で2011年に金融危機が発生する確率を算出する。

第5章には、1999年度と2009年度の邦銀の財務・経営データを用いて、不良債権の変動要因を数多くの経済金融指標の中から抽出する研究を記載する。

目的変数としては、邦銀各行の信用コスト比率（信用コストを貸出金で割ったもの）を使用し、これに対して先行的に最も説明力が高い変数を、数多くの財務・経営データから抽出する。候補となる財務・経営データは、銀行の経営分析に一般的に用いられている財務指標 55 種類に加えて、上述のような銀行の本質を表すもの 44 種類を含めて、合計 99 種類の変数を作成する。変数を抽出する手法は、伝統的な統計的手法として線形重回帰分析を、またノンパラメトリック手法として CART を用いる。またそれぞれの手法で選択された変数を用いて、信用コストの推定モデルを構築する。これに関しても、線形重回帰分析に加えて、ノンパラメトリック手法であるニューラル・ネットワーク、およびサポート・ベクター・マシンを用いる。また 3 章と同様に、CART で選択された変数の因果関係を可視化するため、ベイジアン・ネットワークによる分析も行う。

第 6 章には、1991 年度から 2011 年度までの銀行株価および経済金融データを用いて、銀行株価が何をトリガーとして変動するかについて、数多くの経済金融指標の中から探索する研究を記載する。銀行株価の長期パフォーマンスを目的変数とし、その決定要因の候補として、長期金利や為替レートといった市場関連指標、日本銀行の調査などで銀行の業績や長期金利の要因とされた指標、または内閣府で景気に先行性および同時性があるとされた指標など、合計 94 種類の金融経済指標を作成する。これらの変数を用いて、銀行株価の長期パフォーマンスを判別する推定モデルを構築し、さらにこれらの変数から銀行株価の変動に対して先行的に最も説明力が高い要因を定量的に抽出する。推定モデル構築の手法は、伝統的な統計的手法としてロジスティック回帰分析を、またノンパラメトリック手法としてサポート・ベクター・マシン、分類木の一つである J48、ランダムフォレストを用いる。また要因を抽出する手法は、伝統的な統計的手法としてマハラノビスの距離による非線形判別分析を、またノンパラメトリック手法としてランダムフォレストを用いる。またランダムフォレストで選択された要因は、目的変数に対する関係が見えないため、J48 により変数間のルールを示す分析も行う。

第 7 章では、各章ので得られた結果と実務への示唆、そして本論文の作成により明らかになった今後の研究課題について述べる。

## 第2章 金融危機に関する先行研究

本章では、まず金融危機の主な要因を、先行研究に基づいて第一世代から第四世代に分類・整理する。1990年代以降に先進国を中心に発生した大規模な金融危機の多くが、銀行システムの機能不全が主なきっかけとなっているが、銀行システムの機能不全はさらに、「銀行資産の劣化（不良債権の増加）による流動性危機」と「市場評価の悪化による銀行の貸出態度の急激な悪化」が主な要因となっている。よって本論文では、金融危機の要因抽出に関する分析を、①銀行システムの機能不全、②銀行資産の急激な劣化、③銀行に対する市場センチメントの急速な悪化、の3つの観点から行うが、本章ではそれぞれの分析に関連する先行研究も示す。

### 2.1 はじめに

金融危機が発生する主な要因を、先行研究に基づいて分類した。

まず金融危機の分類に関する代表的な先行研究である Sachs (1997)によると、金融危機は「財政危機」、「通貨危機」、「銀行危機」に分類できる。「財政危機」とは、政府が対外債務のロールオーバーや新規の対外ファイナンスを行う能力を短期間で喪失し、債務繰り延べまたは債務不履行を余儀なくされることである。「通貨危機」とは、市場参加者が自国通貨建資産から外貨建資産へ突然に需要をシフトすることにより、自国中央銀行の外貨準備が枯渇するような状況である。「銀行危機」は、商業銀行が債務をロールオーバーできないか、突然の預金引出しに直面し流動性不足や支払不能の状態に陥ることである。「銀行危機」には、大規模な銀行部門の国有化や資本注入、あるいは合併による再編なども含まれる。近年では複数の危機が同時に生起する「双子の危機」または「複合危機」が増えている。ここでは「金融危機」を「複合危機」の意味として用いる。

また竹田 (2005) によると、代表的な金融危機モデルは、経済ファンダメンタルズの趨勢的な悪化懸念に注目したもの（第一世代モデル）、市場センチメン



トの悪化に注目したもの（第二世代モデル）、銀行システムの機能不全に注目したもの（第三世代モデル）、信用バブル崩壊の実体経済への波及に注目したもの（第四世代モデル）に分類される。この分類は、その他の先行研究でも多く使われているため、本論文では 2.1 で詳述する。

1990 年代以降に先進国を中心に発生した大規模な金融危機の多くが、銀行システムの機能不全が主なきっかけとなっているため、銀行システムの機能不全を要因とする金融危機に関する先行研究を 2.3 で詳述する。銀行システムの機能不全を要因とする金融危機に関する先行研究は、以下のように分類できる。

- (1) 貸出資産の急膨張と崩壊
- (2) 信用割当の拡大
- (3) 市場評価の悪化による銀行の貸出態度の急激な悪化
- (4) 銀行資産の劣化による流動性危機
- (5) 金融制度の自由化
- (6) 銀行のオーナーシップ
- (7) 預金保護や銀行資産検査などの金融関連制度

このうち「銀行資産の劣化（不良債権の増加）による流動性危機」と「市場評価の悪化による銀行の貸出態度の急激な悪化」が特に重要とされているため、本論文では、金融危機の要因抽出に関する分析を、①銀行システムの機能不全、②銀行資産の急激な劣化、③銀行に対する市場センチメントの急速な悪化、の 3 つの観点から行うが、本章ではそれぞれの分析に関連する先行研究も示す。

## 2.2 金融危機の発生メカニズム

伝統的な金融危機モデルは以下四つの世代に分類される。これらの理論モデルは、実際に発生した金融危機を大別するものであるが、金融危機のある特定の側面を説明するものであり、現実には同時に複数の世代に属する複合型の金

融危機が多い。

## 2.2.1 第一世代モデル

第一世代モデルは、1970年代後半に南米で発生した債務危機をもとに発展したものであり、Krugman (1979)、Flood and Garber (1984)などがこの世代に分類される。

第一世代モデルでは、経済ファンダメンタルズの趨勢的な悪化懸念から外貨準備の枯渇リスクが拡大し、通貨価値が大きく下落するケースを対象としている。例えば固定為替相場制を採用している国で、長期にわたり貿易赤字が継続した場合、その国の通貨当局は自国通貨買い・外貨売りを続けた結果として外貨準備が減少する。同様に固定為替相場制を採用している国で、財政赤字を継続的に中央銀行が紙幣発行によりファイナンスを行うと、自国通貨が減価することを投機家が予見するので、自国通貨に対して売り圧力が生じる。この売り圧力を通貨当局が自国通貨買い・外貨売り介入で吸収して固定為替相場制度を維持することにより、外貨準備が枯渇する可能性が高まる。さらに外貨準備が枯渇するとの見通しが拡大すると、固定相場制度を維持できなくなり、その国の通貨がさらに減価すると期待が発生し、外国投資家は為替差損を回避するために、急速に資本を引き上げる（資本逃避）。この悪循環により通貨危機が発生する。

また第一世代モデルでは、通貨危機がどの時点で発生するかについても分析している。第一世代モデルによると、通貨価値が趨勢的に低下していくとき、通貨当局の介入なしに市場原理によって決まる為替相場（シャドー変動為替相場、図 2-1 の  $f(t)$ ）と、固定相場（図 2-1 の  $f$ ）が一致する  $t^*$  時点（ $f(t^*) - f = 0$ ）が、投機家にとっての最適な投機攻撃の時点となる。例えば投機家 A がこれより後（ $t_1$ ）に投機を行おうとした場合、 $f(t_1) - f$  の利益が期待できるが、投機家 B が抜けがけして少しだけ先（例えば、 $t_2$ ）に投機攻撃をしかけて固定為替相場制度を崩壊させてしまえば、投機家 B だけが利益（ $f(t_2) - f$ ）を得て、投機家 A は利益を得る機会が無い。このことを知っている投機家 C は  $t_2$  よりも少しだけ先に投機攻撃をしかける。つまり  $f(t) - f$  が正である限り、他の投機家よりも先に投機攻撃をしかけることが投機家全員にとって合理的となり、結果として  $t^*$  が

投機家にとっての最適な投機攻撃の時点となる。

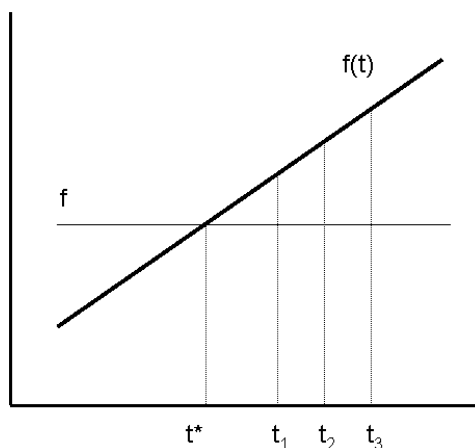


図 2-1 通貨危機が発生するタイミング

## 2.2.2 第二世代モデル

第二世代モデルは、1992年に欧州で発生したERM危機をもとに発展したものであり、Obstfeld (1994)などがこの世代に分類される。

第一世代モデルは、経済ファンダメンタルズの趨勢的な悪化が通貨危機の要因というものであったが、第二世代モデルは、経済ファンダメンタルズの悪化がなくても通貨危機が起こりえるというものであり、ゲーム理論に基づいて金融危機が発生する条件を分析したものである。

例えば輸出に支えられ経済成長が著しい国では株価が上昇するため外国から資金流入が起きる。その結果通貨は増価するが、それにより国際競争力は低下するため、その国の通貨当局は自国通貨売り・外貨買いを実施する。不胎化しなければマネタリーベースを増加させることになり、インフレやバブルを引き起こす。バブルを防ぐためには金利を引上げなければいけないが、金利を引上げると外国からの資本をさらに呼び込み、さらにインフレ圧力を与える。このようにして作られたバブルはいつか崩壊して、株価や地価の突然の暴落を伴っ

た金融危機に陥る。経済ファンダメンタルズが過熱した状態では、市場センチメントの変化により金融危機が発生することがある。以下ではこの状況を初歩的なゲーム理論を用いて示す。

ある国に対しての投機攻撃に関して投機家の取りうる手は、以下の 3 つの選択肢に分類できる。

- ①投機攻撃を行って、その投機攻撃が成功する（通貨危機が発生する）パターン。この場合、投機家は正の利潤を得る。
- ②投機攻撃を行うが、その投機攻撃が失敗する（通貨危機が発生しない）パターン。この場合、投機家は損失をこうむる。
- ③投機攻撃を行わないパターン。この場合、投機家の利得はゼロである。投機家は投機攻撃から得られる期待利得がゼロ以上だと判断すれば投機攻撃を行い、ゼロ未満だと判断すれば投機攻撃を行わない。

一方である国の固定為替相場制度に関して政府の取りうる手は、放棄と維持の 2 つの選択肢である。固定為替相場制度を放棄する場合、その国の信頼性が損なわれ、市場との対話に支障をきたす可能性があるため、固定的な費用が伴うと考えられる。また固定為替相場制度を維持する場合、その国のファンダメンタルズに基づいて変動的な費用が伴うと考えられる。つまりファンダメンタルズが悪化すると、投機攻撃のレベル（投機家による自国通貨の空売り額の大さき）が拡大すると考えられ、政府は投機攻撃を避けるために国内利子率を引上げなければならない。これが国内景気への悪影響が増加することになる。ファンダメンタルズが改善すると、国内景気への悪影響は軽減される。政府は小さな費用ですむ選択肢を選択する。

このような投機家と政府の行動を前提としたとき、3 つの均衡が考えられる。それぞれの均衡について、外貨準備保有する政府と、自国通貨を保有する投機家からなる非協力的ゲームを用いて例を示した（投機家はそれぞれ 10 単位の自国通貨を保有する、政府が固定相場制度を放棄すると自国通貨は 50%減価する、また投機家が投機を行うと 1 単位の取引コストが発生すると仮定する）。

①ファンダメンタルズが悪い領域では、投機攻撃がなくても、固定為替相場制度が崩壊して通貨危機が発生することがある。例えば失業率が非常に高い場合、政府は国内利子率を低めに誘導し、結果として固定為替相場制度維持のた

めに必要な利子率の水準を下回ったとする。この場合、固定為替相場制度維持のために必要な費用（失業問題が深刻化する費用）は、固定為替相場制度を放棄することの費用を上回る。よって投機攻撃が全くなくても、固定為替相場制度を放棄することが政府にとって最適となる。これを予見した投機家は、投機攻撃を開始し、政府による固定為替相場制度の放棄を促進する。

例えば政府が保有している外貨準備が 10 単位するとき、いずれかの投機家が手許の国内通貨 10 単位をすべて売れば、固定為替相場は維持できなくなり、自国通貨は 50%減価する。よって投機家は取引コストを控除しても  $4 (10/2-1)$  の利益を得る。両方の投機家が同時に国内通貨を売れば、それぞれの投機家は外貨準備を 5 単位ずつ取得でき、それぞれの利益は  $1.5 (5/2-1)$  となる。よって通貨危機が発生することが唯一のナッシュ均衡となる。

②ファンダメンタルズが良好な領域では、投機家全員が投機攻撃を行っても、政府が固定為替相場制度を防衛でき、通貨危機が発生しないことがある。例えば国内利子率を引き上げても失業が深刻な問題とならないとする。この場合、仮に投機家全員が投機攻撃をしかけても、政府にとって国内利子率を引き上げて固定為替相場制度を維持する費用（失業問題が深刻化する費用）は、固定為替相場制度を放棄する費用を下回る。よって投機家全員が投機攻撃をしかけても、固定為替相場制度を維持することが政府にとって最適となる。これを予見した投機家は、投機攻撃を控え、通貨危機は発生しない。

例えば政府が保有している外貨準備が 30 単位するとき、両方の投機家が手許の国内通貨 10 単位ずつをすべて売っても、政府の外貨準備は 10 単位残るため、固定為替相場は維持できる。よって投機家は投機攻撃を行えば、ほかの投機家がどのような行動をとろうが、取引コスト 1 単位を失う。しかし投機をしないと、投機家の利益はゼロである。よって通貨危機が発生しないことが唯一のナッシュ均衡となる。

③ファンダメンタルズの中間的領域では、通貨危機が生じる均衡と、生じない均衡の両方がある。

国内利子率をある一定程度以上引き上げると失業が深刻な問題となる場合、あるレベルまでの投機攻撃については、固定為替相場制度を維持することが政府にとって最適になり、それ以上のレベルの投機攻撃については、放棄することが最適になる。これを予見した投機家が投機攻撃をするかどうかは、他の投

機家の行動に依存する。つまりファンダメンタルズが中間的領域にある場合には、投機家の予想によって通貨危機が発生するかどうか（どちらの均衡が選ばれるか）が自己実現的に決まる。ファンダメンタルズが中間的領域にある場合に発生する通貨危機は、自己実現的通貨危機（self-fulfilling currency crisis）と呼ばれる。

例えば政府が保有している外貨準備が 15 単位のと看、一方の投機家だけでは政府の外貨準備を枯渇させることができないが、両方の投機家が一斉に売るときにはそれが可能となり、それぞれの投機家の利益は  $6.5 (15/2-1)$  となる。つまり他の投機家が誰も投機攻撃に参加しないと予想すれば、自分の投機攻撃も成功しないことが予想されるので、投機家それぞれは投機攻撃を控える。このとき、固定為替相場制度を維持することが政府にとって最適になり、通貨危機が発生しないことが均衡となる。次に他の投機家全員が投機攻撃に参加すると予想すれば、自分の投機攻撃も成功することが予想されるので、投機家全員が投機攻撃に参加する。このとき、固定為替相場制度を放棄することが政府にとって最適になり、通貨危機が発生することが均衡となる。

### 2.2.3 第三世代モデル

第三世代モデルは、1997 年に東アジアで発生した金融危機をもとに発展したものであり、Burnside, Eichenbaum and Rebelo (2004)、Chang and Velasco (2000)、Schneider and Tornell (2004)、Céspedes, Chang and Velasco (2004) などがこの世代に分類される。

1997 年に発生した東アジア金融危機は、財政赤字やインフレなどの問題が小さく経済成長率の高い国で危機が発生したこと、また通貨危機が金融危機を伴って広がっていったことなどが特徴である。第三世代モデルは、「ファンダメンタルズの悪化がなくても、市場センチメントの悪化が自己実現的に危機を引き起こす」という第二世代モデルの考え方を引き継ぎ、その上で金融危機の要因として銀行システムの役割を主張するものである。第三世代モデルは、第一世代モデルを拡張した「金融ファンダメンタルズ仮説（モラルハザード仮説）」、第二世代モデルを拡張した「金融パニック仮説」、通貨危機と銀行危機が同時に発生することを説明した「双子の危機仮説」に分類される。

### 2.2.3.1 金融ファンダメンタルズ仮説（モラルハザード仮説）

経済ファンダメンタルズは良好であっても、金融システムの悪化に伴い金融機関の救済コストまたは資金配分機能の維持コストを政府が負担することにより、経済ファンダメンタルズも悪化し、その結果として金融危機に陥るエピソード。

マンデル＝フレミングモデルや伝統的な国際収支危機モデルなどいわゆる通貨危機の第一世代モデルは、銀行システムがモデルの中で中心的な役割をはたしていないため、金融危機における信用ブームとバブル崩壊を説明するためには適切ではない。よって銀行システムの役割を考慮するモデルとして金融ファンダメンタルズ仮説が構築された。これは不適切な政策（破綻銀行に対する救済保証）と不完全な市場（情報の非対称性あるいは債務不履行の可能性といったバランスシート効果を生じさせるような不完全性を抱えた金融市場）という2つの歪みのいずれかを基礎としている。

アジアのほとんどの国々では、預金など銀行の債務に対して暗黙的ないし明示的な政府保証が与えられていた。またこのような政府保証に対して支払う保険料が小さかった。よって財務が著しく悪い銀行でも政府と同様の信用力で資金調達が可能であった。このため財務の悪い銀行ほど負債調達サイドで利益を生むことができ、資産運用サイドで利益を上げる必要がなくなった。これにより銀行は高い貸出スプレッドや低いクレジットコストを追求するインセンティブに欠けた。銀行経営者にとって資産運用サイドにおける重要な戦略は、ボリューム追求となった。

またアジアのほとんどの国々では、銀行が不良債権の増大によって実質的に債務超過に陥っても、政府は同銀行を救済するために公的資金を注入する仕組みが備えられていた。このため株式・債券市場から、銀行経営者に対して、厳密な企業審査や貸出リスク管理を促すようなガバナンスが行われなかった。

この状況で銀行による貸出ボリューム競争が行われたため、信用膨張を通じて社会にリスクが拡大した。政府が金融システムを保護することにより、結果として社会的なリスクが拡大する、いわゆるモラルハザード問題が顕在化した。

銀行救済や借り手保護のために、また貸し渋りによる実体経済への悪影響を

回避するために税金が投入され、財政赤字の拡大に繋がった。つまり民間銀行の不良債権は実は政府の財政支出と同一視することができるようになった。このように、経済ファンダメンタルズは良好であっても、金融システムの悪化に伴い金融機関の救済コストまたは資金配分機能の維持コストを政府が負担することにより財政赤字が拡大し、通貨危機を生起させるというのが、第一世代モデルを拡張したモラルハザード仮説の主張である。

### 2.2.3.2 金融パニック仮説

第二世代モデルは、市場のセンチメントが自己実現的に外貨準備を枯渇させ、金融危機を発生させるものだった。第三モデルの金融パニック仮説は、市場のセンチメントが自己実現的にクレジットクランチのような金融パニックを発生させ、金融危機に陥ることを示したものである。

あることをきっかけに、投資の質、海外借入額または金融システムの安定性について懸念が増幅する。懸念が拡大するにつれて、居住者は金融機関の資産を保有しようとしなくなり、また海外債権者は債務者の借換えに応じようとしなくなった。その結果、外国債権者から借り入れていた企業や国内の金融機関は、流動性の欠如に陥った。金融資産及び不動産の価格が下落するや否や、債務者は手許資産をより多く売却（投売り）しようとし、それが更に資産価格を低落させるという悪循環をもたらせた。

政府保証の信認も類似の悪循環プロセスに従った。政府が金融部門と債権者を救済するために巨額の財政資金を投入しなければならないこと、そして十分な資金がないことが明らかになると、パニックが発生した。したがって、政府保証に対する信認が低下するにつれて、救済コストをさらに増大させ、財政資金をさらに枯渇させるようになった。

第二世代モデルは、市場のセンチメントが自己実現的に外貨準備を枯渇させたが、金融パニック仮説では、外貨準備の枯渇はその直前に国際金融市場の参加者の期待形成に突然の変化が発生したことによって起こるというものである。タイや韓国における通貨危機は外貨準備、すなわち国際流動性の不足によって市場参加者の期待形成が変化したものが発端となっているという主張である。



### 2.2.3.3 双子の危機仮説

1994年のメキシコ通貨危機と同様に、1997年の東アジア通貨危機においても通貨危機と銀行危機が同時に発生している。このため国際的な流動性危機を通じて、通貨危機と銀行危機が同時に発生する「双子の危機仮説」が登場した。

通貨危機と銀行危機の関連性に関しては、数多くの先行研究がある。第1は、銀行危機が通貨危機を引き起こすものである。これは預金取り付けなどにより銀行が債務支払不能に瀕したとき、中央銀行が銀行に対して信用供与を拡大し、結果として市場参加者がインフレと通貨切下げを期待することにより通貨危機に陥るケースである。第2は、通貨危機が銀行危機を引き起こすものである。このケースでは、外貨準備の突然の減少が、ノンバンクの外貨建て借入れの削減（資本流出）につながり、国内預金者にも取り付けが広がるケースである。また通貨切下げは外貨建て借入れを行っていた銀行に巨額の損失を生じさせ、銀行の貸し渋りにより不動産業者などに対する債権が不良化する悪循環を生じさせる。第3は、突然の資本流出が銀行危機と通貨危機を同時に生起させるというものである。これらの連鎖が作用するためには、(1) 国内金融機関が海外商業銀行から外貨建て短期の資金を調達していること、(2) 海外債権者が国内金融機関から資金を引き揚げるとき、国内債権者もあらそって資金を回収する傾向にあること、などが条件となる。

### 2.2.4 第四世代モデル

第四世代モデルは、1991年に日本で発生したバブル崩壊および1997年に東アジアで発生した金融危機をもとに発展したものであり、Aghion、Bacchetta and Banerjee (1999)、Aghion、Banerjee and Piketty (1999)、Krugman (1999)などがこの世代に分類される。

第三世代モデルでは、金融危機における銀行システムの役割を重視しているが、信用バブル崩壊の実体経済への波及に関して分析していない。第四世代モデルでは、金融危機における銀行システムの役割に加えて、非貿易財セクターの役割を考慮し、金融危機がGDPの大幅な低下に繋がるメカニズムを説明するものである。

一般的には自国通貨が急激に減価すると、自国財の国際競争力は上昇し、貿易収支の改善により GDP が拡大することが予想される。しかし東アジアの金融危機では、自国通貨の暴落と実体経済の収縮が併存して発生した。第四世代モデルでは、このように通貨危機が実体経済の悪化をともなう、スパイラル的に拡大する経路を示している。

第四世代モデルでは、自国通貨の下落が実体経済の悪化につながる可能性として、以下のような経路を考慮している。

- ①外貨流出を避けるための金利上昇が国内で企業設備投資の削減をもたらした。
- ②海外資金に依存していた企業の運転資金が急激な外貨流出で枯渇した。
- ③自国通貨の下落により海外債務が大きい企業の企業価値が毀損し、金融機関からの借入余力が縮小した。
- ④金融機関にとって借り手企業の企業価値が既存することにより不良債権が増加し、これにより貸出余力が縮小した。
- ⑤通貨ミスマッチのポジションが大きい金融機関は、自国通貨の下落により資本基盤を既存し、貸出余力が縮小した。

特に③と④は、金融機関にとって借り手の企業価値が既存し、それが金融機関の貸出余力を縮小し、それがさらに借り手の企業価値を既存させるといった悪循環となり、実体経済へ波及する。

特に政府による明示的な銀行保護制度が存在するもとの信用ブームが発生すると、銀行は貸出先の審査・モニタリングに対するインセンティブが小さくなるため、建設業、ホテル業、ゴルフ場などの非貿易財セクターに対して与信を急速に拡大する。この状況で対外的ショックもしくは市場センチメントの変化により、借り手の企業価値が縮小を始めると、借り手企業と銀行の価値がスパイラル的に既存する。このように金融システムと実体経済の連鎖を説明したものが第四世代モデルである。

## 2.3 銀行を要因とした金融危機に関する先行研究

1990年代以降に先進国を中心に発生した大規模な金融危機の多くが、銀行システムの機能不全が主なきっかけとなっているため、以下で銀行システムの機能不全を要因とする金融危機に関する先行研究を分類する。

### 2.3.1 貸出資産の急膨張と崩壊

Dell'Ariccia et al. (2008)は、米国のサブプライム危機は、古典的な貸出金の膨張と崩壊サイクルに、あらゆる点で従っていることを指摘した。第1に、サブプライム住宅ローン市場で大規模な膨張が起こった。米国の住宅市場は、1998年から2005年までの間に、定義によるが3倍から7倍まで拡大した。第2に、決定的な市場の崩壊が2007年に起こった。翌年には、サブプライム危機は、大規模な財政危機とグローバルな貸し渋りを伴い、他国の金融市場にまで溢れ出た。第3に、崩壊に先行する期間は、銀行の貸出態度の緩和、貸出資産のクオリティの劣化、超過リスクに対して価格の裏付けがない貸出の増加などの特徴があった。

Reinhart and Rogoff (2008)は、米国における2008年の金融危機に先行するマクロ指標と、先進工業国における戦後の18の金融危機を分析し、それらが著しく類似していることを発見した。特に、金融危機が発生する前に、不動産価格が著しく上昇する点が類似していると指摘した。また危機前の株価指数の動きや、GDPに対する経常収支の割合なども、危機を経験した国の中で明確な類似点があったと説明した。

### 2.3.2 信用割当の拡大

Stiglitz and Weiss (1981)は、情報の非対称性にとまなう逆選択及び信用割当の問題を指摘し、金利が適切な資源配分機能を果たさなくなることが金融危機

につながることを示した。貸出金利を高くすると、債務不履行になる可能性の少ない借手、すなわちあまり多くを借り入れる必要のない企業は銀行貸出しに応募せず、ハイリスクの借手のみが応募してくる可能性がある（逆インセンティブ効果）。銀行の審査スキルが低く、借手の債務返済能力を評価できない場合、ハイリスクの借手にのみ貸出すことになる（情報の非対称性にとまなう逆選択）。これによる貸倒れ費用の増加を回避するため、銀行は一定のリスクを越えた借手への貸出しを拒否することがある。これにより、成長性があり高い金利を支払う意思がある借手でさえも、借入れができないことがある（信用割当）。

図 2-2 は、この状況を需給曲線で示したものである。市場に満たされない需要があったとしても、銀行は金利を引き上げてまで貸出しを行わないため、供給曲線が右下がりとなる。場合によっては需要曲線と交点を持たなくなる可能性がある。この場合、資金の需給が均衡せず、借手が必要と思う資金を調達できない状態が生じ、信用割当が発生することとなる。

このような信用割当の拡大、いわゆる銀行による急激な貸出態度の引き締めにより、投資や経済活動が縮小し、金融危機に陥る可能性がある。

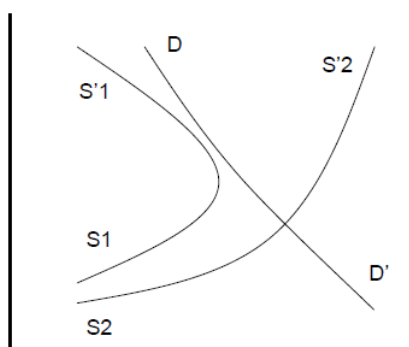


図 2-2 情報の非対称性と資金市場

信用割当が急激に拡大するきっかけとして、主要金融機関や大企業の破綻、景気後退、政治的不安定性、あるいは不動産・株式市場の暴落などによる、金融市場の不確実性の増大が挙げられる。金融市場の不確実性が拡大すると、銀行が良質な借手と粗悪のそれを選別することがより困難になる。不確実性の増

大は情報の非対称性を拡大し、逆選抜をさらに悪化させる。その結果として信用割当が急激に拡大する可能性が高くなる。

### 2.3.3 市場評価の悪化による貸出態度の急激な悪化

不確実性を増大させる要因のうち、不動産・株式市場の暴落は、特に大きな問題となる。

情報の非対称性に起因する信用割当の問題を解決する一つの方法は、貸出に担保を設定することである。借手の純資産も担保と同様の役割を果たす。しかし Bernanke and Gertler (1989)が指摘しているように、不動産・株式市場が暴落すると、担保価値や借手の純資産価値が毀損し、逆選抜に対する銀行の懸念が大きくなる。

また株価下落により企業の純資産価値が低下すると、純資産価値を回復しようと、企業はリスクがより高い投資を選好するため、逆インセンティブが大きくなる。

また利子率の上昇により不動産市場および株式市場が急激に下落した場合は、利子率の上昇により信用割当の問題も併発するため、金融危機に陥る可能性がさらに高くなる。

予期せざる自国通貨の切下げも、不動産・株式価値の下落を通じて、金融危機を誘発する。また外貨建てで資金調達を行い自国通貨で資産を保有している企業は、通貨の減価により純資産価値が毀損する。これにより信用割当の可能性が加速的に高まることがある。

### 2.3.4 銀行資産の劣化による流動性危機

銀行の資産が劣化すると、銀行に対する債権者（預金者や社債ホルダーなど）は、銀行への資金供給を引き上げることがある。銀行は資金返済のために、銀行の貸出先から資金を引き上げることにより、債務不履行が实体经济に広く連

鎖することを通じて、金融危機の直接的なトリガーとなる。このような流動性危機の主因は、預金者と銀行の間に存在する情報の非対称性である。銀行の支払能力に疑問が生じると、預金者は我先に預金を引出す。結果として銀行のバランスシートは急激に減少し、銀行を破産に至らせることがある。預金者と銀行の間に情報の非対称性があると、預金者は支払不能な銀行と同様に支払い可能な銀行からも、預金を我先に引出そうとする。このような取付けの連鎖により、金融危機に陥ることがある。

銀行パニックは、銀行のバランスシートが劣化しているときに発生する可能性が高い。バランスシートの劣化は、不十分な監督・規制構造、利子率の上昇、株価の暴落などにより誘発される。企業のバランスシートの悪化も、不良債権の増加を通じて、銀行のバランスシートの悪化につながる。新興国の銀行のなかには、外貨建ての資金調達をしているものがある。予期せざる自国通貨の減価は、外貨建てで資金調達を行い自国通貨で資産を保有している銀行のバランスシートを劣化させる。

### 2.3.5 金融制度の自由化

Demirguc-Kunt and Detragiache (1998)は、非危機国をコントロールとして含みたかったため、国ごとの固定効果を使わずにモデルを推定した。しかし今回は、国ごとのエラーをクラスタリングすることにより、誤差項が国ごとに関連していることを考慮した。しかしこれは、ルールの明確化、汚職の抑制、契約の強化などにより低減できる。預金保険制度の導入など自由化を行ったときは、ルールの明確化や監督の強化などにより、汚職やモラルハザードが起らないようにすることが重要であることを示した。

Hutchison and McDill (1999)は、1990年代における日本の金融危機が、それ以前に他国で発生した金融危機と著しく類似しており、金融危機の早期警戒システムで予測可能であったことを発表した。日本の金融恐慌の初期段階では、かつて危機に陥った他国に比較して、インフレ率、生産成長率、財政状態、貿易収支などは比較的強く、金融恐慌が発生する兆候を示していなかった。しかし、金融恐慌の力学や多変量確率モデルの観点では、急激な資産価格下落や悪性の不況など、他国で金融恐慌が発生したときと同様な兆候があった。また金

融の自由化と同時に明確な預金保険制度が拡大したことは、預金者および銀行経営者にモラルハザードを引き起こし、金融危機の発生に、特に重要な役割を果たしたと結論付けた。

### 2.3.6 銀行のオーナーシップ

銀行の所有者を、銀行システムの機能不全の要因と考える先行研究も存在する。特に政府など公的機関に所有されると、過度なリスクテイク行動が抑制される一方で、行員のリスク審査に関するノウハウが蓄積されず、リスク先を見抜く力が欠如し、結果としてリスクの高い資産を抱えることがあることが指摘されている。

Caprio and Martinez-Peria (2000)は、1980年代初めにおける米国の州による銀行の保有が、1980年から1987年の銀行危機に関連があることを示した。

### 2.3.7 預金保護や銀行資産検査などの金融関連制度

預金保険制度や銀行の資産検査制度も、銀行の機能不全に大きな影響を与えることが指摘されている。預金保険制度が充実していると、仮に銀行が大きなリスクをとることにより損失が発生しても、銀行の債権者は損失から保護されるために、銀行経営者に対する責任の追及が緩和される。これにより経営者はリスクテイクに対する慎重な姿勢を欠如してしまうというものである。

Demirguc-Kunt and Detragiache (1998)は、預金保護システムや当局による銀行資産検査などの金融制度の発達段階を、一人あたりGDPと法律・規制インデックスで代用し、金融制度が未発達だと危機の可能性が高いことを示した。

Mehrez and Kaufman (1999)は、金融自由化が起こった直後は、情報の透明性の低い国では高い国より危機が発生しやすいことを示した。

Kane (1989)は、預金保険制度は金融システムを安定させるが、個別銀行で見ると過度のリスクテイクを誘引することを示した。

Demirguc-Kunt and Detragiache (2002)は、金利が自由化され（過度のリスクテイクが可能）、金融制度の発達段階が低い（銀行による過度のリスクテイクをモニターおよび抑制することが難しい）国では、明示的な預金保険制度は金融危機の確率を増加させることを示した。

Cull et al. (2005)は、預金保険制度の導入が、民間貸出/GDP やマネーサプライ (M3)/GDP のような金融発達段階指数にどのような影響を与えるか調べた。制度が未発達な国では、預金保険制度は金融システムを脆弱にする。

Demirguc-Kunt and Huizinga (2004)は、寛大な預金保険制度が、銀行の預金金利や預金成長率に市場規律が働くことを制限していることを実証した。

Barth et al. (2004)は、当局の検査および監督の程度を測定するデータベースを構築し、当局の取り組みが金融危機へ与える影響を調査した。正確な情報開示、銀行による民間企業の審査、株主による適切なガバナンスが揃っている国では、金融危機が少ないことを実証した。

## 2.4 先行研究のまとめと本論文の位置づけ

代表的な金融危機モデルは、上述した第一～四世代モデルに分類されるが、先行研究のレビューにより、1990年代以降に先進国を中心に発生した大規模な金融危機の多くが、銀行システムの機能不全が主なきっかけとなっているため、第三世代モデルに属することわかった。

また銀行システムの機能不全を要因とする金融危機に関する先行研究は、上述した7つの要因に分類できるが、このうち特に重要とされているのが、「銀行資産の劣化（不良債権の増加）による流動性危機」と「市場評価の悪化による銀行の貸出態度の急激な悪化」であることが、先行研究のレビューによりわかった。

また先行研究のレビューにより、以下の領域が未開拓であることがわかった。

- ①金融危機の予知に関する先行研究では、危機の要因となる変数は経済理論により定性的に選択されているが、定量的なモデルを使って選択したものは、



Demirguc-Kunt, Detragiache and Gupta (2005)など少数の一般的な変数を候補としてその中から選択しているものが多い。

- ②先行研究では、金融危機の要因となる変数は単独のマクロ経済指標であるケースがほとんどであり、変数の相互作用（ある変数がある状態になった条件における、ほかの変数の説明力）を扱ったものが少ない。
- ③金融危機の発生可能性を扱う先行研究では、危機発生予想モデルの構築の際に伝統的な統計手法を使用しているものが多く、人工知能など高次元のモデルにより危機予想モデルを構築したものは、Davis and Kairm (2008)など銀行の破たんなどをミクロの観点から扱ったものが中心である。

このため本論文では、銀行システムの機能不全とはどのような現象なのか、またそれを定量的に表現する代理変数はなにかを考察し、銀行システムの機能不全が発生するトリガーを数多くの経済金融指標の中から定量的に抽出することを目的とした。また本論文では、不良債権の変動要因、および銀行株価の変動要因を、数多くの経済金融指標の中から定量的に抽出することを目的とした。

## 2.5 本論文を構成する3つの分析に関する先行研究

この目的を達成するため、本論文では金融危機の要因抽出に関する分析を、①銀行システムの機能不全（第4章）、②銀行資産の急激な劣化（第5章）、③銀行に対する市場センチメントの急速な悪化（第6章）、の3つの観点から行うが、それぞれの分析に関連する先行研究も示した。

### 2.5.1 銀行システムの機能不全に関する先行研究

#### （第4章に関する先行研究）

2.4 で示したように、銀行システムの機能不全を要因とする金融危機は、「銀

行資産の劣化（不良債権の増加）による流動性危機」や「市場評価の悪化による銀行の貸出態度の急激な悪化」などが主なトリガーとなっている。第4章では、銀行システムの機能不全を対象として、その要因となるマクロ経済・金融指標を統計的手法およびノンパラメトリック手法を用いて選択し、金融危機の発生確率を算出する推定モデルを構築する。

多くの先行研究が、金融危機の要因特定や予知を行っている。以下2.5.1.1では先行研究を金融危機の要因を特定するために用いられた手法ごとに、2.5.1.2では金融危機の予知に用いられた推定モデルの構築手法ごとに分類した。また2.5.1.3では、先行研究では行われていない課題を示した。

### 2.5.1.1 要因を特定する手法に関する先行研究

金融危機の要因を特定する先行研究の多くは、要因の候補となる変数を、それ以前の先行研究で使われたものを用いたり、経済理論にもとづいた定性的な判断により選択したりしている。一方で財政危機の予知や企業倒産の予知に関する先行研究では、定量的な手法によりその要因を特定している。これらの先行研究は、金融危機の要因を選択する上で大いに参考になると考えられる。

Manasse et al. (2003)は、50個の説明変数の中から最も有用なものを選択し、それらを用いて財政破綻に陥る確率を予測するモデルを構築した。変数選択と推定モデルの構築には、ロジスティック回帰分析とCARTそれぞれを用いた。CARTを用いて変数選択およびモデル構築をしたほうが、ロジスティック回帰分析を用いて変数選択およびモデル構築をしたものより、推定精度が高いことを示した。

Sung et al. (1999)は、樹形モデルを用いて韓国の倒産企業の分析を行った。彼らの研究は、経済の後退局面と活況局面での、倒産企業の財務パターンの違いを検証したものである。景気後退期（1997年第2四半期から1998年第1四半期）に倒産した75の韓国証券市場上場企業のうちから30社と同時期に継続していた54社、また景気活況期（1991年第1四半期から1995年第1四半期）に倒産した56の韓国証券市場上場企業のうちから29社と同時期に継続していた49社について、C4.5を用いて倒産判別に有用な財務指標を抽出した。その結果、景気活況期は、資本回転率、総資産キャッシュフロー比率が有意であったが、景気後退期では、総資本回転率と負債キャッシュフロー比率、固定長期

適合率が有意であると結論付けた。また線形判別分析により判別力を比較すると、経済活況期はホールドアウトサンプルに対して 66.6%の判別力であったが、経済後退期では 36.7%であった。

### 2.5.1.2 金融危機の予測手法に関する先行研究

ここでは金融危機の予測モデルの構築手法としてどのようなものを使っているかにより、金融危機に関する先行研究を分類した。

Demirguc-Kunt and Detragiache (1998)は、多変量ロジットモデルを使用し、1980年から1994年におけるグローバルの金融恐慌が発生する確率の決定要因を研究した。彼らは、低いGDP成長率、高い実質金利、高いインフレ率、明確な銀行預金保険システムが、金融危機を誘発する要因となることを発見した。また経常収支の影響を受けやすい国は、金融危機が発生する確率が高いことも示した。

Kaminsky and Reinhart (1999)は、シグナル抽出法により、金融危機発生の予想を行った。

Hutchison and McDill (1999)は、プロビットモデルによる推定により、当時の資産価格やクレジット状態などの経済的要因を考慮すると、1992年に日本で金融危機が発生する確率は20パーセントであったことを示した。

Davis and Karim (2008)は、Demirguc-Kunt and Detragiache (2005)およびCaprio and Klingebiel (2003)のサンプルを使用して、多項ロジットモデルとシグナル抽出法により、実質GDP成長率と交易条件が、金融危機の有意な先行指数であることを示した。多項ロジットモデルを使用することにより、国ごとの異種性を考慮することができた。また変数として合成指標を作成すると、金融危機の予測精度はさらに改善された。多項のロジットモデルは、グローバルな金融危機早期警戒システム(EWS)に適合する一方で、信号抽出法は国の特有の金融危機予測に適合すると結論付けた。

金融危機の予知に使われるモデルは、上述のようなロジスティック回帰分析を使用した先行研究が多い一方で、人工知能のようなノンパラメトリックな手法で分析を行っている先行研究は無い。一方で企業倒産の予知に関しては、パ

ラメトリックな手法を用いた先行研究が多くある。

ニューラル・ネットワークを用いて一般事業会社の倒産判別を行ったものに、Altman et al. (1994)がある。彼らは、破綻企業の分類に関して、LDA と BPNN のパフォーマンスを比較した。(1) 健全、(2) 非健全、(3) 脆弱、の企業群サンプルについて、10 の財務比率を用いた。彼らは、BPNN は LDA よりも精度が高く、4 ユニットの中間層を持つ BPNN から最も高い結果が得られると結論付けた。

またニューラル・ネットワークを用いて銀行の破綻可能性を研究したものに、Swicegood and Clark (2001)がある。銀行破綻の予測に関して、MDA、BPNN、および人間の判断を比較した。変数は、銀行販売訪問報告書 (Call Report) から抽出した。MDA は、地方銀行とコミュニティバンクの破綻を、それぞれ 86.4% と 79.5% の確率で分類した。一方で BPNN は、地方銀行とコミュニティバンクの破綻を、それぞれ 81.4% と 78.25% の確率で分類した。彼らは、BPNN が他の 2 つのモデルより、銀行を特定する際に優れていると結論付けた。

### 2.5.1.3 先行研究の課題と第 4 章の位置づけ

先行研究のレビューにより、以下の領域が未開拓であることがわかった。① 金融危機の予知に関する研究では、危機の要因となる変数は経済理論により定性的に選択されているが、定量的なモデルを使って選択したものは少ない。② 先行研究では、金融危機の要因となる変数は単独のマクロ経済指標であるケースがほとんどであり、変数の相互作用（ある変数がある状態になった条件における、ほかの変数の説明力）を扱ったものが少ない。③ 金融危機の発生可能性を扱う先行研究は、危機予想モデルには伝統的な統計手法が使われているが、ノンパラメトリック手法など分布に従わない、非連続的な関係にも対応したモデルにより危機予想モデルを構築したものは限定されている。

第 4 章の研究ではこれらの未開拓分野に対して、以下のような試みを行う。

- ① 金融危機の要因の候補となるマクロ経済指標を数多く準備し、その中から説明力の高いものを定量的な手法により選択する。
- ② 変数選択の手法として、伝統的な統計手法のほかに、CART のようなノンパ

ラメトリック手法を用いる。

- ③金融危機の要因となる変数は、単独のマクロ経済指標だけでなく、変数の交差項も含めて検討する。

## 2.5.2 銀行資産の急激な劣化に関する先行研究

### (第5章に関する先行研究)

2.4 で示したように、銀行システムの機能不全を要因とする金融危機は、「銀行資産の劣化（不良債権の増加）による流動性危機」や「市場評価の悪化による銀行の貸出態度の急激な悪化」などが主なトリガーとなっている。第5章では、銀行資産の劣化（信用コストの増加）を対象として、その要因となるミクロ的な財務・経営指標を統計的手法およびノンパラメトリック手法を用いて探索する。

信用コストを推定する先行研究は多く存在するが、使用されている説明変数はそれ以前の先行研究で使われたものや、定性的な判断により選択された財務指標であり、数多くの説明変数の中から定量的に選択した先行研究は少ない。

一方で財政破綻や企業倒産の予知に関して、伝統的な統計手法やノンパラメトリック手法により変数選択を行い、選択された変数を用いて破綻確率や倒産確率の推定モデルを構築した先行研究は多くある。

以下 2.5.2.1 では先行研究を変数選択法ごとに分類し、2.5.2.2 では推定モデルごとに分類した。また 2.5.2.3 では、先行研究では行われていない課題を示した。

#### 2.5.2.1 変数選択法に関する先行研究

Manasse et al. (2003)は、50 個の説明変数の中から最も有用なものを選択し、それらを用いて国が財政破綻に陥る確率を推定するモデルを構築した。変数選択および推定モデルの構築両方に、ロジスティック回帰分析および CART を用

いた。CART を用いて変数選択およびモデル構築をしたほうが、ロジスティック回帰分析を用いて変数選択およびモデル構築をしたものより、推定精度が高いことを示した。

田辺、栗田、西田、鈴木（2011）は、会社四季報に掲載されている財務指標をもとに数多くの説明変数を作成し、会社の格付けを目的変数とした推定モデルを構築した。それぞれの説明変数を、目的変数との単相関係数の大きさ順に一つずつ推計モデルに加え、推計モデルの適合度を、パターン認識手法の一つであるサポート・ベクター・マシーン（SVM）を用いた Leave-One-Out 法（交差検証法の一つ）により算出した。この研究は、会社四季報に掲載されている一般的な財務指標だけではなく、それら相互の比率を計算し、その中から重要と考えられる説明変数を選択して推計モデルを構築したという点で斬新である。また SVM では目的変数に対する各説明変数の重要度・寄与度を評価できないが、説明変数一つずつ増やすことにより、最適な説明変数の組み合わせも求めた。

企業の財務分析に変数選択法を取り入れた先行研究として、山口（2001）、Salchenberger et al. (1992)、Fletcher and Goss (1993)、Sung et al. (1999) などがある。

#### 2.5.2.2 分析モデルに関する先行研究

Dietrich and Kaplan (1982)は、線形判別分析を用いて、銀行からの借入企業が不良先に分類される確率を算出するモデルを構築した。また彼らのモデルを、Altman (1977)および Wilcox (1973)の企業倒産予知モデルと、分類精度に関して比較し、彼らのモデルが Altman のモデルや Wilcox のモデルよりも精度が高いことを示した。

Berger and DeYoung (1997)は、線形重回帰分析を用いて、1985年から1994年の米国商業銀行のデータにより、信用コストと経費率の関係を示すモデルを構築した。

またロジスティック回帰分析を用いて銀行財務分析を行った先行研究として、Martin (1977)、West (1985)、Kolari et al. (2002)、Canbas et al. (2005)などがある。

NN を用いて銀行の破綻可能性を研究したものに、Swicegood and Clark (2001)がある。銀行破綻の予測に関して、Multivariate Discriminant Analysis (MDA)、Back Propagation Neural Network (BPNN)、および人間の判断を比較した。BPNN が他の 2 つのモデルより、銀行の破綻予知に関して優れていると結論付けた。

NN を用いて銀行財務分析を行った先行研究として、Tam (1991)、Tam and Kiang (1992)、Salchenberger et al. (1992)、Bell (1997)、Piramuthu et al. (1998)などがある。

### 2.5.2.3 先行研究の課題と第 5 章の位置づけ

このように信用コストの推定に関する先行研究では、銀行の競争環境や審査能力など、経営の本質を表す説明変数を用いているものが少ない。また説明変数の選択法と信用コストの推定モデルで、それぞれどのような手法を用いるのが適しているか解明したものは限定されている。

よって第 5 章の研究ではまず、銀行の経営分析に一般的に用いられている財務指標に加えて、銀行の営業地域の成長性および競争環境、銀行が借り手の審査に投入するリソース、少数の取引先への取引集中度、役員の経営に対するインセンティブなど、信用コストの発生に関連する説明変数の候補を多数作成する。

またこれらの説明変数の中でどの変数が信用コストの発生に影響を与えているかを、伝統的な統計的手法に加えて、分布に依存しないノンパラメトリックモデルを用いて定量的に探索する。またそれぞれの手法により選択された説明変数を用いて、信用コストの推定モデルを構築する。信用コストの推定モデルを構築に関しても、伝統的な統計的手法と、ノン・パラメトリック手法を用いる。

また第 5 章の研究では、変数選択と推定モデル構築で異なった手法を用いた場合の影響を調べるため、銀行の信用コストを目的変数とし、また数多くの経営・財務指標を説明変数として、ノン・パラメトリック手法およびパラメトリック手法で、変数選択および推定モデルの構築を行い、理論値と実測値の誤差を比較する。

## 2.5.3 市場センチメントの悪化に関する先行研究

### (第6章に関する先行研究)

2.4 で示したように、銀行システムの機能不全を要因とする金融危機は、「銀行資産の劣化（不良債権の増加）による流動性危機」や「市場評価の悪化による銀行の貸出態度の急激な悪化」などが主なトリガーとなっている。第6章では、銀行に対する市場センチメントの急速な悪化（銀行株価の相対パフォーマンスの悪化）を対象として、その要因となる経済・市場関連指標を統計的手法およびノンパラメトリック手法を用いて探索する。

株価の予想に関する研究は、配当割引モデルから派生するもの(2.5.3.1)、経済ファンダメンタルズ分析から派生するもの(2.5.3.2)、時系列モデルから派生するもの(2.5.3.3)に大別できる。また新たな研究分野として、ノンパラメトリック手法を用いた株価予想(2.5.3.4)がある。以下にそれぞれの概要と課題をまとめた。また2.5.3.5では、先行研究では行われていない課題を示した。

#### 2.5.3.1 配当割引モデルを用いた株価予想に関する先行研究

1980年初めまでの株価予想に関する研究は、Shiller(1979)に代表されるよう、株価は将来の配当を現在価値に割り引いた合計で算出されるという、いわゆる配当割引モデルの考え方が一般的であった。しかしLeroy and Porter(1981)は、株価は変動が大きく、配当割引モデルでは説明できないことを示した。またSchiller(1981)は、経済ファンダメンタルズを表す説明変数では、株価の動きを説明するのに不十分であることも示した。またFlavin(1983)は、Shiller等の分析の技術的な問題点の一つは、比較的少数のサンプルによって計算されているため、分析結果が効率的市場仮説に対して不利な方向にバイアスがかかっていることを指摘した。

これに対してMarsh and Merton(1984)は、比較的少数のサンプルから有意な母集団の分散を推定するためには、各系列に定常的な関係が存在することが



必要であることを指摘した。また Mankiw, Romer and Shapiro (1985)は、株価と配当には非定常的な関係が存在することを示し、非定常的な系列についても適用できるようなテストを考案した。

植田, 鈴木, 田村 (1986)は、Schiller (1981)の分析を日本の株式市場のデータを用いて行い、日本の株価変動についても、ファンダメンタルズに対する合理的な予想の動きで十分説明できる可能性はあまり高くないが、日本においては配当が低下する傾向があるため、シラー型のテストの有効性があまり高くないという問題も指摘した。

その後 Cambell and Shiller (1987)および West (1988)が、一定割引現在価値モデルで示されたように、配当の変動では株価の動きを説明することができないことを示した。一定割引の前提を緩和することにより、Cambell (1991)は、株価の動きを将来配当の期待の変化と将来のリターンに分類することを試みた。将来の配当成長と将来の株価リターンを予想するために VAR を用いることにより、現在の株価リターンの変動を、将来の配当成長の変動と将来の株価リターンに分解した。この結果、株価変動の多くの部分が将来株価リターンの期待の修正によるものであり、将来の配当成長ではないことが示された。さらに Summers and Porteba (1984)は、株価の変動がリスク・プレミアムの変動によって正当化される可能性を吟味したが、現実にはこのような可能性は少ないと結論した。

以上をまとめると、Shiller 等の分析では、株価には世間にあるあらゆる情報が織り込まれているため恒常的な利益を上げることができないといういわゆる効率的市場仮説が成り立たない可能性を示している。一方で株価の変動を説明する確固たる理論も現状では存在していない。

### 2.5.3.2 経済ファンダメンタルズ分析を用いた株価予想に関する先行研究

企業財務ではなく、経済ファンダメンタルズを株価変動の要因として、株価予想を行った研究も多い。代表的なものは Chen et al. (1986)により、裁定価格理論 (Arbitrage Pricing Theory)を用いて、アメリカの経済ファンダメンタルズと株価の関係を示したものであろう。金利、インフレ率、為替レート、国債利回り、鉱工業生産が、株価に重要な影響を与えていることを示した。Chatrath et al., (1997)は、インドの株価とインフレ率の関係を示した。Zhao (1999)は、中

国の株価とインフレ率の間に高い相関関係があることを示した。Omran and Pointon (2001)は、エジプトの株価とインフレ率の間に高い相関関係があることを示した。以上 4 つの研究は、株価とインフレ率の間に見られた相関は負の関係であったが、Choudhry (2000)は、アルゼンチン、チリ、メキシコ、ベネズエラの 4 カ国では、金融危機後に政府がインフレ率が安定するようコントロールしたため、株価とインフレ率の間には正の相関が見られたことを示した。また株価とインフレ率の間に正の相関を示した研究に、Maysami et al., (2004)、Mohamed et al., (2007)、Yussof (1999)、Ibrahim and Aziz (2003)、Engsted and Tanggaard (2002)などがある。

また French et al., (1987)や Abugri (2008)などは、市場金利が上昇すると株価に対する要求リターンも上昇するため、株価は下落する影響になることを示した。また Bulmash and Trivoli (1991)は、マネーサプライ、政府債務残高、失業率、短期金利などは株価に正の相関があるが、短期政府証券の利回りは負の相関があることを示した。Abdullah and Hayworth (1983)は、マネーの増加率やインフレ率は株価に正の相関があるが、市場金利は負の相関があることを示した。

また Pebbles and Wilson (1996)は、自国通貨の価値上昇は通常は外貨準備の増加およびマネーの増加を伴い、これにより市場金利が下がるため、株価にはポジティブな影響になることを示した。Mukherjee and Naka (1995)は、日本においても同様に、自国通貨の価値と株価には正の相関があることを示した。他に自国通貨と株価の間の正の関係を示した研究として、Bilson et al., (2001)、Solnik (1987)、Aggarwal (1981)などがある。一方で負の相関を示した研究として、Hernigar (1988)などがある。

一方でこれらの研究は、マクロ経済指標と株価の相関を示すものであるが、株価の予想を行うものではない。マクロ経済指標も用いて株価を予想する研究は限られている。

### 2.5.3.3 時系列モデルを用いた株価予想に関する先行研究

株価予測に関する研究では、過去の株価や過去の攪乱項の移動加重和をもとにした時系列分析手法を用いることが広く行われている。AR (Auto Regressive、自己回帰) モデルは将来の株価を過去の株価で近似するものであり、MA

(Moving Average、移動平均) モデルは将来の株価を攪乱項の移動加重和で近似するものである。また AR モデルと MA モデルを組み合わせた ARMA モデルや、ボラティリティをリスクの指標とした ARCH (Auto Regressive Conditional Heteroskedasticity) モデルなどは、1980 年代初期に開発されて以来、これまでに株価や金利などの予想に広く用いられてきた。これらのモデルは、予想する株価の分布は正規分布に従うことを前提としている。一方で近年の研究では、株価の分布は正規分布に従わないことが指摘されている。

#### 2.5.3.4 ノンパラメトリック手法を用いた株価予想に関する研究

分布を仮定する分析方法では上記のような欠点があるため、分布を前提としない手法により株価予想を行う研究も行われている。

磯貝 (2000) は、ニューラル・ネットワークを用いて、株価の予想を行った。説明変数としてマーケット変数、為替、金利などを使用した。株価と説明変数の関係を推定する際に、多くのパラメーターを設定する必要があり、オーバーフィッティングを回避し、汎用性のあるモデルを構築する困難さを指摘した。

また左と北 (2010) は、株価収益率をクラスタリング手法により離散値に変換し、ベイジアン・ネットワークを用いて、過去の株価収益率から将来の株価を予想した。この結果 AR のような正規分布を前提とする一般的な統計手法に比較して、高い精度で株価を予測できることを示した。

#### 2.5.3.5 先行研究の課題と第 6 章の位置づけ

上述した先行研究における課題は、株価の先行指標として用いられている変数をどのようにして選択したかが明確でない、用いられた変数の種類が 5~7 種類と限定的、株価の変動とその要因を株価の同時指標として用いているため株価の予想ができない、分析手法として、分布を仮定するパラメトリック手法を用いたものが多い、などである。これらの課題を補うため、第 6 章の研究では多くの変数の中から株価の先行指標として重要なものを定量的に抽出する試みを行った。

## 第3章 ノンパラメトリック手法による変数 選択と推定モデル構築

本論文では、金融危機の要因抽出および金融危機の推定モデルを構築する際、分布に前提を置かず、非連続的な関係についても分析精度の高いノンパラメトリック手法を用いる。ノンパラメトリック手法は、その計算過程がブラックボックスとなっているため、選択された変数がどのように金融危機の発生に影響を与えているか解りづらい。よって本章では、まず変数選択と金融危機の推定モデル構築それぞれで、どのような手法を用いると最も高い精度が得られるかを、非線形関係にあるダミー・データを用いて検証し、またノンパラメトリック手法で選択された変数間の関係を、CART (Classification and Regression Tree) やベイジアン・ネットワークを用いて可視化する。

### 3.1 はじめに

第1章で述べたように、本論文の目的は、金融危機の要因を定量的な手法を用いて抽出し、金融危機発生確率を算出する推定モデルを構築すること、および抽出された要因がどのように金融危機に結びついているかを示すことである。

金融危機の要因となる経済金融事象の中には、一般的な統計モデルで前提されている分布に従わないものも多い。また金融危機が発生する確率とその要因となる指標の間には、指標の値がある一定の水準を超えると急激に危機発生確率が高くなるといった、非連続的な関係を持つことがある。よって金融危機の要因抽出および金融危機の推定モデルを構築する際、分布に前提を置かず、非連続的な関係についても分析精度の高いノンパラメトリック手法を用いることには大きな意義があると言える。

一方でノンパラメトリック手法は、その計算過程がブラックボックスとなっているため、選択された変数がどのように金融危機の発生に影響を与えている

か解りづらい。これを CART やベイジアン・ネットワークなどを用いて可視化し、抽出された要因がどのような関係で金融危機に結びついているかを解明する必要がある。

本章では、まず変数選択と金融危機の推定モデル構築それぞれで、どのような手法を用いると最も高い精度が得られるかを、非線形関係にあるダミー・データを用いて検証し、またノンパラメトリック手法で選択された変数間の因果関係を、ベイジアン・ネットワークを用いて可視化する。

## 3.2 分析に用いるデータと手法

### 3.2.1 ダミー・データ

目的変数と説明変数の関係が非線形の下で、変数選択と推定モデル構築の推定精度を手法ごとに比較するため、以下に示される式を用いて非線形のダミー・データを作成した。係数である  $a_m$ 、および  $b_m$  は、それぞれ  $\pm 100$  および  $\pm 10$  の一様乱数を 20 個ずつ発生させて決定した。これに  $\pm 1$  の一様乱数からなる説明変数 ( $x_n$ ) を 100 系列与えて、さらに誤差項を加えて説明変数の実績値  $y$  を生成した。このデータ系列に対して、変数選択およびモデル構築を行った。

$$y = \sum_{m=1}^{20} \sum_{n=1}^{100} x_n (a_m x_n + b_m) + \varepsilon$$

### 3.2.2 変数選択手法

目的変数と説明変数の関係が非線形であるデータを用いて変数選択をする場合、パラメトリック手法とノンパラメトリック手法ではどのような違いがあるかを調べる。パラメトリック手法にはロジスティック回帰分析によるステップワイズ法、またノンパラメトリック手法には CART を用いた。

### 3.2.2.1 ロジスティック回帰分析によるステップワイズ法による変数選択

ロジスティック回帰分析は、ある事象の発生確率を、与えられた説明変数から予想するものであり、ロジット（オッズ比の対数）を目的変数とした線形回帰分析である。モデル式は以下のように表される。

$$\ln\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = \alpha + \beta_1 x_{1,i} + \beta_2 x_{2,i} + \cdots + \beta_k x_{k,i}$$

または

$$p_i = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta_1 x_{1,i} + \beta_2 x_{2,i} + \cdots + \beta_k x_{k,i})}}$$

$$i = 1, 2, \dots, n$$

モデル式のパラメーター  $\alpha$  および  $\beta_i$  を決定するためには、最尤法を用いる。

最尤法とは、まず確率密度をパラメーター付の数式で表現する。次にすべてのサンプルについて確率密度を数式で表現する。それらの数式をすべてかけ算し、尤度関数の式を作る。必要なときは対数変換して、対数尤度関数の式を求める。これを微分もしくは偏微分し、尤度関数が最大になるパラメーターを求め、確率を算出するモデル式を作成するものである。

ロジスティック回帰分析では、確率密度を表現する数式は、上記のように表現される。数式をすべて掛け合わせるとき、ある事象が発生したものは  $p_i$  を、また発生しなかったものは  $1-p_i$  を用いる。つまりすべての数式を掛け合わせた尤度関数は以下のように表現できる。この尤度関数を最大にするようなパラメーターを算出し、確率密度を求める式に代入したものがモデル式になる。

$$L(\alpha, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k) = \prod_{i=1}^m \frac{1}{1+e^{-(\alpha+\beta_1 x_{1i}+\beta_2 x_{2i}+\dots+\beta_k x_{ki})}} \times \prod_{i=m+1}^n \left( 1 - \frac{1}{1+e^{-(\alpha+\beta_1 x_{1i}+\beta_2 x_{2i}+\dots+\beta_k x_{ki})}} \right)$$

$i = 1, 2, \dots, m$  (事象が発生したサンプル)

$i = m+1, m+2, \dots, n$  (事象が発生しなかったサンプル)

ロジスティック回帰分析によるステップワイズ法は、説明変数が含まれていない空モデルから始まり、増加ステップと減少ステップを繰り返すことで、適正な変数を選択するプロセスである。①増加ステップでは、モデルに選択されていないすべての変数の中から、モデルに追加された場合に P 値が最小となるものを選択し、この P 値があらかじめ決められた基準 (P-in) より小さい場合は、その変数をモデル式に追加する。②減少ステップでは、モデルに選択されているすべての変数の中から、P 値が最大のものを選択し、この P 値があらかじめ決められた基準 (P-out) より大きい場合は、その変数をモデルから削除する。そして増加ステップに戻る。③P-out より小さい場合は、プロセスを終了する。ここでの P 値とは、変数の偏回帰係数が 0 としたときの有意水準である。本研究では、P-in、P-out とともに 5% を基準として、変数選択を行った。

### 3.2.2.2 CART による変数選択

CART は、あるサンプルがどのグループに属するかを、そのサンプルを説明する特長などから予想するものであり、GINI 係数をもとに説明変数を選択・分岐させる樹木モデルである。

GINI 係数は、ある集合にどれだけ不純なものが含まれているかを示すもので、以下のように表される。つまりある集合に一つのクラスの要素しか含まれない場合は 0、複数のクラスの要素が均等に含まれている場合に最大値となる。

$$i(t) = \sum_{j=1}^C p(j|t) \times \{1 - p(j|t)\} = 1 - \sum_{j=1}^C \{p(j|t)\}^2$$

$C$ : クラス数

$p(j|t)$ : ノード  $t$  におけるクラス  $j$  の割合

CART は、分類後の GINI 係数が分類前のもとから最も大きく減少（改善）するようなものをすべての変数の中から選び、分類後の集合について同じ作業を行うことにより、分岐を樹木のように生長させるものである。

このように CART は伝統的な統計手法と異なり、説明変数の分布を前提としない。よって一部のマクロ経済指標のような分布に規則性が乏しいものを説明変数とする場合は、ロジスティック回帰分析のような伝統的な統計手法より優れていると考えられる。

### 3.2.2.3 ランダムフォレストによる変数選択

CART を用いた変数選択法の応用として、ランダムフォレストがある。ランダムフォレストは、ブートストラップ法により抽出された複数のサンプルをもとに、上述の CART を用いて多くの分類木を作成し、多数決で推定値を求めるものである。汎用性が高い一方で、分類木がひとつに決まらないため、多くのノンパラメトリック手法と同様に各説明変数の関係がわからない。

### 3.2.3 推定モデルの構築手法

それぞれの手法により選択された変数を用いて、さらにノン・パラメトリック手法およびパラメトリック手法により、推定モデルの構築を行った。パラメトリック手法には線形重回帰分析、またノン・パラメトリック手法には NN（ニューラル・ネットワーク）および SVM（サポート・ベクター・マシーン）を用いた。このようにして 6 種類の推定モデルを構築した。またこれらの手法は R を用いて行った。



$$O_{mr,t} = \sum a_m x + \varepsilon \quad \text{線形重回帰分析}$$

$$O_{nn,t} = f_{nn}(x) \quad \text{ニューラル・ネットワーク}$$

$$O_{svm,t} = f_{svm}(x) \quad \text{サポート・ベクター・マシーン}$$

### 3.2.3.1 NNによる推定モデル構築

NNは、ヒトの脳神経回路網に類似したメカニズムによるパターン識別機械である。本研究では、入力層、中間層、出力層を持つ階層型ネットワークモデルを用いる。入力層はデータの変数と同じ数のユニットからなる。各ユニットに各サンプルの変数を代入する。入力層の各ユニットからは、中間層の各ユニットに向けて重みを付けた数値に変換される。この重みには、シグモイド関数が使用され、入力層の数値がある閾値を超えると、次の中間層に伝達されるような仕組みとなっている。中間層の各ユニットの値は、入力層の各ユニットから伝達された重み付の数値の合計となる。さらに同様のプロセスで次の中間層の各ユニットの値が決定される。これを中間層の数だけ繰り返し、最終的に出力層に数値が伝達される。出力層の値が、各サンプルの目的変数に近づくよう、各ユニットの重み（シグモイド関数のパラメーター）が調整される。最終的に、出力層に伝達された値と実際の値の乖離が、各サンプルで最も小さくなるように重みが決定され、モデルが作成される。

### 3.2.3.2 SVMによる推定モデル構築

SVMは、説明変数を高次元の特徴空間に写像し、線形分離を行う方法である。特徴空間の各座標は各説明変数に対応し、サンプル集合は特徴空間中の点の集合に変換される。すべてのデータについて写像を行うと計算量が膨大となることがあるため、通常はカーネル関数を用いて、特徴空間における内積から直接計算を行う。本研究では、カーネル関数として Gauss カーネルを使用した。

SVMは、分離超平面に隣接したサンプルからのマージンを最大化するように求められる。すべてのサンプルを用いるわけでは無く、また隣接したサンプルからもマージンの分だけ距離があるため汎化能力が高い。一方で、カーネル関数を用いることにより、目的変数の予測過程がブラックボックスとなるため、

各説明変数の関係を定量的に評価できない。

### 3.2.4 因果関係の特定手法

重回帰分析を用いて推定モデルを構築した場合は、各説明変数と目的変数の相関の大きさは、偏相関係数などを通じて評価できる。一方で NN や SVM を用いて推定モデルを構築した場合は、目的変数の予測過程がブラックボックスとなっているため、各説明変数の目的変数に対する重要度・寄与度が評価できない。よってノンパラメトリック手法により選択された変数に関しては、各説明変数間および説明変数と目的変数の間の関係を評価するため、CART により分類のルールを可視化すること、またベイジアン・ネットワークにより変数間の因果関係を可視化することなどが重要である。

ベイジアン・ネットワークとは、ある現象（原因）が発生する確率と、その現象が発生した条件で別の現象（結果）が発生する確率が与えられているとき、発生した結果からその原因が何であったかの確率を計算する手法である。現象間の因果関係（条件付き依存性）を矢印によって表し、定量的な依存関係をその現象の間に定義される条件付き確率によって表す。

図 3-1 を例に示す。因果関係は  $B$ （泥棒の侵入） $\rightarrow A$ （警報装置の作動）、 $E$ （地震の発生） $\rightarrow A$ 、 $E \rightarrow R$ （ラジオで報道される）、 $A \rightarrow S$ （警備会社に通報される）の 4 つとなる。これに対してそれぞれの原因が発生する確率、また原因が発生した条件で結果が発生する確率を表 3-1 のように与えられているものとする。1 は現象が発生したこと、0 は発生しなかったことを表す。

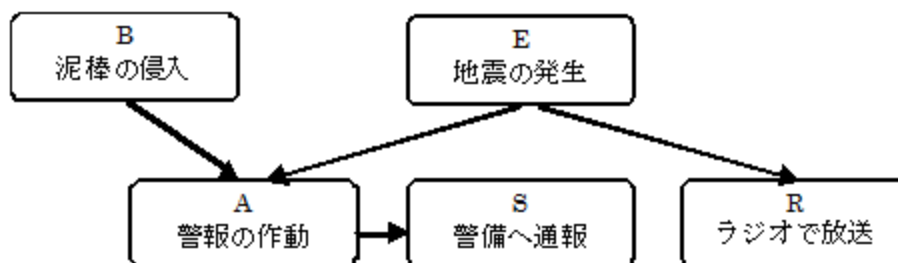


図 3-1 変数と因果関係の例

表 3-1 現象の発生確率の例

$B, E$	$P(A/B, E)$
1, 1	0.99
1, 0	0.96
0, 1	0.28
0, 0	0.01

$A$	$P(S/A)$
1	0.88
0	0.32

$P(B)$	0.001
$P(E)$	0.002

この場合、例えば警備会社に通報がある可能性である  $P(S = 1)$  は、以下の式のように、その原因となる  $A$  の真偽双方について計算して和を求める必要がある。

$$P(S = 1) = P(S = 1/A = 1)P(A = 1) + P(S = 1/A = 0)P(A = 0)$$

また、警報装置が作動する確率である  $P(A = 1)$  のように、 $B$  と  $E$  の真偽で値が定義されている場合は、以下の式のように、双方の真偽の全ての組合せについての和となる。

$$P(A = 1) = P(A = 1/B = 1, E = 1)P(B = 1)P(E = 1) + P(A = 1/B = 1, E = 0)P(B = 1)P(E = 0) + P(A = 1/B = 0, E = 1)P(B = 0)P(E = 1) + P(A = 1/B = 0, E = 0)P(B = 0)P(E = 0)$$

例えば、警備会社に通報があった場合、泥棒が侵入している確率  $P(B|S)$  を求めてみる。

まず  $P(A)$ は、次節で表す表 3-2 で与えられている確率と上記の式で、以下の  
のように求まる。これにより  $P(S = 1)$ も求まる。

$$\begin{aligned}P(A = 1) &= 0.00000198 + 0.00095808 + 0.00055944 + 0.00997002 \\ &= 0.01148952\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}P(S = 1) &= 0.0101107776 + 0.3163233536 \\ &= 0.3264341312\end{aligned}$$

$P(B = 1, S = 1)$ は、 $B$ 、 $E$ 、 $A$ 、 $S$ の各真偽値の組合せ毎の同時確率のうち、 $B = 1$ 、 $S = 1$ に該当するものの総和を求めればよい。 $P(B = 1, S = 1)$ と  $P(S)$ が分か  
ったので、 $P(B/S)$ も算出できる。

$$\begin{aligned}P(B = 1, S = 1) &= 0.0000017424 + 0.0008431104 + 0.0000000064 + \\ &0.0000127744 = 0.0008576336\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}P(B/S) &= P(B, S) \div P(S) \\ &= 0.002627\end{aligned}$$

ベイジアン・ネットワークはこのような方法で、各変数間の条件付き確率を  
求め、各変数間の関係に依存性があるか、もしくは独立性が強いかにより、因  
果関係を特定するものである。変数間の依存性が高いものに矢印を引いたモデ  
ルを作成し、ほかのモデルと AIC などの基準を用いて比較し、もっとも評価の  
高いモデルを導き出す。

### 3.3 分析結果

#### 3.3.1 変数選択の結果

ダミー・データを用いた場合、重回帰分析により選択された変数と、CARTにより選択された変数は異なっていた（表 3-2）。

重回帰分析により選択された変数は、変数 9、変数 11、変数 18 であった。これらの変数の特徴は、2 次係数の絶対値が比較的大きく、1 次係数の絶対値が比較的小さいことである。つまり 1 次係数を 2 次係数で割った絶対値が小さいものが選択されている傾向が見られた。

表 3-2 ダミー・データと選択された変数

	$a_i$	$b_i$	$a_i/b_i$	重回帰	CART
変数1	-98.6	1.66	59.4		◎
変数2	-73.9	0.95	77.9		
変数3	-42.4	-9.48	4.5		
変数4	62.7	-3.74	16.8		
変数5	-91.6	-0.85	108.2		
変数6	-34.7	-7.13	4.9		
変数7	23.7	2.54	9.3		
変数8	-35.0	-1.28	27.4		
変数9	23.0	5.47	4.2	○	
変数10	-56.0	9.18	6.1		◎
変数11	-16.1	4.56	3.5	○	
変数12	-48.3	3.85	12.5		
変数13	89.8	0.17	514.1		
変数14	77.6	0.06	1,267.7		◎
変数15	34.4	5.63	6.1		
変数16	90.2	9.08	9.9		
変数17	-32.7	-3.42	9.6		
変数18	-24.8	8.74	2.8	○	
変数19	91.6	-2.07	44.3		
変数20	-32.8	-9.36	3.5		

注：○は重回帰分析で選択された変数、◎は CART で選択された変数

CART により選択された変数は、変数 1、変数 10、変数 14 であった。変数 1 は、2 次係数の絶対値が最も大きい、変数 10 および変数 14 は他の変数に比較して特に目立った特徴がない。

重回帰分析により選択された変数と、CART により選択された変数は異なっていた主な理由は、重回帰分析では目的変数に対して線形関係の強い説明変数を選択するのに対し、CART では目的変数に対して非線形関係であっても、分類によって作られた新たな集合が、同水準の目的変数をもつサンプルで占められるよう、説明変数が選択されるためと考えられる。

また CART による変数選択は、最初のノードで選択された変数により分類された後の集合 (2 番目のノード) をもとにして、次の変数を選択する。このため、2 番目以降のノードで選択された変数を全ての集合で見ると、他の変数に比較して特徴が目立たなくなると考えられる。

### 3.3.2 推定モデル構築の結果

変数選択に CART を、また推定モデル構築に NN を用いた手法が、AIC による評価が最も優れていた (表 3-3)。

次に評価が高かったのは、変数選択に CART を、推定モデル構築に SVM を用いた手法であった。

一方で、変数選択に CART を、また推定モデル構築に重回帰分析を用いた手法が、最も AIC による評価が劣っていた。

重回帰分析などパラメトリックな手法で推定モデルを作成する場合は、それぞれの変数は線形であると解釈される。ダミー・データは、目的変数と説明変数の関係が非線形であるため、線形重回帰分析による変数選択や推定モデルの構築は適さなかったと考えられる。一方で、CART などノン・パラメトリック手法で変数選択を行うと、目的変数に対して非線形であっても、分類後の純度

が高いものが選択されるため、ダミー・データの分析には適していたと考えられる。

変数選択と推定モデルの構築で異なる方法を用いた場合、推定モデルの精度は比較的劣っていた。

表 3-3 推定モデルの精度比較

変数選択	モデル構築	2乗誤差	AIC	精度順位
重回帰分析	重回帰分析	528,794	1,151	5
	ニューラル・ネット	422,413	1,129	4
	SVM	400,979	1,123	3
CART	重回帰分析	556,691	1,156	6
	ニューラル・ネット	245,199	1,074	1
	SVM	287,698	1,090	2

### 3.3.3 因果関係の特定の結果

CART で選択された 3 つの変数に関して、単回帰分析により目的変数に対する説明力を測定すると、すべての変数で 10% 以下の有意性が確認できなかった。これは、CART で選択された変数は、目的変数に対して非線形・非連続である可能性があり、そのような変数は重回帰分析のような伝統的な統計的手法を用いると、目的変数に対して有意な説明力を示さないことがあるためと考えられる。そのような場合でもベイジアン・ネットワークなどを用いると、すべての変数が目的変数に対して明確な影響を与えていることが示された (図 3-2)。

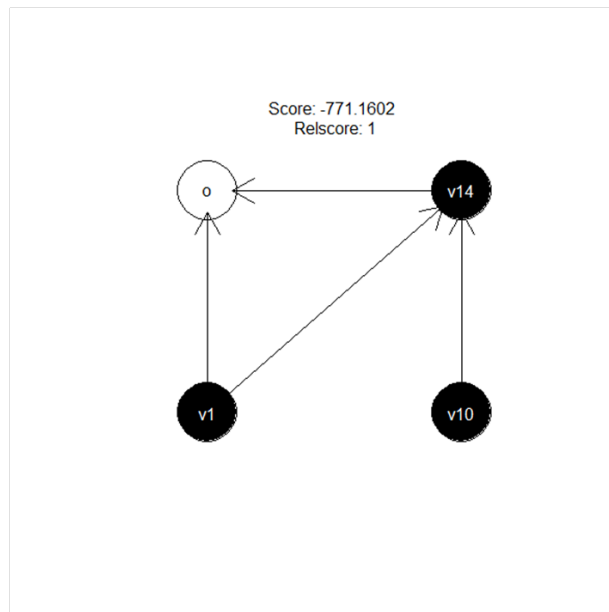


図 3-2 ダミー・データの変数の因果関係 (CART により変数選択)

### 3.4 おわりに

各変数が、目的変数と 2 次の関係にあるダミー・データを用いた場合、CART による変数選択と NN による推定モデルの構築の組み合わせが、最も精度が高かった。次に高かったのは CART による変数選択と SVM による推定モデルの構築の組み合わせであった。最も精度が低かったのは、CART による変数選択と重回帰分析による推定モデルの構築の組み合わせであった。

訓練データを推定モデルに外挿してモデルの精度を評価する場合、変数選択だけでなく推定モデルの構築に関しても、重回帰分析のような線形関係に基づいた手法を用いることが適さないことが示された。

目的変数と説明変数の関係が線形であることが明らかでなければ、変数選択および推定モデルの構築の手法に関して、CART や NN などノン・パラメトリック手法と、重回帰分析のようなパラメトリック手法を混合して使用することは適さないことが示された。



またノン・パラメトリック手法で選択された変数は、伝統的な統計的手法を用いると、目的変数に対して有意な説明力を示さないことがあるが、そのような場合でもベイジアン・ネットワークなどを用いると、明確な因果関係が示されることがあることがわかった。

## 第4章 銀行システムの機能不全に関する要因抽出

1990年代以降に先進国を中心に発生した大規模な金融危機の多くは、銀行システムの機能不全が主な要因きっかけとなっている。このため本研究では、銀行システムの機能不全を対象として、その要因となるマクロ経済・金融指標を統計的手法およびノンパラメトリック手法を用いて選択する。また選択された指標を用いて金融危機が発生する確率を算出するモデルを構築する。さらにモデルに近年のデータを外挿し、各国で2011年に金融危機が発生する確率を算出し、モデルの精度を確認する。

### 4.1 はじめに

第1章で述べたように、金融危機は、それが発生した地域の資産価値を大きく棄損させるだけでなく、資産価値の下落をきっかけとした連鎖的な信用収縮により実体経済の急激な悪化を引き起こし、賃金の減少や失業率の悪化など人々の生活にも多大な影響を及ぼす。金融危機の先行指標が特定できれば、危機を回避することや、危機が発生した時のダメージを限定することができる。

また第2章で述べたように、先行研究によると、1990年代以降に先進国を中心に発生した大規模な金融危機の多くが、銀行システムの機能不全が主なきっかけとなっている。つまり銀行システム全体の資本余力や流動性に懸念が生じるような出来事が起こると、銀行による急激な信用収縮が発生し、これが金融システム全体および実体経済に連鎖することにより、金融危機が発生すると考えられている。また他の先行研究によると、銀行システムの機能不全は、主要銀行・大企業の倒産、政治的不安定、景気後退などによる不透明性の拡大のほか、株式・不動産市場の急落による担保価値の下落などがトリガーと考えられている。さらにこれらトリガーは、銀行の財務・経営状態の悪化、経常収支の悪化、外貨準備の低下、銀行保護によるモラルハザードの発生、銀行の流動性

の欠如などを要因として顕在化すると考えられている。

このように、金融危機の要因やトリガーに関しては、様々な先行研究が存在している一方で、それらを定量的なモデルを使って選択したものや、人工知能など高次元のモデルにより危機予想モデルを構築したものは、Demirguc-Kunt, Detragiache and Gupta (2005)など少数の一般的な変数を要因の候補としてその中から選択しているものや、Davis and Kairm (2008)など銀行の破たんなどをミクロの観点から扱ったものが中心である。

このため本研究では、銀行システムの機能不全を要因とした金融危機を対象として、民間部門のレバレッジ、外国資本の流出入、経済成長性、物価など、先行研究で金融危機の要因とされた経済金融指標のなかで、金融危機の予知精度が高いものを、統計的手法およびノンパラメトリック手法を用いて選択し、それらの指標を用いて金融危機が発生する確率を算出するモデルを構築することを目的とした。

金融危機の要因を特定するために、まず先行指標にもとづいて数多くの金融危機の要因となりうるマクロ経済指標を作成し、そのうちどの変数が最も金融危機の予知に関して説明力が高いかを定量的に選択する。また選択された説明力が高い変数のみを用いて、金融危機が発生する確率を算出するモデルを作成する。このモデルに足許のマクロ経済指標を挿入することにより、今後の各国における金融危機発生の可能性を予想する。

本研究の構成は、4.2 では本研究に用いるデータと手法に関して、4.3 では伝統的な統計的手法を用いた金融危機の予想モデルの構築に関して、4.4 ではノンパラメトリック手法を用いた金融危機の予想モデルの構築に関して、4.5 では金融危機の予想モデルについて統計的手法とノンパラメトリック手法の比較に関して、4.6 では金融危機予想モデルに最近のデータを外装した結果に関して、4.7 では本研究の考察に関して述べる。

## 4.2 分析に用いるデータと手法

### 4.2.1 はじめに

本研究では、1980年から2007年までの金融危機の要因となりうる42種類のマクロ経済指標を抽出し、目的変数の年を基準として1年前から3年前のものを使用した。つまり一つの目的変数に対して126種類の説明変数を使用した。これらの指標すべてに関して、金融危機の直前の水準と、それ以外の水準を比較し、両者間で大きく水準が異なるものを、定量的に選択する。

選択の手法は、伝統的な統計的手法としてロジスティック回帰分析を、またノンパラメトリック手法としてCARTを用いる。このようにして選択された指標を用いて、将来の金融危機発生確率を算出するモデルを構築する。さらにこれらのモデルに近年のデータを外挿し、各国で2011年に金融危機が発生する確率を算出する。

### 4.2.2 分析に用いるデータ

本研究の対象となる国は、2010年におけるGDPが世界35位内ので、1980年以降に金融危機が発生した国とした。金融危機の基準としては、Demirguc-Kunt and Detragiache (2005)に基づき、以下のいずれかに当てはまるものとした。(1) 銀行システムの不良債権比率が10%を超える、(2) 銀行救済の費用がGDPの2%を超える、(3) 銀行の大規模な国有化が生じる、(4) 預金取付けや預金封鎖が生じる。このようにして選択された国と、危機が発生した年を表4-1に示す。

本研究の目的変数としては、対象となる各国について1980年から2007年までにおいて危機が発生した年を「1」、発生しなかった年を「0」とする2値のダミー変数を使用した。

表 4-1 分析の対象となる金融危機

国名	Year	国名	Year	国名	Year
アメリカ	1980	日本	1991	マレーシア	1997
カナダ	1983	スウェーデン	1991	タイ	1997
メキシコ	1983	トルコ	1991	ロシア	1998
タイ	1983	イギリス	1991	トルコ	2000
アメリカ	1984	インドネシア	1992	アルゼンチン	2001
マレーシア	1985	ブラジル	1994	デンマーク	2007
ポルトガル	1986	フランス	1994	フランス	2007
デンマーク	1987	トルコ	1994	ドイツ	2007
ノルウェー	1987	アルゼンチン	1995	ギリシャ	2007
オーストラリア	1989	メキシコ	1995	イタリア	2007
イタリア	1990	ロシア	1995	ポルトガル	2007
フィンランド	1991	イギリス	1995	スペイン	2007
ギリシャ	1991	インドネシア	1997	イギリス	2007
インド	1991	韓国	1997	アメリカ	2007

また説明変数としては、対象となる各国について、金融危機の要因となりうる 42 種類のマクロ経済指標を抽出し、目的変数の年を基準として 1 年前から 3 年前のものを使用した。抽出した目的変数の一覧を表 4-2 に示す。つまり一つの目的変数に対して 126 種類の説明変数を使用した。

42 種類のマクロ経済指標は、金利、経済成長性、インフレ率、信用拡大、GDP 支出項目、国際収支項目のカテゴリーから、IMF の International Financial Statistics により 1980 年から 2010 年まで連続したデータを取得できる指標を選択したものである。

貸出金利に関しては、International Financial Statistics で取得することができないものがあつた。これは、その他の金利データおよびインフレ率データを説明変数として重回帰分析を行い、モデル式による理論値で欠損値の代用をした。

表 4-2 分析で使用された説明変数

カテゴリー	変数番号			項目
	1年前	2年前	3年前	
金利	v1	v43	v85	貸出金利(%)
	v2	v44	v86	貸出金利(%、循環成分)
	v3	v45	v87	実質金利(貸出金利-CPI)
	v4	v46	v88	実質金利(貸出金利-CPI、%、循環成分)
GDP成長	v5	v47	v89	名目GDP成長率(%)
	v6	v48	v90	実質GDP成長率(%)
インフレ	v7	v49	v91	CPI変化率(%)
	v8	v50	v92	CPI変化率(%、循環成分)
成長-金利	v9	v51	v93	実質GDP成長率-実質金利(%)
	v10	v52	v94	名目GDP成長率-貸出金利(%)
信用ボリューム	v11	v53	v95	貨幣乗数
	v12	v54	v96	貨幣乗数(循環成分)
	v13	v55	v97	M2増加率(%)
	v14	v56	v98	M2(GDPIに対する割合、%)
	v15	v57	v99	M2(GDPIに対する割合、循環成分、%)
	v16	v58	v100	民間向け貸出増加率(%)
	v17	v59	v101	民間向け貸出(GDPIに対する割合、%)
	v18	v60	v102	民間向け貸出(GDPIに対する割合、循環成分、%)
GDP支出	v19	v61	v103	家計消費変化率(%)
	v20	v62	v104	家計消費(GDPIに対する割合、%)
	v21	v63	v105	家計消費(GDPIに対する割合、循環成分、%)
	v22	v64	v106	設備投資変化率(%)
	v23	v65	v107	設備投資(GDPIに対する割合、%)
	v24	v66	v108	設備投資(GDPIに対する割合、循環成分、%)
	v25	v67	v109	政府支出変化率(%)
	v26	v68	v110	政府支出(GDPIに対する割合、%)
	v27	v69	v111	政府支出(GDPIに対する割合、循環成分、%)
	v28	v70	v112	純輸出変化率(%)
	v29	v71	v113	純輸出(GDPIに対する割合、%)
	v30	v72	v114	純輸出(GDPIに対する割合、循環成分、%)
国際収支	v31	v73	v115	所得収支変化率(%)
	v32	v74	v116	所得収支(GDPIに対する割合、%)
	v33	v75	v117	所得収支(GDPIに対する割合、循環成分、%)
	v34	v76	v118	経常収支変化率(%)
	v35	v77	v119	経常収支(GDPIに対する割合、%)
	v36	v78	v120	経常収支(GDPIに対する割合、循環成分、%)
	v37	v79	v121	資本収支変化率(%)
	v38	v80	v122	資本収支(GDPIに対する割合、%)
	v39	v81	v123	資本収支(GDPIに対する割合、循環成分、%)
その他	v40	v82	v124	為替変化率(%)
	v41	v83	v125	都市人口比率(%)
	v42	v84	v126	生産人口比率(%)

また金融危機の要因となりうるマクロ経済指標のうち、GDP に対する割合を示すデータに関しては、絶対的な水準よりもトレンドからの乖離が、金融危機の発生可能性に影響を与えていると考えられる。よってこれらのデータに関しては、ラムダを 100 とした Hodrick-Prescott フィルタを用いてトレンド成分を抽出し、原係数から差し引くことにより循環成分も算出し、さらに平均ゼロ、標準偏差 1 となるように標準化した。

このようにして選択されたマクロ経済指標について、1980 年から 2010 年まで取得し、これを説明変数のサンプルとした (表 4-2)。

### 4.2.3 統計的手法による変数選択

統計的手法による選択に関しては、ロジスティック回帰分析によるステップワイズ法を使用する。

本研究では説明変数が 126 種類と多いため、まず welch の t 検定を行いある程度変数を絞り込む。welch の t 検定は、2 群の平均値に有意な差があるかどうかを検定する手段である。これを用いて、帰無仮説を「変数の値に関して、危機群と非危機群の母平均に差はない」として、これが片側 10%以下で棄却される変数を取り除く。

welch の t 検定で変数を絞り込んだ後に、ロジスティック回帰分析によるステップワイズ法による変数選択を行う。ロジスティック回帰分析は、ある事象の発生確率を、与えられた説明変数から予想するものであり、ロジット (オッズ比の対数) を目的変数とした線形回帰分析である。ロジスティック回帰分析によるステップワイズ法は、説明変数が含まれていない空モデルから始まり、増加ステップと減少ステップを繰り返すことで、適正な変数を選択するプロセスである。①増加ステップでは、モデルに選択されていないすべての変数の中から、モデルに追加された場合に P 値が最小となるものを選択し、この P 値があらかじめ決められた基準 (P-in) より小さい場合は、その変数をモデル式に追加する。②減少ステップでは、モデルに選択されているすべての変数の中から、P 値が最大のものを選択し、この P 値があらかじめ決められた基準 (P-out) より大きい場合は、その変数をモデルから削除する。そして増加ステップに戻る。③P-out より小さい場合は、プロセスを終了する。ここでの P 値とは、変数の

偏回帰係数が 0 としたときの有意水準である。t 検定で削除されなかった変数を用いて、P-in、P-out とともに 5% を基準として、変数選択を行う。

#### 4.2.4 ノンパラメトリック手法による変数選択

人工知能による選択に関しては、CART (Classification and Regression Tree) を使用した。CART は、あるサンプルがどのグループに属するかを、そのサンプルを説明する特長などから予想するものであり、GINI 係数をもとに説明変数を選択・分岐させる樹木モデルである。

GINI 係数は、ある集合にどれだけ不純なものが含まれているかを示すもので、以下のように表される。つまりある集合に一つのクラスの要素しか含まれない場合は 0、複数のクラスの要素が均等に含まれている場合に最大値となる。

$$i(t) = \sum_{j=1}^c p(j|t) \times \{1 - p(j|t)\} = 1 - \sum_{j=1}^c \{p(j|t)\}^2$$

$c$ : クラス数

$p(j|t)$ : ノード  $t$  におけるクラス  $j$  の割合

CART は、分類後の GINI 係数が分類前のもとから最も大きく減少 (改善) するようなものをすべての変数の中から選び、分類後の集合について同じ作業を行うことにより、分岐を樹木のように生長させるものである。

このように CART は伝統的な統計手法と異なり、分布を前提とせず、また非連続的な関係も対象とする。よって一部のマクロ経済指標のような分布に規則性が乏しいものを説明変数とする場合は、ロジスティック回帰分析のような伝統的な統計手法より優れていると考えられる。



## 4.2.5 統計的手法とノンパラメトリック手法の比較

ロジスティック回帰分析を行って構築した金融危機予測モデルにテストデータ（モデル作成に使ったサンプル）を挿入して、各国の各年における危機発生確率の理論値を算出する。この理論値について、①実際に危機が発生したサンプル（危機群）の平均値と、危機が起らなかったサンプル（非危機群）の平均値を比較する。②また危機発生確率の理論値が 50%を上回るものを危機、下回ったもの非危機として、危機群と非危機群それぞれの誤判別率を算出する。③さらに 2011 年を基準とした説明変数を予測モデルに挿入することにより、各国の 2011 年の危機発生確率について予想を行う。

また CART を用いた金融危機予測モデルに関しても、同様な分析を行う。まず全サンプルを用いて分類木を作成し、サンプルが分類されたノードにおいて、実際に危機が発生したサンプルの割合を、それぞれのサンプルの危機発生確率とした。この危機発生確率について、①危機群の平均値と、非危機群の平均値を比較する。②また CART により危機に分類されたか、非危機に分類されたかをもとにして、危機群と非危機群それぞれの誤判別率を算出した。③さらに 2011 年を基準とした説明変数を予測モデルに挿入することにより、各国の 2011 年の危機発生確率について予想を行う。

さらに①～③の結果について、ロジスティック回帰分析と CART を比較する。

## 4.3 統計的手法による分析結果

### 4.3.1 変数選択の結果

まず welch の t 検定を行い、危機群と非危機群の間で平均値に、10%以下の有意水準で差が認められる変数を、金融危機の先行指標の候補とした。表 4-3 に示した\*印が付けられた 43 種類の変数が、候補として選択された。

表 4-3 t 検定による平均の差の有意性

No.	T値	P値	No.	T値	P値	No.	T値	P値	No.	T値	P値	No.	T値	P値	No.	T値	P値
v1	1.00	31.6%	v22	0.96	33.6%	v43	1.04	30.1%	v64	0.92	35.9%	v85	1.11	26.9%	v106	0.84	40.4%
v2	1.19	23.4%	v23	1.54	12.3%	v44	0.64	52.2%	v65	1.85	6.5% *	v86	0.62	53.2%	v107	1.93	5.4% *
v3	0.89	37.2%	v24	2.28	2.3% **	v45	0.51	61.1%	v66	2.53	1.2% **	v87	0.90	36.9%	v108	4.26	0.0% ***
v4	1.54	12.5%	v25	1.83	6.8% *	v46	0.78	43.6%	v67	0.20	84.4%	v88	0.56	57.5%	v109	0.72	47.4%
v5	1.20	22.9%	v26	1.17	24.1%	v47	1.64	10.3%	v68	1.04	30.1%	v89	1.72	8.7% *	v110	1.01	31.2%
v6	0.28	77.6%	v27	0.64	52.5%	v48	0.95	34.1%	v69	0.69	48.8%	v90	0.03	97.4%	v111	0.34	73.4%
v7	1.26	20.9%	v28	1.08	28.1%	v49	1.61	10.7%	v70	0.76	44.7%	v91	1.69	9.2% *	v112	0.69	48.8%
v8	0.83	40.9%	v29	3.75	0.0% ***	v50	0.62	53.2%	v71	3.92	0.0% ***	v92	0.78	43.7%	v113	4.09	0.0% ***
v9	0.89	37.3%	v30	2.57	1.1% **	v51	0.29	77.5%	v72	2.67	0.8% ***	v93	0.90	37.1%	v114	3.17	0.2% ***
v10	0.91	36.4%	v31	0.66	51.0%	v52	0.53	59.6%	v73	0.47	63.8%	v94	0.93	35.5%	v115	0.84	40.4%
v11	0.57	56.6%	v32	0.93	35.5%	v53	0.47	63.5%	v74	0.44	65.8%	v95	0.76	44.8%	v116	0.18	85.6%
v12	0.37	71.3%	v33	0.21	83.3%	v54	0.23	82.0%	v75	1.74	8.3% *	v96	0.69	49.3%	v117	3.71	0.0% ***
v13	1.14	25.5%	v34	1.09	27.8%	v55	1.21	22.6%	v76	0.89	37.2%	v97	1.82	7.0% *	v118	0.77	44.4%
v14	0.68	49.5%	v35	5.10	0.0% ***	v56	0.37	71.3%	v77	4.63	0.0% ***	v98	0.03	97.3%	v119	4.44	0.0% ***
v15	1.65	9.9% *	v36	3.64	0.0% ***	v57	1.51	13.3%	v78	2.96	0.3% ***	v99	0.88	38.2%	v120	2.57	1.0% **
v16	1.14	25.3%	v37	0.71	47.9%	v58	1.20	22.9%	v79	2.37	1.8% **	v100	2.08	3.8% **	v121	1.55	12.3%
v17	0.99	32.4%	v38	3.62	0.0% ***	v59	0.69	48.9%	v80	4.19	0.0% ***	v101	0.30	76.2%	v122	2.67	0.8% ***
v18	3.29	0.1% ***	v39	3.73	0.0% ***	v60	4.32	0.0% ***	v81	4.35	0.0% ***	v102	1.17	24.4%	v123	1.39	16.5%
v19	0.07	94.2%	v40	1.34	18.0%	v61	0.13	89.4%	v82	1.91	5.6% *	v103	2.02	4.4% **	v124	0.62	53.8%
v20	2.41	1.7% **	v41	0.06	95.0%	v62	2.54	1.1% **	v83	0.07	94.3%	v104	1.94	5.2% *	v125	0.08	93.9%
v21	1.47	14.2%	v42	1.82	6.9% *	v63	1.97	4.9% **	v84	1.78	7.6% *	v105	1.18	24.0%	v126	1.74	8.3% *

選択された 43 種類の変数を使用して、ロジスティック回帰分析を用いたステップワイズ法により、さらに変数を絞り込んだ。ステップワイズ法で用いた P-in および P-out はそれぞれ 1% の有意性とした。このようにして選択された変数は、v18 民間向け貸出 (GDP に対する割合、循環成分、1 年前)、v24 設備投資 (GDP に対する割合、循環成分、1 年前)、v35 経常収支 (GDP に対する割合、1 年前)、v42 非生産人口比率 (1 年前) であった。選択された 4 つの変数を使用して、ロジスティック回帰分析を行い、危機の発生確率を算出するモデル式を作成した。それぞれの金融マクロ指標は、各国によってベースとなる水準が異なる場合が多いため、ロジスティック回帰分析には、国ごとの固定効果も採用した。表 4-4 に各国のダミー変数を含めた説明変数の係数とその統計量を示した。マハラノビスの距離に基づいて選択された 4 つの変数の中でも、特に v18 民間向け貸出 (GDP に対する割合、循環成分、1 年前)、v35 (経常収支 (GDP に対する割合、1 年前) が、金融危機の先行指標として説明力が高いことがわかる。

表 4-4 ロジスティック回帰モデルのパラメーター

	回帰係数	標準誤差	T値	P値		回帰係数	標準誤差	T値	P値
切片	2.87	2.33	1.23	21.8%	フィンランド	4.26	1.74	2.45	1.4% *
v18	-0.20	0.05	-3.80	0.0% ***	ギリシャ	4.98	1.62	3.08	0.2% **
v24	-0.04	0.14	-0.26	79.2%	ポルトガル	6.67	1.96	3.41	0.1% ***
v35	0.28	0.08	3.34	0.1% ***	スペイン	6.05	1.74	3.48	0.1% ***
v42	-0.08	0.04	-1.87	6.2% .	トルコ	2.88	1.59	1.81	7.0% .
アメリカ	4.30	1.48	2.91	0.4% **	オーストラリア	5.49	1.69	3.25	0.1% **
イギリス	3.27	1.45	2.25	2.5% *	アルゼンチン	2.46	1.76	1.40	16.2%
デンマーク	3.50	1.44	2.42	1.5% *	ブラジル	10.10	17.30	0.58	55.9%
フランス	3.56	1.43	2.50	1.3% *	メキシコ	5.86	2.06	2.84	0.4% **
ドイツ	4.32	1.55	2.78	0.5% **	インド	6.16	1.91	3.23	0.1% **
イタリア	3.67	1.43	2.58	1.0% *	インドネシア	5.53	1.88	2.95	0.3% **
ノルウェー	4.35	1.74	2.49	1.3% *	韓国	5.06	1.72	2.93	0.3% **
スウェーデン	4.79	1.71	2.80	0.5% **	マレーシア	4.82	2.00	2.42	1.6% *
カナダ	4.71	1.59	2.95	0.3% **	タイ	4.08	1.80	2.27	2.4% *
日本	3.88	1.53	2.54	1.1% *	ロシア	NA	NA	NA	NA

### 4.3.2 選択された変数の解釈

v18 民間向け貸出 (GDP に対する割合、循環成分、1 年前) : 係数は負であるため、この数値が大きいほど、金融危機の可能性が高い。景気の過熱から民間向け貸出が膨張すると、ひとたび経済成長率が低迷した場合、企業は利払い負担に耐えることができず、債務不履行のリスクが高くなる。これが銀行の不良債権の増加につながり、クレジットクランチの直接的な原因となる。v18 は、循環成分 (実測値とトレンド線の差) である。よって経済成長率に対する貸出の増加率が、トレンドから乖離して大きく加速した場合、金融危機の可能性が大きくなるという、一般的な認識とも合致している。

v24 設備投資 (GDP に対する割合、循環成分、1 年前) : 係数は負であるため、この数値が大きいほど、金融危機の可能性が高い。企業の設備投資は、企業の借入れと表裏の関係にあるため、v18 と同様に、経済成長率に対する設備投資の増加率が、トレンドから乖離して大きく加速した場合、金融危機の可能性が大きくなるという、一般的な認識とも合致している。特に設備投資が借入れを伴って加速した場合に、機器の可能性が高いことを示している。

v35 経常収支 (GDP に対する割合、1 年前) : 係数は正であるため、この数値が小さいほど、金融危機の可能性が高い。高い経済成長を示した国の多くでは、

輸出の伸びが成長を支えていたケースがほとんどである。しかし外需の伸びが低迷すると、経済成長率も鈍化する。その一方で、内需による経済成長を目指すあまり過剰な借入れにより過剰な設備投資を継続すると、金融危機の確率が高くなる。

v42 非生産人口比率 (1 年前) : 係数は負であるため、この数値が大きいほど、金融危機の可能性が高い。生産人口比率の上昇は、むしろ経済成長を支えるが、これがピークアウトする時点では、金融危機の可能性が高まることを示している。人口構成は見通しが立てやすいため、先行指標としての説明力は高いといえる。

## 4.4 ノンパラメトリック手法による分析結果

### 4.4.1 変数選択の結果

CART は統計的手法と違い、欠損値があっても計算を進めることができる。よって CART による分析では、異常値は欠損として扱い、より一般的な結果を求めることとした。それぞれの変数から、中央値と 75%タイル点の 1.5 倍を上回るもの、また中央値と 25%タイル点の 1.5 倍を下回るものを、異常値として削除した。

さらに、パラメトリック手法と同様に、welch の t 検定を行い、危機群と非危機群の間で平均値に、10%以下の有意水準で差が認められる変数を選択した (表 4-5)。

表 4-5 t 検定による平均の差の有意性（欠損値削除後）

No.	T値	P値	No.	T値	P値	No.	T値	P値	No.	T値	P値	No.	T値	P値	No.	T値	P値
v1	1.52	12.9%	v22	0.15	88.0%	v43	1.21	22.8%	v64	0.20	83.8%	v85	0.95	34.5%	v106	1.80	7.3% *
v2	1.62	10.6%	v23	0.94	34.5%	v44	0.10	92.2%	v65	1.58	11.4%	v86	2.96	0.3% ***	v107	1.09	27.7%
v3	1.96	5.0% *	v24	2.34	2.0% **	v45	1.07	28.6%	v66	1.29	19.7%	v87	0.51	60.8%	v108	3.48	0.1% ***
v4	0.35	72.8%	v25	2.24	2.6% **	v46	0.39	70.0%	v67	0.37	70.8%	v88	1.47	14.3%	v109	0.19	85.0%
v5	0.02	98.7%	v26	1.02	30.8%	v47	0.15	87.8%	v68	0.88	38.0%	v89	1.25	21.3%	v110	0.94	35.0%
v6	1.16	24.6%	v27	0.88	37.7%	v48	0.07	94.4%	v69	0.43	66.5%	v90	2.32	2.1% **	v111	0.70	48.6%
v7	1.42	15.6%	v28	1.31	19.2%	v49	0.35	72.6%	v70	1.65	10.0% *	v91	1.63	10.3%	v112	1.31	19.1%
v8	0.73	46.3%	v29	2.94	0.3% ***	v50	0.20	84.2%	v71	3.22	0.1% ***	v92	1.35	17.9%	v113	2.85	0.5% ***
v9	0.12	90.3%	v30	2.54	1.2% **	v51	0.17	86.7%	v72	2.47	1.4% **	v93	1.22	22.2%	v114	3.47	0.1% ***
v10	2.00	4.6% **	v31	3.00	0.3% ***	v52	0.00	99.9%	v73	3.07	0.2% ***	v94	1.04	29.9%	v115	2.04	4.2% **
v11	0.09	92.9%	v32	0.34	73.6%	v53	0.51	61.2%	v74	0.67	50.3%	v95	0.40	68.8%	v116	0.23	82.2%
v12	0.30	76.8%	v33	0.77	44.1%	v54	1.22	22.4%	v75	2.22	2.7% **	v96	0.02	98.3%	v117	2.58	1.0% **
v13	1.62	10.6%	v34	0.11	91.1%	v55	2.63	0.9% ***	v76	3.48	0.1% ***	v97	2.42	1.6% **	v118	2.51	1.3% **
v14	1.68	9.3% *	v35	5.10	0.0% ***	v56	1.11	26.7%	v77	3.98	0.0% ***	v98	1.16	24.7%	v119	3.49	0.1% ***
v15	2.05	4.1% **	v36	3.37	0.1% ***	v57	1.43	15.3%	v78	2.40	1.7% **	v99	1.67	9.7% *	v120	1.32	18.8%
v16	2.17	3.0% **	v37	1.36	17.6%	v58	3.62	0.0% ***	v79	2.77	0.6% ***	v100	3.62	0.0% ***	v121	0.59	55.4%
v17	1.51	13.1%	v38	4.94	0.0% ***	v59	1.27	20.6%	v80	3.96	0.0% ***	v101	0.99	32.3%	v122	3.17	0.2% ***
v18	4.56	0.0% ***	v39	2.66	0.8% ***	v60	4.03	0.0% ***	v81	3.83	0.0% ***	v102	2.32	2.1% **	v123	0.23	81.6%
v19	0.38	70.4%	v40	0.59	55.7%	v61	0.40	68.7%	v82	0.19	84.7%	v103	2.27	2.4% **	v124	3.57	0.0% ***
v20	2.35	1.9% **	v41	0.03	98.0%	v62	2.42	1.6% **	v83	0.18	85.9%	v104	1.82	7.0% *	v125	0.32	74.9%
v21	1.07	28.5%	v42	2.82	0.5% ***	v63	0.98	32.9%	v84	2.68	0.8% ***	v105	0.24	81.3%	v126	2.60	1.0% ***

このようにして選択した 52 種類の変数を CART に挿入して、破綻群と健全群を分類する精度が高い変数を抽出した。CART による分析では、一つのノードで誤判別数が 15 未満となった時点で、それ以上の分類を停止するような設定をした。このようにして選択された変数は、v36 経常収支（GDP に対する割合、循環成分、1 年前）、v60 民間向け貸出（GDP に対する割合、循環成分、2 年前）、v84 非生産人口比率（2 年前）、v124 為替変化率（3 年前）であった（図 4-1）。

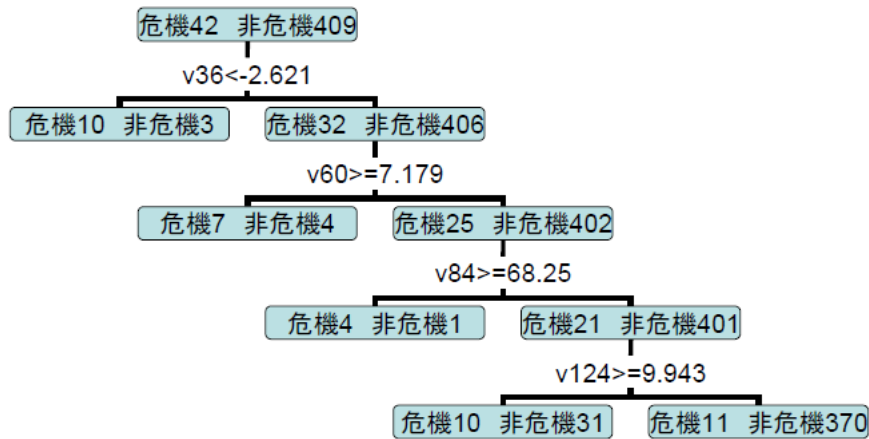


図 4-1 CART による変数選択の結果

#### 4.4.2 選択された変数の解釈

ノンパラメトリック手法で選択された変数の解釈を以下に示す。

**v36 経常収支 (GDP に対する割合、循環成分、1 年前)**：この数値が 2.621% 未満であれば、危機群に分類される。解釈は、前頁で説明した v35 とほぼ同様であるが、v36 は循環成分であるため、絶対的に低いことではなく、トレンドから乖離して大きく加速した場合、金融危機の可能性が大きくなる。

**v60 民間向け貸出 (GDP に対する割合、循環成分、2 年前)**：この数値が 7.179% 以上であれば、危機群に分類される。解釈は、前頁で説明した v18 とほぼ同様である。v18 は危機発生 1 年前の指標であったが、v60 は 2 年前のものである。

**v84 非生産人口比率 (2 年前)**：この数値が 68.25% 以上であれば、危機群に分類される。解釈は、前頁で説明した v42 と同様である。v42 は危機発生 1 年前の指標であったが、v60 は 2 年前のものである。

**v124 為替変化率 (3 年前)**：この数値が 9.943% 以上であれば、危機群に分類される。為替レートは、景気成長率が大きく、海外からの資本流入が大きいときに切り上がる傾向がある。逆に大きく切り上がった後、経済成長性が低下すれば、一斉に資本流出され、国内の融資が難しくなり、結果として金融危機が

引き起こされる。危機の 3 年前に大きく為替レートがきり上がることは、景気減速における海外資本の流出リスクを同時に拡大しているとも考えられる。

図 4-1 に示したように、CART は全体の集合を最も純粋に分類できる基準を探索し、2 つの集合に分類する。さらにそれら 2 つの集合それぞれについて、最も純粋に分類できる基準を探索し、2 つの集合に分類するといった作業を繰り返す。よって CART により選択された分類基準は、最初に探索されたものを除いては、分類後の集合に対して精度の高いものであり、全体の集合を純粋に分類するものではない。例えば  $v_{32}$  は全体を純粋に分類する基準であるが、 $v_{60}$  の全体の集合に対する分類精度は決して高くない。 $v_{60}$  は、 $v_{32}$  が 2.621% 以上のサンプルだけ集めた集合に対して、分類精度が高いものである。

この点に留意して変数の解釈を行うと、以下のようになる。ある年に金融危機が発生する可能性は、1 年前の経常収支（GDP に対する割合、循環成分）が 2.621% 未満であれば、それだけで高いといえる。これが 2.621% 以下であるときは、2 年前の民間向け貸出（GDP に対する割合、循環成分）が 7.179% 以上であれば、高いといえる。これが 7.179% 未満であるときは、2 年前の非生産人口比率が 68.25% 以上であれば、高いといえる。これが 68.2% 未満であるときは、3 年前の米ドルに対する自国通貨の変化率が 9.943% 以上であれば、高いといえる。

## 4.5 統計的手法とノンパラメトリック手法の比較

テスト・データを用いて、統計的手法および CART により算出された危機発生確率について、実際に危機が発生したグループにおける平均値と、危機が起らなかったグループの平均値を算出し、比較した。統計的手法では、危機群に関しては、危機が発生する以前の 3 年前におけるマクロ経済指標をもとに算出した危機発生確率は平均で 37.7%、非危機群の危機発生確率は 6.5% であった。CART で同様の分析を行うと、危機群の危機発生確率は 52.5%、非危機群は 4.9% であった。CART のほうがより正しく判別されている（表 4-6）。

表 4-6 金融危機の発生確率の比較

回帰分析		CART	
危機群	非危機群	危機群	非危機群
37.7%	6.5%	52.5%	4.9%

統計的手法の誤判別率は、タイプ I エラー（危機なのに危機でないと判断すること）が 57.5%、またタイプ II エラー（危機でないのに危機と判断すること）が 0.5%であった。全体の誤判別率は、6.0%であった。ノンパラメトリック手法のタイプ I エラー（危機なのに危機でないと判断すること）が 33.3%、またタイプ II エラー（危機でないのに危機と判断すること）が 2.2%であった。全体の誤判別率は、5.1%であった。これも CART のほうがより正しく判別されている（表 4-7）。タイプ I エラーに関しては、ノンパラメトリック手法の精度が特に優れているといえる。

表 4-7 誤判別率の比較

		回帰分析		CART	
		判別された群		判別された群	
		危機群	非危機群	危機群	非危機群
実際の群	危機群	17	23	28	14
	非危機群	2	375	9	400
タイプエラー		57.5%		33.3%	
タイプIIエラー		0.5%		2.2%	
誤判別率		6.0%		5.1%	

テスト・データの挿入では、伝統的統計手法よりノンパラメトリック手法のほうが、判別力が高いと考えられる。前述したように、CART は伝統的な統計手法と異なり、説明変数の分布を前提としない。よって一部のマクロ経済指標のような分布に規則性が乏しいものを説明変数とする場合は、ロジスティック回帰分析のような伝統的な統計手法より優れていることが一因と考えられる。



## 4.6 モデルへの外挿

### 4.6.1 統計的手法によるモデルへの外挿

統計的手法により作成されたモデル式に、2011年を基準にした実績値を挿入した。モデル式には固定効果が含まれているため、モデル式算出に使われた国に関してのみ、外挿が可能である。挿入した実績値と、算出された金融危機の発生確率を表4-8に示した。

これによると、ギリシャ、トルコ、ブラジル、ロシアにおいて、2011年に金融危機が発生する確率が高い結果となった。

ロジスティック回帰モデルは、説明変数を変化させると、金融危機の発生確率も連続的に変化する。特に偏回帰係数の有意水準が低いv18およびv35が変換すると、金融危機の発生確率も大きく変化する。変化の程度はすべての国で同様である。

表 4-8 2011 年に金融危機が発生する確率（統計的手法モデル）

	v18	v24	v35	v42	危機発生確率
	民間向け貸出 GDPに対する割合 (循環成分)	設備投資 GDPに対する割合 (循環成分)	経常収支 GDPに対する割合	非生産人口比率	
	2010	2010	2010	2010	
アメリカ	-3.77	-2.31	-3.21	49.48	4.62%
イギリス	-7.64	-1.82	-2.50	51.21	5.66%
デンマーク	-1.46	-2.15	5.30	52.69	2.08%
フランス	1.07	-0.96	-2.11	54.19	3.50%
ドイツ	-3.35	-0.20	5.68	50.96	0.53%
イタリア	6.08	-1.52	-3.31	52.49	7.50%
ノルウェー	2.58	-1.19	12.90	50.96	0.22%
スウェーデン	0.44	-1.49	6.31	52.82	0.66%
カナダ	0.56	-1.96	-1.80	43.62	3.17%
日本	3.12	-0.99	3.59	54.50	6.72%
フィンランド	0.76	-1.26	2.94	50.32	2.49%
ギリシャ	6.39	-2.67	-11.51	48.02	62.81%
ポルトガル	-9.69	-1.41	-9.86	49.12	0.86%
スペイン	-6.70	-3.49	-4.51	46.78	0.51%
トルコ	5.73	-3.32	-6.55	48.59	75.65%
オーストラリア	-3.23	0.82	-3.50	48.50	1.81%
アルゼンチン	2.06	-0.59	0.96	55.57	35.50%
ブラジル	4.88	-0.09	-2.26	48.50	0.06%
メキシコ	1.47	-0.71	-0.55	53.57	2.05%
インド	-0.97	-1.34	-2.50	56.52	1.99%
インドネシア	2.75	0.75	0.89	49.24	1.84%
韓国	-6.23	-0.60	2.80	37.86	0.11%
マレーシア	8.06	0.96	13.53	52.02	0.41%
タイ	7.14	-0.28	4.61	41.37	3.32%
ロシア	-1.56	-1.81	4.85	38.63	19.76%

#### 4.6.2 ノンパラメトリック手法によるモデルへの外挿

CART により作成された分類モデルに、2011 年を基準にした実績値を挿入した。統計的手法によるモデル式は、テスト・データに使われた国に関してのみ外挿が可能であった一方で、CART による分類モデルは、それ以外の国でも外挿が可能である。挿入した実績値と、算出された金融危機の発生確率を表 4-9 に示した。

これによると、アイルランド、ポルトガル、スペイン、マレーシア、中国において、2011 年中に金融危機が発生する確率が高い。日本は分類としては危機群に属するが、危機が発生する確率は小さい。

表 4-9 2011 年に金融危機が発生する確率（ノンパラメトリックモデル）

	v36	v60	v84	v124	危機発生確率
	経常収支 GDPに対する割合 (循環成分)	民間向け貸出 GDPに対する割合 (循環成分)	非生産人口比率	為替変化率 (米ドルに対して)	
	2010	2009	2009	2008	
アメリカ	0.95	-1.53	49.48	0.00%	2.89%
イギリス	-0.19	1.76	51.21	-8.12%	2.89%
デンマーク	1.29	2.74	52.69	6.78%	2.89%
フランス	0.13	1.28	54.19	7.03%	2.89%
ドイツ	-1.43	3.99	50.96	7.03%	2.89%
イタリア	-0.07	-0.37	52.49	7.03%	2.89%
ノルウェー	-2.60	2.58	50.96	3.93%	2.89%
スウェーデン	-2.00	2.67	52.82	2.54%	2.89%
カナダ	-0.84	0.56	43.62	0.66%	2.89%
日本	-0.10	4.82	54.50	13.93%	24.39%
フィンランド	0.06	4.74	50.32	7.03%	2.89%
ギリシャ	1.65	-8.35	48.02	7.03%	2.89%
アイルランド	3.04	16.64	46.79	7.03%	63.64%
ポルトガル	1.56	15.39	49.12	7.03%	63.64%
スペイン	3.03	8.27	46.78	7.03%	63.64%
トルコ	-0.70	1.48	48.59	0.11%	2.89%
オーストラリア	1.37	4.70	48.50	0.24%	2.89%
アルゼンチン	-1.93	0.66	55.57	-1.54%	2.89%
ブラジル	-1.41	3.48	48.50	6.18%	2.89%
メキシコ	-0.12	1.60	53.57	-1.81%	2.89%
インド	-0.36	-1.22	56.52	-4.96%	2.89%
インドネシア	-0.33	1.60	49.24	-5.75%	2.89%
韓国	0.64	2.22	37.86	-15.68%	2.89%
マレーシア	-3.82	8.55	52.02	3.05%	76.92%
タイ	0.06	4.43	41.37	3.62%	2.89%
ロシア	-0.67	3.13	38.63	2.93%	2.89%
中国	-3.28	6.70	39.40	9.48%	76.92%

ロジスティック回帰モデルは、説明変数を変化させると、金融危機の発生確率も連続的に変化する一方で、CART による分類モデルは、変数がある閾値を越えるまでは、金融危機の発生確率は一定のままであるが、閾値を越えると発生確率が離散的に大きくなる。

例えば中国とマレーシアについては、2010 年の経常収支（GDP に対する割合、循環成分）が-2.621%を下回っていたため、最初の分岐で危機群に分類された（図 4-2）。テスト・データを用いたとき、最初の分岐で危機群に分類されたサンプルのうち、76.92%が実際に危機であるサンプルであった。このため、同

様の分岐をたどった中国とマレーシアについては、2011年に76.92%の確率で危機が発生すると考えられる。

中国とマレーシア以外の国はすべて-2.621%を上回っていたため、最初の分岐では非危機群に分類された。しかし次の分岐では、アイルランド、ポルトガル、スペインの2009年の民間向け貸出（GDPに対する割合、循環成分）が7.179%以上であったため、危機群に分類された。上記と同様の考え方で、これらの国については、2011年に63.64%の確率で危機が発生すると考えられる。

ギリシャに関しては、アイルランド、ポルトガル、スペインと比較されることが多いが、民間向け貸出（GDPに対する割合、循環成分）は2008年に同様に大きかった。つまり2010年に金融危機に陥る確率が高かったことになる。また2010年にギリシャの民間向け貸出（GDPに対する割合、循環成分）は6.3926%まで上昇した。7.179%の閾値は超えていないが、近づいているため、再度2012年に金融危機が発生する確率は潜在的に高まっていると考えられる。

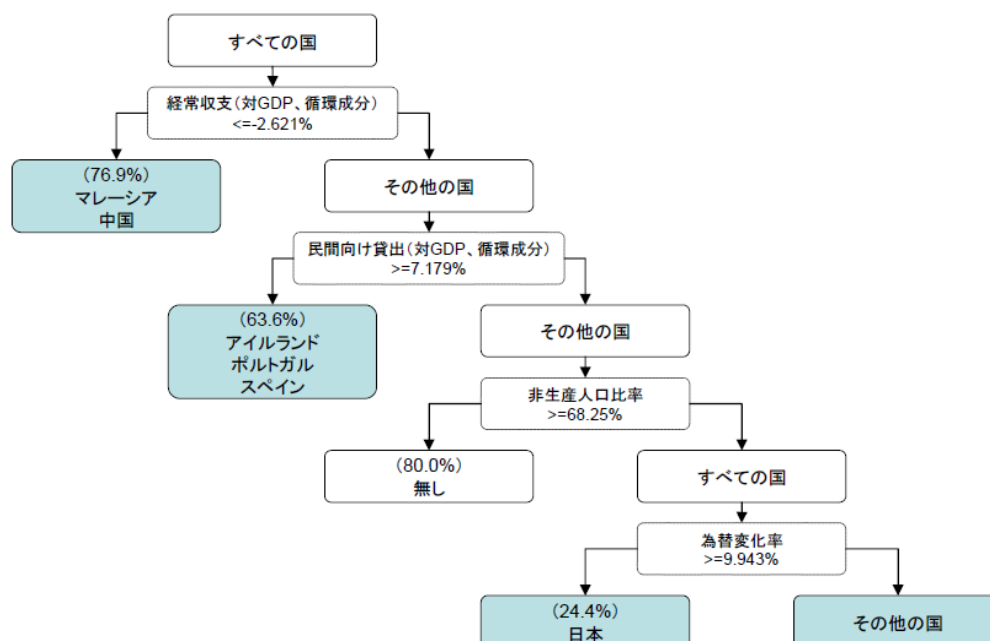


図 4-2 CART を使った 2011 年の分類

## 4.7 結果の考察

金融マクロ指標を用いて金融危機の予知を行うとき、伝統的なロジスティック回帰分析より CART のほうが、より正確な結果を導くことがわかった。ロジスティック回帰分析では、目的変数に対して説明力の高い説明変数には、分布に規則性が必要とされるが、CART の場合は分類精度さえ高ければ、分布を仮定しない説明変数でも高い説明力があると認識される。

CART による予知モデルのほうがより正確な結果となったことは、金融危機に対して説明力の高い金融マクロ指標が、必ずしも分布に規則性があるとは限らないことを示している。

CART による分析の結果、金融危機の先行指標の中でも特に説明力の高いものとして、経常収支（GDP に対する割合、循環成分、1 年前のもの）、および民間向け貸出（GDP に対する割合、循環成分、2 年前のもの）が選択された。これらの数値がそれぞれ-2.621%、7.179%という閾値を越えると、金融危機が発生する確率は急激に高くなることが示された。

貿易黒字の拡大によりインフレ期待および外国資本の流入を誘引した国において、経常収支の拡大ペースが急減速すると、外国資本の巻き戻しが発生し、国内民間向け信用が短期間で収縮し、金融危機に陥ることがある。経常収支と民間向け貸出が、金融危機の先行指標として説明力が高いのは、これまでの金融危機の中で、上記のような経路をたどったケースが多いことを反映したものと考えられる。

これらの指標に関して足許のデータをモデルに外挿し、各国で 2011 年に金融危機が発生する確率を算出した。確率が高い国は、2009 年の民間向け貸出（GDP に対する割合、循環成分）が大きいことから、アイルランド、ポルトガル、スペイン（危機発生確率 63.6%）、また 2010 年の経常収支（GDP に対する割合、循環成分）が小さいことから、マレーシア、中国（危機発生確率 76.9%）となった。

本研究で用いた金融危機の定義に照らし合わせると、アイルランド、ポルトガル、スペインは 2010 年に実際に金融危機となった。一方でマレーシア、中国は金融危機が発生していない。これは中国やマレーシアでは、過去の金融危機

には見られなかった事象が発生したため、これが説明力の高い分類基準になったと考えられる。たとえば民間向け貸出（GDP に対する割合、循環成分）が 7.179%を超えて金融危機に陥ったサンプルの預貸率は、危機発生 1 年前の平均で 105.6%、最低値で 86.5%である。一方で 2010 年の預貸率は中国で 70.2%、マレーシアで 82.3%と、過去の危機群と大きく異なる。これまでに、貸出金が急激に増加した国では、預貸率も同様に上昇していたと考えられる。よって預貸率による分類が必要とならなかった。しかし貸出金が急増しても預貸率を抑える政策を行う国が現れているため、分類基準に新たな項目を付け加える必要がある。

このように、過去の金融危機のパターンにはない新しいパターンで金融危機が発生する場合、このモデルでは予知することが難しい。

また 2011 年はギリシャが金融危機に陥ったが、CART を用いた予知モデルでは、2011 年のギリシャの金融危機を予知できなかった。これもギリシャの金融危機が財政破綻をきっかけとして発生したという点で、過去に事例のないパターンのものであったからとか考えられる。ギリシャの場合、経常赤字に加えて政府の税収やプライマリーバランスなどが、金融危機の発端となっていたと考えられる。このようなパターンの金融危機がこれまでに数少なかったので、過去の事例の類推による定量的な予知モデルを構築することが難しいと考えられる。

今後の研究では、根源的な原因いかんによらず、新しいパターンの金融危機をも予知できる、汎用性の高い説明変数の探索が課題となろう。

## 4.8 おわりに

代表的な先行研究によると、金融危機は、銀行システムの機能不全が最も重要な要因と考えられている。つまり銀行システム全体の資本余力や流動性に懸念が生じるような出来事が起こると、銀行による急激な信用収縮が発生し、これが金融システム全体および実体経済に連鎖することにより、金融危機が発生すると考えられている。また他の先行研究によると、銀行による信用収縮は、主要銀行・大企業の倒産、政治的不安定、景気後退などによる不透明性の拡大

のほか、株式・不動産市場の急落による担保価値の下落などがトリガーと考えられている。さらにこれらトリガーは、経常収支の悪化、外貨準備の低下、銀行保護によるモラルハザードの発生、銀行の流動性の欠如などを要因として顕在化すると考えられている。このように、金融危機の要因やトリガーに関しては、様々な考え方が存在している。一方で、先行研究で様々な金融危機のトリガーが紹介されているため、このなかで何が最も重要なものであるかを特定することが難しくなっている。

このため本研究では、銀行システムの機能不全を要因とした金融危機を対象として、民間部門のレバレッジ、外国資本の流出入、経済成長性、物価など、先行研究で金融危機のトリガーとされた金融マクロ指標のなかで、金融危機の予知精度が高いものを、統計的手法およびノンパラメトリック手法を用いて選択し、それらの指標を用いて金融危機が発生する確率を算出するモデルを構築することを目的とした。

金融マクロ指標のような分布に規則性が乏しいものを扱うときは、伝統的な統計手法より人工知能のほうが、より正確な結果を導くことがわかった。ノンパラメトリック手法による分析の結果、金融危機の先行指標の中でも特に説明力の高いものとして、経常収支（GDP に対する割合、循環成分、1年前のもの）、および民間向け貸出（GDP に対する割合、循環成分、2年前のもの）が選択された。これらの数値がそれぞれ-2.621%、7.179%という閾値を越えると、金融危機が発生する確率は急激に高くなることが示された。

貿易黒字の拡大によりインフレ期待および外国資本の流入を誘引した国において、経常収支の拡大ペースが急減速すると、外国資本の巻き戻しが発生し、国内民間向け信用が短期間で収縮し、金融危機に陥ることがある。経常収支と民間向け貸出が、金融危機の先行指標として説明力が高いのは、これまでの金融危機の中で、上記のような経路をたどったケースが多いことを反映したものと考えられる。

これらの指標に関して足許のデータをモデルに外挿し、各国で 2011 年に金融危機が発生する確率を算出した。確率が高い国は、2009 年の民間向け貸出（GDP に対する割合、循環成分）が大きいことから、アイルランド、ポルトガル、スペイン（危機発生確率 63.6%）、また 2010 年の経常収支（GDP に対する割合、循環成分）が小さいことから、マレーシア、中国（危機発生確率 76.9%）となった。

2011年には、アイルランド、ポルトガル、スペインでは、政府および IMF により銀行に対する公的援助が行われた点で、実際に金融危機が発生した。一方でマレーシアと中国が選択されたが、実際には金融危機は見られなかった。これまでに、貸出金が急激に増加した国では、預貸率も同様に上昇していたが、中国とマレーシアに関しては 2011 年の預貸率が低く、これが金融危機の発生を抑制した可能性がある。

また 2011 年はギリシャが金融危機に陥ったが、本研究ではこれを予知できなかった。これもギリシャの金融危機が財政破綻をきっかけとして発生したという点で、過去に事例のないパターンのものであったからとか考えられる。ギリシャの場合、経常赤字に加えて政府の税收やプライマリーバランスなどが、金融危機の発端となっていたと考えられる。

このように本研究では用いられなかった新たな要因を使用して、より多くの候補の中から要因抽出を行うことが今後の重要な課題であろう。また第 2 章で示したように、銀行システムの機能不全を要因とする金融危機は、「銀行資産の劣化（不良債権の増加）による流動性危機」や「市場評価の悪化による銀行の貸出態度の急激な悪化」などが主なトリガーとなっていることが、先行研究のレビューによりわかった。本研究で行ったマクロ的な視点以外に、銀行の財務や経営環境などミクロの視点から、銀行資産が急激に劣化（不良債権の増加）する要因を探索すること、また企業の財務や株価・為替・金利など金融市場の視点から、銀行に対する市場センチメントが急速に悪化する要因を探索することが、今後の重要な研究課題であることもわかった。



## 第5章 銀行資産劣化に関する要因抽出

第2章で示したように、銀行システムの機能不全を要因とする金融危機は、「銀行資産の劣化（不良債権の増加）による流動性危機」や「市場評価の悪化による銀行の貸出態度の急激な悪化」などが主なトリガーとなっていることが、先行研究のレビューによりわかった。第4章では、銀行システムの機能不全を対象として、その要因となるマクロ的な経済・金融指標を探索したが、より精度の高い分析を行うためには、銀行の財務や経営環境などミクロの視点からも金融危機の要因を探索することが必要である。このため本研究では、銀行資産の劣化（不良債権の増加）を対象として、その要因となるミクロ的な財務・経営指標を統計的手法およびノンパラメトリック手法を用いて探索する。

### 5.1 はじめに

表5-1に示したように、過去12年間において、銀行の不良債権処理に関わるコスト（以下信用コストと呼ぶ）は、費用項目の中で規模および変動ともに最大であり、最終利益の増減への影響が最も大きい項目となっている。よって銀行の不良債権の発生状況を示す変数として、本研究では信用コストの水準を対象とする。

表 5-1 わが国銀行の 1998 年度から 2009 年度までの実績

	平均 (10億円)	費用に占 める割合	変動分散
業務粗利益	12,845	-	5.3%
経費	-13,282	100.0%	7.7%
人件費	-3,241	24.4%	14.5%
物件費	-3,457	26.0%	3.7%
信用コスト	-4,695	35.3%	65.0%
株式関係損益	-2,486	18.7%	57.6%
その他	597	-4.5%	16.8%
経常利益	-437	-	-966.4%

(出所：有価証券報告書)

信用コストは、銀行の与信先の経営悪化により発生するが、与信先の財務状況は、銀行にとって顧客情報であるため開示されていない。また信用コスト算出の根拠となる、貸出先の分類の基準や、貸出先の経営が悪化したときに繰り入れる引当率は、銀行により任意に変更されることがある。このような理由で、信用コストを予想することは困難である。

もし信用コストが増加する兆候が事前にわかっていたら、銀行は不良債権の拡大を回避することができ、金融危機の発生を抑えることができる。また信用コストを予想することができれば、銀行の利益見通しに関するリスクが大きく減少するため、市場の銀行投資に対する要求リターンつまり銀行の資本調達費用が低下する。これにより銀行はより多くの貸出を行うことができ、経済活動を活性化することができる。

このような意義があるため、不良債権および信用コストを推定する研究は、既に数多く行われている(2.5.2 銀行資産の急激な劣化に関する先行研究参照)。しかし先行研究では、以下二つのことが行われていない。

一つ目は、銀行経営の本質を表す多くの説明変数を作成し、最も重要なものを定量的に選択することである。信用コストの推定に関する先行研究で説明変数として用いられているのは、貸出金の増加率や経費率など一般的な銀行の財務指標である。営業地域での競争環境、借り手企業に対する審査能力、特定取引先への依存度など銀行経営の本質を表わす属性を定量化し、説明変数として

用いた研究は行われていない。

銀行の与信先の経営悪化や銀行の経営者の特徴を、信用コストの主因とした先行研究もあるが、銀行経営の本質を表す多くの要因と比較したうえで、最も説明力の高い要因を定量的に選択した先行研究は少ない。

二つ目は、変数選択の手法と、推定モデル構築の手法に関して、最適な組み合わせを評価することである。

マクロ経済分析や企業財務分析において、ある目的変数の予測をするとき、多数の説明変数が存在する場合は、最も有用なものをいくつか選択し、それらを使用して推定モデルを構築することがある。この理由として、①回帰モデルに無駄な変数（真の回帰係数がゼロであるような変数など）が含まれていると、誤差分散の推定値  $V_{\hat{\beta}}$  の自由度 ( $n-p-1$ ) が小さくなるため、推定精度が悪いこと、②説明変数の中に互いに相関の高い変数が含まれると、多重共線性の問題があること、③脳の神経回路の仕組みを模したモデルであるニューラル・ネットワーク (NN) などのように目的変数の予測過程がブラックボックスとなっているモデルを用いる場合、各説明変数の重要度・寄与度が評価できないことなどが挙げられる。

ここで問題になるのは、変数選択の手法および推定モデル構築の手法として何を用いるかである。信用コストは、他の財務指標が一定の閾値を超えて悪化すると、急激に増えるという、非線形・非連続的な関係を示す特徴がある。よって伝統的な統計的手法のように、分布や線形関係を前提とした分析では有意な結果が得られない可能性がある。よって分布を前提とせず、また非線形・非連続な関係に基づく分析を行い、推定精度を比較することは意義のあることと考えられる。

一点目を補うため、本研究では、銀行経営の本質を表す指標が信用コストの大きな要因となっているという仮説をたてた。これを証明するため、一般的な銀行の財務指標に加えて、銀行経営の本質を表す数多くの指標を作成し、この中から信用コストの発生に最も説明力の高い要因を定量的に選択した。変数選択には、重回帰分析によるステップワイズ法、および分類木の一種である CART を使用した。

二点目を補うため、本研究では、信用コストとその要因となる指標には、非

線形また非連続な関係があるという仮説をたてた。これを証明するため、変数選択法および信用コストの推定モデル構築法それぞれについて、線形性を前提とするパラメトリック手法、および分布や線形性を前提としないノンパラメトリック手法を用い、どの手法が最も高い推定精度を示すかを評価した。

本研究の構成は、5.2では本研究に用いるデータと手法に関して、5.3では1998年度のデータを用いた訓練データによる分析結果に関して、5.4では2008年度のデータを用いたテスト・データによる分析結果に関して、5.5では信用コストの推定モデルに用いられた変数 5.6では本研究の考察に関して述べる。

## 5.2 分析に用いるデータと手法

### 5.2.1 はじめに

まず訓練データ（1998年度の信用コストを目的変数、1期前である1997年度における99種類の財務・経営変数を説明変数）を用いて、パラメトリック手法およびノン・パラメトリック手法により、変数選択を行った。パラメトリック手法には線形重回帰分析によるステップワイズ法、またノン・パラメトリック手法にはCARTを用いた。CARTを用いた理由は、信用コストとその要因となる指標には、非線形また非連続な関係があるという仮説を証明するために適していると考えられるからである。

それぞれの手法により選択された変数を用いて、さらにノン・パラメトリック手法およびパラメトリック手法により、推定モデルの構築を行った。パラメトリック手法には線形重回帰分析、またノン・パラメトリック手法にはNNおよびSVMを用いた。このようにして6種類の推定モデルを構築した。これらの推定モデルにオリジナル・データを挿入し、AICを用いてモデルの評価を行った。

次に訓練データを用いて構築された6つの推定モデルに、テスト・データ（2008年度の信用コストを目的変数、1期前である2007年度における99種類の財務・経営変数を説明変数）を挿入して、汎用性への影響を調べた（図5-1）。

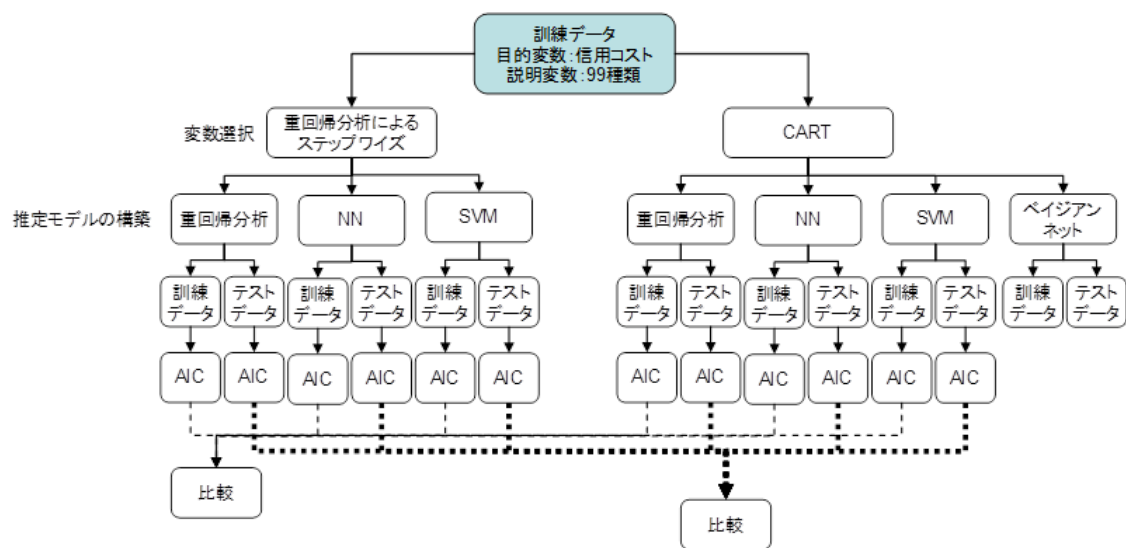


図 5-1 分析手法

## 5.2.2 分析に用いるデータ

訓練データは、1998年度の信用コストを目的変数、1期前である1997年度における99種類の財務・経営変数を説明変数とした。訓練データは、1998年度末時点で継続しているすべての銀行をサンプルとするクロスセクション・データとした。出所は、これらの銀行およびその与信先の有価証券報告書である。

銀行の規模の違いにより、信用コストの要因となる指標は異なる可能性がある。しかし本分析は、銀行の規模に関わらず普遍的な要因を抽出することを目的としている。よって銀行の規模別の分析等は行わないこととした。

またテスト・データは、2008年度の信用コストを目的変数、1期前である2007年度における99種類の財務・経営変数を説明変数とした。テスト・データは、2008年度末時点で継続しているすべての銀行をサンプルとするクロスセクション・データとした。出所は、これらの銀行およびその与信先の有価証券報告書である。

訓練データおよびテスト・データで用いる 99 の説明変数には、銀行の経営分析に一般的に用いられる財務指標 (表 5-2) に加えて、銀行の本質を表す変数 (表 5-3) を採用した。

表 5-2 使用する変数 (代表的な財務指標)

No.	変数名	属性	No.	変数名	属性
v3	減価償却/有形固定資産	資産の質	v45	建設業貸出比率	貸出金の特徴
v11	保有不動産面積/資産	資産の質	v46	卸・小売業貸出比率	貸出金の特徴
v12	保有不動産簿価/資産	資産の質	v47	金融業貸出比率	貸出金の特徴
v13	保証/貸出金	資産の質	v48	不動産業貸出比率	貸出金の特徴
v14	不動産担保/貸出金	資産の質	v49	サービス業貸出比率	貸出金の特徴
v15	役員賞与	株主還元	v50	住宅ローン比率	貸出金の特徴
v16	自己株式消却額	株主還元	v51	中小企業貸出比率	貸出金の特徴
v17	法廷準備金取崩額	株主還元	v52	製造業貸出増加率	貸出金の特徴
v18	任意積立金積立額	株主還元	v53	建設業貸出増加率	貸出金の特徴
v19	配当性向	株主還元	v54	卸・小売業貸出増加率	貸出金の特徴
v25	預金/資産	運用・調達構造	v55	金融業貸出増加率	貸出金の特徴
v26	定期預金/資産	運用・調達構造	v56	不動産業貸出増加率	貸出金の特徴
v27	借入金/資産	運用・調達構造	v57	サービス業貸出増加率	貸出金の特徴
v28	預貸金利ざや	収益性	v58	住宅ローン増加率	貸出金の特徴
v29	営業利益/粗利益	収益性	v59	中小企業貸出増加率	貸出金の特徴
v30	人件費/営業利益	収益性	v60	貸出金増加率	貸出金の特徴
v31	給与/営業費用	収益性	v61	一先中小企業貸出	貸出金の特徴
v32	退職金/営業費用	収益性	v62	一先貸出金	貸出金の特徴
v33	減価償却費/営業費用	収益性	v63	預金増加率	運用・調達構造
v34	賃借料/営業経費	収益性	v64	定期預金増加率	運用・調達構造
v35	広告費/営業費用	収益性	v65	預貸率	運用・調達構造
v36	福利厚生費/営業費用	収益性	v66	預証率	運用・調達構造
v37	預金利回り	収益性	v67	その他有価証券/預金	運用・調達構造
v38	外部調達利回り	収益性	v68	株式/預金	運用・調達構造
v39	資金調達利回り	収益性	v69	総資産留保利益率	収益性
v40	5勘定/粗利益	収益性	v70	総資産税引き前利益率	収益性
v41	3勘定/粗利益	収益性	v71	営業経費/現金	収益性
v42	海外店舗/全店舗	営業の特徴	v72	コール調達利回り	収益性
v43	平均年齢	営業の特徴	v73	借入金利回り	収益性
v44	製造業向け貸出比率	貸出金の特徴			

表 5-3 使用する変数（経営の本質を表すもの）

No.	変数名	属性	No.	変数名	属性
v4	一店舗あたり貸出金	審査能力	v1	ハーフィンダール指数	特定先への依存度
v5	一店舗あたり預金	審査能力	v2	ハーフィンダール変化	特定先への依存度
v6	一店舗あたり貸出先数	審査能力	v82	上位30社貸出金シェア	特定先への依存度
v7	一店舗あたり従業員数	審査能力	v83	上位20社貸出金シェア	特定先への依存度
v8	従業員一人あたり貸出金	審査能力	v84	上位10社貸出金シェア	特定先への依存度
v9	従業員一人あたり預金	審査能力	v85	上位5社貸出金シェア	特定先への依存度
v10	従業員一人あたり貸先数	審査能力	v86	上位3社貸出金シェア	特定先への依存度
v20	実効税率	開示の透明性	v87	県内貸出金シェア	営業地域の競争度
v21	ネット繰延税金資産/資産	開示の透明性	v88	県内預金シェア	営業地域の競争度
v22	金利スワップ/資金利益	開示の透明性	v89	本拠市貸出成長(5年)	営業地域の競争度
v23	支払承諾/資産	開示の透明性	v90	本拠市預金成長(5年)	営業地域の競争度
v24	支払承諾(不動産)/資産	開示の透明性	v91	本拠市所得成長(5年)	営業地域の競争度
v74	当座比率	借り手の財務内容	v92	本拠市貸出成長(10年)	営業地域の競争度
v75	棚卸資産回転期間	借り手の財務内容	v93	本拠市預金成長(10年)	営業地域の競争度
v76	ICR	借り手の財務内容	v94	本拠市所得成長(10年)	営業地域の競争度
v77	有利子負債返済年数	借り手の財務内容	v95	本拠市の他行本点数	営業地域の競争度
v78	自己資本比率	借り手の財務内容	v96	本拠区の他行本点数	営業地域の競争度
v79	総資産留保利益率	借り手の財務内容	v97	営業年数	経営者の特徴
v80	総資本税引前利益率	借り手の財務内容	v98	天下り頭取	経営者の特徴
v81	売上高金利負担率	借り手の財務内容	v99	天下り役員数	経営者の特徴

まず借り手企業に関する審査能力を表わす変数については、1店舗あたりもしくは行員1人あたりの貸出金、預金、貸出先数などを用いた。貸出金や預金にかかる人件費や物件費を、貸出金にかかる審査の程度の代理変数と考えた。

借り手の財務内容を表わす変数については、各銀行について、借り手の財務状況を示す8種類の変数を作成した。まず有価証券報告書を発行しているすべての企業について、借入金額を貸出先金融機関ごとに整理し、銀行ごとの貸出先リストを作成した。またこれらの企業すべてについて、倒産確率に大きな影響を与えると考えられる財務指標を作成した。作成した財務指標は、当座比率、棚卸資産回転期間、インタレスカバレッジレシオ、有利子負債返済年数、自己資本比率、総資産留保利益率、総資本税引前利益率、売上高金利負担率である。これらの財務指標に、借入金の額に応じたウェイトをつけ、銀行ごとに各財務指標の加重平均を算出した。

特定取引先への依存度を表わす変数については、上記で作成した銀行ごとの貸出先リストを用いて、各銀行の上位5社から30社までの貸出金シェアを算出した。貸出先の集中度を示すハーフィンダール指数も用いた。

また営業地域の競争度を表わす変数については、本店所在地の経済成長性や、

本店所在地での銀行数などを用いた。

すべての説明変数に対して、データのスクリーニングを行った。まず規模を示す説明変数の中で、対数変換を行うことにより正規分布に近づくものは、対数変換を行った。

また第 1 四分位点と第 3 四分位点の距離を 1.5 倍したものを、第 1 四分位点から下に、また第 3 四分位点から上に伸ばし、それを超える位置にあるサンプルは、外れ値として削除した。外れ値は、目視によっても削除した。

また使用する説明変数の中には、貸出金増加率と中小企業向け貸出増加率などのように、相関が高いと考えられるものがある。よってそれぞれの説明変数についてその他の説明変数との相関係数を算出し、有意水準 10%で相関が棄却されない変数に関しては一方を削除した。

目的変数は、銀行ごとの信用コスト比率（年間の信用コストを期初の貸出金で割ったもの）を使用した。

### 5.2.3 重回帰分析による変数選択手法

パラメトリック手法による変数選択として、重回帰分析によるステップ・ワイズ法を用いた。

ステップワイズ法は、説明変数が含まれていない空モデルから始まり、増加ステップと減少ステップを繰り返すことで、適正な変数を選択するプロセスである。①増加ステップでは、モデルに選択されていないすべての変数の中から、モデルに追加された場合に P 値が最小となるものを選択し、この P 値があらかじめ決められた基準 (P-in) より小さい場合は、その変数をモデル式に追加する。②減少ステップでは、モデルに選択されているすべての変数の中から、P 値が最大のものを選択し、この P 値があらかじめ決められた基準 (P-out) より大きい場合は、その変数をモデルから削除する。そして増加ステップに戻る。③P-out より小さい場合は、プロセスを終了する。ここでの P 値とは、変数の偏回帰係数が 0 としたときの有意水準である。本研究では、P-in、P-out とともに 5%を基準として、変数選択を行った。



## 5.2.4 CARTによる変数選択手法

ノン・パラメトリック手法による変数選択には CART を用いた。CART は、あるサンプルがどのグループに属するかを、サンプルの特性などから予想するものであり、GINI 係数をもとに説明変数を選択・分岐させる樹木モデルである。

GINI 係数は、ある集合にどれだけ異質なものが含まれているかを示すものであり、ある集合に一つのクラスの要素しか含まれない場合は 0、複数のクラスの要素が均等に含まれている場合に最大値となる。

CART は、分類後の GINI 係数が分類前のものから最も大きく減少（改善）するものを、すべての変数の中から選びだすものである。また分類後の集合について同じ作業を行うことにより、分岐を樹木のように生長させるものである。

## 5.2.5 推定モデルの構築と評価

推定モデルの構築手法として、パラメトリック手法には線形重回帰分析、またノン・パラメトリック手法には NN および SVM を用いた。またこれらの手法は R を用いて行った。

$$O_{mr,t} = \sum a_m x + \varepsilon \quad \text{線形重回帰分析}$$

$$O_{nn,t} = f_{nn}(x) \quad \text{ニューラル・ネットワーク}$$

$$O_{svm,t} = f_{svm}(x) \quad \text{サポート・ベクター・マシーン}$$

## 5.2.6 説明変数の因果関係の特定

重回帰分析を用いて推定モデルを構築した場合は、各説明変数と目的変数の相関の大きさは、偏相関係数などを通じて評価できる。一方で NN や SVM を用いて推定モデルを構築した場合は、目的変数の予測過程がブラックボックスとなっているため、各説明変数の目的変数に対する重要度・寄与度が評価できな

い。

よって各説明変数間および説明変数と目的変数の間の因果関係を評価するため、NN と SVM で選択された変数を用いてベイジアン・ネットワークを用いた分析を付け加えた。

ベイジアン・ネットワークを用いた分析では、すべての説明変数を離散変数とするため、数値を各変数内における「平均以上」および「平均以下」の 2 値に変換した。

## 5.3 訓練データによる分析結果

### 5.3.1 変数選択の結果

訓練データを用いて、重回帰分析のステップワイズ法および CART により変数を選択した。

重回帰分析により選択された変数は、v43、v62、v65、v95 であった。これら各変数と目的変数の単回帰係数はそれぞれ-1.30%、58.7%、59.1%、45.3%となり、v43 以外は各変数の単回帰係数が比較的高い。表 5-4 で示されるよう、v95 の有意確率が突出して低く、他の説明変数は信用コストに対する説明力は有意ではない。これは重回帰分析による変数選択では、信用コストに対して同様の影響を与える複数の変数が選択されるため、最も説明力の高い v95 の影響を除くと、そのほかの変数の説明力は小さくなると考えられる。

表 5-4 ステップワイズ法で選択された変数

	係数	標準誤差	t値	有意確率
切片	1.41E-02	1.07E-02	1.32	18.8%
v43	-2.94E-04	2.95E-04	-1.00	32.0%
v62	3.19E-05	2.28E-05	1.40	16.5%
v65	1.46E-03	3.98E-03	0.37	71.5%
v95	2.59E-04	9.50E-05	2.72	0.8%

一方でまた CART により選択された変数は、v12、v27、v61、v90 であった (図 5-2)。これら各変数と目的変数の単回帰係数はそれぞれ-3.39%、27.2%、54.1%、0.952%となり、v61 以外は各変数の単回帰係数が低い値となった。

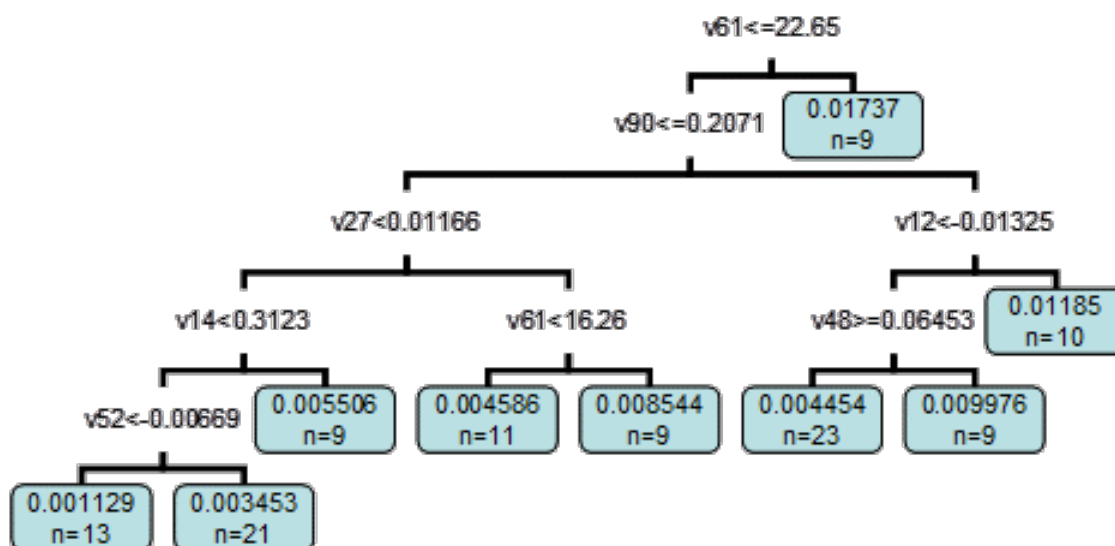


図 5-2 訓練データをもとにした CART による変数選択

前述したように、CART による変数選択は、最初のノードでは全サンプルに対して分類精度の高い変数が選択されるが、それ以下のノードでは、分類により新しく作られたサンプルに対して、分類精度の高い変数が選択される。v61 は最初のノードで選択された変数であるため、全サンプルに対して分類精度が高いが、それ以外の変数に関しては、全てのサンプルをもとに重回帰分析を行

うと、有意性は低い値になった。一方でベイジアン・ネットワークにより、それぞれの変数と信用コストの因果関係を調べた結果、すべての変数が信用コストに影響を与えていることが示された（図 5-3）。

分類後のノードに含まれている集合をもとにして、v12、v27、v61、v90 と目的変数の相関係数を算出すると、それぞれ 63.8%、72.2%、54.1%、-39.6%となり、高い値となった。

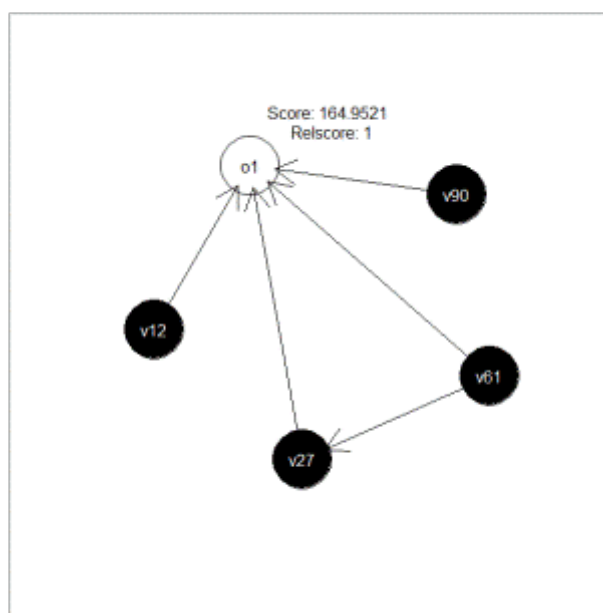


図 5-3 訓練データの変数の因果関係（CART により変数選択）

### 5.3.2 推定モデル構築の結果

変数選択に CART を、また推定モデル構築に SVM を用いた手法が、AIC による評価によるが最も優れていた。

次に評価が優れていたのは、変数選択に CART を、推定モデル構築に NN を用いた手法であった。

最も AIC による評価が劣っていたのは、変数選択に CART を、また推定モデル構築に重回帰分析を用いた手法であった。訓練データに関しては、目的変数

と説明変数の関係が非線形であるため、ノン・パラメトリック手法による変数選択および推定モデルの構築がより適していた（表 5-5）。

また訓練データに関しても、変数選択と推定モデルの構築で異なる方法を用いた場合、推定モデルの精度は比較的劣っていた。

また変数選択を行わず、すべての変数を用いて推定モデルを構築した場合、誤差分散の自由度が小さくなることを考慮しても、変数選択を行った場合に比較して、いずれの推定モデルを使った場合でも、モデルの精度は優れている結果となった。

表 5-5 推定モデルの精度比較

データ	変数選択	モデル構築	2乗誤差	AIC	精度順位
訓練データ	重回帰分析	重回帰分析	0.00255	-885	4
		ニューラル・ネット	0.00261	-883	5
		SVM	0.00249	-888	3
	CART	重回帰分析	0.00288	-871	6
		ニューラル・ネット	0.00244	-890	2
		SVM	0.00221	-901	1
	変数選択なし	重回帰分析	0.00025	-971	-
		ニューラル・ネット	0.00024	-978	-
		SVM	0.00023	-974	-
テスト・データ	重回帰分析	重回帰分析	0.00231	-896	2
		ニューラル・ネット	0.00296	-868	5
		SVM	0.00344	-851	6
	CART	重回帰分析	0.00238	-893	3
		ニューラル・ネット	0.00199	-914	1
		SVM	0.00285	-873	4
	変数選択なし	重回帰分析	0.00552	-619	-
		ニューラル・ネット	0.00527	-624	-
		SVM	0.00524	-625	-

## 5.4 テスト・データによる分析結果

訓練データを用いて構築された 6 つの推定モデルに、テスト・データ（2008 年度の信用コストを目的変数、99 種類の財務・経営変数を説明変数）を挿入して、変数選択と推定モデル構築で異なった手法を用いた場合の影響を調べた。

訓練データを使った分析と同様に、変数選択に CART を、また推定モデル構築に NN を用いた手法が、AIC による評価が最も優れていた。次に評価が優れていたのは、変数選択および推定モデル構築ともに重回帰分析を用いた手法であった（表 5-5）。

その次に評価が優れていたのが、変数選択に CART を用いて、推定モデルに重回帰分析を用いた手法であった。

最も評価が劣っていたのは、変数選択に重回帰分析を用いて、推定モデルに SVM を用いた手法であった。

また変数選択を行わず、すべての変数を用いて推定モデルを構築した場合、変数選択を行った場合に比較して、いずれの推定モデルを使った場合でも、モデルの精度は劣っている結果となった。これは推定モデルが訓練データにオーバーフィッティングをしてしまい、外挿されたデータには適さなかったことを示していると考えられる。

## 5.5 変数の因果関係と解釈

### 5.5.1 ステップワイズ法で選択された変数

重回帰分析によるステップワイズ法で選択された 4 つの説明変数を用いて、訓練データにより重回帰分析を行ったときの偏回帰係数および有意確率を表 5-4 に示した。

表 5-4 において、v95（本店所在市の他行本店数）の有意確率が特に大きい。また v95（本店所在市の他行本店数）の係数の符号は正となっている。この数値が大きいということは、同じ地域で競合する銀行数が大きいことであり、このような環境で高い利益を得るためには、より大きいリスクを取らなければいけないことを示している。

また表 5-4 において、v62（一先あたり貸出金）の係数の符号は正となっている。一先あたり貸出金が多い銀行は、大企業向け貸出が多いと考えられる。1990年代の大企業は、個人や中小企業に比較して過剰債務が多く、銀行の不良債権増加の主因になっていたことを示している。

また表 5-4 において、v65（預貸率）の係数の符号は正となっている。預貸率が高いことは、銀行の貸出態度が積極的であることを示している。過度に積極的な貸出態度は、不良債権の原因になることを示している。一方で選択された指標の中では重要度は比較的低い。

また表 5-4 において、v43（平均年齢）の係数の符号は負となっている。従業員が若いほど、借り手の審査などに関してノウハウが不足し、不良債権の原因になることを示している。

v62、v65、v43 に関して、表 5-4 で示される有意水準はそれぞれ 16.5%、71.5%、32.0%と大きい。これは、それぞれの説明変数がある一定の水準を超えると急激に信用コストが変化するという、非線形・非連続的な関係が背景にあると考えられる。

## 5.5.2 CART で選択された変数（訓練データ）

CART で変数選択を行った場合、各説明変数の重要度・寄与度の評価が難しい。よって説明変数と目的変数の因果関係を調べるために、ベイジアン・ネットワークを用いた分析を行った。

訓練データを用いた場合、CART で選択した変数では、因果関係は図 5-3 のようになった。

また CART で選択された 4 つの説明変数を用いて、訓練データにより重回帰

分析を行ったときの偏回帰係数および有意確率を表 5-6 に示した。

表 5-6 CART で選択された変数

	係数	標準誤差	t値	有意確率
切片	4.13E-03	1.30E-03	3.18	0.19%
v12	7.97E-03	9.17E-02	0.87	38.6%
v27	7.71E-02	4.43E-02	1.74	8.48%
v61	4.38E-05	7.43E-06	5.89	0.00%
v90	-4.42E-04	3.75E-03	-0.12	90.6%

図 5-3 および表 5-6 から、以下のことが推測される。選択された 4 変数のすべてが、信用コストに直接影響を与えている。特に v61（一先あたり中小企業向け貸出）は、v27（借入金/資産）を通じて間接的にも信用コストに影響を与えている。表 5-6 を見ても、v61（一先あたり中小企業向け貸出）の有意確率が特に小さい。

表 5-6 において、v61（一先あたり中小企業向け貸出金）の係数の符号は正となっている。一先あたり中小企業向け貸出金が多い銀行ほど、信用コストは大きい関係がある。一先あたり中小企業向け貸出金が多い銀行は、比較的規模の大きい企業向け貸出が多いと考えられる。前述したように、規模の大きい企業は、個人や中小企業に比較して過剰債務が多く、銀行の不良債権増加の主因になっていたことを示している。この指標は v62（一先あたり貸出金）に近いと考えられる。

また表 5-6 において、v27（借入金/資産）の係数の符号は正となっている。有意水準 5%には入らないので参考ではあるが、借入金の割合が大きい銀行は、積極的に貸出金を増加しているため、資金調達が預金では足りないと考えられる。積極的に貸出金を増やすためには、より多くのリスクをとらなければならない、信用コストが大きくなると考えられる。この指標は v65（預貸率）に近いと考えられる。

v12（保有不動産簿価/資産）、v90（本店所在地預金成長率）は、信用コスト



に直接的に影響を与えている。特に保有不動産の簿価は、2008年3月末に保有している土地の再評価を行い、保有不動産の簿価を引き上げる選択が可能となったため、自己資本の水準に懸念がある銀行ほど、保有不動産/資産も大きいと考えられる。一方で、表 5-7 における v12 と v90 の係数の有意確率は大きい値になり、信用コストに対する説明力は有意ではない。

前述したように、**CART** による変数選択は、最初のノードで選択された変数により分類された後の集合（2番目のノード）をもとにして、次の変数を選択する。このため、v61 以外の変数に関して、全てのサンプルをもとに算出した有意確率は大きい値になり、単独では信用コストに対する説明力は有意ではない。しかし v61 で分類された新しい集合をもとにすると、v12、v27、v90 も信用コストに対する説明力が高いことが、**CART** の結果から示された。

### 5.5.3 **CART** で選択された変数（テストデータ）

テスト・データを用いた場合、**CART** で選択した変数では、因果関係は図 5-4 のようになった。図 5-4 から、以下のことが推測される。

訓練データを用いた場合、選択された 4 変数のすべてが、信用コストに直接影響を与えていたが、テスト・データを用いた場合、v27（借入金/資産）の信用コストに与える影響が見られなくなった。

またテスト・データを用いた場合、v61（一先あたり中小企業向け貸出）が v12（保有不動産簿価/資産）に影響を与えていることが見られた。

テスト・データを用いた場合でも、訓練データを用いて **CART** により最初のノードで選択された v61（一先あたり中小企業向け貸出）が、他の変数に強い影響を与えていることが示された。

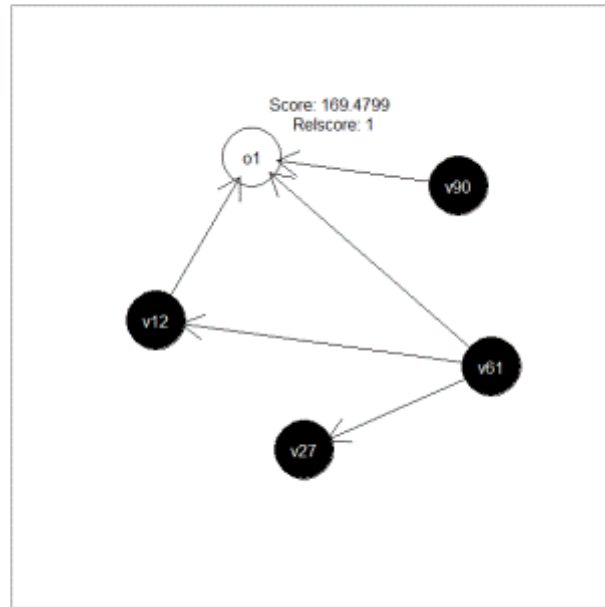


図 5-4 テスト・データの変数の因果関係 (CART により変数選択)

## 5.6 結果の考察

訓練データを推定モデルに外挿してモデルの精度を評価する場合、変数選択だけでなく推定モデルの構築に関しても、重回帰分析のような線形関係に基づいた手法を用いることが適さないことが示された。

目的変数と説明変数の関係が線形であることが明らかでなければ、変数選択および推定モデルの構築の手法に関して、CART や NN などノン・パラメトリック手法と、重回帰分析のようなパラメトリック手法を混合して使用することは適さないことが示された。

またノン・パラメトリック手法をモデル構築の手法として使用する弊害として、訓練データを用いた場合にオーバーフィッティングの問題が発生し、テスト・データを挿入した場合に精度が落ちることが考えられる。特に NN は中間ノード数などを恣意的に操作することにより、オーバーフィッティングの問題が発生しやすい。

しかし信用コストの予想に関しては、テスト・データを外挿した結果に関しても、NNを用いた場合のほうが、精度が高かった。これは信用コストの発生メカニズムが、1999年3月期と2009年3月期で大きく変化していなかったため、過去のデータを用いた場合に高い精度を示したモデルは、現在のデータを用いても高い精度を示したと考えられる。

このことは、ベイジアン・ネットワークを用いた変数同士の因果関係を分析した結果からも考察できる。変数選択に重回帰分析によるステップワイズ法を用いた場合でもCARTを用いた場合でも、各説明変数が信用コストに影響を与える因果関係は、1999年3月期と2009年3月期でほぼ同様であった。このことから、信用コストの発生メカニズムが、1999年3月期と2009年3月期で大きく異ならないと考えられる。

また信用コストに大きな影響を与える説明変数としては、変数選択手法に関わらず、一先あたりの貸出金の規模が重要であることが示された。また営業地域における成長性・競争環境が次に重要であることも示された。

## 5.7 おわりに

CARTなどのノン・パラメトリック手法により選択された変数を用いて、パラメトリック手法により予知モデルを作成した研究が数多く行われてきた。しかしノン・パラメトリック手法により選択された変数は、目的変数に対して非線形的な関係であっても選択される。一方でそのような変数を用いて、パラメトリック手法により作成された予知モデルでは、非線形性を的確に表現することができない。本研究では、1999年3月期の銀行の信用コストを目的変数、また同時期における99種類の経営・財務指標を説明変数として、ノン・パラメトリック手法およびパラメトリック手法で変数選択を行った。それぞれの方法で選択された変数を使用して、ノン・パラメトリック手法およびパラメトリック手法それぞれで信用コスト推定モデルを作成した。このようにして作成された推定モデルに訓練データを挿入し、理論値と実測値の誤差を比較した。さらに2008年度の銀行の信用コストを目的変数、また同時期における99種類の経営・財務指標を説明変数としたテスト・データを挿入して、推定モデルの汎用性に関

して評価した。

この結果、ノン・パラメトリック手法により選択された変数を用いて、ノン・パラメトリック手法により作成された予知モデルを用いたときが、最も精度が高かった。一方で変数選択と予知モデルの作成でそれぞれ異なる手法を用いた場合、誤差が大きかった。

またベイジアン・ネットワークを取り入れることにより、信用コストに影響を与える変数間の因果関係の評価した。これによると、ノン・パラメトリック手法で選択された変数は **v61**（一先あたり中小企業向け貸出）、**v27**（借入金/資産）、**v12**（保有不動産簿価/資産）および **v90**（本店所在地預金成長率）であり、4つの変数それぞれが信用コストに直接的な影響を与えているが、全ての集合をもとに説明力を評価した場合、**v61**（一先あたり中小企業向け貸出）が最も信用コストに影響を与えていることが判明した。また **v61**（一先あたり中小企業向け貸出）は、**v27**（借入金/資産）を通じて間接的にも信用コストに影響を与えていることもわかった。

本研究の結論は、目的変数に対して非線形関係にあっても変数選択が行われる **CART** が、変数選択法として優れているというものである。しかし **CART** による変数選択は、最初のノードで選択された変数以外は、全てのサンプルを対象としたときの説明力が劣るということであろう。今後の研究の課題としては、ランダムフォレストや遺伝的アルゴリズムのようなノン・パラメトリック手法を用いて、全ての集合をもとにしても説明力の高い変数を選択できる手法を導入し、そのうえで変数選択と推定モデルの構築で最適な組み合わせを探求することであろう。

また第 2 章で示したように、銀行システムの機能不全を要因とする金融危機は、「銀行資産の劣化（不良債権の増加）による流動性危機」や「市場評価の悪化による銀行の貸出態度の急激な悪化」などが主なトリガーとなっていることが、先行研究のレビューによりわかった。第 4 章では、銀行システムの機能不全を対象として、その要因となるマクロ的な経済・金融指標を探索し、また第 5 章では、銀行資産の劣化（不良債権の増加）を対象として、その要因となるミクロ的な財務・経営指標を探索した。よって今後の残された課題は、銀行に対する市場センチメントの急速な悪化を対象として、その要因を探索することであろう。

## 第6章 市場センチメントの悪化に関する要因抽出

第2章で示したように、銀行システムの機能不全を要因とする金融危機は、「銀行資産の劣化（不良債権の増加）による流動性危機」や「市場評価の悪化による銀行の貸出態度の急激な悪化」などが主なトリガーとなっていることが、先行研究のレビューによりわかった。第4章では、銀行システムの機能不全を対象として、その要因となるマクロ的な経済・金融指標を探索し、また第5章では、銀行資産の劣化（不良債権の増加）を対象として、その要因となるミクロ的な財務・経営指標を探索したが、より精度の高い分析を行うためには、企業の財務や株価・為替・金利など金融市場の視点からも金融危機の要因を探索することが必要である。このため本研究では、銀行に対する市場センチメントの急速な悪化を対象として、その要因となる企業の財務や株価・為替・金利など経済・市場関連指標を統計的手法およびノンパラメトリック手法を用いて探索する。

### 6.1 はじめに

我が国の1990年代初頭のバブル崩壊やリーマンショックに代表される金融危機は、株式や不動産など資産価格の下落による資本市場の混乱にとどまらず、連鎖的な信用収縮による実体経済の急激な悪化を引き起こし、人々の生活にも多大な影響を及ぼす。連鎖的な信用収縮は、株価のように多くの人々の心理を表す指標が急速に悪化することがきっかけで、始まることもある。特に銀行株価の動きは重要であり、銀行株価が大きく下落した時点を、金融危機の始まりとしている先行研究も多い。銀行株価が大きく変動する前の兆候を特定することができれば、金融危機を予知・回避する対策も講じられる。よって本研究では、過去に銀行株価が変動したとき、その直前にどの金融経済指標にどのような共通点があったかを抽出することにより、銀行株価が上昇または下落するトリガーを特定することを目的とした。

過去のトレンドやデータによって将来の株価を予想することは非常に困難であり、Malkiel (1973)のランダムウォーク理論に代表されるよう、株価を予測することは不可能とする先行研究もある。

一方で、本研究では、銀行株価の TOPIX に対する相対パフォーマンスを対象にしているため、銀行の業績ファンダメンタルズや銀行株価のマルチプル（株価収益率や株価純資産倍率）に影響を与えるマクロ統計が、株価の変動に対して大きな影響を与えているという前提を立てることができる。

過去の株価変動に対し、どのような事象が大きな影響を与えていたかを特定する要因解明分析は、国内でも多く行われている（大村 (1998)、津田 (2001)、植田 (2007)）。しかしこれらの先行研究に共通していることは、説明変数としてそれ以前の先行研究で用いられた 5~7 種類の変数を用いているということである。このため、先行研究で扱われた変数以外に、株価変動に対して影響の大きいものがあったとしても、見落としている可能性がある。

また先行研究では、変数選択を行う際に、分布を仮定するパラメトリック手法を用いたものが多い。株価の変動は、要因となる変数が一定の閾値を超えて変化すると、急激に起こるという、非線形・非連続的な関係を示す特徴がある。よって伝統的な統計的手法のように、分布や線形関係を前提とした分析では有意な結果が得られない可能性がある。

これらの課題を補うため、本研究で使用する説明変数として、長期金利や為替レートといった市場関連指標、日本銀行の調査などで銀行の業績や長期金利の要因とされた指標、または内閣府で景気に先行性および同時性があるとされた指標など、合計 94 種類の金融経済指標を作成した。これには貸出金や預金など銀行の財務データに加えて、ROE や自己資本比率など法人企業の財務データ、マネーサプライや GDP などのマクロデータも含まれる。数多くの要因の中から、株価の変動に影響力の大きいものを特定した。

また分析手法として、ロジットの回帰誤差に正規分布を前提とするロジスティック回帰分析、データを写像した後に超平面で分離するサポート・ベクター・マシン（以下、SVM）、GINI 係数に基づく決定木生成アルゴリズムである J48、その J48 を学習器とする集団学習アルゴリズムであるランダムフォレスト、の 4 つの手法を用いた。これにより、株価変動とその要因となる指標に、非線形また非連続な関係があった場合でも、精度の高い分析を行うことを試みた。

本研究の構成は、6.2 では本研究に用いるデータに関して、6.3 では本研究に用いる分析手法に関して、6.4 では各分析手法による精度の比較に関して、6.5 では各分析手法により抽出された変数に関して、6.6 では抽出された変数の考察に関して述べる。

## 6.2 分析に用いるデータ

### 6.2.1 説明変数

本研究の目的は、この分析の目的は、銀行株価が変動する背景に、どのような金融経済指標の、どのような関係があるかを明らかにすることである。このため、過去に銀行株価が上がった（下がった）いくつかの局面で、その直前のどの金融経済指標にどのような共通点があったかを抽出する。よって必要なデータとしては、銀行株価の先行指標になり得る多くの金融経済指標と、銀行株価のパフォーマンスである。

本研究で使用する説明変数として、日本銀行の調査などで銀行の業績や長期金利の要因とされた指標、または内閣府で景気に先行性および同時性があるとされた指標など、合計 94 種類の金融経済指標を作成した。これらの指標は、長期金利や為替レートといった市場関連指標、日本銀行ワーキングペーパー「金融活動指標の解説」における「候補となった金融関連指標」、同「金融マクロ計量モデルの概要」における「金融セクター変数」、同「長期金利の変動要因」における「説明変数」などを参考にした。また内閣府が作成した「景気動向指数」を構成する指標のうち、「先行系列」と「一致系列」に属するものも用いた。さらには貸出金や預金など銀行の財務データに加えて、ROE や自己資本比率など法人企業の財務データ、マネーサプライや GDP などのマクロデータも用いた（表 6-1）。

表 6-1 銀行株価の先行指標の候補

v1	LIBOR-OIS(日本)	月末	v48	M2/名目GDP	月末
v2	LIBOR-OIS(アメリカ)	月末	v49	M2/ベースマネー	月末
v3	JGB10年利回り	月末	v50	M2/外貨準備	前月差
v4	LIBOR-OIS(日本)	前月差	v51	M2/名目GDP	前月差
v5	LIBOR-OIS(アメリカ)	前月差	v52	M2/ベースマネー	前月差
v6	JGB10年利回り	前月差	v53	CPI(生鮮食品を除く総合)	前月比
v7	貸出金増加率	前月比	v54	CPI(食料エネルギーを除く)	前月比
v8	預金増加率	前月比	v55	名目実効為替レート	前月比
v9	預貸率	月末	v56	実質実効為替レート	前月比
v10	(現金+準備預金)/総資産	月末	v57	機械受注	前月比
v11	市場調達資金/総資産	月末	v58	工作機械受注	前月比
v12	流動資産比率	月末	v59	貿易収支	前月比
v13	ROA	月中	v60	貿易収支(輸出)	前月比
v14	貸出金利回り	月中	v61	名目GDP成長率	前期比
v15	預金利回り	月中	v62	実質GDP成長率	前期比
v16	実質貸出金利回り	月中	v63	倒産件数	前月比
v17	実質預金利回り	月中	v64	負債総額	前月比
v18	預貸率	前月差	v65	日米ベースマネー比率	月末
v19	(現金+準備預金)/総資産	前月差	v66	日米マネーサプライ比率	月末
v20	市場調達資金/総資産	前月差	v67	日米ベースマネー比率	前月差
v21	流動資産比率	前月差	v68	日米マネーサプライ比率	前月差
v22	ROA	前月差	v69	最終需要財在庫率指数	前月比
v23	貸出金利回り	前月差	v70	鉱工業生産財在庫率指数	前月比
v24	預金利回り	前月差	v71	新規求人数(除学卒)	前月比
v25	実質貸出金利回り	前月差	v72	実質機械受注(除く民需)	前月比
v26	実質預金利回り	前月差	v73	新設住宅着工床面積	前月比
v27	資金繰り	四半期末	v74	消費者態度指数	前月差
v28	貸出態度	四半期末	v75	日経商品指数(42種)	前月比
v29	借入金利水準	四半期末	v76	長短金利差	前月差
v30	インタレスト・カバレッジ・レシオ	四半期末	v77	長期国債(10年)流通利回	前月差
v31	借入返済年数	四半期末	v78	LIBOR(3か月)	前月差
v32	自己資本比率	四半期末	v79	東証株価指数	前月比
v33	当座比率	四半期末	v80	投資環境指数(製造業)	前月差
v34	固定比率	四半期末	v81	総資本営業利益率(製造業)	前月差
v35	ROE(経常利益/純資産)	四半期末	v82	長期国債(10年、流通利回り)	前月差
v36	資金繰り	前期差	v83	中小企業売上げ見通しD.I.	前月差
v37	貸出態度	前期差	v84	生産指数(鉱工業)	前月比
v38	借入金利水準	前期差	v85	鉱工業生産財出荷指数	前月比
v39	インタレスト・カバレッジ・レシオ	前期差	v86	大口電力使用量	前月比
v40	借入返済年数	前期差	v87	耐久消費財出荷指数	前月比
v41	自己資本比率	前期差	v88	所定外労働時間指数	前月比
v42	当座比率	前期差	v89	投資財出荷指数(除輸送機械)	前月比
v43	固定比率	前期差	v90	商業販売額(小売業)	前年同期比
v44	ROE(経常利益/純資産)	前期差	v91	商業販売額(卸売業)	前年同期比
v45	M2増加率	前月比	v92	営業利益(全産業)	前月比
v46	ベースマネー増加率	前月比	v93	中小企業出荷指数(製造業)	前月比
v47	M2/外貨準備	月末	v94	有効求人倍率(除学卒)	前月差



## 6.2.2 目的変数

これらの指標がその後の銀行株価にどのような影響を与えているかを調べるため、金融経済指標が示す月の翌月初めから 180 日の、銀行株価の TOPIX 対比変化率（銀行株価相対パフォーマンス）を計測した。銀行株価相対パフォーマンスが正であれば「上昇群」、負であれば「下落群」とした。

銀行株価相対パフォーマンスを目的変数としたのは、本研究の目的が銀行の市場評価の変化を対象としているため、銀行株価に特有の動きをとらえるためである。

測定期間を 180 日としたのは、短期的な変動の影響を回避し、長期トレンドが明確になる期間である必要があること、また実務上、機関投資家の運用成績が半年間のパフォーマンスとなっていることが多いことなどである。

目的変数を、株価の上昇率や下落率といった連続変数ではなく、上述のような離散変数としたのは、目的変数を 2 値の離散変数にすると、SVM やニューラル・ネットワークのような多くの判別分析手法を用いることができるからである。

銀行株価の先行指標の候補を 1991 年 4 月から 2012 年 3 月まで作成したため、銀行株価相対パフォーマンスは 1991 年 5 月から 2012 年 4 月までを算出した。合計 252 月（12 ヶ月×21 年）のうち、「上昇群」は 87 月（全体の 34.5%）となり、また「下落群」は 165 月（全体の 65.5%）となった。

その月初めから 180 日の銀行株価相対パフォーマンスを、図 6-1 上図で示した。

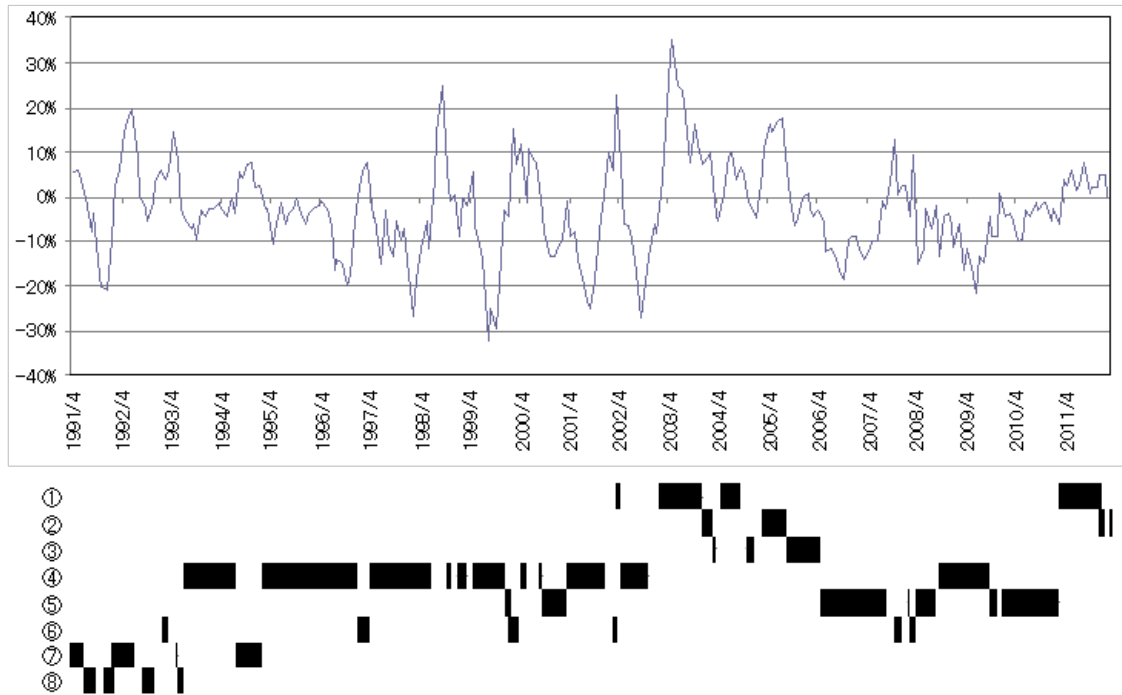


図 6-1 銀行株価相対パフォーマンスの推移

### 6.3 分析手法

前述のように、この分析の目的は、銀行株価が変動する背景に、どのような金融経済指標の、どのような関係があるかを明らかにすることである。このため、前項までに作成したデータを用いて、金融経済指標のうち上昇群、下落群に対応するサンプル集合の間で大きく水準が異なるものを抽出した。そのような指標は、それぞれの群を分類する強い先行指標になり得るからである。

抽出には、ロジスティック回帰分析、SVM、J48、ランダムフォレストの 4 つの手法を用いた。

### 6.3.1 ロジスティック回帰分析による判別分析

ロジスティック回帰分析は、離散変数のロジット（オッズの対数を取ったもの）を目的変数とした重回帰分析であり、予測値はある離散変数の発生確率として求められる。本研究では、「上昇群」「下落群」「中立群」の予測を目的としているため、推定モデルによる予測値は、3つの群のうち最も発生確率が大きいものとした。

ロジスティック回帰分析では、説明変数である金融経済指標それぞれが、目的変数の集合全体を分割する力があり、かつ説明変数の重要度・寄与度も定量的に評価される。しかしロジスティック回帰分析は、離散変数のロジットを目的変数としていること以外は、通常の線形重回帰分析であるため、離散変数のロジットと説明変数の間には線形関係があるという前提、また予測誤差が正規分布するという前提がある。よって株価と金融経済指標の関係がこれらの前提と異なる場合、判別制度は低くなる欠点がある。

### 6.3.2 SVM による判別分析

ロジスティック回帰分析の制約を回避するため、本研究では、目的変数と説明変数の関係や、誤差分布に前提をおかない SVM による判別分析を行った。SVM は、説明変数を高次元の特徴空間に写像し、線形分離を行う方法である。特徴空間の各座標は各説明変数に対応し、サンプル集合は特徴空間中の点の集合に変換される。すべてのデータについて写像を行うと計算量が膨大となることがあるため、通常はカーネル関数を用いて、特徴空間における内積から直接計算を行う。

本研究では、カーネル関数として、学習データによる判別分析で最も判別精度が高かった Gauss カーネルを使用した。

SVM は、分離超平面に隣接したサンプルからのマージンを最大化するように求められる。すべてのサンプルを用いるわけでは無く、また隣接したサンプルからもマージンの分だけ距離があるため汎化能力が高い。一方で、カーネル関数を用いることにより、目的変数の予測過程がブラックボックスとなるため、

各説明変数の関係を定量的に評価できない。

### 6.3.3 J48 による判別分析

J48 は、分類後の GINI 係数が分類前のものから最も大きく減少（改善）するような分類を、すべての変数を通じて探索し、さらに分類後の集合について同じ作業を行うことにより、分岐を樹木のように生長させるものである。線形関係や分布の前提を必要としない、ノンパラメトリック手法の一つである。

J48 により作成された分類木は、分類のルールが樹形図として明示されるため、各変数の重要度や関係の解釈がしやすい。また他の判別分析手法では、すべてのサンプルに対して説明力のある分類基準を抽出するが、ある一定の条件下における分類基準を抽出することはできない。本研究の目的となっている銀行株価の変動要因も、どのような状況においても説明力が高いわけではなく、他の条件が変化することに伴い変動要因も変化すると考えられる。よって J48 による分析は現実の世界をより反映しているものといえる。一方で J48 では、上流の分岐基準を変更するとまったく異なったツリーが形成され、汎用性が低いなどの欠点もある。

本研究では、過学習を極力回避するため、枝狩りのパラメーターとなる信頼度を通常のものより低くした。また分類後の集合に含まれるサンプル数が 10 以下となったら分岐をやめる基準を取り入れ、一つの分類木を作成した。この分類木に基づいて各サンプルの予測値を求め、誤判別率を算出した。

### 6.3.4 ランダムフォレストによる判別分析

J48 による分類のルールは、全体の集合を最も精度の高い基準で分類し、分類によりできた集合に対して最も精度の高い基準で分類する、いわゆる貪欲法である。バックトラック法などの探索アルゴリズムでそれ以外の選択肢を考慮していないため、最適な分類木が選択されていない可能性がある。ランダムフォレストは、貪欲法による欠点を補うため、ブートストラップ法により抽出され

た複数のサンプルをもとに、上述の J48 を用いて多くの分類木を作成し、多数決で推定値を求めるものである。汎用性が高い一方で、分類木がひとつに決まらないため、SVM と同様に各説明変数の関係がわからない。

本研究では、ブートストラップ法により抽出するサンプル集合の数を 500 個とし、J48 により作成される分類木として、上述の基準と同様に、分類後の集合に含まれるサンプル数が 10 以下となったら分岐をやめる基準を取り入れた。それぞれの手法で、学習データによる誤判別率と、10-fold 交差検証法による誤判別率を求め、手法ごとに比較した。

## 6.4 それぞれの分析手法による判別精度の比較

それぞれの手法で誤判別率を比較したところ、学習データを用いた場合でも、10-fold 交差検証法を用いた場合でも、ランダムフォレストの精度が最も高かった（表 6-2）。

まずロジスティック回帰分析では、学習データを用いた場合に誤判別率が 6.7% となり、判別精度が比較的高いことが示された。一方で 10-fold 交差検証法を行うと、誤判別率は 36.9% まで悪化した。ロジスティック回帰分析は、目的変数の判別にすべての説明変数が寄与するため、過学習を起こしやすい特徴がある。本研究の結果には、この特徴が反映されたものと考えられる。ロジスティック回帰分析による判別分析により、誤差分散を正規分布と仮定するパラメトリック法では、銀行株価の増減を予想することが難しいことが示された。

SVM では、学習データを用いた場合に誤判別率が 23.0% となり、4 手法のうち最も悪い結果となった。一方で 10-fold 交差検証法を行うと、SVM の誤判別率は 32.5% となり、学習データを使ったときに比較した判別精度の悪化は 4 手法の中で最も小さかった。しかしいずれの判別精度も、4 手法の比較の中で比較的低かった。SVM は、分離超平面に隣接したサンプルからのマージンを最大化するように求められる。このため汎化能力が高い一方で、すべてのサンプルを用いるわけでは無いため、学習データによる判別精度は劣ることがある。本研究の結果は、このような SVM の特徴を示したものと考えられる。SVM による高次元への写像では、銀行株価の増減を分離することが難しいことが示された。

J48 では、学習データを用いた場合に誤判別率が 11.9%となり、判別精度が比較的高いことが示された。また 10-fold 交差検証法を行うと、誤判別率は 24.6%となり、汎用性が高いことが示された。一般に J48 は、最終ノードに含まれるサンプル数の下限を小さくすると、学習データの判別精度は高まる一方で、木のサイズが大きくなるため、汎用性は劣化する。本研究の目的は、銀行株価の変動要因を特定することであるため、分類木のノード数は小さいことが望ましい。よって 10-fold 交差検証法による誤判別率が大きく悪化しない範囲で、最終ノードのサンプル数の下限を引き上げた。まず最終ノードのサンプル数を 2 とした場合、分岐の数は 19 となり、10-fold 交差検証法による誤判別率は 23.0%であった。これを 10 とした場合、分岐の数は 10 に減少した一方で、誤判別率も 24.6%となり、汎用性の劣化は限定的であった。

またランダムフォレストでは、学習データを用いた場合に誤判別率が 0.8%となり、10-fold 交差検証法でも 23.4%と、いずれの判別精度も、4 手法のうち最も高かった。J48 による 10-fold 交差検証法でも判別精度が高かったことから、銀行株価の増減には、複数の要因の非線形な関係が影響を与えていると考えられる。

表 6-2 分析手法ごとの判別精度の比較

	訓練データ	10-fold CV
ロジスティック回帰分析	6.7%	36.9%
SVM	23.0%	32.5%
J48	11.9%	24.6%
ランダムフォレスト	0.8%	23.4%

## 6.5 銀行株価の変動要因の抽出

本研究で用いたような 94 種類もの説明変数による推定モデルは、実用や解釈の観点でも難点がある。また無駄な変数が多く含まれている推定モデルは、汎用性の点でも精度が悪くなることもある。よってこの章では、本研究に用いた

多くの経済金融指標から、どの変数が銀行株価の変動に最も大きな影響を与えているかを選択し、推定モデルの変数の絞り込みを行った。

変数の選択は、マハラノビスの距離を用いたステップワイズ法、およびランダムフォレストによる変数毎の寄与度分析により行った。

### 6.5.1 マハラノビスの距離による変数選択

マハラノビスの距離によるステップワイズ法は、説明変数が含まれていない空モデルから始まり、増加ステップと減少ステップを繰り返すことで、適正な変数を選択するプロセスである。変数を増加する基準 (P-in)、および減少する基準 (P-out) 共に有意水準 5%とした。

表 6-3 に示したように、銀行株価の変動に影響を与える金融経済指標として、銀行の現預金 (v10)、銀行預金利回りの変化 (v24)、銀行貸出態度 (v28)、貨幣乗数 (v49)、実質 GDP 成長率 (v62)、市場短期金利の変化 (v78)、株式市場の変化 (v79) などが抽出された。通貨供給量や市場金利の変化が銀行株価の主要な変動要因となっている点で、植田 (2001) や日本銀行 (2002) などと同様の結果を示している。

表 6-3 マハラノビスの距離による変数選択

		係数 (上昇群)	係数 (下落群)	z値	有意水準
v10	銀行現預金／総資産(月末)	-3.1	-214.4	50.8	<0.1%
v24	預金利回り(前月差)	-28.4	-21.4	6.1	1.40%
v28	貸出態度D.I.(四半期末)	-0.047	0.071	12.9	<0.1%
v49	M2／ベースマネー(月末)	-4.7	-3.4	46.1	<0.1%
v62	実質GDP成長率(前期比)	-26.3	-125.8	10.0	0.18%
v78	3ヶ月TIBOR(前月比)	-20.9	-27.0	5.3	2.18%
v79	東証株価指数(前月比)	-18.8	-5.1	4.4	3.63%

これら選択された変数を用いて、改めてロジスティック回帰分析により推定モデルを作成し、誤判別率を算出した。結果として、表 6-4 に示したように、学習データを用いた場合は、選択された変数のみによる判別分析では、すべての変数による判別分析に比較して、誤判別率が大きく上がった。ステップワイズ法により、重要な変数が選択されなかったことが考えられる。一方で 10-fold 交差検証法を用いた場合は、選択された変数のみによる判別分析では、すべての変数による判別分析に比較して、誤判別率が下がった。すべての変数を用いると、誤差分散の推定値の自由度が小さくなるため、推定精度が悪かったと考えられる。変数選択により汎用性は高まったが、下落群の判別精度が大きく改善した一方で、上昇群の判別精度は 50%を超えており、有用な判別モデルとは言えない。

表 6-4 ロジスティック回帰分析による判別制度の比較

	訓練データ	10-fold CV
94種類すべて	6.7%	36.9%
選択された8種類	27.0%	30.6%

## 6.5.2 ランダムフォレストによる変数選択

ランダムフォレストでは、複数の分類木を作成し、その多数決により解を求める方法であるため、分類木がひとつに決まらない。よって予測過程でどのような説明変数が、どのような関係で影響を与えているかがわからない。一方でランダムフォレストには、ある説明変数が使われなかった場合に、予測精度がどれだけ低下するかを測定し、変数の重要度を評価する手法がある。これを用いて、銀行株価の変動に重要な変数を抽出した。図 6-2 は、その説明変数を除くとどれだけ GINI 係数が低下するかを示したものである。

図 6-2 によると、銀行株価の変動に影響を与える金融経済指標として、日米ベースマネー比率 (v65)、貨幣乗数 (v49)、国債 10 年利回り (v3)、銀行の現預金 (v10)、M2/名目 GDP (v48)、法人企業借入返済年数 (v31)、日米マネーサプライ比率 (v66)、実質貸出金利回り (v15) などが抽出された。8 変数のう



ち 5 変数がマネー関連となった。

また表 6-5 に示したとおり、これらの変数を使用して再びランダムフォレストによる判別分析を行ったところ、10-fold 交差検証法を行った場合に判別精度が改善した。これはランダムフォレストでは数多くの変数をランダムに含んだ分類木を生成するため、すべての変数を使用した場合は、必要のない変数が分析に含まれたことが要因と考えられる。

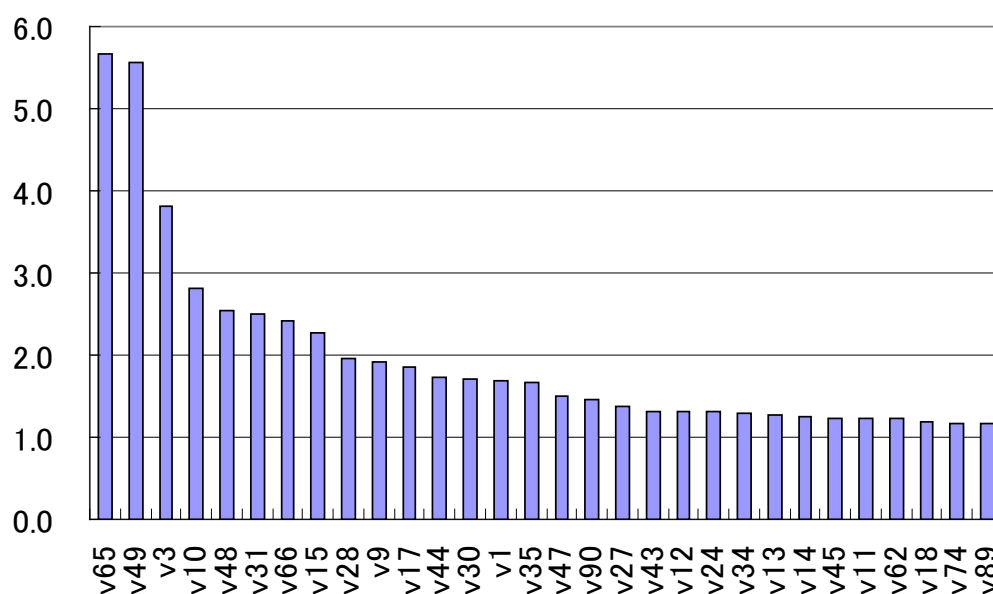


図 6-2 ランダムフォレストによる変数選択

表 6-5 ランダムフォレストによる判別制度の比較

	訓練データ	10-fold CV
94種類すべて	0.8%	23.4%
選択された8種類	0.4%	19.8%

## 6.6 抽出された先行指標の解釈

前述したように、ランダムフォレストは、ブートストラップ法により作成された複数のサンプルをもとに、J48 を用いて多くの分類木を作成し、多数決で推定値を求めるものである。分類木がひとつに決まらないため、各説明変数の関係がわからない。各変数間の関係を示すため、ランダムフォレストにより選択された変数を使用して J48 により分類木を作成した (図 6-3)。また最終ノードに分類されたサンプルを、時系列で図 6-1 下図に示した。図 6-1 下図の丸印の数字は図 6-3 における分類先を示し、正しく分類されているサンプルを黒で示した。

図 6-2 では v65 (日米ベースマネー比率、月末) が最も重要な変数として選択されたが、図 6-3 では v65 は分類基準には含まれていない。これはランダムフォレストによる変数選択では、ブートストラップ法により作成された複数のサンプルには、含まれる変数の種類もそれぞれ異なり、それぞれの集合の中から重要な変数を選択しているため、相関が高い変数が最終的に抽出されることがある。実際に v65 と v49 (M2/ベースマネー、月末) の相関係数は 0.89 と高い。一方でこれら両変数を用いて J48 により分類木を作成すると、どちらか重要な変数だけが分類基準として選択される。

図 6-3 によると、銀行株価の変動要因としても最も重要なものは、貨幣乗数 (M2/ベースマネー、v49) となった。月末においてこの値が前期比 7.32 倍を下回ると、翌月から銀行株価は上昇する傾向がある。貨幣乗数はマネーが市場を流通する速度と考えられ、貨幣乗数が低下すると一般的に銀行株価は下落する傾向にある。しかし本研究の対象期間のなかで貨幣乗数が 7.32 を下回ったのは、2002 年から 2006 年まで、および 2011 年以降の、いわゆる量的緩和によりベースマネーが急拡大した時期である。よって量的緩和は、銀行株価の上昇に一定の効果があったことが示された。

貨幣乗数が 7.32 を下回った場合、銀行株価の変動要因として次ぎに重要となる分類基準は、法人企業の経常利益による借入返済年数 (v31) となった。月末においてこの値が 30.6 年を超えると、その翌月以降 180 日間で、銀行株価は 90.0% の割合で相対的に上昇した。このケースに当てはまるのは、2003 年、2004 年、2011 年の合計 27 月であり、多くの月がこの分類に属している。法人企業

の借入返済年数が上昇すると、一般的には銀行株価は下落する傾向にある。しかし企業の借入残高に対して利益水準が低い状態で、日銀が量的緩和を行うと、銀行株価は上昇する傾向にあることが示された。

貨幣乗数が 7.32 を上回った場合（量的緩和が行われていない通常期）、銀行株価の変動要因と重要となる分類基準は、JGB10 年利回り (v3) となった。月末においてこの値が 4.53% を下回った場合（1993 年から 2013 年まで）、銀行株価の変動要因として重要となる分類基準は、再び法人企業の経常利益による借入返済年数 (v31) となった。月末においてこの値が 45.6 年を超えると、その翌月以降 180 日間で、銀行株価は 90.3% の割合で相対的に下落した。このケースに当てはまるのは、1993 年から 2002 年まで、および 2008 年と 2009 年の合計 93 月であり、最も多くの月がこの分類に属している。量的緩和が行われていない通常期には、企業の過剰債務が銀行株価の最大の下落要因になっていたことが示された。

法人企業の借入返済年数が 45.6 年を下回った場合（企業債務が過剰ではない場合）、銀行株価の変動要因として次ぎに重要となる分類基準は、銀行の現預金/総資産 (v10) となった。月末においてこの値が 3.96% を下回った場合、その翌月以降 180 日間で、銀行株価は 88.2% の割合で相対的に下落した。このケースに当てはまるのは、2000 年、2001 年、2006 年から 2010 年までの合計 45 月であり、多くの月がこの分類に属している。過剰債務の次に銀行株価の下落要因となるものは、銀行の流動性であることが示された。銀行の現預金/総資産が 3.96% を上回った場合、その翌月以降 180 日間で、銀行株価は 90.9% の割合で相対的に上昇した。

その他の分類基準では、分類後のサンプル数が比較的小さく、汎用性が小さい可能性がある。また本研究では、銀行の現預金/総資産 (v10) と貨幣乗数 (M2/ベースマネー、v49) が、マハラノビスの距離を用いた変数選択でも抽出された。このことから、マネー関連統計は、特に 2000 年代に入り、銀行株価の変動に大きな影響を与えるものであったといえる。

またランダムフォレストにより選択された変数を使用して J48 による判別分析を行った（表 6-6）。学習データを用いた場合、ランダムフォレストにより選択された変数を使用したほうが判別精度は悪化するが、10-fold 交差検証法では、ランダムフォレストにより選択された変数を使用したほうが判別精度は改善する。ランダムフォレストによる変数選択では、重要な変数だけが抽出されたた

め、J48 による分類木で過学習が限定されたことが示された。

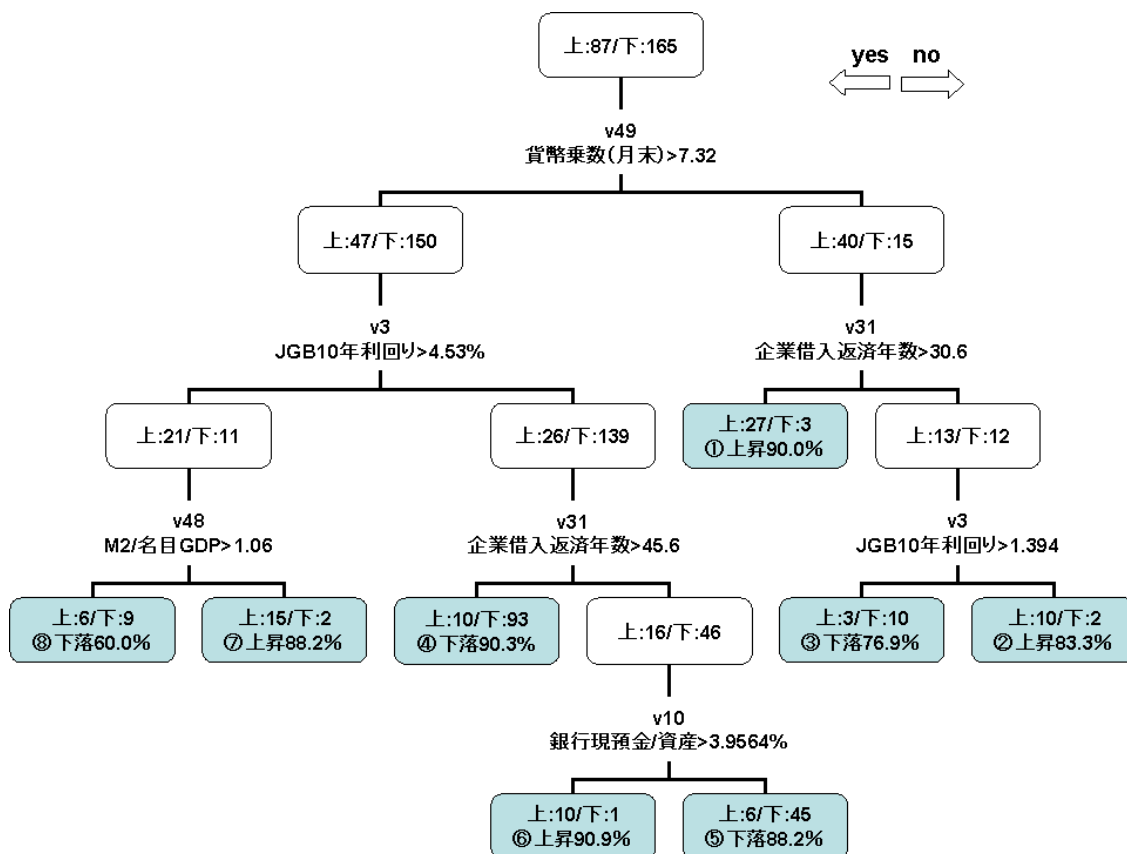


図 6-3 選択された変数による分類木

表 6-6 J48 による判別制度の比較

	訓練データ	10-fold CV
94種類すべて	11.9% <sup>1</sup>	24.6%
選択された8種類	13.1% <sup>1</sup>	22.6%

## 6.7 おわりに

過去の東証銀行業株価指数（以下、銀行株価）が東証株価指数（以下、TOPIX）に比較して上昇または下落した直前に共通して見られた現象を抽出することができれば、今後の銀行株価が TOPIX に比較して上昇または下落しやすい環境を特定できる。この分析の目的は、過去に銀行株価が変動したとき、その直前にどの金融経済指標にどのような共通点があったかを抽出することにより、今後銀行株価が上昇または下落するトリガーを特定することである。

本研究で使用する説明変数として、日本銀行の調査などで銀行の業績や長期金利の要因とされた指標、または内閣府で景気に先行性および同時性があるとされた指標など、合計 94 種類の金融経済指標を作成した。これには貸出金や預金など銀行の財務データに加えて、ROE や自己資本比率など法人企業の財務データ、マネーサプライや GDP などのマクロデータも含まれる。指標は 1991 年 4 月から 2012 年 3 月まで、21 年間（252 月）の月次ベースを作成した。

これらの指標がその後の銀行株価の変動に影響を与えているかを調べるため、金融経済指標の翌月初めから 180 日の、銀行株価の TOPIX 対比変化率を計測し、上昇した月を「上昇群」、下落した月を「下落群」とする判別分析を行った。

判別には、ロジットの回帰誤差に正規分布を前提とするロジスティック回帰分析、データを写像した後に超平面で分離するサポート・ベクター・マシン（以下、SVM）、GINI 係数に基づく決定木生成アルゴリズムである J48、その J48 を学習器とする集団学習アルゴリズムであるランダムフォレスト、の 4 つの手法を用い、最も適した判別手法を特定した。

それぞれの手法で誤判別率を比較したところ、学習データを用いた場合、ランダムフォレストの精度が最も高く、またロジスティック回帰分析による精度も高いという結果となった。10-fold 交差検証法を行うと、ロジスティック回帰分析の誤判別率は 36.9% と 4 手法のうち最も高くなり、学習データで過学習を起こしていたことが示された。株価のように、正規分布に基づかないデータを扱う場合、ロジスティック回帰分析のようなパラメトリック手法は適さないことが背景にあると考えられる。一方でランダムフォレストの誤判別率は 23.4% と 4 つの手法のうち最も低くなり、汎用性も高いことが示された。

一方でランダムフォレストでは、各説明変数の関係がわからない欠点がある。これを補うため、ランダムフォレストで重要度が高い変数を抽出し、それらを用いて J48 により分類木を作成し、各変数の関係を特定した。

この結果、銀行株価の変動に影響を与える金融経済指標として、貨幣乗数 (v49)、国債 10 年利回り (v3)、銀行の現預金 (v10)、M2/名目 GDP (v48)、法人企業借入返済年数 (v31) などが重要であることが示された。特に、企業の過剰債務の水準が高いことは、銀行株価にとって一般的に下落要因となるが、ベースマネーの供給が拡大し貨幣乗数が低下しているときは、企業の過剰債務の水準が高いことは、今後の不良債権処理が加速する期待となり、銀行株価にとって上昇要因になることが示された。

また本研究では、銀行の現預金/総資産と貨幣乗数が、マハラノビスの距離を用いた変数選択でも、ランダムフォレストを用いた変数選択でも抽出された。このことから、マネー関連統計は、特に 2000 年代に入り、銀行株価の変動に大きな影響を与えるものであったといえる。

本研究では日本銀行と内閣府により株価の先行指標とされた指標などをもとに、重要な変数を選択したが、これ以外にも重要な変数の候補が存在する可能性がある。また本研究では株価のパフォーマンスを 180 日としたが、期間を変化させたとき分析精度への影響も変化する可能性がある。これらが今後の研究の課題となるであろう。

## 第7章 結論

本章では、本論文で行った3つの分析に関するまとめと、3つの分析をまとめることにより発見された今後の研究課題について述べる。

### 7.1 本論文のまとめ

本論文は、銀行システムの機能不全、銀行資産の急激な劣化、銀行に対する市場センチメントの悪化の3点から、金融危機の要因となる指標を、伝統的な経済理論に基づく定性的な判断だけでなく、幅広い数多くの経済金融指標の中から定量的な手法を用いて客観的に抽出した。それぞれの分析においては、先行研究で示された指標のほかに、幅広い経済金融指標の中から候補となりうるものをできるだけ多く用意し、その中から金融危機の発生に対して先行的に最も説明力が高いものを定量的に抽出し、それらを用いて金融危機の発生確率を算出する推定モデルを構築した。また本論文では、要因抽出および推定モデルの構築の際に、伝統的な統計的手法に加えてノンパラメトリック手法を用いて、金融危機の発生に対して非連続的な関係にある経済金融事象も的確に捉えた。ノンパラメトリック手法は、その計算過程がブラックボックスとなっているため、選択された変数がどのように金融危機の発生に影響を与えているか解りづらいが、本論文ではこれを可視化した。

第2章では、金融危機の要因を、先行研究に基づいて分類した。伝統的な金融危機の発生メカニズムは、経済ファンダメンタルズの趨勢的な悪化懸念に注目したもの（第一世代モデル）、市場センチメントの悪化に注目したもの（第二世代モデル）、銀行システムの機能不全に注目したもの（第三世代モデル）、信用バブル崩壊の実体経済への波及に注目したもの（第四世代モデル）に分類される。このうち1990年代以降に先進国を中心に発生した大規模な金融危機の多くが、第三世代モデルである、銀行システムの機能不全が主なきっかけとなっている。

銀行システムの機能不全を要因とする金融危機に関しては、(1) 貸出資産の

急膨張と崩壊、(2) 信用割当の拡大、(3) 市場評価の悪化による銀行の貸出態度の急激な悪化、(4) 銀行資産の劣化による流動性危機、(5) 金融制度の自由化、(6) 銀行のオーナーシップ、(7) 預金保護や銀行資産検査などの金融関連制度、などの観点から先行研究がおこなわれている。

第2章では、先行研究のレビューにより、1990年代以降に先進国を中心に発生した大規模な金融危機の多くが、銀行システムの機能不全が主なきっかけとなっているため、第三世代モデルに属することわかった。また銀行システムの機能不全を要因とする金融危機に関する先行研究は8つの要因に分類できるが、このうち特に重要とされているのが、「銀行資産の劣化（不良債権の増加）による流動性危機」と「市場評価の悪化による銀行の貸出態度の急激な悪化」であることが、先行研究のレビューによりわかった。

また先行研究のレビューにより、①金融危機の予知に関する研究では、危機の要因となる変数を定量的なモデルを使って選択したものは、少数の一般的な変数を要因の候補としてその中から選択しているものに限定されている、②先行研究では、金融危機の要因となる変数は単独のマクロ経済指標であるケースがほとんどであり、変数の相互作用や非連続的な関係を扱ったものが少ない、③金融危機の発生可能性を扱う先行研究は、ノンパラメトリック手法など高次元のモデルにより危機予想モデルを構築したものは、銀行の破たんなどをミクロの観点から扱ったものが中心などがわかった。

このため本研究では、銀行システムの機能不全とはどのような現象なのか、またそれを定量的に表現する代理変数はなにかを考察し、そのうえで銀行システムの機能不全が発生するトリガーを数多くの経済金融指標の中から定量的に抽出することを目的とした。また本研究では、不良債権の変動要因、および銀行株価の変動要因を、数多くの経済金融指標の中から定量的に抽出することを目的とした。

第3章では、変数選択と金融危機の推定モデル構築それぞれで、どのような手法を用いると最も高い精度が得られるかを、非線形関係にあるダミー・データを用いて検証し、またノンパラメトリック手法で選択された変数間の因果関係を、ベイジアン・ネットワークを用いて可視化した。

第4章では、1980年から2007年までの経済金融データを用いて、銀行システムの機能不全が発生するトリガーを数多くの経済金融指標の中から抽出し、



金融危機の発生確率を算出する推定モデルを構築する研究を行った。

銀行システムの機能不全が発生している基準として、(1) 銀行システムの不良債権比率が 10%を超えること、(2) 銀行救済の費用が GDP の 2%を超えること、(3) 銀行の大規模な国有化が生じること、(4) 預金取付けや預金封鎖が生じることなどを用い、ある国でこれらの基準のうちいずれかに該当する期間を金融危機とみなした。

金融危機の要因の候補となるマクロ経済・金融指標として、金利、経済成長、インフレ率、GDP 支出項目の変化、国際収支項目から、金融危機の要因になり得る 42 種類の変数を作成した。それぞれの変数に関して、金融危機が発生した時のものと発生しなかった時のものを定量的に比較し、両者間で最も大きく水準が異なるものを、金融危機の要因として選択した。金融危機の発生に対する先行性を重視するために、変数の比較は金融危機が発生する 1 年前から 3 年前のものでおこなった。要因を選択する手法は、伝統的な統計的手法としてロジスティック回帰分析を、またノンパラメトリック手法として CART を用いた。また CART で選択された要因の因果関係を可視化するため、ベイジアン・ネットワークを用いた。

このようにして選択された指標を用いて、将来の金融危機発生確率を算出するモデルを構築した。さらにこれらのモデルに近年のデータを外挿し、各国で 2011 年に金融危機が発生する確率を算出した。

金融マクロ指標を用いて金融危機の重要な先行指標を選択するとき、伝統的な統計手法により CART のほうが、より正確な結果を導くことがわかった。CART による予知モデルのほうがより正確な結果となったことは、金融危機に対して説明力の高い金融マクロ指標が、必ずしも分布に規則性があるとは限らないことを示している。CART による分析の結果、金融危機の先行指標の中でも特に説明力の高いものとして、経常収支 (GDP に対する割合、循環成分、1 年前のもの)、および民間向け貸出 (GDP に対する割合、循環成分、2 年前のもの) が選択された。これらの数値がそれぞれ -2.621%、7.179% という閾値を越えると、金融危機が発生する確率は急激に高くなることが示された。

これらの指標に関して足許のデータをモデルに外挿し、各国で 2011 年に金融危機が発生する確率を算出した。確率が高い国は、2009 年の民間向け貸出 (GDP に対する割合、循環成分) が大きいことから、アイルランド、ポルトガル、ス

ペイン（危機発生確率 63.6%）、また 2010 年の経常収支（GDP に対する割合、循環成分）が小さいことから、マレーシア、中国（危機発生確率 76.9%）となった。マレーシアと中国では金融危機には陥らなかったが、アイルランド、ポルトガル、スペインは、2011 年に政府および IMF により銀行に対する公的援助が行われた点で、実際に金融危機が発生した。

第 5 章では、1999 年度と 2009 年度の邦銀の財務・経営データを用いて、不良債権の変動要因を数多くの経済金融指標の中から抽出する研究を行った。

目的変数としては、邦銀各行の信用コスト比率（信用コストを貸出金で割ったもの）を使用し、これに対して先行的に最も説明力が高い変数を、数多くの財務・経営データから抽出した。候補となる財務・経営データは、銀行の経営分析に一般的に用いられている財務指標 55 種類に加えて、上述のような銀行の本質を表すもの 44 種類を含めて、合計 99 種類の変数を作成した。

変数を抽出する手法は、伝統的な統計的手法として線形重回帰分析を、またノンパラメトリック手法として CART を用いた。またそれぞれの手法で選択された変数を用いて、信用コストの推定モデルを構築した。これに関しても、線形重回帰分析に加えて、ノンパラメトリック手法であるニューラル・ネットワーク、およびサポート・ベクター・マシンを用いた。また 3 章と同様に、CART で選択された変数の因果関係を可視化するため、ベイジアン・ネットワークによる分析も行った。

ノン・パラメトリック手法により選択された変数を用いて、ノン・パラメトリック手法により作成された予知モデルを用いたときが、最も精度が高いことがわかった。一方で変数選択と予知モデルの作成でそれぞれ異なる手法を用いた場合、誤差が大きいこともわかった。

またノンパラメトリック手法で選択された変数は一先あたり中小企業向け貸出、借入金/資産、保有不動産簿価/資産および本店所在地預金成長率であり、4 つの変数それぞれが信用コストに直接的な影響を与えているが、全ての集合をもとに説明力を評価した場合、一先あたり中小企業向け貸出が最も信用コストに影響を与えていることが判明した。また一先あたり中小企業向け貸出は、借入金/資産を通じて間接的にも信用コストに影響を与えていることもわかった。

第 6 章では、1991 年度から 2011 年度までの銀行株価および経済金融データを用いて、銀行株価が何をトリガーとして変動するかについて、数多くの経済

金融指標の中から探索する研究を行った。

銀行株価の長期パフォーマンスを目的変数とし、その決定要因の候補として、長期金利や為替レートといった市場関連指標、日本銀行の調査などで銀行の業績や長期金利の要因とされた指標、または内閣府で景気に先行性および同時性があるとされた指標など、合計 94 種類の金融経済指標を作成した。これらの変数を用いて、銀行株価の長期パフォーマンスを判別する推定モデルを構築し、さらにこれらの変数から銀行株価の変動に対して先行的に最も説明力が高い要因を定量的に抽出することを試みた。

推定モデル構築の手法は、伝統的な統計的手法としてロジスティック回帰分析を、またノンパラメトリック手法としてサポート・ベクター・マシン、分類木の一つである J48、ランダムフォレストを用いた。また要因を抽出する手法は、伝統的な統計的手法としてマハラノビスの距離による非線形判別分析を、またノンパラメトリック手法としてランダムフォレストを用いた。またランダムフォレストで選択された要因は、目的変数に対する関係が見えないため、J48 により変数間のルールを示す分析も行った。

学習データを用いた場合、ランダムフォレストの精度が最も高く、またロジスティック回帰分析による精度も高いということがわかった。10-fold 交差検証法を行うと、ロジスティック回帰分析の誤判別率は 36.9%と 4 手法のうち最も高くなり、学習データで過学習を起こしていたことが示された。株価のように、正規分布に基づかないデータを扱う場合、ロジスティック回帰分析のようなパラメトリック手法は適さないことが背景にあると考えられる。一方でランダムフォレストの誤判別率は 23.4%と 4 つの手法のうち最も低くなり、汎用性も高いことが示された。

銀行株価の変動に影響を与える金融経済指標として、貨幣乗数、国債 10 年利回り、銀行の現預金、M2/名目 GDP、法人企業借入返済年数などが重要であることが示された。特に、企業の過剰債務の水準が高いことは、銀行株価にとって一般的に下落要因となるが、ベースマネーの供給が拡大し貨幣乗数が低下しているときは、企業の過剰債務の水準が高いことは、今後の不良債権処理が加速する期待となり、銀行株価にとって上昇要因になることが示された。

3 本の研究を通してわかったことの一つ目は、金融危機の発生メカニズムはいずれも、民間部門の過剰な借り入れが先行指標となっていることである。

銀行システムが機能不全に陥る先行指標として、経常収支の急激な悪化と民間向け貸出の急速な増加が選択された。民間向け貸出の急速な増加は、その後の急激な巻き戻しにつながり、それが銀行システムの機能不全の直接的な要因になると解釈できる。また貿易黒字の拡大によりインフレ期待および外国資本の流入を誘引した国において、経常収支の拡大ペースが急減速すると、外国資本の巻き戻しが発生し、国内民間向け信用が短期間で収縮し、金融危機に陥ることが多かった。このように、経常収支の急激な悪化も、民間向け貸出の急速な減少を通じて銀行システムの機能不全の要因となっていたと解釈できる。

また銀行資産の劣化要因として、一先あたり中小企業向け貸出が最も重要であることが示された。通常、一先あたり貸出金額が大きくても、それ自体で不良債権が増加することはない。ひとたび不良債権が発生すると、一先あたり貸出金額が大きい場合は、銀行資産の劣化速度が速く、銀行の貸出態度を急激に悪化させてしまうことがある。これが急激な信用収縮につながり、金融危機を発生させると解釈できる。

さらに銀行の市場評価が悪化するきっかけとして、銀行による過剰貸出が重要であることも示された。1991年度から2011年度において銀行株価が下落する直前に、企業の借入返済年数が一定の基準を上回っていたことが判明した。これは民間の過剰債務がある一定の基準を上回ると、市場の銀行に対する心理が悪化し、金融危機のトリガーになりうると解釈できる。

このように、金融危機の発生メカニズムは様々な要因が考えられるが、共通した主な減少として民間向け貸出のある一定値を超えた急激な増加が重要であることが、本論文で示された。

3本の研究を通してわかったことの二つ目は、金融危機とその主な要因との関係は、ノンパラメトリック手法を使用したほうがより正確に説明できることである。

目的変数と説明変数に非線形な関係があるとき、変数選択と予想値推定モデル作成は両方ともノンパラメトリック手法を選択するほうが精度が高いことが、複数の説明変数が目的変数と2次の関係にあるダミー・データを用いて証明された。

また銀行システムの機能不全の要因を解明する分析では、ロジスティック回帰分析とCARTを比較したが、CARTによる分析精度のほうが高いことが示さ

れた。CARTにより選択された金融危機の先行指標は経常利益の循環成分と民間向け貸出の循環成分であった。これは、経常利益の低下や民間向け貸出の増加はある程度の安定した速度で進行しているのであれば、金融危機には陥らないが、ある一定の速度を超えて急激に進行すると、金融危機のトリガーとなることを示している。

さらに不良債権の要因抽出と、それを用いた不良債権の推定モデル作成に関しても、要因抽出はCART、推定モデル作成はNNまたはSVMといった、両方ともノンパラメトリック手法を選択するほうが精度が高いことが示された。

銀行株価の変動要因を探索する研究では、分析手法としてロジスティック回帰分析、SVM、J48、ランダムフォレストを用いたが、ノンパラメトリック手法であるランダムフォレストの精度が最も高かった。

このように、金融危機は分布や連続的な関係を前提としないノンパラメトリック手法を用いた場合、より正確に予測ができることが示された。これは、金融危機の要因となる経済金融指標が悪化することによって、徐々に金融危機の発生確率が上昇するわけではなく、それが一定の水準まで達すると急激に金融危機の発生確率が上昇する性質があるからと解釈できる。また金融危機の要因抽出にノンパラメトリック手法を使った場合、金融危機の予想モデル作成に関してもノンパラメトリック手法を使うほうが精度が高いことも示された。

## 7.2 今後の取り組み

以上の本論文の結果を受けて、ここでは今後の研究課題について述べる。

まず本論文では、金融危機の主なメカニズムごとに、金融危機の候補となりうる数多くの経済金融指標を準備したが、これに含まれていない重要な要因がある可能性がある。

例えば第4章では、2011年に銀行システムの機能不全は発生する可能性が高い国として、マレーシアと中国が選択されたが、これら2国において実際に金融危機は発生しなかった。2009年のマレーシアと中国は、民間向け貸出が急速

に増加したという点で、過去に金融危機に陥った国々と共通していたが、預貸率が低い点で大きく異なっていた。たとえば過去に民間向け貸出（GDPに対する割合、循環成分）が7.179%を超えて金融危機に陥った国々、つまり第3章の分析に基づき金融危機が発生する可能性の高い国々の預貸率は、危機発生1年前の平均で105.6%、最低値で86.5%であった。一方で2010年の預貸率は中国で70.2%、マレーシアで82.3%と、過去の危機群と大きく異なる。これまでは、貸出金が急激に増加した国では、預貸率も同様に上昇していたがこれら2国のように貸出金が急増しても預貸率を抑える政策を行う国が現れているため、分類基準に新たな項目を付け加える必要がある。

また2011年はギリシャが金融危機に陥ったが、本研究ではこれを予知できなかった。これもギリシャの金融危機が財政破綻をきっかけとして発生したという点で、過去に事例のないパターンのものであったからとか考えられる。ギリシャの場合、経常赤字に加えて政府の税収やプライマリーバランスなどが、金融危機の発端となっていたと考えられる。

このように本研究では用いられなかった新たな要因を使用して、より多くの候補の中から要因抽出を行うことが今後の重要な課題であろう。

また本論文の3つの研究を通じて、金融危機の予想モデル構築法にCARTまたはJ48といった分類木を用いた。しかしCARTやJ48の特徴として、一手先のGINI係数を最少とすることのみを基準としたヒューリスティック（いわゆる貪欲法）により分類基準を探索することである。このため、CARTやJ48で探索された分類基準では、少数の偏ったサンプルだけを全体の中から切り出すことにすぎず、よってこのような分類基準では汎用性に欠ける傾向がある。つまり本論文で抽出された金融危機の要因は、それぞれ過去の少数の金融危機に対しては重要な要因となっていたが、一般的な金融危機の要因とはなっていない可能性がある。

バックトラック法によりほかの選択肢も考慮する探索アルゴリズムや、遺伝的アルゴリズムなどを用いて、多くの金融危機に対して共通する要因を抽出する探索方法を用いることが、今後の研究にとって大きな課題となろう。

また本論文では、推定モデルの精度を比較する基準として誤判別率を用いたが、このほかに適合率（precision）や再現率（Recall）を用いた比較を行うのも今後の課題となろう。

また本論文では、銀行システム機能不全や銀行に対する市場評価の悪化を、ある一定の基準を設けることにより離散変数で示した。しかしこの基準を変化させ、金融危機の定義を変えることにより、より重要な要因が抽出される可能性がある。

例えば第 4 章では、銀行システムの機能不全の基準として、銀行の不良債権比率が 10%超または国の支援が GDP の 2%超などの基準を設けた。また第 6 章では、銀行に対する市場評価の悪化に関しては、180 日間の銀行株価相対パフォーマンスがマイナスという基準を設けた。しかしこの基準を変化させることにより、汎用性がより高い要因抽出や、精度がより高い推定モデルの構築ができる可能性がある。金融危機の基準を変えることにより、本論文の結果がどのように変化するかを確認することも、今後の重要な課題となろう。

## 参考文献

Abdullah, D. A. and Hayworth, S. C. 1983. Macroeconometrics of Stock Price Fluctuations, *Journal of Business and Economics*, Vol. 32, No. 1, pp. 49-63.

Abugri, B. A. 2008. Empirical Relationship between Macroeconomic Volatility and Stock Returns: Evidence from Latin American markets, *International Review of Financial Analysis*, Vol. 17, pp. 396–410.

Aggarwal, R. 1981. Exchange Rate and Stock Prices. A Study of US Capital Markets Under Floating Exchange Rates, *Akron Business and Economic Review*, Vol. 12, No. 2, pp. 7-12.

Aghion, P., Banerjee, A. and Piketty, T. 2006. Dualism and Macroeconomic Volatility, *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 114, No. 4, pp. 1359-1397

Aghion, P., Bacchetta, P. and Banerjee, A. 2000. A simple model of monetary policy and currency crises, *European Economic Review*, Vol. 44, No. 4-6, pp. 728-738

Altman, E.I., Haldeman, R.G., and Narayanan, P. 1977. ZETA ANALYSIS, a new model to identify bankruptcy risk of corporations, *Journal of Banking and Finance* Vol. 1, pp.29-54.

Altman, E.I., Marco, G. and Varetto, F. 1994. Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience), *Journal of Banking and Finance*, Vol. 18, pp. 505-529

Arteta, C. 2003. Are Financially Dollarized Countries More Prone to Costly Crises?, *International Finance Discussion Paper*, pp. 763

Bell, T.B. 1997. Neural nets or the logit model? A comparison of each model's ability to predict commercial bank failures, *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, Vol. 6, pp.249-264.



Berger, A.N. and DeYoung, R. 1997. Problem loans and cost efficiency in commercial banks, *Journal of Banking & Finance*, Vol. 21, No. 6, pp.849-870.

Bernanke, B. and Gertler, M. 1989. Agency Costs, Net Worth, and Business Fluctuations, *The American Economic Review*, Vol. 79, No. 1, pp. 14-31

Bilson, C. M., Brailsford, T. J. and Hooper, V. J. 2001. Selecting Macroeconomic Variables as Explanatory Factors of Emerging Stock Market Returns, *Pacific-Basin Finance Journal*, Vol. 9, No. 4, pp. 401–426.

Bulmash, S. B. and Trivoli, G.W. 1991. Time-lagged Interactions between Stock Prices and Selected Economic Variables, *Journal of Portfolio Management*, Vol. 17, No. 4, pp. 61–67.

Burnside, C., Eichenbaum, M. and Rebelo, S. 2004. Government Guarantees and Self-Fulfilling Speculative Attacks, *Journal of Economic Theory*, Vol. 119, No. 1, pp. 31-63

Campbell, J. Y. 1991. A variance decomposition for stock returns, *Economic Journal*, Vol. 101, 157-179.

Campbell, J. Y. and Shiller, R. 1988. Stock Prices, Earnings, and Expected Dividends, *Journal of Finance*, Vol. 43. No. 3, pp. 661-676.

Canbas, S., Cabuk, A., and Kilic, S.B. 2005. Prediction of commercial bank failure via multivariate statistical analysis of financial structure: The Turkish case, *European Journal of Operational Research*, Vol. 166, pp.528-546.

Caprio, G, and Peria, M.S.M. 2000. Avoiding Disaster: Policies to Reduce the Risk of Banking Crises, *Egyptian Center for Economic Studies*, Working Paper

Caprio, G. and Klingebiel, D. 2003. Episodes of Systemic and Borderline Financial Crises, *World Bank Discussion Paper*

Cespedes, L.F., Chang, R. and Velasco, A. 2004. Balance Sheets and

Exchange Rate Policy, *American Economic Review*, Vol. 94, No. 4, pp. 1183-1193

Chang, R., and Velasco, A. 2000. Banks, Debt Maturity and Financial Crises, *Journal of International Economics*, Vol. 51, No. 1, pp. 169-194

Chatrath, A., Ramchander, S. and Song, F. 1997. Stock Prices, Inflation and Output: Evidence from India, *Applied Financial Economics*, Vol. 7, pp. 439-445.

Chen, N. F., Roll, R. and Ross, S. A. 1986. Economic Forces and Stock Market, *Journal of Business*, Vol. 59, No. 3, pp. 383-404.

Choudhry, T. 2000. Inflation and Rates of Return on stocks: Evidence from high inflation countries, *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, Vol. 11, pp. 75-96.

Davis, E. P. and Kairm, D. 2008. Comparing early warning systems for banking crises. *Journal of Financial Stability*, Vol. 4, pp. 89-120

De Nicolo, G., Honohan, P. and Ize, A. 2003. Dollarization of the Banking System: Good or Bad?, *World Bank Policy Research Working Paper*, Vol. 3116

Dell'Ariccia, G., Igan, D. and Laeven, L. 2012. Credit booms and lending standards: Evidence from the subprime mortgage market, *Journal of Money, Credit and Banking*, Vol. 44, No. 2-3, pp. 367-384

Demirguc-Kunt, A. and Detragiache, E. 1998. The Determinants of Banking Crises: Evidence from Developing and Developed Countries, *IMF Staff Papers* Vol. 45, pp. 81-109

Demirguc-Kunt, A., Detragiache, E. and Gupta, P. 2005. Inside the Crisis: An Empirical Analysis of Banking Systems in Distress, *Journal of International Economics and Finance*

Dietrich, J.R. and Kaplan, R.S. 1982. Empirical analysis of the loan classification decision, *The Accounting Review*, Vol. 57, pp.18-38.

Domaça, I. and Peria, M.S.M. 2003, Banking crises and exchange rate regimes: is there a link?, *Journal of International Economics*, Vol. 61, No. 1, pp. 41-72

Eichengreen, B. and Hausmann, R. 1999. Exchange Rates and Financial Fragility, National Bureau of Economic Research Working Paper, Vol. 7418

Eichengreen, B. and Rose, A. 1998. Staying Afloat When the Wind Shifts: External Factors and Emerging-Market Banking Crises, National Bureau of Economic Research Working Paper, Vol. 6370

Eichengreen, B., Rose, A. and Wyplosz, C. 1995. Exchange Market Mayhem: The Antecedents and Aftermath of Speculative Attacks, University of California

Engsted, T. and Tanggaard, C. 2002. The Relation between Asset Returns and Inflation at Short and Long Horizons, *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, Vol. 12, pp. 101-118.

Flavin, M. 1983. Excess Volatility in the Financial Markets: A Reassessment of the Empirical Evidence, *Journal of Political Economy*, Vol. 91, No. 6, pp. 929-956

Fletcher, D. and Goss, E. 1993. Application forecasting with neural networks an application using bankruptcy data, *Information and Management*, Vol. 24, pp.159-167.

Flood, R.P. and Garber, P.M. 1984. Collapsing Exchange-Rate Regimes: Some Linear Examples, *Journal of International Economics*, Vol. 17, No. 1-2, pp. 1-13

French, K. R., Schwert, G. W. and Stambaugh, R. F. 1987. Expected Stock Returns and Variance, *Journal of Financial Economics*, Vol. 19, pp. 3-29.

Hutchison, M. and McDill, K. 1999. Are All Banking Crises Alike? University of California 1999 Working Paper Series, pp. 99-11

Ibrahim, M and Aziz, D. 2003. Macroeconomic Variables and the

Malaysian Equity Market, *Journal of Economic Studies*, Vol. 30, pp. 6-27.

Kaminsky, G and Reinhart, C.M. 1999. The Twin Crises: The Causes of Banking and Balance of Payments Problems, *American Economic Review*, Vol. 89, pp. 473-500

Kane, E.J. 1989. How Incentive-Incompatible Deposit-Insurance Funds Fail, the National Bureau of Economic Research Working Paper No. 2836

Kane, E.J. 1989. How Incentive-Incompatible Deposit-Insurance Funds Fail, the National Bureau of Economic Research Working Paper No. 2836

Kindleberger, C.P. and Aliber R.Z. 1978. *Manias, Panics and Crashes: A History of Financial Crises*, John Wiley & Sons, Inc.

Kolari, J., Glennon, D., Shin, H., and Caputo, M. 2002. Predicting large US commercial bank failures, *Journal of Economics and Business*, Vol. 54, No. 32, pp.361-387.

Krugman, P. 1979. A Model of Balance-of-Payments Crises, *Journal of Money, Credit and Banking*, Vol. 11, No. 3, pp. 311-325

Krugman, P. 1999. Balance Sheets, the Transfer Problem, and Financial Crises, *International Tax and Public Finance*, Vol. 6, pp. 459-472

LeRoy, S. F. and Richard, D. P. 1981. The Present-Value Relation: Tests Based on Implied Variance Bounds, *Econometrica*, Vol. 49, No. 3, pp. 555-574.

Malkiel, M. 1973. *A Random Walk Down Wall Street*, W. W. Norton & Company, Inc.

Manasse, P., Roubini, N. and Schimmelpfenning, A. 2003. Predicting Sovereign Debt Crises. IMF Working paper, pp.1-40.

Mankiw, G., Romer, D. and Shapiro, M. 1985. An Unbiased Reexamination of Stock Market Volatility, *The Journal of Finance*, Vol. 40, No. 3, pp. 677-687.

Marsh, T. and Merton, R. 1984. Dividend Variability and Variance Bounds Tests for the Rationality of Stock Market Prices, Sloan School Working Paper, pp. 1584-1584.

Martin, D. 1977. Early warning of bank failure: A logit regression approach, *Journal of Banking and Finance*, Vol. 1, pp.249-276.

Maysami, R. C., Howe, L. C. and Hamzah, M. A. 2004. Relationship between Macroeconomic Variables and Stock Market Indices: Co-integration Evidence from Stock Exchange of Singapore's All-S sector Indices, *Journal Pengurusan*, Vol. 24, pp. 47-77.

Mehrez, G. and Kaufmann, D. 1999. Transparency, Liberalization, and Financial Crisis, World Bank Policy Research Working Paper

Mohammed A. M. T., Wisam R., Hassama A, and Bin Amin F. M. 2007. Effects Of Macroeconomic Variables on Stock Prices In Malaysia: An Approach Of Error Correction Model, International Islamic University, Malaysia

Mukherjee, T. K. and Naka, A. 1995. Dynamic Relations between Macroeconomic Variables and the Japanese Stock Market: An Application of vector error correction model, *The Journal of Financial Research*, Vol. 18, No. 2, pp. 223-237.

Mundell, R. 1961. A Theory of Optimum Currency Areas, *American Economic Review*, Vol. 51, pp. 717-725

Obstfeld, M. 1994. The Logic of Currency Crises, *Cahiers Economiques et Monetaires*, Banque de France, Vol. 43, pp. 189-213.

Omran, M. and Pointon, J. (2001) "Des the Inflation Rate affect the Performance of the Stock Market? The case of Egypt" *Emerging Markets Review*, 2, 263–279.

Pebbles, G., and Wilson, P. 1996. *The Singapore Economy*. Cheltenham, Edward Elgar

Piramuthu, S., Ragavan, H. and Shaw, M.J. 1998. Using feature construction to improve the performance of the neural networks, *Management Science*, Vol. 44, No. 3.

Reinhart, C.M. and Rogoff, K.S. 2008. Is the 2007 U.S. sub-prime financial crisis so different? *American Economic Review Working Paper*, Vol. 98, No. 2, pp. 1-6

Salchenberger, L., Mine, C. and Lash, N. 1992. Neural networks: A tool for predicting thrift failures, *Decision Sciences*, Vol. 23, pp.899-916.

Schneider, M., and Tornell, A. 2004. Balance Sheet Effects, Bailout Guarantees and Financial Crises, *Review of Economic Studies*, Vol. 71, No. 3, pp. 883-913

Shiller, R. 1979. The Volatility of Long-Term Interest Rates and Expectations Model of the Term Structure, *Journal of Political Economy*, Vol. 87, pp. 1190-1219.

Shiller, R. 1981. Do Stock Prices Move Too Much to be Justified by Subsequent Changes in Dividends?, *The American Economic Review*, Vol. 71, No. 3, pp. 421-436.

Solnik, B. 1987. Using Financial Prices to Test Exchange Rate Models, *Journal of Finance*, Vol. 42, 141-149.

Stiglitz, J.E. and Weiss, A. 1981. Credit Rationing in Markets with Imperfect Information, *The American Economic Review*, Vol. 71, No. 3, pp. 393-410

Sung, T. K., Namsik, C. and Lee, G. 1999. Dynamics of Modeling in Data Mining: Interpretive Approach to Bankruptcy Prediction. *Journal of Management Information System* (Summer), pp. 63-85.

Swicegood, P. and Clark, J.A. 2001. Off-site monitoring for predicting bank under performance: A comparison of neural networks, discriminant analysis and professional human judgment, *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, Vol. 10, pp. 169-186

Tam, K.Y. 1991. Neural network models and the prediction of bank bankruptcy, *Omega*, Vol. 19, No. 5, pp.429-445.

Tam, K.Y. and Kiang, M. 1992. Predicting bank failures: A neural network approach, *Decision Sciences*, Vol. 23, pp.926-947.

West, R.C. 1985. A factor analytic approach to bank condition, *Journal of Banking and Finance*, Vol. 9, pp.253-266.

Wilcox, J.W. 1973. A prediction of business failure using accounting data, empirical research in accounting: Selected studies, *Journal of Accounting Research*, pp.163-179.

Wood, G. 1999. Great Crashes in History: Have They Lessons for Today?, *Oxford Review of Economic Policy*, Vol. 15, pp. 98-109

Zhao, X. (1999) "Stock Prices, Inflation and Output: Evidence from China" *Applied Economics Letters*, 6, 509-511.

磯貝明文 2000 『ニューラル・ネットワークによる株価予想—実務上の使いやすさの観点から』 *システム制御/情報*、44 巻 9 号 (492-498)

左毅、北栄輔 2010 『ベイジアン・ネットワークを用いた株価予測について』 *情報処理学会論文誌*、3 巻 3 号 (80-90)

山口貴大 「サポート・ベクター・マシーンによる倒産予想」 『平成 13 年度日本オペレーションズ・リサーチ学会関西支部研究会第 1 回発表要旨』 1-21 ページ.

植田英三郎 2007 『時系列解析による株価予測』 *大阪府立大学経済研究* 第 53 巻 3 号 (221)

植田和男、鈴木勝、田村達朗 (1986) 『配当と株価：シラー・テストの日本への応用』 *大蔵省財政金融研究所、フィナンシャル・レビュー*、August

植田和男 2001 『1990 年代における日本の不良債権問題の原因、日本金融、システムの危機と変貌』 *日本経済新聞社* (65-95)

大村敬一郎 1998 『株式市場のマイクロストラクチャー』 *日本経済新聞社*

竹田憲史 2007 年『通貨・金融危機の発生メカニズムと伝染：グローバル・ゲームによる分析』日本銀行金融研究所、金融研究、4月号

津田博史 2001『株式の統計学』朝倉書店

田辺和俊、栗田多喜夫、西田健次、鈴木孝弘、「サポート・ベクター・マシンを用いた企業の信用格付けの予測」『経営情報学会』第 20 巻,第 1 号,2011 年 6 月号,23-38 ページ.

日本銀行 2002『金融政策運営に果たすマネーサプライの役割』日本銀行企画室