



SHIGA UNIVERSITY



DEML Center working paper series

Working Paper No.3

財務指標の視点から
コロナ禍での倒産・休廃業に関する考察

谷口 友哉

大里 隆也

April 2021

Data Engineering and Machine Learning Center

1-1-1 BANBA, HIKONE,
SHIGA 522-8522, JAPAN

概要

本稿では財務指標の視点から、コロナ禍における企業の倒産・休廃業の傾向を考察する。株式会社帝国データバンクが保有する企業の財務、企業情報の中から、倒産・休廃業と関わりが深い損益分岐点比率と現預金手持日数の2指標を用いた判別分析により、企業の倒産・休廃業傾向を考察した。その結果、新型コロナウイルス感染拡大を起因とする期中の業績の大幅な変化や無金利・無担保政策によって、企業が現預金と借入余力に関わらず借入をできるため、2020年の倒産・休廃業は従来のように財務指標から説明できないことが示唆された。

1. 背景と目的

2019年12月に発生した新型コロナウイルス感染症(COVID-19)は、世界中の国や地域へと感染が拡大している。世界保健機構の発表によると2021年2月16日時点で、世界の累積感染者数は108,246,992人、累積死者数は2,386,717人に上り、アメリカ合衆国では27,221,607人が感染、477,147人が死亡している[1]。日本においても新型コロナウイルスの感染が拡大し、2020年4月と2021年1月に緊急事態宣言が発出された。これに伴い、飲食店を中心に様々な施設を対象に休業や営業時間短縮の要請により経済活動が抑制され、消費者需要の急激な落ち込みが発生し、日本経済は未曾有の事態に陥っている。このような環境下で日本政府は無金利・無担保政策[2]など事業継続のための支援の実施により、日本全国の企業の倒産件数は低水準を保っている。一方で、消費者と距離の近い業界や旅行業界など、緊急事態宣言の直接的なダメージを受けた業界では倒産が多く発生しており、2020年の飲食店における倒産件数は過去最多となった[3]。また、日本では高齢化に伴い経営者の引継ぎ手が見つからないことにより店を畳む、いわゆる休廃業が増加傾向にあることが問題[4]となっていたが、今回の事態から事業継続を断念する企業が存在していると考えられる。

金融工学の分野では財務情報から企業の倒産を予測する研究がおこなわれており、短期的な倒産予測に重要な指標として、売上高に対する現預金の大きさや、借入余力を表現する指標として金利負担などが用いられている[5]。しかしながら、無金利・無担保政策により、現預金や借入に関わらず新たな借入が可能な状況では、これらの指標から事業継続を予測することは困難になると推測される。また、外出自粛が呼びかけられ、収益が確保できず、限界利益が赤字に転じてしまいやすい企業が事業継続を断念してしまう可能性が強く、利益構造がコロナ禍での事業継続に重要な指標となりえる。

そこで本研究では、株式会社帝国データバンク(以下、TDB)が保有する非上場企業を含む企業の財務情報と倒産・休廃業情報を用いて、倒産・休廃業を選択した企業と事業を継続した企業の売上高に対する現預金の大きさである現預金手持日数と、利益構造を示す損益分岐点の傾向を考察する。

2. 先行研究

企業倒産について予測することの有用性の観点から、企業倒産について盛んに研究されている。戸田 (1974)[6]では、企業倒産によって従業員だけでなく、従業員の家族、取引先、消費者など広範囲に倒産の影響を及ぼすと言われている。そのため梅谷 (2013)[5]においても、倒産予測の研究には企業の倒産防止としての有用性が期待されると言及されている。また、判別分析による倒産予測の研究としての歴史は古く、Altman (1968)[7]が米国の 1946 年から 1965 年の間で倒産した製造業 33 社と、業種・規模をマッチングさせた非倒産の製造業 33 社を対象に分析を行い、5 個の説明変数からなる判別分析が行なわれていた。倒産予測は実務でも広く使われており、TDB では 2002 年から倒産企業を判別する倒産予測値という商品を販売している。

財務諸表などから得られた財務比率などを指標とした倒産予測もこれまで多く行われてきている。山下・川口 (2003)[8]では、中小企業信用リスク情報データベース運営協議会が保有する財務指標を利用し、ロジスティックモデルで倒産確率を予測している。この研究では、自己資本比率やキャッシュに関する財務指標が倒産確率に大きく寄与しているという結果が得られている。

事業継続に関して、日本では経営者の高齢化とその企業の後継者不足による休廃業が問題視されている。その一方で、企業の休廃業は全てを観測することが困難であることから、学術的な研究はあまり行われてきていない。実務においては、2018 年 8 月より TDB が提供している休廃業予測モデル[9]などがある。この予測モデルは、TDB の調査活動で収集した事業内容や業績、代表者の特性などの企業情報から個社別の休廃業リスクを算出している。

企業の収益構造に関する研究では、櫻井 (2019)[10]において、企業の目的は企業価値の最大化であると言われており、その目的を達成するための手段の 1 つとして、企業では財務指標を用いた戦略の策定や経営上の意思決定が行われている。損益分岐点分析はその一例であり、企業の利益目標を達成するための利益計画のプロセスにおいて活用されている。

本研究では、これらの先行研究に倣い、財務指標という観点からコロナ禍での企業の倒産・休廃業について議論していく。

3. 使用データと分析指標

TDB は 1900 年の創業以来、120 年にわたって信用調査を行ってきた企業である[11]. 信用調査とは、企業と企業が取引をする際に取り手を知るために行うものであり、取引相手が「信用」できるかどうかを判断するために行われる[12]. 企業が取引相手を訪問する代わりに TDB が依頼を受けて企業に赴き、法人代表や経営に携わっている役員に直接ヒアリング調査を行う。調査結果を企業の信用に関する報告書（信用調査報告書、以下 CCR）にまとめ、依頼主に提供している。TDB は CCR をデータベース化した情報を保有しており、CCR は調査依頼の発生したタイミングで更新される。また、訪問調査や電話調査で毎年更新される企業情報も保有しており、COSMOS2（以下、C2）と呼ばれている。C2 には約 147 万社の企業概要情報が収録されている。倒産や休廃業により C2 から削除された企業をまとめたデータも保有している。さらに、COSMOS1（以下、C1）と呼ばれる決算書を集約した財務データも保有している。

本研究では、TDB が保有するこれらのデータから、震災後の 2012 年、震災復興やアベノミクスで景気が上向いていた 2018 年、新型コロナウイルスが流行した 2020 年の企業データを用いて分析を進めた。なお、2020 年のデータは研究時に得られた最新データである 2020 年 7 月までのデータを使用した。今回は 2020 年 7 月までのデータを使用した。本来は新型コロナウイルスの影響が考えられる 2020 年 4 月から 2021 年 3 月での倒産・休廃業観測期間で実施するべきである。各データの対象を以下の表 1 に示す。

表 1 使用データ一覧

データ名	対象決算期間	倒産・休廃業観測期間
倒産・休廃業データ (2012)	2011 年 1 月 ~ 2011 年 12 月	2012 年 1 月 ~ 2012 年 12 月
倒産・休廃業データ (2018)	2017 年 1 月 ~ 2017 年 12 月	2018 年 1 月 ~ 2020 年 12 月
倒産・休廃業データ (2020)	2018 年 8 月 ~ 2019 年 7 月	2019 年 8 月 ~ 2020 年 7 月

3-1 倒産・休廃業

倒産や休廃業という用語は、正式な法律用語ではない。TDB では、企業経営が行き詰まり、弁済しなければならない債務が弁済できなくなった状態を「倒産」、企業活動を停止している状態を「休廃業」と定義している[13][14]. 倒産 4 法（会社更生法、民事再生法、破産法、特別清算）による法的整理を申請した負債額 1,000 万円以上の法人、および個人経営を対象に倒産を集計している[15].

本研究にて使用する3時点のデータごとに倒産・休廃業件数を集計した結果を以下の表2に示す。なお、ここで示した倒産・休廃業件数は秘匿化のため有効数字2桁で記載していることに注意されたい。倒産件数、休廃業件数ともに2012年は高い水準であったが、2020年にかけて減少傾向にあったことが読み取れる。

表2 倒産・休廃業件数

	倒産・休廃業件数 2020年	倒産・休廃業件数 2018年	倒産・休廃業件数 2012年
倒産件数	約 8,500	約 8,300	約 12,000
休廃業件数	約 12,000	約 13,000	約 17,000

次に倒産・休廃業企業を産業大分類ごとに集計した。各期間のデータにおいて倒産・休廃業件数が多い3つの産業大分類と件数を以下の表3、表4に示す。なお、ここで示した倒産・休廃業件数は有効数字2桁で記載している。上位3大分類は年による倒産・休廃業件数の増減はあるが、倒産・休廃業ともに同じ大分類（卸・小売業、建設業、製造業）であることがわかる。

表3 産業大分類ごとの倒産件数

	倒産 2020年 (件数)	倒産 2018年 (件数)	倒産 2012年 (件数)
1位	卸・小売業 (約 1,100)	卸・小売業 (約 1,100)	建設業 (約 1,900)
2位	建設業 (約 730)	建設業 (約 810)	卸・小売業 (約 1,600)
3位	製造業 (約 500)	製造業 (約 530)	製造業 (約 940)

表4 産業大分類ごとの休廃業件数

	休廃業 2020年 (件数)	休廃業 2018年 (件数)	休廃業 2012年 (件数)
1位	建設業 (約 4,100)	建設業 (約 4,600)	建設業 (約 5,700)
2位	卸・小売業 (約 3,100)	卸・小売業 (約 3,100)	卸・小売業 (約 4,300)
3位	製造業 (約 1,000)	製造業 (約 1,000)	製造業 (約 1,500)

3-2 財務指標

C1 データに含まれる決算書情報は数百カラムに上る。本研究では、企業の倒産と深い関わりがある現預金手持日数と、コロナ禍における損益構造のダメージの受けやすさを示した損益分岐点比率に着目した。損益分岐点比率とは、損失と利益が分岐する、つまり利益がゼロになる点を指す損益分岐点から得られ、企業の安全性を示す指標である[10]。現預金手持日数は手元流動性比率の一種であり、売上高に対し何日分の現金・預金を持っているかを示す指標である。

3-2-1 損益分岐点比率

C1 データに含まれる決算書情報を用いて、損益分岐点比率を以下のように算出した。なお損益分岐点比率の算出に用いる固定費と変動費は中小企業庁の定義[16]に従って算出した。損益分岐点比率が100%を上回っている企業は赤字企業であり、0%に近いほど不況への抵抗力が強いと解釈できる。

$$\text{固定費} = \text{役員報酬} + \text{給料手当} + \text{福利厚生費} + \text{減価償却費} + \text{支払利息}$$

$$\text{変動費} = \text{営業収益} - \text{経常利益} - \text{固定費}$$

$$\text{限界利益} = \text{営業収益} - \text{変動費}$$

$$\text{限界利益率} = \text{限界利益} \div \text{営業収益}$$

$$\text{損益分岐点売上高} = \text{固定費} \div \text{限界利益率}$$

$$\text{損益分岐点比率} = \text{損益分岐点売上高} \div \text{営業収益}$$

本研究にて使用する3時点での損益分岐点比率の平均値と中央値を以下の表5に示す。以下では固定費と変動費が正の値を取る企業を対象とし、損益分岐点比率が0%以下の場合には0%に、120%以上の場合は120%に補正した。中央値に着目すると2012年から損益分岐点比率は減少傾向にあり、不況抵抗力が強まってきていることがわかる。各年のヒストグラムは付録Iを参照されたい。

表5 損益分岐点比率の平均値と中央値（全業種）

年	企業数	平均値	中央値
2012	約 240,000	80	90
2018	約 270,000	74	82
2020	約 190,000	72	79

また、倒産・休廃業した企業とそうでない企業（以下、生存企業）の損益分岐点比率の平均値と中央値を以下の表6に示す。生存企業の企業数の方が倒産・休廃業企業よりも多いため、生存企業の平均値・中央値は表5の結果と大きく変わっていないことがわかる。倒産・休廃業企業においては各時点においても中央値が約95%と高い水準であることがわかる。このことから、損益分岐点比率が高い企業は倒産・休廃業しやすいことが示唆される。

表 6 損益分岐点比率の平均値と中央値（生存企業，倒産・休廃業企業）

年	企業数 (生存)	企業数 (倒産・休廃業)	平均値 (生存)	中央値 (生存)	平均値 (倒産・休廃業)	中央値 (倒産・休廃業)
2012	約 230,000	約 910	80	90	79	95
2018	約 260,000	約 420	74	81	81	94
2020	約 180,000	約 410	72	79	79	93

3-2-2 現預金手持日数

TDB において現預金手持日数は以下の式で定義されている。現預金手持日数が高いほど良く、予備となる資金が多く回収不足があっても支払に支障をきたしにくいことを表す。

$$\text{現預金手持日数} = \frac{365}{\text{営業収益}} \times (\text{現金預金} + \text{固定預金} + \text{外貨預金} + \text{納税準備金} + \text{小切手})$$

本研究にて使用する 3 時点での現預金手持日数の平均値と中央値を以下の表 7 に示す。中央値に着目すると 2012 年から現預金手持日数は増加傾向にあり、企業が体力をつけてきていることがわかる。各年のヒストグラムは付録 II を参照されたい。

表 7 現預金手持日数の平均値と中央値

年	企業数	平均値	中央値
2012	約 240,000	115	40
2018	約 270,000	127	50
2020	約 190,000	103	51

また、倒産・休廃業企業と生存企業の現預金手持日数の平均値と中央値を以下の表 8 に示す。倒産・休廃業企業においては各時点においても中央値が生存企業の約 3 分の 1 程度であることが読み取れる。このことから、現預金手持日数が少ない企業は倒産・休廃業しやすいことが示唆される。一方、2020 年の倒産・休廃業企業の平均値は他の 2 時点よりも高いことがわかる。つまり 2020 年は過去の 2 時点より現預金を持っていても、倒産・休廃業している企業があるということが示唆される。

表 8 現預金手持日数の平均値と中央値（生存企業，倒産・休廃業企業）

年	企業数 (生存)	企業数 (倒産・休廃業)	平均値 (生存)	中央値 (生存)	平均値 (倒産・休廃業)	中央値 (倒産・休廃業)
2012	230,000	910	96	40	37	16
2018	260,000	420	97	50	40	17
2020	180,000	410	100	52	54	18

4. SVM による倒産・休廃業の判別分析

前節において、損益分岐点比率と現預金手持日数が倒産・休廃業と関わりがあることが示唆された。そこで本研究では、この2変数で生存と倒産・休廃業が線形判別では判別できないと考え、カーネル法によって非線形判別への拡張が可能となる Support Vector Machine[17] (以下、SVM) を用いて生存と倒産・休廃業の非線形判別曲線を期間ごとに描画した。描画された判別曲線を期間ごとに比較することで、2020年とその他の倒産・休廃業の傾向の違いについて議論する。また生存企業の抽出についても議論する。

4-1 分析手法・設計

生存企業数が倒産・休廃業企業数よりも多いため、そのまま判別分析を用いると生存企業の値に判別境界が左右されることが考えられる。また、抽出される生存企業が倒産・休廃業企業とは企業規模が大きく異なる場合が考えられる。企業規模を揃えて抽出することで、より説明力のある判別境界が得られることが期待される。本研究では企業規模を示す従業員数を9区分に分け、倒産・休廃業企業と同規模の生存企業を倒産・休廃業企業と同数抽出し、以下の手順で分析を進めた。なお、手順1.の生存企業と倒産・休廃業企業のデータ作成手順は付録IIIを参照されたい。

1. 各年の生存企業と倒産・休廃業企業のデータを縦結合
2. 損益分岐点比率が0以下または120以上のデータを削除
3. 現預金が負であるデータと200日以上であるデータを削除
4. 倒産・休廃業企業を従業員数の規模で分類
5. 倒産・休廃業企業と同規模の生存企業を、倒産・休廃業企業と同数抽出

ここで2020年のデータにおける生存企業と倒産・休廃業企業の従業員数区分ごとの企業数をサンプリングするイメージを以下の表9に示す。なお、表と実際のサンプリングの区分は異なることに注意されたい。

表9 従業員数区分ごとの企業数 (2020年データ)

区分	生存企業数	倒産・休廃業企業数
0	10,000	30
1~30	100,000	180
31~100	35,000	30
101~300	9,600	10
301~	5,000	2

上記の手順で2012年、2018年、2020年の分析用データを作成し、それぞれのデータSVMを適用した。SVMは統計的学習理論の分野でVapnik(1999)[17]によって提案された手法である。SVMは判別平面と最も近いデータ点の距離(マージン)が最大になるように判別平

面や判別軸を定めることにより、未知のデータに対しても高い汎化性能を持つ線形判別器である[18]。判別軸を求める最適化問題は凸最適化問題として定式化される。分類問題を扱う上で、線形分離可能な場合は多くない[19]。線形分離可能でないときの対処法として、制約を緩和する代わりに罰則を与えるソフトマージン SVM という手法が用いられる。また線形判別、2次判別といった代表的な統計的判別手法とは異なり、SVM はカーネル関数による方法によって柔軟な非線形判別への拡張が容易である。具体的にはカーネルトリックという高次元特徴量空間上の内積を対称性と半正定値性をもつカーネル関数に置き換える手法によって、非線形判別を可能にしている[19]。これらの特徴から、SVM は代表的な2クラス判別手法として広く用いられている[18]。ソフトマージン SVM には C と γ の2つのハイパーパラメータが存在する。本研究ではこの2つのハイパーパラメータを python の Scikit-learn ライブラリのデフォルト値[20]によって求めた。 C のデフォルト値は $C = 1$ であり、 γ の値は以下の式によって算出され、各年のデータにおける γ の値を以下の表 10 に示す。

$$\gamma = 1/(\text{サンプルサイズ} \times \text{特徴量の分散})$$

表 10 各年のハイパーパラメータ γ の値

	2020 年	2018 年	2012 年
γ	3.3×10^{-4}	3.3×10^{-4}	3.1×10^{-4}

また、カーネル関数には以下の式で表されるガウシアンカーネルを採用した。

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2)$$

なお、 C と γ のハイパーパラメータはグリッドサーチ等でチューニングすることが多く、本研究でもグリッドサーチで最適なハイパーパラメータを求めたが、データへの過適合が見られたため、ここでは省略した。

4-2 分析結果

2012 年、2018 年、2020 年の分析用データに SVM を適用した。得られた判別境界を以下の図 1 に示す。黒色の点は倒産・休廃業企業、緑色の点は生存企業を表し、青色の境界は企業の生存を表している。

下図の 2020 年と他 2 時点の判別境界を比較すると、2020 年の判別境界は縦軸まで延びているが、他 2 時点の判別境界は縦軸まで延びていないことが読み取れる。これは 2020 年の事業継続に関しては、直近決算期の損益分岐点が低い、つまり、費用に対する利益が大きく得られていた企業であっても事業継続を断念している企業が存在していることが示唆されている。また、損益分岐点比率が 80% 以上で一気に縦方向の面積が拡大していることから、損益分岐点の違いによって事業継続断念の差異は生じている。これらのことから、コロナ禍での事業継続の予測については、利益構造が有用となる可能性が示された。

一方、現預金手持日数は2012年から2020年にかけて中央値が大きくなっていても関わらず、全体的な変動はあまりなく、コロナ過であっても現預金が小さい企業が事業継続を断念するケースは引き続き変化がない。

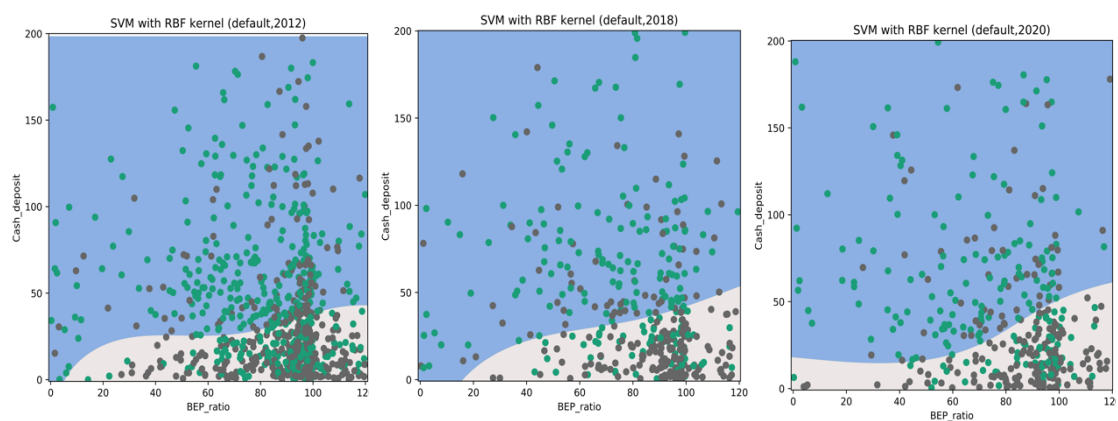


図1 生存企業と倒産・休廃業の判別境界. 左から2012年, 2018年, 2020年の判別境界

5. 総論と今後の展望

本研究では2020年の倒産・休廃業傾向を2012年, 2018年と比較し, コロナ禍における倒産や休廃業の選択と企業の財務情報について考察した. TDBが保有する企業の決算書や企業情報の中から, 企業の倒産と深い関わりがあると考えられる損益分岐点比率と現預金手持日数という指標に着目し, この2つの指標から倒産・休廃業と生存を判別できないかと考えた. 2012年, 2018年, 2020年の分析用データにSVMを適用したところ, 2020年は他の2時点と比較して, 損益分岐点比率の高低に関わらず現預金手持日数が50日以下の企業は倒産や休廃業を選択していた. また, 2012年と2018年は現預金手持日数が少なくても, 損益分岐点比率が低い企業は倒産・休廃業しにくいことも示唆された. これらの結果から, 2020年の倒産傾向がこれまでとは違うことが考えられる. つまり, 新型コロナウイルス感染拡大を起因とする業績の期中の大幅な変化や変化無金利・無担保政策によって, 2020年の倒産は従来のような財務指標から説明できないことが示唆される.

今回は研究時期の関係から, コロナ過を示す財務情報や倒産・休廃業の観測期間となっていない. 引き続き研究を進めていき, 2020年6月~2021年5月での倒産観測期間でも実施し, 別途レポートにて公開していく.

また, 今回の分析では企業規模を表す従業員数の区分ごとに生存企業を抽出した. これにより, 生存企業と倒産・休廃業企業の規模が揃った状態で判別分析が行えた. しかし表9から読み取れるように, 生存企業と倒産・休廃業企業の数には大きな差があるため, 企業規模を揃えていても1度のサンプリングではある程度バイアスがあることが考えられる. そのため, 生存企業の抽出を複数回繰り返し, そのデータごとに判別境界を描き, 判別境界を平均化することを検討している. また生存企業の重み付けや倒産・休廃業企業をオーバーサンプリングすることについても今後検討していきたい.

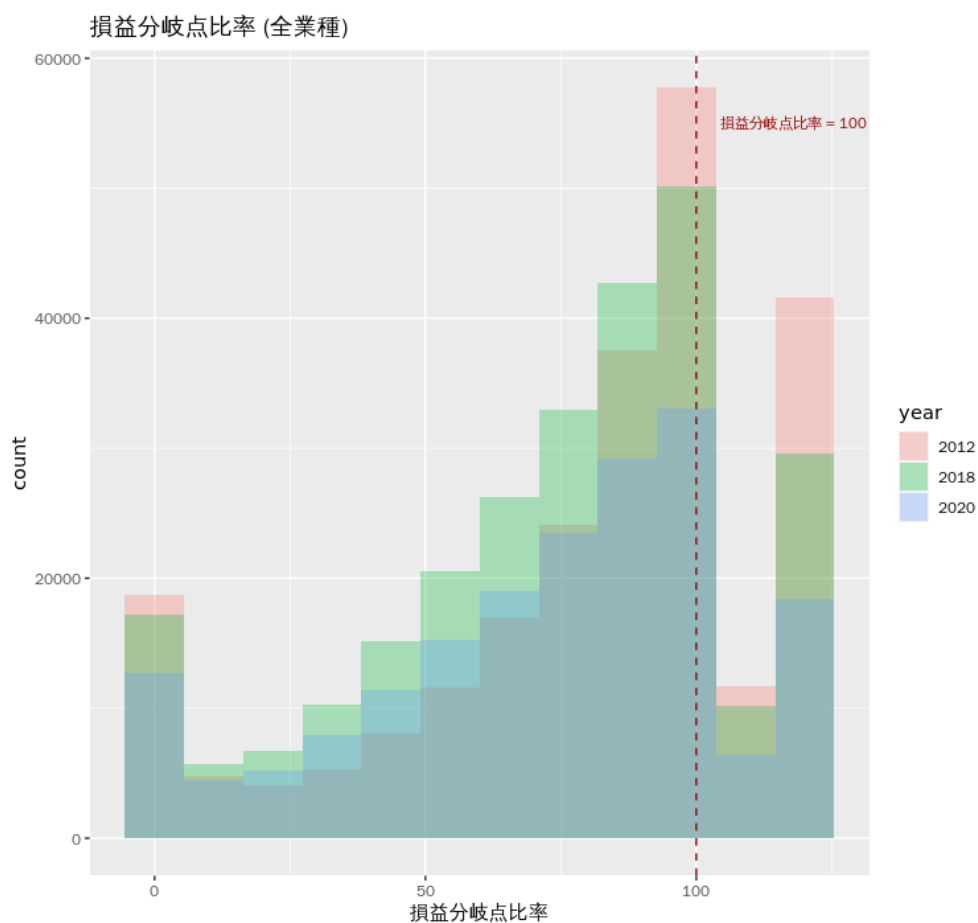
参考文献

- [1] World Health Organization, COVID-19 Weekly Epidemiological Update, 16 February 2021, 2021年2月17日参照.
- [2] 日本制作金融公庫, 新型コロナウイルス感染症特別貸付, 2020.
https://www.jfc.go.jp/n/finance/search/covid_19_m.html
- [3] 株式会社帝国データバンク, 倒産集計 2020年報 2020年(令和2年) 1月1日~12月31日, <https://www.tdb.co.jp/tosan/syukei/20nen.html>
- [4] 村上義昭, "中小企業の事業承継の実態と課題", 日本政策金融公庫論集, 34 1-20, 2017.
- [5] 梅谷幸平, "経営管理目的からの倒産予測モデル研究の有用性と課題: 経営管理のための安全性指標の観点から", 大阪大学経済学 62.4: 63-83, 2013.
- [6] 戸田俊彦, "日本における企業倒産の予測に関する一考察(経営国際化の諸問題)", 経営学論集 44. 日本経営学会, 1974.
- [7] Altman, Edward I. "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy." The journal of finance 23, 4 : 589-609, 1968.
- [8] 山下智志, 川口昇, "大規模データベースを用いた信用リスク計測の問題点と対策(変数選択とデータ量の関係)", 金融庁金融研究研修センター, ディスカッションペーパー 4, 2003.
- [9] 帝国データバンク, 休廃業予測システム, 特願 2017-249774 号
- [10] 櫻井通晴, "管理会計 第七版", 同文館出版, 2019.
- [11] 株式会社帝国データバンク, TDBの歴史, https://www.tdb.co.jp/corp/corp08_01.html
- [12] 株式会社帝国データバンク, 信用調査とは, <https://www.tdb.co.jp/sinyou/index.html>
- [13] 株式会社帝国データバンク, 倒産の定義, <https://www.tdb.co.jp/tosan/teigi.html>
- [14] 株式会社帝国データバンク, 全国「休廃業・解散」動向調査(2019年)
<https://www.tdb.co.jp/report/watching/press/p200107.html>
- [15] 株式会社帝国データバンク, 倒産集計一覧,
<https://www.tdb.co.jp/tosan/syukei/index.html>
- [16] 中小企業庁, 中小企業白書(2015年版) 45 ページ脚注 2
- [17] V. N. Vapnik, "An overview of statistical learning theory," in IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 10, no. 5, pp. 988-999, 1999.
- [18] 日本統計学会, 統計学実践ワークブック, 学術図書出版社, 2020.
- [19] Mehryar Mohri, Afshin Rostamizadeh, and Ameet Talwalkar, "Foundations of Machine Learning", MIT Press, Second Edition, 2018.
- [20] scikit learn, sklearn.svm.SVC,
<https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.svm.SVC.html>

付録

I 損益分岐点比率のヒストグラム

3-2-1 項では損益分岐点比率の平均値と中央値を表 5 に示した。損益分岐点比率のヒストグラムを各年で描画したものを以下の付録図 I に示す。以下では固定費と変動費が正の値を取る企業を対象とし、損益分岐点比率が 0% 以下の場合には 0% に、120% 以上の場合には 120% に補正した。また、それぞれの年で損益分岐点比率に差があるかどうかを検定するために、二標本 t 検定を行う。等分散性の検定の結果、等分散性が統計的に有意でなかったため、等分散性を仮定しないウェルチの t 検定を行った結果を以下の付録表 I に示す。検定の結果から、各年の損益分岐点比率の平均間には統計的に有意な差があることがわかる。



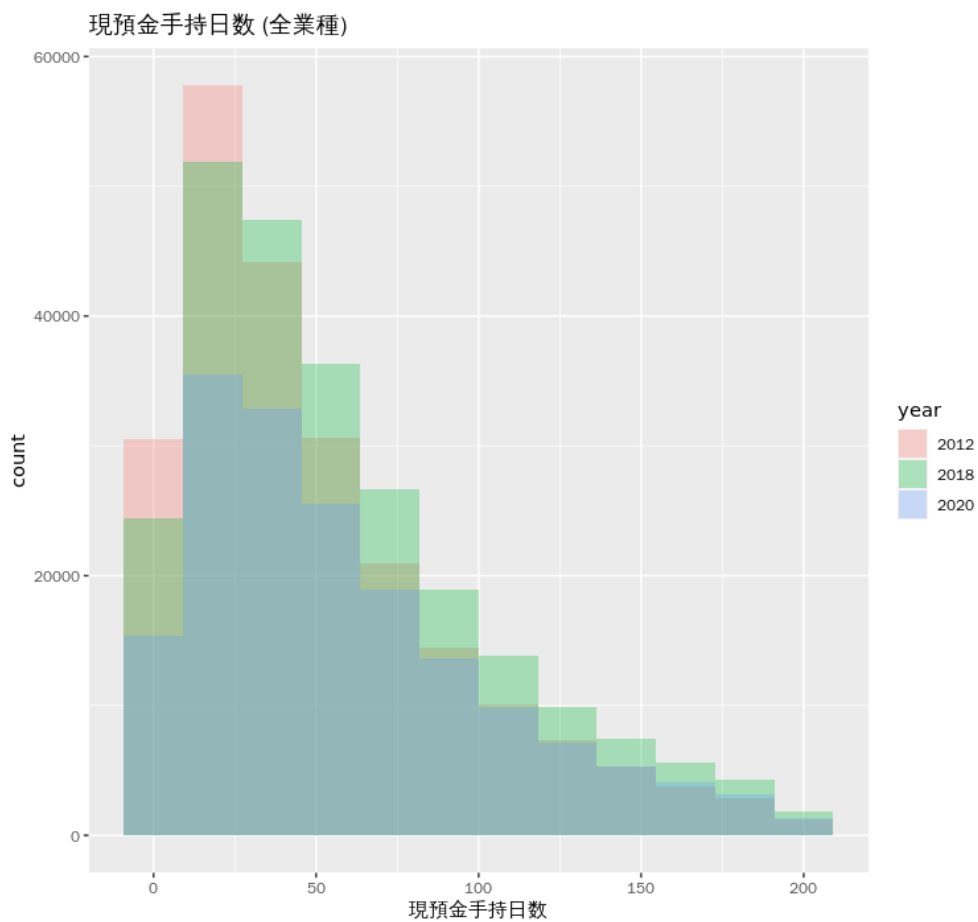
付録図 I 損益分岐点比率 (全業種)

付録表 I ウェルチの t 検定で得られた P 値

	2012 年と 2018 年	2012 年と 2020 年	2018 年と 2020 年
P 値	2.2×10^{-16}	2.2×10^{-16}	2.2×10^{-16}

II 現預金手持日数のヒストグラム

3-2-2 項では現預金手持日数の平均値と中央値を表 7 に示した。現預金手持日数のヒストグラムを各年で描画したものを以下の付録図 II に示す。以下ではヒストグラム描画のため、現預金手持日数が 0 日超, 200 日以下である企業を対象とした。



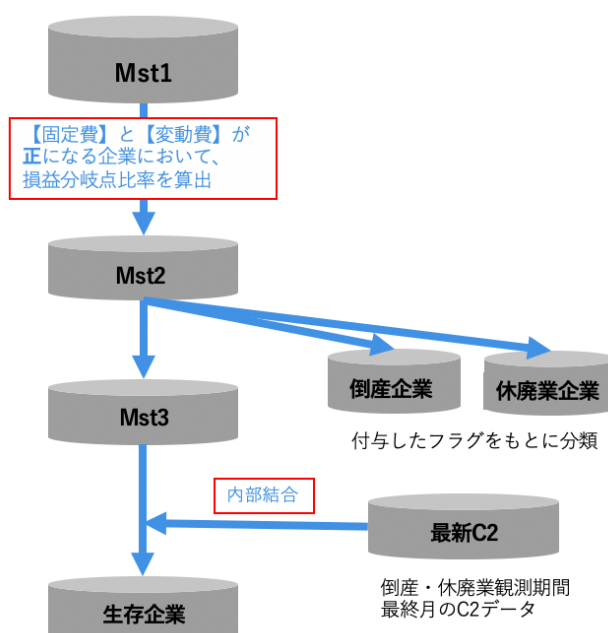
付録図 II 現預金手持日数 (全業種)

III データ作成フロー

損益分岐点の算出と企業を生存・休業・倒産に分類した時に使用したデータの一覧とデータ生成フローを以下に示す。ここで生存企業とは、倒産・休業業観測期間最終月において倒産、もしくは休業業していない企業を指す。

付録表 III-1 データ一覧

データ名	概要
Mst1	C1, C2, 従業員データ, 倒産休業業データから作成したデータ
Mst2	【固定費】と【変動費】が正になる企業のデータ 損益分岐点比率 0%以下→0% 損益分岐点比率 120%以上→120%に補正
Mst3	TDB の調査により倒産・休業業が確認されていない企業のデータ
最新 C2	倒産・休業業観測期間最終月の月次 C2 データ 例) 倒産・休業業データ (2020) : 2020 年 7 月の C2 データ



付録図 III-1 指標算出と企業分類の流れ