

Title	Cox比例ハザードモデルによる中国企業の信用リスクに関する研究
Sub Title	
Author	叶, 鑫(Ye, Xin) 高橋, 大志(Takahashi, Hiroshi)
Publisher	慶應義塾大学大学院経営管理研究科
Publication year	2015
Jtitle	
JaLC DOI	
Abstract	
Notes	修士学位論文. 2015年度経営学 第3018号
Genre	Thesis or Dissertation
URL	https://koara.lib.keio.ac.jp/xoonips/modules/xoonips/detail.php?koara_id=KO40003001-00002015-3018

慶應義塾大学学術情報リポジトリ(KOARA)に掲載されているコンテンツの著作権は、それぞれの著作者、学会または出版社/発行者に帰属し、その権利は著作権法によって保護されています。引用にあたっては、著作権法を遵守してご利用ください。

The copyrights of content available on the Keio Associated Repository of Academic resources (KOARA) belong to the respective authors, academic societies, or publishers/issuers, and these rights are protected by the Japanese Copyright Act. When quoting the content, please follow the Japanese copyright act.

慶應義塾大学大学院経営管理研究科修士課程

学位論文（ 2015 年度）

論文題名

Cox 比例ハザードモデルによる中国企業の信用リスクに関する研究

主 査	高橋大志 教授
副 査	林 高樹 教授
副 査	小幡 績 准教授
副 査	

学籍番号	81430087	氏 名	叶鑫
------	----------	-----	----

論文要旨

所属ゼミ	高橋大志研究会	学籍番号	81430087	氏名	叶鑫
(論文題名)					
Cox 比例ハザードモデルによる中国企業の信用リスクに関する研究					
(内容の要旨)					
<p>信用リスク管理に関する研究は、従来より数多くの取り組みが行われており、定性的分析に加え、定量的な取り組みも数多く行われている。一方、中国の商業銀行の信用リスク管理は、従来、相対的に、定性的な分析の比重が高い傾向にあり、国内の状況を考慮した定量分析モデルに関する議論は十分でない傾向にある。</p> <p>中国の銀行が直面している信用環境は極めて厳しい状況にある。今現在中国企業の負債の中、銀行貸付金は 80%ほぼ占めている状である。それらの中で、90%を銀行借入れに依存する企業も存在する。このような中、債権者としての銀行が直面するリスクは大きく、適切な信用リスク評価手法の構築は、金融機関経営および社会にとってとりわけ重要な課題である。</p> <p>信用リスク評価モデルに関する報告は、主にファイナンスの分野において、数多く行われている。例えば、広く知られたモデルとしては、Logit モデルや KMV モデル、Credit Risk+ モデルなどモデルが挙げられる。これらのモデルは、特定の条件および仮定の上で、良好な評価結果が得られることが示されている。一方、これらのモデルを中国企業の信用リスク分析に用いる場合には、いくつかの課題が挙げられる。例えば、相対的に過去の時系列データが十分ではない点や、株式価格が適切に価格付けされていない可能性がある点などは、信用リスクモデルを用いる際の問題点として挙げられる。そのため、中国金融市場を対象として信用リスク分析を行うためには、中国市場の環境を考慮した分析を実施する必要がある。</p> <p>信用リスクの分析手法の一つとして広く知られている手法として Cox 比例ハザードモデルがある。当モデルは、医療分野 - とりわけ生存分析理論- において広く用いられているモデルである。Cox 比例ハザードモデルを信用リスクの評価に用いる場合、企業の生存時間に影響を与える財務データを分析して企業の財務状況を判断する。そのため、企業の格付けと株価データがなくても分析を実施する点は、特徴の一つとして挙げられる。本研究は、Cox 比例ハザードモデルを用い企業の信用分析を実施する。</p> <p>データの部分において、中国の上場企業 403 社を選別してサンプルとした。サンプルデータの内訳は、ST (Special Treatment) 企業 33 社、非 ST 企業 370 社である。観察期間を 2004 年 1 月から 2010 年 12 月までに設定する。本分析では、頑健性の確認のため、観察期間を前半の分析、後半の分析、それぞれを実施した。</p> <p>分析の結果、中国の企業財務指標により、Cox 比例モデルを用い、上場企業のデフォルト率を見積もることができた。とりわけ、本分析では、主成分分析を用い、企業の財務データから複数のファクターを見積もり、それらファクターと信用リスクの関係性について明らかにすることができた。更に、モデル推計の結果より、企業の将来の時点における生存率の見積もりを得ることで、動的に企業の財務状況とデフォルト状況を分析することができた。</p> <p>本研究は、中国市場における信用分析の有効な手法の一つを示すものであり意義が大きい。</p>					
<p>Keywords: Cox 比例ハザードモデル ; 生存分析 ; 信用リスク ; デフォルト率</p>					

目次

第1章	はじめに	1
1.1	研究背景	1
1.2	研究の意義と目的	2
1.3	先行研究	3
1.3.1	国内外信用リスク研究状況	3
1.3.2	生存分析によるCox比例ハザードモデルの研究現状	4
1.4	研究プロセスとスキーム	5
第2章	生存分析の基礎理論	7
2.1	生存分析の意味	7
2.2	生存分析データの特徴	7
2.3	生存分析の相関関数	8
2.4	生存分析が信用リスク度量の中の適用性	10
第3章	Cox比例ハザードモデル	12
3.1	常用モデルの紹介	12
3.2	Cox比例ハザードモデルの概要	13
3.3	パラメータの見積もりと仮定検定	14
3.3.1	パラメータの見積もり	15
3.3.2	基準生存関数の見積もり	15
3.3.3	モデル有意検定	17
3.3.4	PH仮定検定(Proportional Hazard)	18
第4章	信用リスク度量実証分析	19
4.1	サンプル・データの説明	19
4.1.1	生存時間の定義	19
4.1.2	サンプルの選択	19
4.1.3	財務指標システムの選択	20
4.2	Cox比例ハザードモデル実証分析	21
4.2.1	Cox比例ハザードモデル構築過程	21

4.2.2 PH(Proportional Hazard) 仮定検定	23
4.2.3 モデルの説明	25
4.2.4 基準生存関数見積もりとモデルの確定.....	26
4.3 モデルの予測と検定	28
4.3.1 モデルの時点予測能力分析.....	28
4.3.2 モデル推定の正確性分析	29
4.3.3 モデル安定性検定	30
4.3.4 モデル区分度分析	35
第5章 結論	41
第6章 本研究の不足と展望	42
6.1 本研究の不足	42
6.2 論文の展望	42
参考文献.....	43

第1章 はじめに

1.1 研究背景

経済グローバル化の発展に伴い、証監会（中国証券監督管理委員会）が証券会社やファンドなどへの監視管理を緩和しているため、近年、中国のネット金融が迅速に発展し、中国の金融市場も続いて改善しており、金融創新のペースがスピードアップしている。新しい経済環境の中、中国の銀行業界は厳しい経営挑戦に直面している。商業銀行は、他社より安い価格と速いスピードで信用貸付サービスを提供することにより、激しい競争の中に一席を占めることができる。商業銀行の信用貸付資産が拡大すると、自身のリスク・コントロール技術が業務発展に追い付かなくなり、最終的には銀行資産の質が下がって経営リスクが増えることになる。その為、信用リスクは銀行のリスク管理の注目点になった。金利市場化の波の中、商業銀行はより厳しい競争に直面しており、リスク・コントロール技術の強化が要求されている。

信用リスクはデフォルト・リスクとも言われる。それは貸し手側、証券発行側または交渉相手が、契約債務不履行等により、元本の返済や金利の支払いが遅滞や停止したりする為、銀行または投資者が損を被る[25]。信用リスクは全体の経済形勢とも、企業の具体的な経営状況とも関係がある。長い間、信用リスクは銀行業界の重要リスクであると思われており、このリスクは銀行の内外業務に表れる。もし、銀行が自身の資産状況をはっきり把握できずに合理的なリスク・コントロール施策を制定できないと、計算できないリスクに直面することになる。そのため、信用リスク管理を強化することは、商業銀行リスク管理研究の中で、重大な課題である。

銀行の主な貸付対象は上場企業であり、企業の財務状況や経営管理などの状況は直接的に企業の発展に影響を与える。商業銀行にとって、財政が悪化した上場企業の信用リスクはより高く、逆の場合は信用リスクが低い。本研究では、上場企業が財務危機に陥ったかどうか測定することで、商業銀行が直面している信用リスクを判断する。

上場企業が信用リスクの問題に陥った原因は様々である。しかし、どのような原因でも、財務異常に陥る際は量変から質変までのプロセスがあり、この一連の変化は企業の財務諸表に表れる。そこから上場企業将来の財務状況を予

測することより、企業の経営状況とデフォルト可能性を判断することができる。商業銀行はそれによって信用リスクの状況を判断できる。したがって、正確かつタイムリーに上場企業の財務危機の発生を予測することは、商業銀行の信用リスク・コントロールにとって重要な意味がある。

先進国は信用リスク管理の発展が早く、相当成熟的なリスク管理システムが形成されており、信用リスク度量技術は既に銀行信用貸付リスク管理の重要なツールになっている。一方、中国の信用リスク管理研究はまだ初期段階である。信用リスク管理システムはまだ不完全であり、信用リスクの量的研究もこれからである。市場のグローバルへの開放と競争の激化に伴い、商業銀行がリスク管理の強化、金融の安定、競争力の強化を進める際に、信用リスク管理に力を出す必要性が高まっている。信用リスクの定量化は信用リスク管理を強化するための重要な前提条件である。したがって、中国の商業銀行の信用リスク管理にとって適切な量化モデルを開発することは、極めて重大な意味がある。

1.2 研究の意義と目的

現代経済社会の中に、信用活動が続いて、発展していて創新している。信用消費はより一層世界発展の傾向にあるようになってきた為、信用消費からもたらした問題も、どこでも見える。金融システムの重要リスクとして、信用リスクは直接銀行の経営状況に影響を与え、信用リスクがある程度に積むなら、全社会の安定に影響を及んで、深刻な金融危機やグローバル経済危機が起こる可能性もあると思われる。2007年の金融危機は絶好な例であり、その為、信用リスク管理は金融業界に影響を与えるだけでなく、ある程度に全社会の経済安定と繋がっていると言える。

商業銀行は貸付を評価する際に、参考になる指標が沢山あり、その中で、相手の財務状況は主に考察する。金融市場の競争が激化とグローバル化の高度化に伴い、中国の商業銀行はより一層、信用リスクの量化研究に重視してきた。

中国では、銀行は重要な信用仲介と融資の橋であり、リスクを経営して管理する機構として、銀行は社会体系の多数信用リスクを集めている。そのため、銀行にとって、合理的にリスクをコントロールすることは極めて重要である。新しいバーザル規制において、中国の商業銀行のリスク管理技術は、より高く要

求されている。国際レベルと比較して、中国の商業銀行の信用リスク管理技術はまだ大きな成長空間がある。そのため、信用リスク度量と管理システムのより全面化は極めて必要である。

本研究は生存分析理論による Cox 比例ハザードモデルを用い、信用リスクの度量体系を築く。このモデルのメリットとして、総合的に財務状況に影響を与える指標を考察するとともに、打ち切りデータ (Censored data) をよく処理することができる。この方法は、総合的に生存時間と共変量の関係を考量できる一方、時点予測ができ、適用性が高いと考える。信用リスク量化モデルの築きによって、商業銀行はより厳密的に、プライシングと格付けを進めることができる一方、効果的に銀行の不良資産を低下することができて、銀行の効率的な運営に有利である。

1.3 先行研究

1.3.1 国内外信用リスク研究状況

信用リスク影響の拡大に伴い、信用リスクはより重視されてきた。商業銀行の信用リスク管理は、上世紀から金融業界が議論した焦点になっていた。海外は信用リスク度量と管理の研究はもう成熟といえる一方、中国国内では始まりが遅いけれども、ある程度の成果ができてきた。

信用リスク度量に関する研究は、一般的に下記の方法に分けられている：専門家判法、信用格付け法、信用採点モデルと現代信用デフォルト・モデルである[15]。その中で、現代信用デフォルト・モデルが一番多く使用され、同時に正確性が高い方法である。

専門家判別法が一番早く応用された信用リスクデフォルトモデルであり、定性分析の方法である。代表的な専門家判別法は 5CS と CAMEL などの手法である。定量分析またはリスク量化モデルと違うところは、専門家の従業経験によって、信用リスクに対して、分析と判別を行うという特徴である。この定性決裁の主観性が強い為、判断結果は分岐しやすいと思われる。

信用リスク管理にたいする要求が高度化に伴い、信用採点モデルが出てきた。その中で、有名なモデルとしては、1968年に Altman が提出した Z-score モデルである[6]。商業銀行はこのモデルを用いて、上場企業顧客に rating を行

った。1977年にAltmanたちは最初のZ-scoreモデルに修改を行って、実証分析により、モデルの変量を五つから七つに増加して、ZETAモデル[5]を提出した。この改進はモデルのサンプルの選択範囲を更に拡大して、モデルの安定性を強化した。

中国国内では、周首華（1996年）はZ-scoreモデルによって、F-scoreというモデルに改進して、国内の企業デフォルト行為研究の序章を開けた。その後、陳静（1999年）は多元分析によって、資産負債率、純資産などの財務指標を考量し、企業のデフォルト行為を研究して[12]、成功的に企業のデフォルト行為を予測した。張玲は上場企業をサンプルにして、財務指標の中から変量を取り出して、多元直線判別モデルを作った[33]。これらのモデルは、特に過去の歴史データを依頼するため、モデルの応用は限定されていると考えられる。

現代信用リスクの量化モデルに対して、研究の迅速発展に伴い、LogisticモデルとKMVモデルは銀行の信用リスク研究に幅広く応用されてきた。陳曉、陳怡鴻(2000年)は初めてLogisticモデルを利用して、中国の上場企業のデフォルト行為を研究した。実証分析によって、Logisticモデルは企業デフォルト行為予測に対する有効性を検定した[13]。その後、それに関する研究は報告され、Logisticモデルを改進して、モデルの正確性を高めた。[14]Logisticモデルの最大メリットとしてより広い応用範囲である。その後Credit Monitorモデル、KMVモデルなどの単一信用リスクを度量するモデル；Credit MetricsとCredit Risk+などの組合信用リスクを度量するモデルが報告された。

KMVモデルは企業の格付けに依頼せず、企業の株価変更を利用して企業の信用状況を分析するモデルである。中国には権威性のある格付け会社が存在していない為、上場企業の格付けデータは手に入れにくいと思われる。KMVモデルは格付けデータが要らず、株価データがあれば、適用できる。ただし、中国株式市場は極めて未成熟であるため、上場企業の株価は企業価値と非対等という特徴があり、KMVモデルは完全的に中国市場に適用といえないと思う。

1.3.2 生存分析によるCox比例ハザードモデルの研究現状

生存分析は多種ファクトと生存時間の間に関連を研究する学科であり、主に生存現象とそれに対応する時間データ、または統計リズムを研究していて、

この手法は医学、社会学などの領域に幅広く利用されている。その中で、ミッシング・データを処理する優位性がある為、応用範囲が広がってきた。現在は経済学や金融学と管理学などの各領域にもよく使われてきた。

生存分析による Cox 比例ハザードモデルは Cox D.R が 1972 年に初めて報告されたのであり [4]、1986 年に Looney, Lane と Wansley は多元判別分析の統計学基礎理論により、段階的回帰 (stepwise regression) 選択変量を利用して、Cox モデルを構築した [1]。最初に、この手法は企業財務早期警戒における研究に応用され、成功的に銀行が一年間と二年間以内の破産した確率を予測した。1996 年 Lee と Urrutia は実証分析で保険会社の破産方面において、生存分析モデルは Logit モデルより正確性が高いということを検定した [7]。2007 年 Bellotti T と Crook J が実証分析により、保険会社の破産方面において、生存分析モデルは Logit モデルより、予測能力がより高いと検定した [2]。

2004 年中国国内の学者が初めて生存分析を利用して、企業の財務状況を研究した。鄧曉嵐は non-parametric 手段で上場企業の生存曲線とリスク確率曲線を比較分析した [19]。その上に、ある学者が Cox 比例ハザードモデルを企業財務早期警戒における研究に応用して、当モデルが企業の来年度の財務状況をよく予測できるということを検定した [17]。

生存分析は経済と金融領域における研究応用が遅く、学者たちは Cox 比例ハザードモデルを企業財務早期警戒における研究に応用してきたけれど [20]、商業銀行の信用リスク度量において、体系的な研究はまだ十分ではないと思われる。

本研究は生存分析による Cox 比例ハザードモデルを構築するつもりであり、上場企業の財務データから適切な指標変量を選択し、Cox 比例ハザードモデルを作る。商業銀行の立場から：モデルの上場企業の財務リスク予測における応用を深く研究する上に、商業銀行の信用リスク分析、評価、管理において、理論根拠を提供し、商業銀行の信用リスク管理能力を強化する。

1.4 研究プロセスとスキーム

本研究は沢山学者の研究結果と生存分析の基礎理論によって、生存分析により、Cox 比例ハザードモデルを作る。上場企業の財務状況に影響を与える若

干ファクトに分析を行い、適当な変量の選択方法によって、上場企業の財務状況に著しい影響を与えたファクトを選び、商業銀行が信用リスクを度量するフレームを築く。

本研究は二つの方面から研究を展開する：理論分析と実証分析。理論分析において、主に生存分析の基礎理論と信用リスク度量における適用性、あとはCox 比例ハザードモデル中、パラメータの計量方法とモデル変量の選ぶ原則を分析する。一方、実証分析において、中国の上場企業をサンプルにして、サンプルをモデルサンプルと検定サンプルに分けて、モデルを作り、さらに、モデルの正確性を検定する。実証分析にはST (Special Treatment:中国証監会に“特別処理”され) 企業はデフォルト・リスクが高いとみなし、非ST 企業はデフォルトにならないとみなす。適切な閾値を選択して、モデルの正確性を判断し、企業将来の財務状況を予測する。一方、商業銀行は得たデフォルト率により、企業のデフォルト状況を判断することができる。これによって、商業銀行の信用リスク管理を強化する。

研究方法の手順は下記のようなものである。

ステップ1：生存分析の基礎理論を紹介し、主に生存分析の中の重要なパラメータとデータの特徴を紹介する。Cox 比例ハザードモデルが信用リスクを度量する適用性を説明して、Cox 比例ハザードモデルの構築に理論支持を提供する。

ステップ2：生存分析によるCox 比例ハザードモデルのパラメータと非パラメータの設定方法や、モデルの有意検定とPH 仮定検定を紹介する。

ステップ3：Cox 比例ハザードモデルの実証分析である。この部分は指標ファクトの選択、変量選択の原則、データ処理の原則を表明し、モデルの結果を比較分析することにより、モデルの有効性を検定する。モデルの安定性と区分度を検定し、選択されたサンプルと観察期間からの影響を排除することにより、更にモデルの適用性を確認した。

第2章 生存分析の基礎理論

2.1 生存分析の意味

生存分析はテストと調査によって、出来たデータを用い、生物あるいは人間の生存時間に対して分析と推測を行い、生存時間と結局は多種影響ファクトとの間の関係、またはその関連程度を研究する方法を指す。簡単にいえば、特定事件の発生時間に対して、分析と推測を行うことである[28]。生存分析はこの特定の事件を死亡事件に定義する。この死亡事件は生物死亡、有病率、離婚、債券違約などに認識されることができる。死亡事件は含んだ範囲が幅広いと考えられている。

2.2 生存分析データの特徴

生存分析は相当新しい統計方法であり、最初は医学、統計学などの領域に応用され、その強いデータ分析能力とミッシング・データにおける処理には優位性がある為、経済学や金融学と管理学などの各領域にもよく利用されてきた。生存分析は事件の発生時間とある事件の関係性を研究するにあたって、よく使われる。その為、生存分析には生存時間というコンセプトがあり、ここの生存時間は任意の関係性のある二つの時点の間隔を指す。完全な生存時間は三つの要素が含まれる：開始点、終点、特定事件である。テストのデザイン及び観察時間の限定性がある為、観察期間を選定してから、観察期間の終点かまで、研究される特定事件が起こらない場合がある、このような場合にはデータのミッシングが発生すると呼ばれる。生存時間データはその完全性により、二つの種類に分けられる：

- (1) 完全データ[28]: 研究対象の観察データは全て観察の開始点と終点の間にあった。すなわち、特定事件は観察期間以内に起こったということであり、三つの生存時間データは完全的である。
- (2) 打ち切りデータ[28] (Censored data) : 特定事件は観察期間以内に起こっていないということである。特定事件の実際の発生により、左打ち切り、右打ち切りと区間打ち切りに分けられる。左打ち切りは特定事件が観察期間の開始点の前に発生した。右打ち切りは特定事件が観察期間の終点の後で発生した。区間打ち切りは特定事件が

観察期間以内に起こったけれど、具体的な時点が分からない場合である。

本研究にはモデルに関する打ち切りデータは右打ち切りデータであり、それはただサンプルの生存時間は、設定した観察期間を超えない場合に、特定事件が観察されることができる為である。打ち切りデータを変量0に設定し、完全データを1に設定する。

2.3 生存分析の相関関数

生存分析において、一般的に生存時間関数を用いて、生存時間のリズムを描く。一般的に、生存時間は主に下記の四つの関数を用い、生存プロセスの特徴を描く：生存関数、分布関数、確率密度関数、リスク関数。その中で、相対的に重要なのは生存関数、確率密度関数及びリスク関数である。この三つの関数が示している形式と意味は違うけれど、数学上には完全に同等であり、その一つを得ると、残りの二つの関数が推算ですることがきる。三つの関数は生存データの異なる面を説明している[28]。

(1) 生存関数[28]:累積生存率ともいい、個体の生存時間 T は設定した時点 t を超える確率を指す。すなわち、観察研究対象が時間 t を経た後、まだ生きている可能性である。 $S(t)$ と記入する、その数式は：

$$F(t) = Pr(T \geq t) \quad (2.1)$$

生存関数は単調非増加関数である。自変量は0を取る際に、生存関数の値は1であり、自変量は無限大に近づく際、生存関数の値は0である。すなわち

$$S(0) = 1 \quad (2.2)$$

$$\lim_{t \rightarrow \infty} S(t) = 0 \quad (2.3)$$

計算例：

$$S(3) = 3 \text{ 年の生存率} = \frac{3 \text{ 年間生存できたサンプル数}}{\text{期初観察総サンプル数}}$$

(2) 分布関数[28] : 累積死亡率ともいい、個体の生存時間 T が設定した時点 t を超えない確率を指す。 $F(t)$ と記入する、その数式は :

$$F(t) = Pr(T < t) \quad (2.4)$$

$$F(t) = 1 - S(t) \quad (2.5)$$

分布関数の値のインターバルは $[0, 1]$

(3) 密度関数[28] : 一般の密度関数の定義と同じ、ある特定事件が $(t, t + \Delta t)$ 以内に発生する確率を指す、 $f(t)$ と記入する。この特定事件の発生するスピードを示す。その数式は :

$$f(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t < T < t + \Delta t)}{\Delta t} \quad (2.6)$$

(4) リスク関数[28] : 条件死亡率ともいい、観察個体はある時点に生存しているという条件の上で、これから単位時間内死亡になる確率を指す。すなわち、当個体が t 時点に生存していて、その後、単位時間 $(t, t + \Delta t)$ 以内にある特定事件が発生する条件確率である。すなわち、研究対象が生存時間 t 時点に着いてから、 $t + \Delta t$ 時点のリスク率である。 $h(t)$ と記入する、その数式は :

$$h(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t < T < t + \Delta t | T > t)}{\Delta t} \quad (2.7)$$

リスク関数はある確率ではなく、生存率である為、必ず 1 より小さいに限らない。 $h(t) \geq 0$ は当然である。

実証分析において、よく応用される累積リスク関数の数式は :

$$H(t) = \int_0^t h(t) dt$$

2.4 生存分析が信用リスク度量の中の適用性

(1) 研究対象からみると、研究対象は銀行の貸付の主な顧客、上場企業である。何の企業でも生存時間のコンセプトがあり、今まで企業生存時間の定義三つがある：1、上場企業の成立から非上場までの過程。2、企業が上場した当日から非上場までの過程。3、ある共同時点から計算し、上場企業が破綻までの過程。上場企業は破綻になる可能性があるため、“生存”というコンセプトがあると考えられる。もし、上場企業の財務状況は良好であれば、“生存”という状態になっていると認識する。逆に、上場企業の財務状況は劣悪であれば、“死亡”に近いと認識することができる。それによって、生存分析は“生存”に対して詳細的、精確的に分析する工具であると考えられる。さらに、生存分析の理論を利用し、上場企業財務状況を分析するのは合理的であると思う。

本研究は上記の生存時間の定義2を採用する。上海と深センの株式上場規則により[29]、財務状況及びほかの状況が異常な場合が出た際に、上場企業に対して「特別処理」をつける。すなわち、ST（ほか特別処理）と*ST（非上場リスク警告）をつける。ST株は連続2年財政赤字になった企業であり、*ST株は連続3年赤字になった企業である[29]。一般的に、特別処理に判定された上場企業ではデフォルトになるリスクが高いと判断される一方、非ST上場企業ではあまりデフォルトにならないと思われる。すなわち、中国証監会に「特別処理（ST）」をつけられるなら、「死亡」にみなす、逆の場合、「生存」にみなす。本研究は企業の上場時点を出発点にして、「特別処理」の時点を終止点にして、データを収集し、分析する。時間単位は年である。

(2) データの特徴からみると、上場企業の財務状況は財務諸表から取得することができるけど、実際の研究中には一般的に、特定の観察期間を研究する時間軸に設定する為、企業は観察期間の前に(時間軸の左側)証監会に「特別処理」を付けられた場合もあり、それらの企業はサンプルに入れないと考えており、一方、観察期間以降に「特別処理」を付けられた企業は観察期間中に観測できない為、データ情報のミッシングが起これると思われる。多数の信用リスク度量モ

デル(KMV モデルなど)はよく打ち切りデータを利用できないため、データ情報の損失になるわけであると思う。それに比べて、生存分析という手法は上場企業が財務安定の持続時間を生存時間のデータにみなす為、ミッシング・データの問題を解決することができる。

(3)説明意義からみると、生存時間関数により、生存率が得られ、関連知識によって簡単に上場企業のデフォルト率に転換することができる。上場企業は“死亡”なら、デフォルトに認識し、そうではなければ、デフォルトにならないと認識する。デフォルト率の数値によって、商業銀行は企業の信用リスク状況を判断することができる。

第3章 Cox 比例ハザードモデル

3.1 常用モデルの紹介

上場企業の生存状態を分析するにあたって、最初は企業の生存状態に影響させるファクトを探究する。ここでは、企業生存状態に影響させるファクトを共変量と呼び、生存状態に与える影響を共変量影響と呼ぶ。それで、共変量と生存状態に与える影響を説明しなければいけない。統計学上、共変量が生存状態に与える影響を分析することにおいて、よく使われる方法は二つがあり、一つは AFT モデル (accelerated failure time model) [28] であり、直線回帰分析と似たような方法である。生存時間 t の自然対数 $Y = \ln(t)$ にモデルを作る。共変量は Y にとって、一般直線モデルであると仮定すると。すなわち：

$$Y = \mu + \beta'X + \sigma W \quad (3.1)$$

その中で、 β は回帰係数のベクター(vector)であり、 W は誤差分布 (error distribution) である。

直線モデルは直観的というメリットがあるけれど、生存データにとってはモデル中の生存データは誤差分布 W に限定されている。もう一つは生存分析の生存関数によって、共変量に対してリスク関数を作る。主に二つがあり、乗法モデルと加法モデル[28]。乗法モデルの数式は：

$$h(t, X) = h_0(t)c(\beta'X) \quad (3.2)$$

$h(t)$ は非マイナス関数の為、 $c(\cdot)$ は任意の非マイナス接続関数と要求されている。多数の応用は 1972 年提出した Cox モデル $c(\beta'X) = \exp(\beta'X)$ を用いた。その形式が簡単であり、さらに、任意の $\beta'X$ 値にとっても、関数値はプラスであり、すなわち、 $c(\cdot)$ が非マイナスの条件を満足した加法モデルの数式は：

$$h(t, X) = h_0(t) + \sum_{j=1}^p X_j(t)\beta_j(t) \quad (3.3)$$

その中で、回帰係数 β は時間の関数であり、共変量 X が生存状態に与える影響は時間に伴って変化する。モデルの構造からみて、加法モデルの回帰関数値は任意値が取れるけど、前章の定義によって、 h は非マイナスのため、回帰モデ

ルのパラメータ加法モデルは限定されている。

3.2 Cox 比例ハザードモデルの概要

1972年 Cox が報告した Cox 比例ハザードモデルは多因子生存分析の方法であり、当モデルは生存分析により、打ち切りデータを処理でき、セミパラメトリックモデル (semi-parametric model) の一つであり、このモデルのメリットとして

1. 打ち切りデータの生存時間資料を分析できる
2. 多種相関ファクトが生存期に与える影響を同時に考慮することができる
3. セミパラメトリックモデルであるため、生存関数の分布タイプにおける見積もりに必要がない
4. モデルの構造からみて、モデルの中に、時間に伴って変化する共変量を導入することができる

上記のメリットにより、このモデルは幅広く応用されてきた。

Cox 比例ハザードモデルの基本形式：

$X = (X_1, X_2, \dots, X_p)$ で生存状態に影響する共変量を示す。このように、Cox 比例ハザードモデルは下記のようなになる

$$h(t, X) = h_0(t)e^{\beta'X} \quad (3.4)$$

その中で、 $h(t, X)$ はファクト X に影響される場合に、上場企業が時点 t のリスク率を示す、 $h_0(t)$ はファクト X に影響されない場合に、上場企業が時点 t のリスク率と示すと仮定する。

このような形式を導入した理由は： $h(t, X)$ の定義により、それは単位時間内に死亡するリスクに示され、死亡の程度とも示される。更に、乗法モデルは非マイナス性が連続関数 $c(\cdot)$ に対する選択指数の形式を確保するため、生存関数とリスク率関数の関係により、対応する生存関数が得られる：

$$S(t, X) = S_0(t)e^{\beta'X} \quad (3.5)$$

その中で、 $S_0(t)$ は t 時点の基準生存関数であり、 $S(t, X)$ は研究対象が共変量 X からの影響を受けて、 t 時点の生存関数を示す。

$h(t, X) = h_0(t)e^{\beta'X}$ 、その中の基準リスク関数を左に移すと：

$$\ln \left[\frac{h(t, X)}{h_0(t)} \right] = \beta' X \quad (3.6)$$

簡単に見える、時間 t と共変量 X の共通影響の下で、個体リスク関数 $h(t, X)$ は基準リスク関数 $h_0(t)$ の変化に伴って変化し、すなわち、当比較値は時間 t との関係がないことが分かる。一方、基準リスク関数 $h_0(t)$ はただ時間 t と関連し、 X の影響を受けない。そのため、Cox 比例ハザードモデルには、時間 t と説明変量 X の間に交互作用がないことが分かる。

Cox 比例ハザードモデルの中に、 βX はパラメータのような形式であり、基準リスク関数 $h_0(t)$ の形式における要求がなく、そのため、推計する際に、特定分布の仮定がなく、Cox 比例ハザードモデルはセミパラメトリックモデルである。 X の係数 β を見積もる際に、事前に基準リスク関数 $h_0(t)$ の形式を指定する必要がないため、モデルの応用範囲が拡大すると思う。

Cox 比例ハザードモデルの実証分析の中に、従属変数 (dependent variable) は企業の“生存時間”である。独立変数 (independent variable) は企業財務状況を影響する共変量であり、すなわち、各上場企業の時間序列データである。

3.3 パラメータの見積もりと仮定検定

3.3.1 パラメータの見積もり

Cox 比例ハザードモデル中のパラメータの一部、すなわち、 β の見積もりにおいて、偏尤度関数 (partial likelihood function) を用い、推計する。サンプルは n 個がある場合に、サンプルの生存時間を観察して、 X_i は選定された第 i 個上場企業の共変量であり、 t_i は第 i 個上場企業の生存時間である。上場企業の実際生存時間 t_i より長い場合に、観察期間以内に財務危機が起こっていないとみなし、 $\delta_i=0$ と記入する。上場企業の実際生存時間は t_i の場合、すなわち、観察期間以内に財務危機が起こったとみなし、 $\delta_i=1$ と記入する。それによって、上場企業の観察データは：

$$(t_i, \delta_i, X_i), i = 1, 2, \dots, n \quad (3.7)$$

上場企業の生存時間を小から大までの順に陳列すると： $t_1 \leq t_2 \leq \dots \leq t_n$ ：

t_i の前に、まだ研究過程中においているすべての上場企業をリスク集 R_i に定義する： $\{t_j \geq t_i\}$ 、すなわち、生存時間は t_i のすべての個体集合より、大きい。

もし、 R_i の中にある個体は時間 t_i に死亡になると、こういう場合に共変量 X_i が対応している個体は時間 t_i に死亡になる条件確率は：

$$\begin{aligned}
 & P[\text{共変量}X_i\text{のある個体が時間}t_i\text{に死亡} | R_i\text{の中にある個体が時間}t_i\text{に死亡}] \\
 &= \frac{P[\text{共変量}X_i\text{のある個体が時間}t_i\text{に死亡} | t_i\text{に存在}]}{P[R_i\text{の中にある個体が時間}t_i\text{に死亡}]} \\
 &= \frac{h(t_i, X_i)}{\sum_{j \in R_i} h(t_i, X_j)} \\
 &= \frac{h_0(t_i) \exp(\beta' X_i)}{\sum_{j \in R_i} h_0(t_i) (\exp(\beta' X_j))} \tag{3.8} \\
 &= \frac{\exp(\beta' X_i)}{\sum_{j \in R_i} (\exp(\beta' X_j))}
 \end{aligned}$$

回帰係数ベクター $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_p)$ の偏尤度関数は：

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^n \left\{ \frac{\exp(\beta' X_i)}{\sum_{j \in R_i} (\exp(\beta' X_j))} \right\}^{\delta_i} \tag{3.9}$$

数式(3.9)に対して対数をとる：

$$\frac{\partial \ln L(\beta)}{\partial \beta} = 0 \tag{3.10}$$

数式(3.10)を計算すると、パラメータ β の最尤推定値が得られる。

3.3.2 基準生存関数の見積もり

基準リスク関数 $h_0(t)$ と基準生存関数 $S_0(t)$ はセミパラメトリックの形式であり、対応する推計方法は二つがある：

- (1) セミパラメトリック法[28]

セミパラメトリック法を用いて、基準生存関数を推計するのは 1973 年 kalbfleisch と Prentice が報告したのであり、定義した基準累積リスク関数の推

計式は：

$$H_0(t) = \sum_{t_i < t} \left[1 - \left(1 - \frac{n_i \exp(\beta x_i)}{\sum_{j \in R_i} (\exp(\beta' X_j))} \right)^{\exp(-\beta X_j)} \right] \quad (3.11)$$

その中で、 n_i は t_i 時点で財務危機に陥った企業数である。数学関係により、下記の基準生存関数の数式が得られる：

$$S_0(t) = \exp[-H_0(t)] \quad (3.12)$$

(2) Breslow 法[28]

この方法により、時点 t_i に基準累積リスク関数は：

$$H_0(t_i) = \sum_{t_j < t_i} \left[\frac{n_i}{\sum_{j \in R_i} (\exp(\beta X_j))} \right] \quad (3.13)$$

それによって、下記の数式が得られる：

$$S_0(t_i) = \exp \left\{ - \sum_{t_j < t_i} \left[\frac{n_i}{\sum_{j \in R_i} (\exp(\beta X_j))} \right] \right\} \quad (3.14)$$

更に、推計して得た共変量の回帰係数 β_i により、企業が任意時点 t_i の生存率が得られる。すなわち：

$$S(t, X) = [S_0(t)]^{\exp(\beta' X)} \quad (3.15)$$

3.3.3 モデル有意検定

モデル全体の有意か否かにおける検定について： $H_0: \beta = 0$ 、 H_1 ：存在 β_i は0

ではない。常用方法として、尤度比 test、Wald test、Score test 三つがある。

(1) 尤度比 test(LRT)

モデルの中に N 個変量があると仮定すると、その回帰係数ベクターは β であり、最大尤度関数によって得た尤度値は $\ln(m)$ である。モデルにおいて、変量の一つ増加すると、新たなモデル回帰係数 β^* が得られ、尤度関数の数値は $\ln(m+1)$ になる。LRT が検定統計量を下記に定義する：

$$x^2 = 2[\ln L(m+1) - \ln L(m)] \quad (3.16)$$

(2) Wald test

Wald test は主に、モデルの変量がキャンセルされるべきか否か、及び新しい変量は導入されるべきか否かを判断する。 N 個変量のあるモデルにおいて、回帰係数は β であり、第 k 個変量の貢献値を検定すると、数式は下記：

$$x^2 = \frac{\beta_k}{S_{\beta_k}} \quad (3.17)$$

その中で、 S_{β_k} は β_k の標準偏差を示す。

(3) Score test

Score test はモデルに新しい変量を導入できるか否かを検定することができる。異なる変量が含まれるモデルの比較をすることができる。さらに、変量間の交互作用が生存時間を影響するか否かを検定できる。 N 個変量のあるモデルにおいて、回帰係数は β であり、情報序列を I に、分散共分散行列を V に設定して、第 k 個変量が増加した場合に係数は β_k であると、数式は下記：

$$x^2 = \frac{f_k^2}{g_k - G_k V G_k'} \quad (3.18)$$

その中に f_k は一階偏微分 (partial derivative)、 g_k は二階偏微分、 G_k は二階複合偏微分である。

3.3.4 PH 仮定検定(Proportional Hazard)

PH 仮定はモデルの中に、共変量の効果の変化は時間の変化に伴わず、各個体のリスク関数の間は比例的という性質を指す。Cox モデルの比率リスクは固定的、時間の変化に伴っても、変動にならないということは PH 仮定であり、PH 仮定を満足することは Cox 比例ハザードモデルが成立する前提である。

常用検定方法は図示法と検定法がある。

(1) 図示法：散点図を観察して PH 仮定を満足するか否かを判断するということである。主に点の分布と傾向を観察して、すでにされた仮定を満足するか否かを観察する。常用の図示法は Cox-KM 生存曲線比較法、累積リスク関数による図示法、score 図示法等がある[21]。

(2) 統計量検定法：モデルが基本仮定の上で、ある既存分布を満足している統計量を作り、正規仮説検定の p 値でモデルが PH 仮定を満足するか否かを判断する。

本研究は上記の理論を研究の基盤として、Cox 比例ハザードモデルを作る。

第4章 信用リスク度量実証分析

中国国内の多数学者は上場企業が“特別処理”されたことにより、上場企業は財務危機に陥ったと定義している。それで、本研究は上海証券取引所と深セン証券取引所で上場した会社を研究対象として、上場企業が“特別処理”(Special Treatment ; 略称 ST) に付けられることを上場企業の財務危機に定義する。

4.1 サンプル・データの説明

4.1.1 生存時間の定義

上場企業の財務状況を研究する際に、最初に観察期間を選定する。観察期間以内に一部の企業が多種原因で財務苦境に陥るかもしれない一方、一部の企業は財務状況が良好であり、これらの企業が将来財務苦境に陥るか否か、及びいつ財務苦境に陥るかを続けて観察できず。それによって、生存時間データを完全データと打ち切りデータに分ける。すなわち、観察期間以内に財務苦境に陥った上場企業サンプルを完全データに称し、財務状況が良好である企業サンプルを打ち切りデータに称する。実証分析において観察期間以内に特別処理を付けられた上場企業は財務苦境企業であり、デフォルト可能性が高い。一方、特別処理されていない上場企業を財務状況が良好に判定し、そのような企業はデフォルト可能性が低い。

Cox 比例ハザードモデルの中に、“特別処理”された企業の生存時間は当企業が上場してから、財務異常のため、証監会に“特別処理”を付けられたまでの時間であり、別処理”されていない上場企業の生存時間は企業が上場してから観察期間の終点までの時間である。時間単位は年で計上する。その上、特別処理”された上場企業に 1 を付け、“特別処理”されていない企業に 0 をつける。

4.1.2 サンプルの選択

企業の経営危機の発生は連続的、動的過程であるため、本研究は主に上場企業が安定状態から財務苦境までの動態プロセスを分析する。中国上場企業のアニュアルレポート披露制度により、上場企業当年度のアニュアルレポート

の発表は翌年の4月30日前までである。そのため、T-1年（現時点の一期前）のアンニュアルレポートによって今年の企業生存時間が分かる。証监会から上場企業に対して一時停止、回復、終止させる規定によると、前2年間のアンニュアルレポートから、企業当年度は“特別処理”をつけられるか否か判断することができる。すなわち、“特別処理”された上場企業が初めて赤字になったのはT-2年であり、T-3年はまだ黒字である。そのため、T-3年の財務データを用いてモデルを作る。本研究のデータは国泰安データベースと中国光大銀行から収集した。中国の上場企業403社を選別してサンプルとした。サンプルデータの内訳は、ST企業（完全データ）33社、非ST企業（打ち切りデータ）370社である。観察期間を2004年1月から2010年12月までに設定する。本分析では、頑健性の確認のため、観察期間を前半の分析、後半の分析、4グループに分けて、それぞれを実施した。完全データ・サンプルに対して、特別処理される3年前の財務データを用い、打ち切りデータ・サンプルに対し、観察期間の終点の3年前の財務データを使う。例えば、企業が2008年に特別処理された場合、2005年の財務データを用い、観察期間の終点2010年まで続いて生存している企業は2007年のデータを用い、このような企業の生存時間は分からないことである。

4.1.3 財務指標システムの選択

関連研究報告と実際状況によって、選択した財務指標は主に企業経営状況の収益能力、運営能力、債務支払い能力、発展能力（成長能力）などを反映している。具体的な財務指標システムは下記：

表 4-1 指標システム

X1	Operating margin	X2	ROA	X3	Current assets profit ratio
X4	ROI	X5	Fixed assets profit ratio	X6	ROE
X7	Return on long-term capital	X8	Financial expense ratio	X9	Net assets per share
X10	Retained earnings assets ratio	X11	Cash flow ratio	X12	Inventory turnover rate
X13	Accounts receivable turnover rate	X14	Operating cycle)	X15	Accounts payable turnover rate
X16	Working capital turnover rate	X17	Mobile asset turnover rate	X18	Fixed asset turnover rate
X19	Long-term asset turnover rate	X20	Equity turnover r rate	X21	Current Ratio
X22	Quick Ratio	X23	Cash Ratio	X24	debt-to-long capital ratio
X25	Equity ratio	X26	Liquidity ratio	X27	Non-current assets ratio
X28	Fixed assets ratio	X29	Long-term debt ratio	X30	EPS growth
X31	Net profit growth	X32	Operating profit growth		

その中で、X1－X8 は収益能力の指標；X9－X20 は運営能力の指標；X21－X23 は短期債務支払いの指標、X24－X29 は長期債務支払いの指標；X30－X32 は発展能力の指標である。

4.2 Cox 比例ハザードモデル実証分析

4.2.1 Cox 比例ハザードモデル構築過程

共変量の相関マトリックスを計算することにより、共変量の間に関線性 (Collinearity) があると分かる。そのため、モデルを作る前に共線性という問題を処理する。

多重共線性 (Multicollinearity) を解決するため、本研究は主成分分析という方法を用い、選択した指標に対して主成分分析を実施する。これは R の princomp 関数で実現したのである。

サンプルの中から 203 社を グループ 1 として選出し、中で、完全データ 33 社 (3 年間以内特別処理された企業) であり、打ち切りデータ 170 社 (3 年間以内特別処理されなかった企業) である。観察期間：2008 年 1 月から 2010 年 12 月までに設定する。主成分分析の結果は下記：

(わずかに興味している主成分を出す)

表 4-2 主成分分析結果

	主成分 1	主成分 2	主成分 3	主成分 4
Standard deviation 標準偏差	120.285	38.471	20.125	6.429
Proportion of Variance 分散比	0.879	0.0899	0.0246	0.0025
Cumulative Proportion 累積寄与率	0.879	0.9689	0.9935	0.9961
	主成分 5	主成分 6	主成分 7	主成分 8
Standard deviation 標準偏差	4.9179	4.5121	2.61337	2.1166
Proportion of Variance 分散比	0.00147	0.00124	0.000415	0.00027
Cumulative Proportion 累積寄与率	0.9975	0.9988	0.9992	0.9994

主成分分析の結果から見て、前の七つ主成分の累積貢献率は 99.9%を超えたことがわかる。それで、以上七つの主成分を COX モデルの変量にする。

その中で、第 1、2、3 主成分は運営能力を説明する、第 4 主成分は収益能力を説明、第 5 主成分は成長能力を説明し、第 6 は運営能力と発展能力、第 7 は収益能力と発展能力を説明する。

七つの主成分をモデルの変量として、段階的回帰分析方法を用い、非明確な変量を除外してから、最終の Cox モデルができる。R の Survival を利用して、変量とパラメータの選択と見積もりにより、下記の数式ができた。

$$S(t) = S_0(t) \exp(-0.2685z_2 - 0.1479z_3 - 0.2597z_4 + 0.3148z_5 + 1.0099z_6 - 1.3146z_7)$$

(4.1)

R の survival を通じて、モデルのパラメータが有意か否かを検定し、結果として：

表 4-3 モデル係数の Significance Testing

variable	rho	chisq	P
z2	-0.005018	1.28×10^{-3}	0.971
z3	-0.100546	0.573	0.449
z4	0.196267	2.26	0.133
z5	-0.032954	6.49×10^{-2}	0.799
z6	0.023290	3.30×10^{-2}	0.856
z7	0.000965	5.19×10^{-5}	0.994
GLOBAL	NA	6.01	0.442

モデル全体の Significance Testing は下記：

表 4-4 モデル全体の Significance Testing

検証方法	統計量値	自由度	P 値
LRT	14.32	6	0.02625
Score	13.57	6	0.03483
Wald	13.09	6	0.04164

三つの検定方法の $p < 0.05$ のため、モデル全体は有意性がある。。

4.2.2 PH(Proportional Hazard)仮定検定

Cox モデルを使用する前提は比率リスクは固定的、時間に連れても変動にならないことであり、それでは PH 仮定である

PH 仮定は Cox モデルの有効性を検定する重要なステップであり、R では `cox.zph` 関数を提供しており、この関数は Scaled schoenfeld residuals により、PH 仮定を分析する。ここでは、時間と共変量 (covariate) の独立性を検定することは時間関数の Scaled schoenfeld residuals の広義直線回帰のスロープは 0 を検定することと同じである [22]。この関数を用い、PH 仮定検定の結果は：

表 4-5 PH(Proportional Hazard)仮定検定

variable	rho	chisq	P
z2	-0.005018	1.28×10^{-3}	0.971
z3	-0.100546	0.573	0.449
z4	0.196267	2.26	0.133
z5	-0.032954	6.49×10^{-2}	0.799
z6	0.023290	3.30×10^{-2}	0.856
z7	0.000965	5.19×10^{-5}	0.994
GLOBAL	NA	6.01	0.442

第1列は生存時間と Scaled schoenfeld residuals の相関係数である。理論により、第3列の P 値は相対的に大きいので、スロープは0と説明できる。すなわち、モデルは PH(Proportional Hazard)仮定検定を満足しているということが分かる。

R を通じて、PH 仮定検定の図は下記：

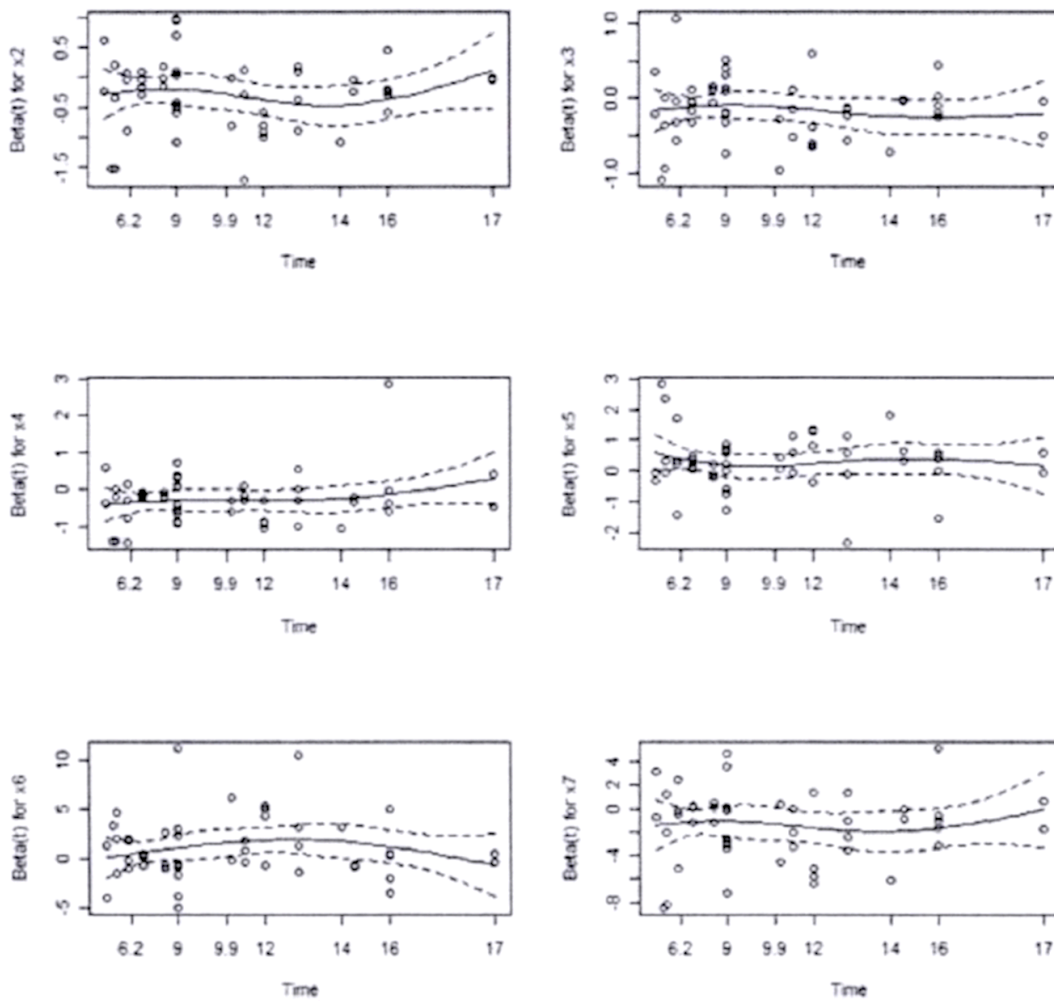


図 1: PH 仮定検定

グラフの横軸は生存時間序列を示し、縦軸は Scaled schoenfeld 残差値を示す。実線は係数 β が時間に対する依存性係数 $\text{Beta}(t)$ であり、点線は 2 倍標準偏差の信頼区間である。もし cox モデルは PH 仮定に満足すると、実線は水平によるべきである。

上記の図から見て、六つ変量の実線はほぼ水平に近づくことが分かるため、PH 仮定は成立である。

4.2.3 モデルの説明

各主成分係数が生存時間に対する影響を簡単に分析することによって、上場企業が財務状況の改善において参考を提供する。

第2主成分係数 $-0.2685 < 0$ 、すなわち、第2主成分は保護ファクトであり、財政危機のリスクを下げる。一単位の増加により、相対危険度は 0.7345 であり、 0.2355 倍を下げた。

第3主成分係数 $-0.1479 < 0$ 、すなわち、第3主成分は保護ファクトであり、財政危機のリスクを下げる。一単位の増加により、相対危険度は 0.8625 であり、 0.1375 倍を下げた。

第4主成分係数 $-0.2597 < 0$ 、すなわち、第2主成分は保護ファクトであり、財政危機のリスクを下げる。一単位の増加により、相対危険度は 0.7713 であり、 0.2287 倍を下げた。

第5主成分係数 $0.3148 > 0$ 、すなわち、第5主成分は危険ファクトであり、財政危機のリスクをあげる。一単位の増加により、相対危険度は 1.37 倍をあげた。

第6主成分係数 $1.0099 > 0$ 、すなわち、第6主成分は危険ファクトであり、財政危機のリスクをあげる。一単位の増加により、相対危険度は 2.745 倍をあげた。

第7主成分係数 $-1.3146 < 0$ 、すなわち、第7主成分は保護ファクトであり、財政危機のリスクを下げる。一単位の増加により、相対危険度は 0.2685 であり、 0.7315 倍を下げた。

4.2.4 基準生存関数見積もりとモデルの確定

前節の `coxph` 関数からただ係数 β の最尤推定量を得たけれど、累積リスク関数 $H_0(t)$ あるいは基準生存関数 $S_0(t)$ の数値は得ていない。前節の推定方法により、R の `survival` 中の `basehaz` 関数で、累積リスク関数 $H_0(t)$ の数値を計算することができ、関数間の関係によって、基準生存関数 $S_0(t)$ の数値を推計できる。

`basehaz(h)` により、累積危険率関数の結果は：

表 4-6 累積危険率関数値

t	3	4	5	6	7	8	9	10
$H_0(t)$	0.0084	0.0128	0.0264	0.0460	0.0732	0.0918	0.1725	0.1928
t	11	12	13	14	15	16	17	
$H_0(t)$	0.2285	0.2909	0.3790	0.4098	0.4993	0.8183	1.4167	

また、 $S_0(t) = \exp(-H_0(t))$ のため、数式によって、基準生存関数 $S_0(t)$ を計算することができた：

表 4-7 基準生存関数値

t	3	4	5	6	7	8	9	10
$S_0(t)$	0.991	0.987	0.974	0.955	0.929	0.912	0.842	0.825
t	11	12	13	14	15	16	17	
$S_0(t)$	0.790	0.748	0.685	0.664	0.607	0.441	0.243	

それで、Cox モデルの数式が得られる：

$$S(t) = S_0(t) \exp(-0.2685z_2 - 0.1479z_3 - 0.2597z_4 + 0.3148z_5 + 1.0099z_6 - 1.3146z_7) \quad (4.2)$$

計算した生存関数により、上場企業の生存曲線を描くことができる：

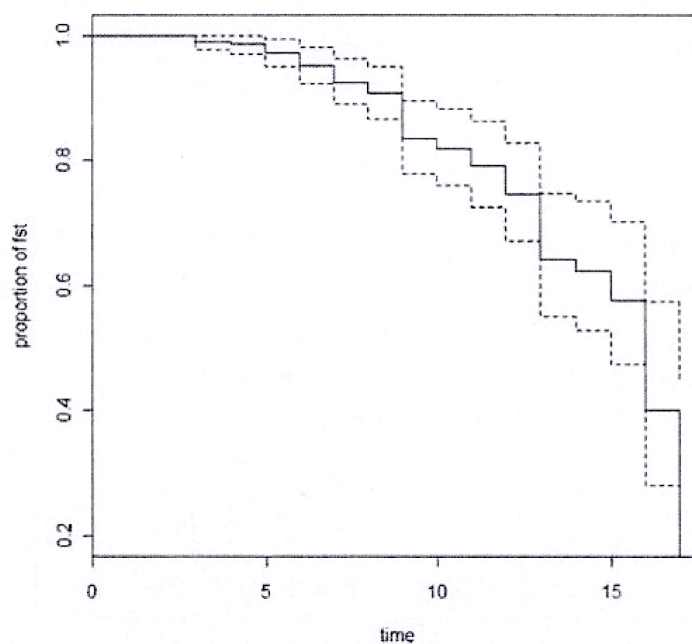


図 2 生存曲線

生存曲線を見れば、生存期間が15年を超えた企業の割合が高くない。すなわち、多数企業の生存時間は15年を超えないということが分かる。

4.3 モデルの予測と検定

4.3.1 モデルの時点予測能力分析

できた Cox モデルによって、上場企業各時点の生存率を計算でき、さらに、モデルの時点予測能力を分析することができる。

サンプルの中から任意的に財務悪化 2 社と財務健康 2 社を選択し、企業が上場から観測点までの毎年度のデータをコバインした上で、できた Cox モデルによって、各社生存時間が t 年を超える率を予測する。

表 4-8 時点予測分析

コード	上場時間	S	生存時間	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
000404	1996	0	14+	100	100	99.9	99.6	99.2	98.9	98.1	99.3	98.7	97.5
000420	1996	1	9	100	100	99.5	96.1	89.7	65.4	17.4	-	-	-
600234	2000	0	10+	99.9	99.8	99.2	98.7	97.6	95.9	94.2	71.2	43.1	-
600539	2001	1	8	100	99.9	99.8	99.5	89.5	62.3	11.3	-	-	-

説明：表 4-8 の中に、S は企業の状態であり、“1” は財務苦境を示し、“0” は財務正常を示す。3-12 は計算する生存時間点であり、行別は Cox モデルで計算して出来た時点生存関数の数値である。

モデルは T-3 年のデータを用いて作ったため、T 年のデータは T+3 年の生存率を予測できるといえる。それによって、表の時点予測は生存時間“3”から始まったのである。

例えば、コード“000420”（ST 吉纤）において、t=4 に対応する生存率（即ち 2000 年の生存率）を計算すると、その会社 1997 年の財務データを用い、モデルの中に t は 4 であり、計算した率は 2000 年の生存率である。似たように、t=10 に対応する生存率（2006 年の生存率）を計算すると、2003 年の財務データを用いる。

上記の計算はただ生存率ができる、ある上場企業は財務危機になったのか否か、ほかの判断基準が必要である。すなわち、適切な閾値を探さなければならない。

ここで生存時間 t の閾値は $C_{pt} = \frac{t \text{ 時点財務正常の上場企業数}}{\text{モデルに使われたサンプル数}}$ に定義する。

計算したサンプルは t 時点の生存率はその時点の閾値より少ない場合に、t

年に財務危機に陥ったと判断する。そうではないと、t年には財務危機になっていない。

各閾値の計算は下記

$$\begin{aligned}C_p &= 197/202 = 97.5\% ; & C_{p5} &= 195/202 = 96.5\% ; & C_{p6} &= 183/202 = 90.6\% ; \\C_{p7} &= 169/202 = 83.7\% ; & C_{p8} &= 146/202 = 72.3\% ; & C_{p9} &= 120/202 = 59.4\% ; \\C_{p10} &= 95/202 = 47\% ; & C_{p11} &= 84/202 = 41.6\%\end{aligned}$$

000420 (ST 吉纤) において、生存時間が7年間を超える率は89.7%、8年間を超える率は65.4%、9年間を超える率は17.4%、上記の閾値から判断して8年目には特別処理されてしまい、実際は9年目に特別処理されてより一年間早かった。一方、000404(华意压缩)の生存率は高い、当社の財務状況は良いと予測できる、デフォルトになる可能性が低いということが分かる。

上記のモデルは時点予測能力が良い、上場企業が財務危機になる時点も予測できることが分かる。

上記の結果によって、モデルは良い時点予測能力があるといえ、さらに、上場企業が財務危機に陥る時間を推計することができる。

4.3.2 モデル推定の正確性分析

ここでは、作ったモデルに対して正確性分析を行う。言い換えると、モデルで判断した結果は正確の確率を計算する。

選択した閾値は生存時間>tのサンプル数が全サンプルを占める割合であり、この閾値はsurvfit関数から得られる。計算して出来た生存関数値を閾値と比較する：実際生存時間<t、予測t年以内財務危機に陥る比例=計算して出来た財務危機に陥って実際も特別処理された社数/実際生存時間<tの企業合計。実際生存時間>t、予測t年以内財務危機に陥らない比例=実際生存時間>tの企業の中、予測したt年内危機に陥らない社数/実際生存時間>tの社数。

表 4-9 モデル正確性分析

予測時点	実際生存時間<t、予測 t 年以内危機になる	実際生存時間>t、予測 t 年以内危機にならない
t=4	0.998	0.746
t=5	0.986	0.803
t=6	0.600	0.869

その中に、t=4 の際に、実際生存時間<4、予測 4 年間以内財務危機に陥る確率の計算数式は：

$$P = \frac{\text{実際生存時間}<4、\text{予測 4 年以内財務危機に陥るサンプル数}}{\text{実際生存時間}<4 \text{ のサンプル数}}$$

すなわち、実際に財務危機に陥った上場企業は、モデルによって財務危機に陥ったと判断された確率である。t=5、t=6 の計算は同上である。

一方、その中に、t=4 の際に、実際生存時間>4、予測 4 年間以内財務危機に陥らない確率の計算数式は：

$$P = \frac{\text{実際生存時間}>4、\text{予測 4 年間以内財務危機に陥らないサンプル数}}{\text{実際生存時間}>4 \text{ のサンプル数}}$$

すなわち、実際に財務危機に陥らない上場企業は、モデルによって財務危機に陥らない判断された確率である。t=5、t=6 の計算は同上である。

表 4-9 から見て、モデルは短期間の予測正確性が高いけれど、長期的な予測正確性が低いということが分かる。

商業銀行にとっては企業にローンを貸すサイクルは短くて、上場企業今後 2 年間の財務状況を予測することができるなら、商業銀行の信用リスク度量において、ある程度、参考になれると考える。

4.3.3 モデル安定性検定

前述のモデルは良い予測効能が取れたけれど、頑健性の確認のため、本研究はほかの観察期間とサンプルを選択し、モデルの安定性を検定する。すなわち、モデルのサンプルと観察期間の選択はモデルの正確性に影響を与えないことを検定する。

モデルの安定性を検定するために、異なる組合のサンプルを選択し、それぞれに対してモデルを作る。さらに、モデルの正確性を分析する。

モデルを作るプロセスと指標システムは前章と相当であり、観察期間を 2004.1–2007.12 に設定する。この度、時点予測能力分析を行う必要がないため、2004 年を全て上場企業の生存時間の開始点に選定する。すなわち、生存時間は 2004 年から計算し、2004 年以降上場した企業はサンプルに入れない。それに、異なるモデル組合を三つのタイプに分けてモデルを作って、さらに、モデルの正確性を分析していく。

グループ 2 : 条件に満蔵する上場企業の中から、選択したサンプル組合は下記 : (デフォルトサンプル : 正常サンプル = 1 : 8)

表 4-10 グループ 2 のサンプル組合

2005 年初めて ST	2006 年初めて ST	2007 年初めて ST	非 ST サンプル数
11	11	11	264

すなわち、選択したサンプルの中で、2005、2006、2007 三年間で観察期間以内に初めて ST になったサンプルは年毎 11 社であり、合計デフォルト・サンプル 33 個、正常サンプル 264 個、全サンプル 297 個である。

変数の選択と前章の主成分分析によって、得た Cox モデルの数式は :

$$S(t, X) = S_0(t)^{\exp(-0.4813z_1 - 3.803z_3 + 3.3172z_4 - 0.2149z_5)} \quad (4.3)$$

その中で、 z_1, \dots, z_7 は前章の主成分である。

前述と同様方法でモデルの PH 仮定を検定する :

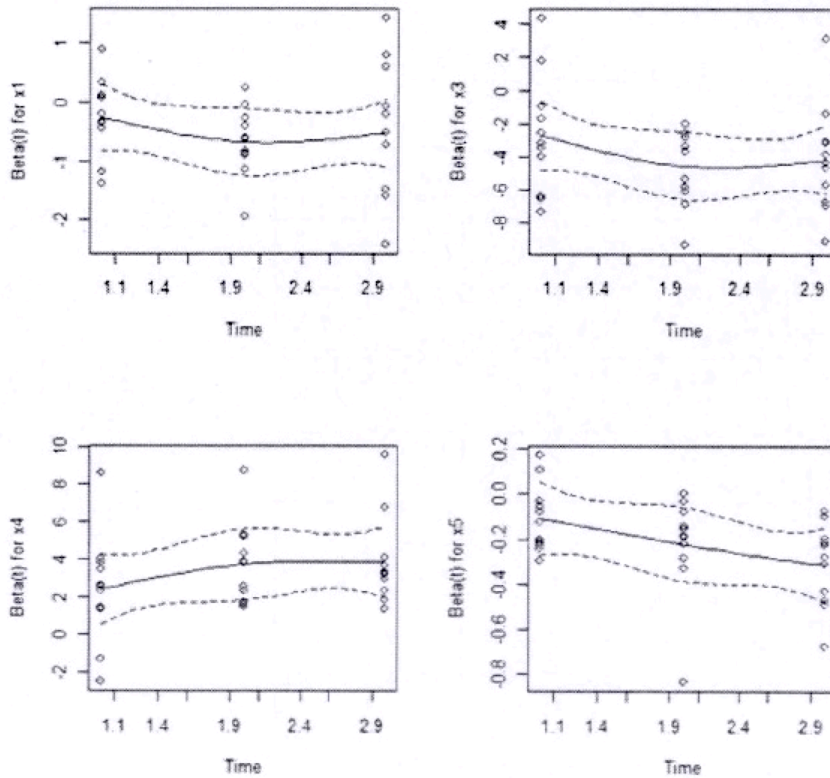


図 3 : PH 仮定検定

結果から見て、モデルは PH 仮定を満足していると分かる。
 当モデルの基準累積生存関数 $H_0(t)$ は：

表 4-11 基準累積生存関数値

時間 t	t= 1	t= 2	t= 3
$S_0(t)$	0.9877604	0.9734031	0.9557413

これで、グループ 2 の Cox モデルが出来た。前述の閾値の選出方法によって、適当な閾値を出す：

表 4-12 閾値

時間 t	t= 1	t= 2	t= 3
C_{pt}	0.9877604	0.9734031	0.9557413

作ったモデルを通じて、計算して出来た生存率を閾値と比較すると、モデルの正確判断の確率が得られ、計算の結果は下記:

表 4-13 モデル結果

時間t	t > 1	t > 2	t > 3
判断正確サンプル数	201	201	200
実際サンプル数	286	275	264
判断正確率	0.703	0.731	0.758

表 4-14 モデル結果

時間 t	t ≤ 1	t ≤ 2	t ≤ 3
判断正確サンプル数	9	20	30
実際サンプル数	11	22	33
判断正確率	0.818	0.909	0.909

上の表 4-13 と表 4-14 からみると、モデルの判断正確性は高いといえる。前述のモデルを作るプロセスと同様に、グループ 3 とグループ 4 のモデル結果を直接的に出す。

グループ 3 のモデル組合は下記：((デフォルトサンプル：正常サンプル= 1 : 5)

表 4-15 グループ 3 のサンプル組合

2005 年初めて ST	2006 年初めて ST	2007 年初めて ST	非 ST サンプル数
11	11	11	165

表 4-16 モデル結果

時間t	t > 1	t > 2	t > 3
判断正確サンプル数	153	151	147
実際サンプル数	187	176	165
判断正確率	0.818	0.858	0.891

表 4-17 モデル結果

時間 t	t ≤ 1	t ≤ 2	t ≤ 3
判断正確サンプル数	9	18	25
実際サンプル数	11	22	33
判断正確率	0.818	0.818	0.758

グループ 3 のモデル組合は下記：((デフォルトサンプル：正常サンプル=1:11)

表 4-18 グレープ 4 のモデル組合

2005 年初めて ST	2006 年初めて ST	2007 年初めて ST	非 ST サンプル数
11	11	11	363

表 4-19 モデル結果

時間 t	t > 1	t > 2	t > 3
判断正確サンプル数	237	235	235
実際サンプル数	385	374	363
判断正確率	0.616	0.628	0.647

表 4-20 モデル結果

時間 t	t ≤ 1	t ≤ 2	t ≤ 3
判断正確サンプル数	9	20	31
実際サンプル数	11	22	33
判断正確率	0.818	0.909	0.939

上記 3 グレープ組合のモデル結果によって、下記の結論ができた：

(1)異なる観察期間のサンプルを用いたにもかかわらず、Cox モデルの予測判別能力は前章の結果と近くて、モデルの予測正確性も高い。それによって、Cox モデルは安定的な予測能力があると思う。

(2) デフォルトサンプルと正常サンプルの比例に関係なく、モデルの結果は正確性が高い。モデルは安定的で、サンプルの影響をあまり受けないと思う。

(3)各グループの結果を比較すると、正常サンプル数の増加に伴い、デフォルトサンプルの予測正確性が上がる一方、正常サンプルの予測正確性が下がる。

その原因として、選定した閾値は $C_{pt} = \frac{\text{生存時間} > t \text{ のサンプル数}}{\text{全サンプル数}}$ 、正常サンプル数の増加に伴い、 t を別の数値をとると、閾値の差異が小さくなり、区分度が下がると考える。

直観的に閾値から正確性に与える影響を分析するため、表 4-21 は 3 グループサンプルの閾値を示している：

表 4-21 各グループ閾値

グループ	t=1	t=2	t=3
グループ 2 閾値	0.9877604	0.9734031	0.9557413
グループ 3 閾値	0.9699309	0.9376282	0.9008791
グループ 4 閾値	0.9892509	0.9768292	0.9619701

4.3.4 モデル区分度分析

この節はモデルはデフォルトサンプルと正常サンプルをよく区分できるか否かを検定する。CAP 曲線、ROC 曲線と KS 検定を用い、モデルの区分度を判断する。

サンプルをモデルサンプルと検定サンプルに分けてモデルの予測効果を分析していく。全サンプル合計 403 社であり、その中で、デフォルトサンプル 33 社、ほか 370 社である。デフォルトサンプルの中に、任意的に 24 社 (70%) を取り出し、モデルサンプルにする、残りの 9 社を検定サンプルとする。正常サンプルから任意的に 259 社 (70%) を選択してモデルサンプルにする、残りの 111 社を検定サンプルにする。

観測期間を 2004 年 1 月 - 2007 年 12 月に設定し、上場企業の生存時間の開始点を 2004 年に設定する。指標システムとモデル作りプロセスは変更しない。以上によって、出来た Cox モデルの数式は：

$$S(t, X) = S_0(t) \exp(-0.204z_1 + 0.035z_2 - 0.076z_3 + 0.051z_4) \quad (4.4)$$

その中に $S_0(t)$ の数値は下記：

時間 t	t= 1	t= 2	t= 3
$S_0(t)$	0.987	0.972	0.959

CAP 曲線、ROC 曲線と KS 検定を用い、それぞれにモデルサンプルの予測結果と検定サンプルの予測結果の区別度を検定する。

CAP 曲線はモデル優劣を考量する直観的な量化方法であり、可能の点ごとに累計違約事件の確率分布を描いている。CAP 曲線を算出したければ、最初に違約確率を高から低までに排列させ、さらに、顧客累積比率を横軸にして、CAP 曲線の縦軸は違約顧客累積比率を描く [32]。

ROC 曲線(receiver operating characteristic curve)、2D 図像の形式でデータを分類していて、曲線上の各点は同一信号刺激の反応であり、主にモデルがモデルサンプルと検定サンプルを区分する能力を検定する。ROC 曲線は左上に近いほど、モデルの区分能力は強いと思われる。AUC 係数は ROC 曲線の結果に対する量化分析であり、ROC 曲線の下側の面積を示す。AUC 係数は高いほど、モデルの区分能力は強い [34]。

KS(Kolmogorov-Smirnov)検定は主にモデルがモデルサンプルに対する区分能力を検定する。通常はモデルの予測結果を通じて、全サンプルをデフォルトと正常に分けて、KS 統計量により、2 グループ信用評価の分布には差異があるか否かを検定する [34]。

(1)CAP 曲線

Matlab によって、モデル結果の CAP 曲線を描き、さらに、モデルの区分能力を分析する。Power=areaA/areaB、数値は大きいほど、区分度が高い。

Matlab の結果：

CAP 曲線の結果

	areaA	areaB	power
モデルサンプル	0.4028	0.4558	0.8837
検定サンプル	0.3292	0.4667	0.7054

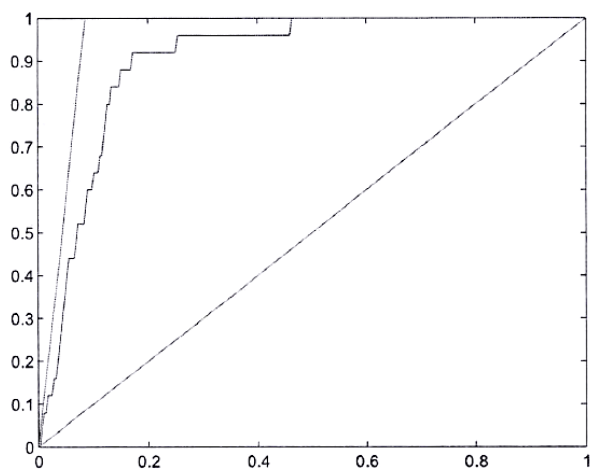


図 4: モデルサンプルの CAP 曲線

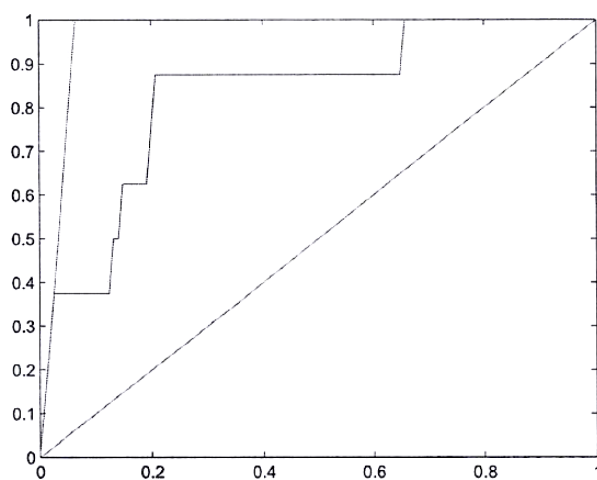


図 5: 検定サンプルの CAP 曲線

Matlab の結果と CAP 曲線から見て：モデルサンプルとも、検定サンプルとも効能が高くて、デフォルトサンプルを正常サンプルをよく区分することができる分かる。

(2)ROC 曲線

ROC 曲線結果

	AUC	S.E.	95%C.I.	Comment	Standardized AUC	1-tail p-value
モデルサンプル	0.94171	0.03287	[0.87728,1.00613]	Excellent test	13.4369	0.000000
検定サンプル	0.85268	0.08619	[0.68375,1.02161]	Good test	4.0919	0.000021

結果分析：モデルサンプルと検定サンプルの ROC 曲線の AUC 係数が高いため、モデルの区分能力が強いと考えられる。

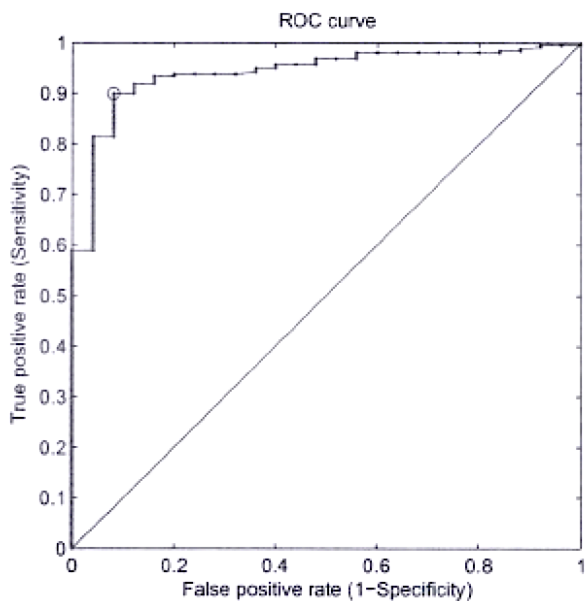


図 6： モデルサンプルの ROC 曲線

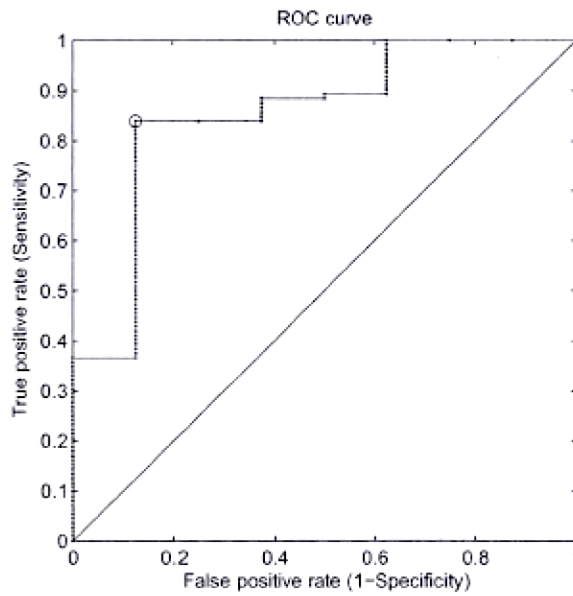


図 7 : 検定サンプルの ROC 曲線

(3)KS 検定

KS 検定の結果

	H	pValue	KSStatistic
モデルサンプル	1	1.6105×10^{-14}	0.8192
検定サンプル	1	3.9140×10^{-4}	0.7143

モデルの区分度が弱いという元仮説の下で、KS 検定を通じて元仮説を否定したため、モデルはよく、デフォルトサンプルと正常サンプルを区別することができる。と分かる。

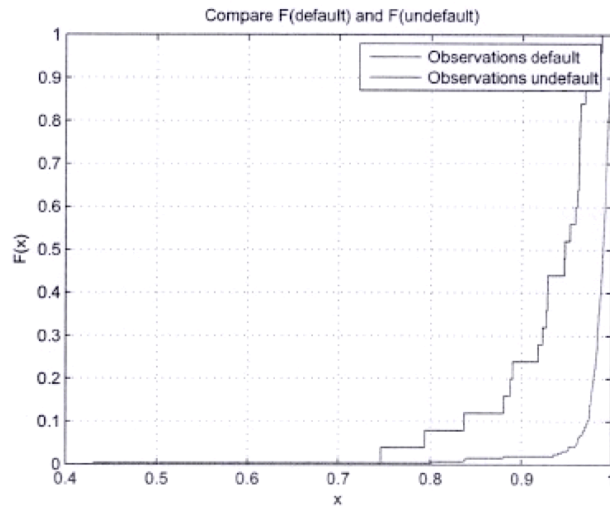


図 8：モデルサンプルの KS 曲線

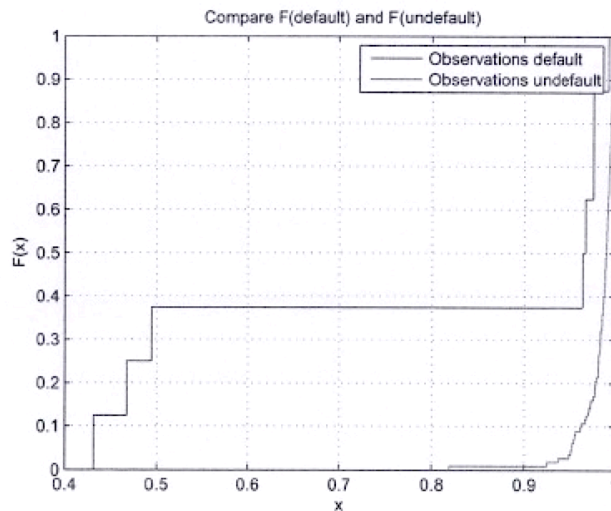


図 9：検定サンプルの KS 曲線

上記の結果から見て、モデルサンプルでも、検定サンプルでも、モデルはよくデフォルトサンプルと正常サンプルを区別することができる。

どちらかというと、本研究は多方面からモデルの正確性と有効性を検定した。商業銀行の信用リスク度量において、良い参考を提供することができる。

モデルの実証分析から、上場企業の財務状況に相対的に大きい影響を与える財務指標を見つけることができる。中国上場企業の現代管理体系はまだ不健全であり、本研究のモデルの結果によって、上場企業は財務苦境に直面する際に、このモデルを用いて企業状況を調整することができる。すなわち、当モデルは上場企業の財務早期警告においても、高い参考価値を提供している。

第5章 結論

本研究は生存分析の基礎理論と中国上場企業の特徴により、企業経営状況に影響を与える財務指標を選択し、企業財務状況を予測するCox比例ハザードモデルを作った。当モデルは上場企業の財務管理に参考を提供している一方、商業銀行にとっても、モデルを通じて、顧客企業のデフォルト率を計算することができ、さらに、信用リスク管理を強化することができる。本研究の理論分析と実証分析によると：

(1)何の会社であっても、財政危機に陥ったのは量変から質変までの持続的で動的なプロセスである。そのため、財務データの分析するところにより、上場企業に重大な影響を与えるファクトを見つけることができる。これらのファクトを用い、適切なモデルを作ると、動的に企業の財務状況とデフォルト状況を分析することができる。

(2)本研究は上場企業をサンプルにして、Cox比例ハザードモデルを作り、実証分析の手段によって、Cox比例ハザードモデルは相当高い応用価値があることを証明した。このモデルは動的なモデルであるため、動的に企業財務状況の変動を予測することができ、できたモデルに安定性検定をした結果により、モデルは安定性があることが分かり、モデルの結果はサンプルまたは観測期間との間に関係性がない、モデルの結果は信頼できる

モデルの計算結果と検定結果により、上場企業の財務状況を判断できる一方、企業の生存時間も予測することができる。これらは商業銀行の信用リスクプライシングに判断根拠と参考意味をもたらす。

第6章 本研究の不足と展望

6.1 本研究の不足

(1)本研究は上場企業の生存時間に影響を与える変量を選択する際に、上場企業の信用状況に関連する財務指標を考えたけれど、GDP など非財務指標のフォクトを考量していない。その後の継続研究にこれらのファクトを入れようと考えており、モデルの説明力を強めて、モデルの正確性を高める。

(2)変量を選択する際に、主成分分析を行って、さらに、得た主成分を別に新たな変量としてモデルを作り、こうしたのはモデルの説明力を弱めたということである。もし、直接的に上場企業の財務状況によく影響する指標を取り出すことができるなら、モデルの予測正確性がより高くなる。

(3)本研究のデフォルト・サンプル (ST 企業) は33社がしかないため、サンプルの規模は足りず、ある程度にモデルの説明力を弱めた。歴史データが足りないことは本研究の限界である。

6.2 論文の展望

(1)企業のデフォルトは国際と国内のマクロ経済環境の影響を羽化やすいため、本研究は指標システムにおいて、マクロ経済などの非財務指標のフォクトを考えるべき、さらにモデルの説明力と正確性を強化する。

(2) 信用リスク評価モデルに関する報告は数多くて、例えば、Logistic モデル、KMV モデル、BP Neural Network などが存在している。これらのモデルに比較して、Cox 比例ハザードモデルは動的なモデルであるため、異なる時期にはサンプルデータの特徴に差異があり、研究の目的により、モデルに対して、さらに改進する必要がある。

参考文献

- [1] Lane,W.R., S.W.Looney and J.W. Wansely, An Application of the Cox Proportional Hazrds Model to Bank Failure, Journal of Banking and Finance,1986, pp.511-531.
- [2] T.Bellotti and J.Crook. Retail credit stress testing using a discrete hazard model with macroeconomic fators, Journal of the Operational Research Society 2014, 65 340-350.
- [3] Kani Chen, Shaojun Guo, Liuquan Sun, Jane-Ling Wang, Global Partial Likelihood for Nonparametric Proportional Hazards Models, Journal of the American Statistical Association, 2010, 105:490 750-760.
- [4] Cox,D.R.Oakes. Analysis of Survival Data[J], Chapman&Hall, New York, 1984.
- [5] Altman,E.I, Haldeman RG, Narayanan P. Zeta analysis: a new model to identify bankruptcy risk of corporations. Journal of Banking and Finance. 1977.
- [6] Altamn,E.I. Financial Rations, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy.[J] The Journal of Finance. 1968,23(4): 589-609.
- [7] Analysis and Predication of Insolvency in the Property-Liability Insurance Industry: A Comparison of Logit and Hazrd Models. The Journal of Risk and Insurance, 1996,Mar,Vol. 63. No. 1.
- [8] D.R.Cox. Regression models and life tables(with discussion). Journal of the Royal Statistical Society, SeriesB, 1972,34: 187-220.
- [9] Kang,C.S.Kim,P.Lee. Measuring Default Correlation with Firm-specific Macroeconomic Exposure[R]. Working Paper, 2009.

- [10] N.Reid,H.Crepeau. Influence function for proportional hazards regression. *Biometrika*, 1985,72: 1-9.
- [11] B E.Storer,J.Crowly. A diagnostic for Cox regression and general conditional likelihood. *Journal of the American Statistical Association*. 1985,80: 139-147.
- [12]陈静. 上市公司财务恶化的实证分析[J]. *会计研究*. 1999(4): 31-38.
- [13]陈晓. 陈治鸿. 中国上市公司的财务预警研究[J]. *中国会计与财务研究*, 2000(3): 55-92.
- [14]高民. 信用评分模型的开发及 probit 回归在模型中的应用[D] 山东:山东大学, 2012.
- [15]罗鹏. 基于 KMV 模型的我国上市公司信用风险度量的实证研究. 四川:西南财经大学. 2008.
- [16]马振中. Cox 回归比例风险假定的考察和影响店的识别及其 SAS 和 SPSS 实现 . 山西; 山西医科大学, 2010.
- [17]何文. 基于 Cox 比例风险模型的上市公司财务预警研究. 湖南 :湖南大学, 2010.
- [18]马 坚, 张卫明, 刘新梅. 现代信用风险模型比较[J]. *商业研究*, 2004, (8).
- [19]邓晓岚, 陈朝晖, 王宗军. 公司财务困境的非参数生存分析模型评价. 《*武汉理工大学学报 (信息与管理工程版)*》2007, 29(6): 121-124.
- [20]林 娟, 杨美萍. 中小企业财务预警创新指标体系实证研究[J]. *会计之友*, 2: 50-53.

- [21]余红梅,何大卫. 检查 Cox 模型比例风险假定的几种图示法. 中国卫生统计, 2000: 215-218.
- [22]钱俊,周业明,陈平雁. Cox 比例风险假定的线性相关检验及应用. 中国卫生统计, 2009年6月第26卷第3期: 261-263.
- [23]吴世农,卢贤义. 我国上市公司财务困境的预测模型研究. 经济研究, 2001, 6: 46-55.
- [24]施锡铨,邹新月. 典型判别分析在企业信用风险评估中的应用[J]. 财经研究, 2001年第27卷,第10期: 53-57.
- [25]林颖. 生存分析在信用风险管理中应用的研究[D]. 厦门:厦门大学, 2006.
- [26]陆志明,何建敏,姜丽莉. 基于生存分析模型的企业财务困境预测[J]. 统计与决策, 2007, (21): 174-176.
- [27]欧阳秀子. 我国商业银行信用风险度量模型的实证研究—基于 KMV 模型的实证分析. 经济与金融, 2009, 4: 73-76.
- [28]彭非,王伟. 生存分析[M]. 北京:中国人民大学出版社, 2004.
- [29]《上海证券交易所股票上市规则》第十四章 暂停、恢复和终止上市.
- [30]牛源. 中国商业银行风险预警系统研究[D]. 北京工业大学, 2007.
- [31]杨斌. 基于 Cox 回归的企业违约风险研究—以制造业为例[D]. 浙江:浙江财经学院, 2012.
- [32]张双奇. 某商业银行信用评级模型及验证研究[D]. 山东:山东大学, 2010.

- [33]张玲. 财务危机预警分析判别模型[J]. 数量经济技术经济研究, 2000(3).
- [34]赵清. 商业银行信用评级中逻辑回归与判别分析的对比[D]. 山东: 山东大学, 2010.
- [35]赵远. 基于生存分析的上市公司财务风险预警研究[D]. 云南: 云南财经大学, 2011.