

コロナショック後の人出変動と企業倒産：
Google ロケーションデータと TSR 倒産データを用いた実証分析 *

宮川大介（一橋大学）**

尻高洋平、武政孝師、原田三寛、柳岡優希（㈱東京商工リサーチ）

<要旨>

本研究は、COVID-19（コロナウイルス）の感染拡大を防ぐ目的から導入された外出自粛要請などによる人出の変動が企業倒産に及ぼす影響を検討したものである。具体的には、Google が公表した 2020 年 1～3 月の小売店や職場などに関する人出変動データを用いて都道府県レベルのモビリティ変動を計測したうえで、東京商工リサーチ（TSR）が収集したコロナショック以降の時期（2020 年 2～3 月）における日本企業の倒産履歴との関係を推定した。第一に、コロナショック後に小売店や職場などのモビリティが低下した都道府県において企業の倒産確率が上昇した。2019 年 12 月の倒産履歴を用いたプラセボテストからはこのような関係は確認されないため、コロナショック後の地域モビリティの変動が企業倒産を生み出している可能性が認められる。第二に、コロナショック前後において、宿泊・飲食サービス業の倒産確率が高い伸びを示している一方で、卸売・小売業ではほぼ変化がないなど、業種毎の異質性が伺える。第三に、企業属性（例：売上高成長率）を明示的に勘案したモデルから、低成長企業が高い確率で倒産するという傾向がコロナショック後に観察された。第四に、モビリティ変動の波及効果を計測する目的から、隣接都道府県の平均的なモビリティ変動と取引先（販売先・仕入先）の所在する都道府県の平均的なモビリティ変動を勘案したモデルを推定した結果、隣接都道府県のモビリティ上昇（需要の移動）と取引先が所在する都道府県のモビリティ低下（需要・供給ショック）が企業倒産の増加と相関していることが確認された。

JEL Classification: G33, L25

Key Words: COVID-19、行動制限、モビリティ、企業倒産、産業異質性、企業成長、波及効果

* 本稿は、国立大学法人一橋大学と㈱東京商工リサーチ（TSR）との共同研究契約に基づくプロジェクトにおいて実施されたものであり、(独) 経済産業研究所（RIETI）におけるプロジェクト「企業成長のエンジン：因果推論による検討（プロジェクトリーダー：細野薫学習院大学教授）」（産業・企業生産性向上プログラム：プログラムディレクター深尾京司一橋大学特任教授・IDE-JETRO 所長）の成果である。本稿の分析に当たっては、(株) 東京商工リサーチ（TSR）の倒産情報、企業情報データ、企業相関データ及び Google の Community Mobility Report を利用した。本研究は、科学技術研究費基盤研究（S）「サービス産業の生産性：決定要因と向上策」（課題番号：16H06322）の支援を受けている。本稿の原案に対して、深尾京司（一橋大学・IDE-JETRO）、宮川努（学習院大学）、細野薫（学習院大学）、滝澤美帆（学習院大学）、友田信男（TSR）、駒井隼人（一橋大学大学院博士課程）、森川正之（一橋大学・RIETI）、中川秀敏（一橋大学）、平野智裕（ロンドン大学）、小野有人（中央大学）、清水千弘（日本大学）、内田浩史（神戸大学）、植杉威一郎（一橋大学）から多くの有益なコメントを頂いた。ここに記して、感謝の意を表したい。

** 一橋大学大学院経営管理研究科 准教授 E-mail: dmiyakawa@hub.hit-u.ac.jp

1. 分析の動機

2020年1月に中国での感染事例が報告されて以降、世界的に COVID-19 の感染が拡大している。各国における感染者及び死亡者の急速な増加が報告される中、企業の業績悪化や雇用の喪失など様々な経済・社会問題も顕在化している。こうした問題への政策的対応としては、現在のところ、外出自粛要請やロックダウン（自宅待機令）を通じた行動制限が有力視されており、同処置が感染抑制に与えた影響についても主として疫学的な観点からの検討が進んでいる（例：Figueiredo et al. 2020; Sugishita et al. 2020）。

個人や企業の行動制限を伴うこれらの政策導入に当たっては、感染による人的被害の抑制という正の効果（疫学的効果）と不可避的に発生する経済活動の停滞という負の効果（経済効果）とのトレードオフを念頭に置いた議論が必要となる。その際、これらの二つの効果を短期的な視点のみならず長期的な視点から評価することも重要である。例えば、短期的な負の経済効果を受け入れることで感染拡大を早期に収束させることができれば、短期・長期の人的被害を効果的に抑制したうえで、長期的な経済活動の停滞も回避することが出来る。しかし、この短期的な負の経済効果が極めて大きい場合や早期の感染収束が実現できず負の経済効果が長期に亘って発現した場合、企業や個人が経済的に行き詰る可能性があるほか、長期的な経済活動に対して回復が困難なほど大きな影響が及ぶ可能性もある。

これまで行われてきた行動制限政策に関する定量的な議論の多くは疫学的効果に集中しているが（Hartl et al. 2020）、幾つかの研究はその経済効果についても検討を始めている¹。例えば、Koren and Peto (2020)は、行動制限により職場での face-to-face の交流が減少した場合の企業活動への影響を理論モデルに基づいた実証分析を基に検討している。また、Inoue and Todo (2020)や Barrot et al. (2020)は、企業間や産業間の連関を明示的に取り扱った分析を行うことで、行動制限の経済的なインパクトを推定している。

人的被害の最小化を念頭に置いた政策運営の観点からは、疫学的効果を定量化する試みが先行して進められることは自然である。しかし、上記の整理が示す通り、政策がもたらす負の経済効果を可能な限り正確に把握したうえで、政策議論において参照することは重要である。特に、COVID-19 の感染拡大に対する政策運営が長期化した場合には、疫学的効果のみに着目した緊急避難的な対応に加えて、経済的な影響に関する定量的な議論を継続的に行うことが必要となるだろう。あらゆる政策導入に関する意思決定と同様に、政策がもたらすトレードオフを理解することが必要不可欠である。本稿の目的は、こうした認識を踏まえて、現時点（2020年4月13日）において得られるデータを用いて経済効果の一部を定量的に把握することにある。

¹ COVID-19 の感染拡大がもたらすマクロ経済や金融市場への影響については、既に幾つかの分析結果が報告されている（Baker et al. 2020; Jordà et al. 2020）。本稿の分析対象とは異なるが、在宅勤務の経済効果に関する研究も蓄積されつつある（Boeri et al. 2020; Dingel and Neiman 2020; Morikawa 2020）。林文夫政策研究大学院大学教授（林 2020）、楡井誠東京大学教授（楡井 2020）、久保田荘早稲田大学准教授（久保田 2020）らも、マクロ経済学的視点から論点の整理を行っている。

2. データと分析手法

具体的には、まず、Google が保有する匿名化された個人のロケーションデータを同社が集計することで構築した、2020年1月から3月にかけての都道府県レベルの人出変動に関する公表データ²を用いて、都道府県レベルの「地域モビリティ変動」を計測する。この人出変動データは、レストラン、ショッピングセンター、娯楽関連施設などから構成される「Retail & recreation」（以下 Retail と表記）、スーパーマーケット、食品市場、ドラッグストアなどの「Grocery & pharmacy」（以下 Grocery と表記）、公園、マリーナ、ドッグランなどの「Park」、地下鉄、バス、鉄道の駅に対応する「Transit stations」のほか、「Workplace」（職場）と「Residential」（住宅）の6カテゴリについて都道府県毎に計測されている。本研究では、この47都道府県×6カテゴリ（282観測値）毎の計測値を地域モビリティ指標として用いる。表1はこれらのモビリティ指標を要約したものである。都道府県とカテゴリをプールした平均値で見ると、2020年1月から3月にかけての人出は8.2%低下している。カテゴリ毎の平均値では、Transit が▲28%と最も変動が大きく、次いで Retail（▲14.5%）、Parks（▲7.8%）、Workplace（▲3.6%）、Grocery（▲0.2%）と続く。在宅勤務の広がりも反映して、Residential は寧ろ5.1%増となっている。表1には、各都道府県に関してカテゴリ間の平均を計算した値も掲載しているが、エリアによってはプラスの値を示しているケースも存在する。

次に、(株)東京商工リサーチ (TSR) が収集した2020年2月から3月における企業レベルの倒産履歴データを用いて、コロナショック後の日本企業の倒産動向を把握する³。ここで注意すべきは、コロナショック「後」の倒産動向を正確に理解するためには、コロナショック「前」の時点における倒産動向との比較が不可欠となる点である。いま、コロナショック後の倒産データから、「特定の要因と倒産確率との関係」を示すパターン（例：特定の業種における高い倒産確率）が確認されたとする。残念ながら、この結果のみではコロナショック後に当該業種において倒産確率が上昇したとは言えない。コロナショックに起因して生じた「特定の要因と倒産確率との関係」を見出すためには、コロナショック前の時点において、当該の要因と倒産確率の関係がショックの「前後」でどのように変化したかを明示的に分析する必要がある。こうした目的のために、本研究ではTSRから提供を受けたコロナショック前（2019年12月）の倒産履歴データを併せて用いる。

推定に当たっては、2020年2月から3月の二か月間において倒産イベントに直面した企業のうち分析に必要な企業情報が確認できた561社について1を取り、非倒産の場合に0

² <https://www.google.com/covid19/mobility/>

³ 本稿で用いるデータは、4月7日の緊急事態宣言前に収集されたデータである。後述する通り、地域モビリティが倒産に与える限界的効果は非線形なパターンを占める可能性もあり、今後拡大する可能性がある。

を取るダミー変数を被説明変数とする。この非倒産企業の設定に際しては、決算期末が2018年8月から2019年7月の範囲に含まれており、2020年3月末現在で倒産イベントに直面していない約109万社を用いることとする⁴。また、ショックの前後で倒産パターンがどのように変化したかを分析するために、2019年12月の一か月間に倒産した企業のうち分析に必要な企業情報が確認できた161社について1を取り、非倒産の場合に0を取るダミー変数を被説明変数とする分析も行う⁵。この際、非倒産企業の設定については上記の通りとする。この推定を行うことで、2020年1月から3月にかけての出入データを基に構築したモビリティ指標が、それ以前の期間（2019年12月）における倒産イベントと相関していないことを確認する一種のプラセボテストを行うことが出来る。

推定における説明変数としては、第一に、各モビリティ指標を用いる。表2に要約されている通り、各指標間の相関が極めて高いこと（例：GroceryとRetailの相関は0.96）を踏まえて、推定に当たっては何れか一つの指標のみを用いることとする⁶。また、本稿では、Grocery、Residential、Workplaceの三指標を用いた結果を示すこととする。第二に、分析用データに相対的に多く含まれる主要な業種⁷に対応したダミー変数を説明変数として用いる。主要業種ダミーについては、日本標準産業分類（大分類）に対応したケースも代替的に採用する。第三に、企業の売上高対数値、売上高伸び率、対売上高利益率、社齢、資本金の対数値からなる企業属性をコントロールしたモデルについても推定する。第四に、拡張的な分析として、隣接都道府県⁸の平均的なモビリティ指標を計測した値（単純平均）、販売先企業の所在する都道府県のモビリティ指標の単純平均値、仕入先企業の所在する都道府県のモビリティ指標の単純平均値を含めたモデルについても推定する⁹。表4は推定に用いたこれらのデータの要約統計を示したものである。データ全体としては倒産企業の割合が極めて少ないことが分かるほか、データに占める建設業と宿泊業・飲食サービス業

⁴ 本稿の分析では、2019年8月以降に決算期を迎えた非倒産企業を分析に含めていない。これは分析に用いるデータが2019年12月時点で抽出されており、2019年12月に近い決算期のデータについては収集が完全ではない可能性があるという点を踏まえたものである。

⁵ 倒産件数全体については、<https://www.tsr-net.co.jp/news/status/monthly/202003.html> を参照。今回の分析に含めることが出来なかった企業に関する情報を収集したうえで、今後の分析に活用することが期待される。

⁶ 各モビリティ変数を同時に用いた分析結果については、別途提供可能である。なお、各指標間の相関関係については今後変化することも考えられる。各種の報道によれば、エリアによってはスーパーマーケットの集客が伸びているとの報告もある。各モビリティ指標間の相関関係そのものが継続的なモニタリングの対象となるだろう。

⁷ 具体的には、建設業、製造業、情報通信業、運輸業・郵便業、卸売業・小売業、宿泊業・飲食サービス業、医療・福祉に対応するダミー変数であり、それ以外の業種をプールしたグループをベース業種とする。

⁸ 隣接都道府県の設定に当たっては「都道府県隣接関係一覧」（<https://uub.jp/prf/rinsetsu.html>）における整理を参照した（表3）。海底トンネルや橋によって連結されている場合についても隣接都道府県としてカウントされている点に注意されたい。

⁹ 取引先の特定については、TSR データに含まれる企業の取引先データが格納されたデータベースであるTRS 企業相関ファイルを用いた。同データベースには各企業が仕入先もしくは販売先としてレポートした企業の情報がリスト化されているが、本研究では、例えばA社がB社を販売先として報告しているケース（順相関）に加えて、A社はC社を販売先として報告していないが、C社がA社を仕入先として報告している場合（逆相関）についてもC社をA社の販売先として扱う処理を施している。仕入先についても同様である。なお、取引関係が計測されていない企業に関しては、販売先企業の所在する都道府県のモビリティ指標の平均値、仕入先企業の所在する都道府県のモビリティ指標の平均値の両値をゼロとした。

の社数シェアが高いことが分かる。

推定に当たっては、倒産ダミー変数を被説明変数として、上記の変数の中でモビリティ指標の何れか一種類と主要業種ダミー変数を説明変数として用いたプロビット推定を行う。このプロビット推定を、2020年2月から3月の倒産企業と前述の非倒産企業をプールしたデータに関して行い、併せてプラセボテストとして2019年12月の倒産企業と前述の非倒産企業をプールしたデータに関するプロビット推定を行う。更に、結果の頑健性を確認する趣旨から、主要業種ダミー変数を日本標準産業分類（大分類）に基づく産業ダミーに入れ替えたモデルのほか、企業属性を追加的に説明変数へ加えた推定を行う。最後に、隣接県及び取引先からの波及効果を推定する趣旨から、分析対象企業の所在している都道府県のモビリティ指標（Groceryを採用）、主要業種ダミー変数、企業属性に加えて、隣接県の隣接都道府県の平均的なモビリティ指標を計測した値（単純平均）、販売先企業の所在する都道府県のモビリティ指標の平均値（単純平均）、仕入先企業の所在する都道府県のモビリティ指標の平均値（単純平均）を含めたモデルについても推定する¹⁰。

3. 推定結果

表5（1）は、モビリティ指標（Grocery、Residential、Workplace）と主要業種ダミーを説明変数とした推定結果を示したものである。各指標に対してプラセボ推定の結果と2020年2月から3月の倒産履歴を参照したベースライン推定結果を示している。第一に、コロナショック後の倒産履歴を地域モビリティの変動を計測した変数と業種に対応したダミー変数に回帰したプロビット推定から、Grocery、Workplaceにおけるモビリティが低下している都道府県において統計的にゼロと異なる水準で倒産確率が上昇していることが確認された¹¹。一方で、Residentialにおけるモビリティが上昇した（例：在宅勤務が増えた）都道府県においても倒産確率が上昇している¹²。これらの定性的な結果について、倒産確率の変化に関する定量的なインパクトを計測すると、例えば、Groceryカテゴリーのモビリティ指標が都道府県平均よりも一標準偏差低い変化率（▲11.1%）となった場合、モビリティに変化がなかったケースと比較して倒産確率が0.003%上昇するという結果になった¹³。同様に、Workplaceカテゴリーのモビリティ指標が都道府県平均よりも一標準偏差低い変化率（▲10.1%）となった都道府県では、同様に倒産確率が0.007%上昇する。これらの結果については、日本標準産業分類（大分類）に対応するダミー変数をコントロールした場合で

¹⁰ 隣接都道府県や取引先所在都道府県の平均的なモビリティ指標の計測に際しては、隣接都道府県の経済規模や取引先企業の規模を勘案した加重平均値として計測することも考えられる。

¹¹ Transit stations に関しても同様の結果が得られている。

¹² Park に関するモビリティについては倒産確率との関係は認められなかった。

¹³ 表5において示されている推定結果はプロビット推定によって得られるモデルの係数推定値であるが、説明変数の変動に対応した倒産確率の変化を推定するためには「限界効果」を計算する必要がある。上記の試算に当たっては、分析用データの平均値の周辺において各説明変数を限界的に変動させた場合の倒産確率の変動を参照している。

も頑健に得られる。本研究で用いたデータにおける倒産イベントの発生確率が0.066%程度であることを踏まえると、モビリティの変動に起因する倒産確率の変動は必ずしも経済的に無視できないサイズといえる。また、本稿で用いたデータが2020年3月までの倒産履歴のみを参照しているため、4月7日の非常事態宣言後のより強い行動制限によってモビリティ変動の定量的インパクトが拡大する可能性がある点にも留意が必要である。

この結果がコロナショックの影響であることを確認する目的から、プラセボテストとして、同様の分析を2019年12月における倒産履歴に対して実施した結果から、2020年1月から3月にかけて計測された地域モビリティ変動と2019年12月における倒産確率との間の関係は確認されなかった。コロナショック後の時期に計測された地域モビリティ指標がそれ以前の倒産履歴とは相関していないというこの結果は、コロナショック後の地域モビリティの変動が企業倒産を生み出している可能性を示唆するものである。

第二に、コロナショック前後における業種毎の倒産確率の変化を、モビリティ指標と業種ダミーを含む上記のモデルから推定すると、宿泊・飲食サービス業の倒産確率がコロナショック前後において大きく上昇していた。ショック前の期間に対応するプラセボテストではベース業種と宿泊・飲食サービス業との間に倒産確率に関する有意な差が認められないが¹⁴、ショック後の期間に対応する推定ではベース業種対比で高く統計的にも有意な差が確認された。一方で、卸売・小売業はベースライン対比でショック前後の期間の何れにおいても同程度高く、時間を通じた大きな変化が認められないなど、業種毎の異質性が伺える。

第三に、同じフレームワークに基づく倒産確率推定を、産業ダミーに加えて企業の売上高対数値、売上高伸び率、対売上高利益率、社齢、資本金の対数値からなる企業属性をコントロールした上で再度行った(表5(2)参照)。図1は三種類のモビリティ指標の影響が、プラセボテストの時期(2019年12月)とコロナショック後の時期(2020年2月から3月)においてどのように変動したか図示する目的から、係数の推定値と併せて95%信頼区間をプロットしたものである。推定結果から、プラセボテストの時期においてはモビリティ指標の影響は確認されない一方で、コロナショック後には統計的にゼロと異なる影響が確認されるという定性的な関係は引き続き得られるほか、各モビリティ指標が倒産確率に与える定量的なインパクトが既述の結果に比して大きな水準となった¹⁵。この理由としては、表5(1)の推定では欠落変数となっていた要因が明示的にコントロールされたことで、モビリティの効果がより正確に計測されたためと考えられる。また、企業属性を勘案したモデルに基づく推定結果からは宿泊・飲食サービス業における倒産確率の上昇が観察されておらず、代わりに「売上高伸び率の低い企業が低い確率で倒産する」という傾向

¹⁴ 宿泊・飲食サービス業ダミーの係数に関する点推定値は0.146であるが、標準誤差が0.139であり、統計的に有意にゼロと異なると言えない。

¹⁵ 図2は、この推定結果を踏まえて、各都道府県毎に計算された予想倒産率の平均・中位値・90パーセンタイル点を縦軸に取り、横軸に各都道府県のGroceryアクティビティ指標を取った散布図を示したものである。

がコロナショック後の時期においてのみ得られた。このことは、コロナショック後の地域モビリティ変動が低成長企業の退出に繋がっていることを意味している。

第四に、コロナショック後の地域モビリティ変動が、隣接する地域や取引先から波及する可能性を検討するために、表5（1）及び（2）と同様のモデルに対して、隣接都道府県の平均的なモビリティ変動（nearby_grocery_avr）と取引先（販売先・仕入先）の所在する都道府県の平均的なモビリティ変動（supplier_grocery_avr、customer_grocery_avr）を勘案したモデルを推定した。推定結果は表5（3）に要約されている。まず、隣接都道府県のモビリティが上昇しているケースにおいて、自らの都道府県における企業倒産確率が上昇していることが分かる。この結果の一つの解釈としては、自らの都道府県において行動制限が実態的な効果を有している状況下で、隣接他県においてそうした政策が導入されていない場合に、当該隣接他県への需要の移動が生じている可能性が挙げられる。こうした需要の移動は必ずしも個人による消費活動に限定されたものではなく、例えば、行動制限によって生産活動が停止した企業への需要が、隣接する県の代替的な企業へシフトするという形で企業間取引においても生じうるものである。次に、販売先及び取引先（企業属性を含むモデルの場合のみ）が所在する都道府県のモビリティ低下が倒産確率の上昇と相関している。この結果は、取引先の所在する地域における行動制限が、自社にとっての需要・供給ショックとして波及している可能性を示唆している。

4. まとめと課題

本研究は、COVID-19の感染拡大を防ぐ目的から導入された行動制限の影響を公表データから計測したうえで、その人出変動（地域モビリティ変動）が企業倒産に及ぼす影響を検討したものである。プラセボテストを含む推定結果は、コロナショック後の地域モビリティの低下が、宿泊・飲食サービス業などに対して3月末時点までの期間において既に経済的に無視できない負の影響を与えていることを示唆している。また、こうした地域モビリティの変動が、地理的に近接した地域に所在する企業や取引関係で接続されている企業に対して波及効果を有する可能性も確認された。個人や企業に関する行動制限の効果については、これまで疫学的効果に着目する形で学術研究が進んできた。しかし、政策がもたらすトレードオフを構成するもう一つの重要な要素である経済効果を無視した議論は適切ではない。今後、利用可能な経済データが蓄積されることで、幾つかの先行研究や本稿と同種の分析が進むことを期待したい。

最後に、本稿では十分に扱うことが出来なかった幾つかの論点を、極めて近い将来における研究テーマとして整理したい。第一に、モビリティ指標に関してより高粒度のデータを利用した分析が期待される。本稿での分析は、公表されているデータの粒度である都道府県×6カテゴリーのモビリティ変動指標を用いたが、市区町村や一定程度のメッシュ単位などで計測されたモビリティデータが活用されるべきである。この際、データソースと

なっている個人のロケーションデータについてプライバシーの問題に抵触しないように十分な注意を払う必要があることは言うまでもない。また、こうした高粒度のモビリティデータが利用可能となった場合には、企業のロケーションについてもより細かい単位（例：事業所）レベル計測されるべきと考えられる。第二に、企業のパフォーマンスを計測する際に、本稿で採用した倒産データに限らず、売上高（例：月商）の変動、特に取引先毎に計測された売上高や仕入高のリアルタイムデータが利用されることが望ましい。こうしたデータは日本においてはまだ十分な整備が進んでいないが、金融機関が保有している決済情報や税務を中心とする公的な業務統計のマイクロデータをフルに活用することで一定程度は対応できるものと考えられる。なお、こうしたリアルタイムかつ高粒度のデータが利用可能になれば、行動制限政策の程度（例：接触 80%削減 vs.より低位の接触）と感染拡大の収束までの期間（強い接触削減により早期の収束）からなるパターンごとに、累積の倒産件数や倒産規模を予測することも可能となる¹⁶。こうした分析は、短期と長期の視点から疫学的効果と経済効果のトレードオフを検討する上で重要な情報を与えるものと考えられる。また、こうした分析結果は、倒産のコスト（失われた売上高など）算定を踏まえた適正な政策給付レベルを検討する目的でも参照可能であるほか、特に大きな被害を受けた企業の特定にも役立つ¹⁷。第三に、本稿では限定的なエクササイズとしてしか取り上げられなかった波及効果に関する一層の分析が期待される。こうした議論は、例えば、昨今問題となっている隣接都道府県間における行動制限のコーディネーションについて有益な情報を与えるものである。いま、A 県で行動制限が導入された場合に、隣接する B 県では同種の行動制限が見送られたとしよう。本稿での分析結果は、A 県企業に対する需要が B 県へシフトする結果として、A 県に所在する企業のパフォーマンスに対して負の効果が生じる可能性を示唆している。こうした政策間のコーディネーションを検討するうえでも、本稿で検討した経済的インパクトの正確な理解が必要不可欠である。

本稿の分析内容及びこれらの追加的な課題は、今後長期にわたる追跡調査が必要となるものである。例えば、地域モビリティ指標と企業パフォーマンスに関する推定結果を随時更新して公表することで、既に導入されている政策メニューの影響を把握し、今後の政策デザインに活用するという視点が求められるだろう¹⁸。企業の業績変動については、例えば、TSR が東京都に所在する企業を対象としたサーベイ調査を通じた実態把握を行っているが、こうしたデータを継続的に収集することがデータに基づいた議論を実施する上では必要不可欠である。疫学的効果に関する実証研究の基となっているデータ分析は、経済学学者の最も得意とする分野である。筆者自身も含めた経済学者グループによる速やかな研究の蓄積が望まれる。

¹⁶ 当該分析に関して、推定手法の選択を含めて学習院大学細野薫教授より貴重な示唆を頂いた。

¹⁷ この点に関して、内田浩史神戸大学教授より貴重な示唆を頂いた。

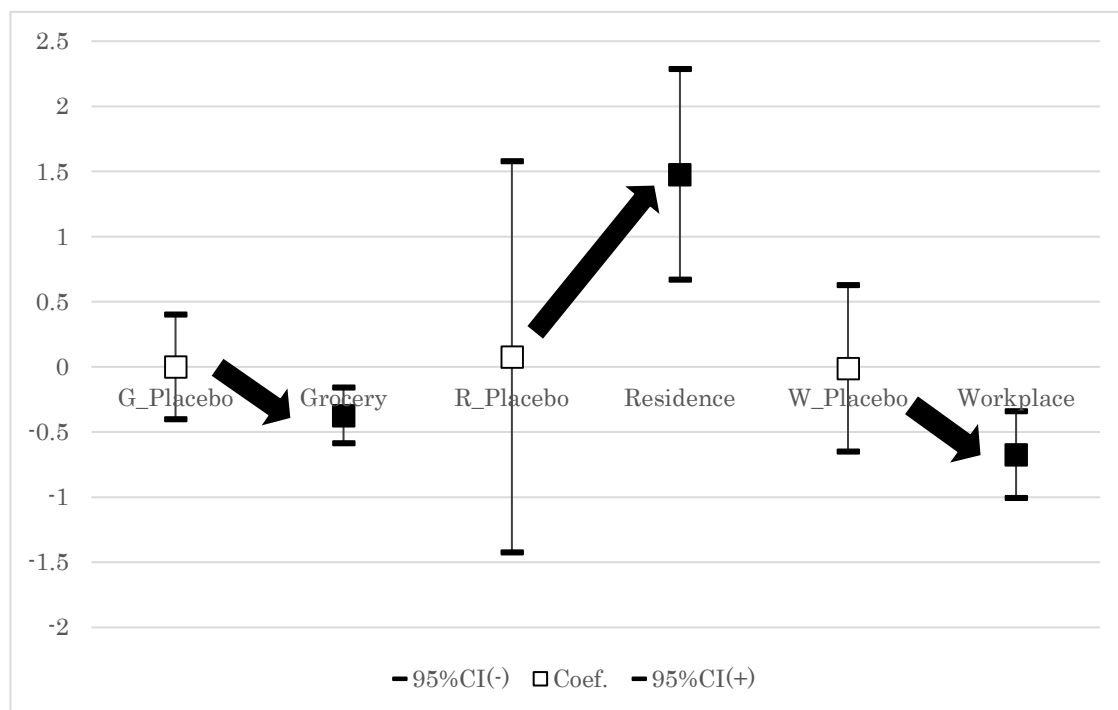
¹⁸ この点に関して、宮川努学習院大学教授より貴重な示唆を頂いた。

参考文献

- 久保田 荘 (2020) 「コロナ危機は需要ショックなのか供給ショックなのか？」
<http://www.waseda.jp/prj-wishproject/covid-19.html>.
- 楡井 誠 (2020) 「コロナ禍の経済対策：社会的離隔・外部性・デジタル化」
https://www.rieti.go.jp/jp/columns/a01_0561.html.
- 林 文夫 (2020) 「政府コロナ緊急経済対策について」 <https://sites.google.com/view/fumio-hayashis-hp/home-%E6%97%A5%E6%9C%AC%E8%AA%9E>.
- Scott R. Baker, Nicholas Bloom, Steven J. Davis, Kyle Kost, Marco Sammon and Tasaneeya Viratyosin (2020) “The unprecedented stock market reaction to Covid-19,” Covid Economics Vetted and Real-Time Papers Issue 1: 33-42.
- Jean-Noël Barrot, Basile Grassi, and Julien Sauvagnat (2020) “Sectoral effects of social distancing,” Covid Economics Vetted and Real-Time Papers Issue 3: 85-102.
- Tito Boeri, Alessandro Caiumi, and Marco Paccagnella (2020) “Mitigating the work-safety trade-off,” Covid Economics Vetted and Real-Time Papers Issue 2: 60-66.
- Jonathan Dingel and Brent Neiman (2020) “How many jobs can be done at home?” Covid Economics Vetted and Real-Time Papers Issue 1: 16-24.
- Medeiros de Figueiredo A, Daponte Codina A, Moreira Marculino Figueiredo DC, Saez M, and Cabrera León A. (2020) “Impact of lockdown on COVID-19 incidence and mortality in China: an interrupted time series study,” [Submitted]. Bull World Health Organ. E-pub: 6 April 2020. doi: <http://dx.doi.org/10.2471/BLT.20.256701>.
- Hiroyasu Inoue and Yasuyuki Todo (2020) “The propagation of the economic impact through supply chains: The case of a mega-city lockdown to contain the spread of Covid-19,” Covid Economics Vetted and Real-Time Papers Issue 2: 43-59.
- Òscar Jordà, Sanjay R. Singh and Alan M. Taylor (2020) “Longer-run economic consequences of pandemics,” Covid Economics Vetted and Real-Time Papers Issue 1: 1-15.
- Tobias Hartl, Klaus Wälde and Enzo Weber (2020) “Measuring the impact of the German public shutdown on the spread of Covid-19,” Covid Economics Vetted and Real-Time Papers Issue 1: 25-32.
- Miklós Koren and Rita Peto (2020) “Business disruptions from social distancing” Covid Economics Vetted and Real-Time Papers Issue 2: 13-31.
- Masayuki Morikawa (2020) “COVID-19, teleworking, and productivity,” <https://voxeu.org/article/covid-19-teleworking-and-productivity>.
- Yoshiyuki Sugishita, Junko Kurita, Tamie Sugawara, and Yasushi Ohkusa (2020) “Forecast of the COVID-19 outbreak, collapse of medical facilities, and lockdown effects in Tokyo, Japan,” medRxiv preprint doi: <https://doi.org/10.1101/2020.04.02.20051490>.

図表

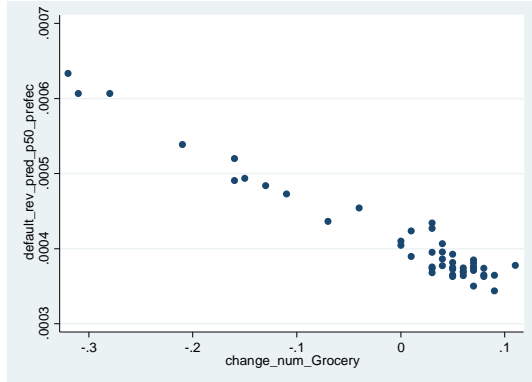
図1 企業属性を含むモデルにおけるモビリティ指標の係数推定値



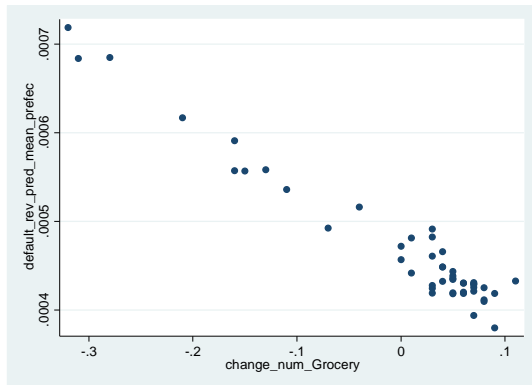
注：G_Placebo、R_Placebo、W_Placebo は、Grocery、Residential、Workplace のプラセボ推定結果(モビリティ指標の係数推定値と95%信頼区間)、Grocery、Residential、Workplace は、2020年2月から3月の倒産データを用いた推定結果(モビリティ指標の係数推定値と95%信頼区間)を示す。

図2 都道府県ごとの倒産確率 vs. Grocery アクティビティ指標

平均値



中位値



90 パーセンタイル点

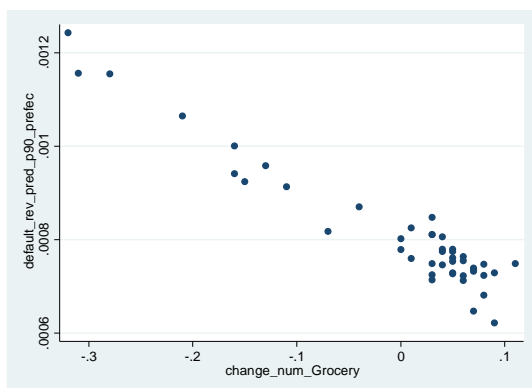


表1 地域モビリティ指標

モビリティ指標	観測数	平均値	標準偏差	最小値	最大値
Over 都道府県×カテゴリ	282	-0.082	0.203	-0.66	0.49
平均 (over 都道府県)	観測数	平均値	標準偏差	最小値	最大値
Grocery	47	-0.002	0.109	-0.32	0.11
Parks	47	-0.078	0.344	-0.66	0.49
Residential	47	0.051	0.031	0.01	0.14
Retail	47	-0.145	0.148	-0.63	0.01
Transit	47	-0.283	0.145	-0.59	0.04
Workplace	47	-0.036	0.065	-0.27	0.05
平均 (over カテゴリ)	観測数	平均値	標準偏差	最小値	最大値
北海道	6	-0.058	0.111	-0.27	0.03
青森県	6	-0.027	0.110	-0.20	0.11
岩手県	6	-0.015	0.094	-0.19	0.06
宮城県	6	-0.138	0.183	-0.37	0.05
秋田県	6	0.010	0.126	-0.20	0.19
山形県	6	-0.057	0.121	-0.27	0.06
福島県	6	-0.185	0.216	-0.51	0.07
茨城県	6	-0.263	0.263	-0.60	0.10
栃木県	6	-0.258	0.259	-0.61	0.10
群馬県	6	-0.252	0.248	-0.55	0.09
埼玉県	6	-0.335	0.273	-0.61	0.12
千葉県	6	-0.303	0.270	-0.61	0.11
東京都	6	-0.388	0.307	-0.66	0.14
神奈川県	6	-0.362	0.290	-0.66	0.13
新潟県	6	-0.105	0.156	-0.35	0.05
富山県	6	-0.067	0.132	-0.26	0.07
石川県	6	-0.083	0.152	-0.30	0.08
福井県	6	-0.068	0.113	-0.19	0.06
山梨県	6	-0.250	0.251	-0.56	0.08
長野県	6	-0.230	0.247	-0.56	0.08
岐阜県	6	-0.110	0.154	-0.32	0.06
静岡県	6	-0.175	0.210	-0.47	0.07
愛知県	6	-0.097	0.144	-0.35	0.06
三重県	6	-0.090	0.150	-0.33	0.05
滋賀県	6	-0.050	0.111	-0.25	0.07
京都府	6	-0.037	0.161	-0.32	0.12
大阪府	6	-0.110	0.171	-0.39	0.06
兵庫県	6	-0.078	0.131	-0.31	0.05
奈良県	6	-0.023	0.141	-0.27	0.11
和歌山県	6	-0.002	0.131	-0.21	0.16
鳥取県	6	0.027	0.091	-0.13	0.15
島根県	6	0.103	0.171	0.01	0.45
岡山県	6	0.003	0.121	-0.18	0.17
広島県	6	-0.012	0.131	-0.24	0.15
山口県	6	0.087	0.201	-0.06	0.49
徳島県	6	0.027	0.131	-0.13	0.27
香川県	6	-0.007	0.141	-0.22	0.19
愛媛県	6	0.033	0.141	-0.12	0.29
高知県	6	0.030	0.101	-0.07	0.23
福岡県	6	-0.010	0.231	-0.34	0.34
佐賀県	6	0.057	0.231	-0.19	0.48
長崎県	6	0.047	0.141	-0.12	0.30
熊本県	6	0.027	0.181	-0.14	0.36
大分県	6	0.007	0.131	-0.17	0.22
宮崎県	6	-0.010	0.081	-0.15	0.07
鹿児島県	6	0.010	0.101	-0.15	0.16
沖縄県	6	-0.077	0.121	-0.27	0.03

表2 モビリティ指標間の相関係数 (over 都道府県)

	Grocery	Retail	Parks	Transit	Workplace	Residential
Grocery	1					
Retail	0.9625	1				
Parks	0.8011	0.8043	1			
Transit	0.8118	0.8673	0.8926	1		
Workplace	0.8973	0.9472	0.7376	0.8496	1	
Residential	-0.9335	-0.9721	-0.8656	-0.9035	-0.9367	1

表3 隣接県一覧

企業所在都道府県	隣接県
北海道	青森県
青森県	北海道 岩手県 秋田県
岩手県	青森県 宮城県 秋田県
宮城県	岩手県 秋田県 山形県 福島県
秋田県	青森県 岩手県 宮城県 山形県
山形県	宮城県 秋田県 福島県 新潟県
福島県	宮城県 山形県 茨城県 栃木県 群馬県 新潟県
茨城県	福島県 栃木県 埼玉県 千葉県
栃木県	福島県 茨城県 群馬県 埼玉県
群馬県	福島県 栃木県 埼玉県 新潟県 長野県
埼玉県	茨城県 栃木県 群馬県 千葉県 東京都 長野県 山梨県
千葉県	茨城県 埼玉県 東京都 神奈川県
東京都	埼玉県 千葉県 神奈川県 山梨県
神奈川県	千葉県 東京都 山梨県 静岡県
新潟県	山形県 福島県 群馬県 富山県 長野県
富山県	新潟県 石川県 長野県 岐阜県
石川県	富山県 福井県 岐阜県
福井県	石川県 岐阜県 滋賀県 京都府
山梨県	埼玉県 東京都 神奈川県 長野県 静岡県
長野県	群馬県 埼玉県 新潟県 富山県 山梨県 岐阜県 静岡県 愛知県
岐阜県	富山県 石川県 福井県 長野県 愛知県 三重県 滋賀県
静岡県	神奈川県 山梨県 長野県 愛知県
愛知県	長野県 岐阜県 静岡県 三重県
三重県	岐阜県 愛知県 滋賀県 京都府 奈良県 和歌山県
滋賀県	福井県 岐阜県 三重県 京都府
京都府	福井県 三重県 滋賀県 大阪府 兵庫県 奈良県
大阪府	京都府 兵庫県 奈良県 和歌山県
兵庫県	京都府 大阪府 鳥取県 岡山県 徳島県
奈良県	三重県 京都府 大阪府 和歌山県
和歌山県	三重県 大阪府 奈良県
鳥取県	兵庫県 島根県 岡山県 広島県
島根県	鳥取県 広島県 山口県
岡山県	兵庫県 鳥取県 広島県 香川県
広島県	鳥取県 島根県 岡山県 山口県 愛媛県
山口県	島根県 広島県 福岡県
徳島県	兵庫県 香川県 愛媛県 高知県
香川県	岡山県 徳島県 愛媛県
愛媛県	広島県 徳島県 香川県 高知県
高知県	徳島県 愛媛県
福岡県	山口県 佐賀県 熊本県 大分県
佐賀県	福岡県 長崎県
長崎県	佐賀県
熊本県	福岡県 大分県 宮崎県 鹿児島県
大分県	福岡県 熊本県 宮崎県
宮崎県	熊本県 大分県 鹿児島県
鹿児島県	熊本県 宮崎県
沖縄県	

出典：<https://uub.jp/prf/rinsetsu.html>

表4 要約統計

変数名	定義	観測数	平均値	標準偏差	最小値	最大値
<i>default</i>	倒産ダミー変数	1,093,234	0.001	0.026	0	1
<i>dum_construction</i>	建設業ダミー変数	1,093,234	0.265	0.442	0	1
<i>dum_manufacturing</i>	製造業ダミー変数	1,093,234	0.116	0.321	0	1
<i>dum_ICT</i>	情報通信業ダミー変数	1,093,234	0.026	0.159	0	1
<i>dum_transport</i>	運輸業・郵便業ダミー変数	1,093,234	0.028	0.165	0	1
<i>dum_wholesaleretail</i>	卸売業・小売業ダミー変数	1,093,234	0.199	0.399	0	1
<i>dum_hotelrestaurant</i>	宿泊業・飲食サービス業ダミー変数	1,093,234	0.020	0.140	0	1
<i>dum_medical</i>	医療・福祉ダミー変数	1,093,234	0.067	0.250	0	1
<i>logsales</i>	売上高対数値	519,880	11.991	1.769	0	23.260
<i>logsalesdif</i>	売上高伸び率	519,880	0.025	0.362	-13.143	13.601
<i>profitsalesratio</i>	利益÷売上高	519,880	-0.091	53.007	-36393.330	3102.176
<i>firmage</i>	社齢	519,880	32.057	18.588	0	143
<i>logcap</i>	資本金対数値	519,880	9.173	1.400	0	22.821
<i>nearby_grocery_avr</i>	隣接都道府県のGroceryモビリティ指標平均値	1,093,233	-0.046	0.118	-0.268	0.083
<i>supplier_grocery_avr</i>	仕入先の所在都道府県のGroceryモビリティ指標平均値	1,093,234	-0.051	0.112	-0.320	0.110
<i>customer_grocery_avr</i>	販売先の所在都道府県のGroceryモビリティ指標平均値	1,093,234	-0.051	0.113	-0.320	0.110

表5（1）ベースライン推定結果

	<i>Grocery</i>				<i>Residential</i>				<i>Workplace</i>			
	<i>Placebo</i>		<i>Main</i>		<i>Placebo</i>		<i>Main</i>		<i>Placebo</i>		<i>Main</i>	
	Coef.	SE	Coef.	SE	Coef.	SE	Coef.	SE	Coef.	SE	Coef.	SE
Regional activity variables												
<i>Grocery</i>	-0.096	-0.137	-0.184	-0.079 **								
<i>Residential</i>					0.505	-0.503	0.740	-0.292 **				
<i>Workplace</i>									-0.185	-0.214	-0.428	-0.122 ***
Industry fixed-effects												
<i>dum_construction</i>	0.037	-0.062	0.072	-0.039 *	0.038	-0.062	0.072	-0.039 *	0.039	-0.062	0.076	-0.039 **
<i>dum_manufacturing</i>	0.152	-0.070 **	0.324	-0.039 ***	0.151	-0.070 **	0.323	-0.039 ***	0.152	-0.070 **	0.325	-0.039 ***
<i>dum_ICT</i>	-0.005	-0.153	0.194	-0.074 ***	-0.010	-0.153	0.191	-0.074 ***	-0.010	-0.154	0.180	-0.074 **
<i>dum_transport</i>	0.202	-0.110 *	0.140	-0.078 *	0.203	-0.110 *	0.140	-0.078 *	0.203	-0.110 *	0.142	-0.078 *
<i>dum_wholesaleretail</i>	0.215	-0.058 ***	0.277	-0.036 ***	0.215	-0.058 ***	0.276	-0.036 ***	0.215	-0.058 ***	0.278	-0.036 ***
<i>dum_hotelrestaurant</i>	0.146	-0.139	0.350	-0.070 ***	0.147	-0.139	0.351	-0.070 ***	0.147	-0.139	0.354	-0.070 ***
<i>dum_medical</i>	-0.159	-0.130	-0.132	-0.078 *	-0.158	-0.130	-0.132	-0.078 *	-0.159	-0.130	-0.129	-0.078
Constant	-3.714	-0.046 ***	-3.447	-0.029 ***	-3.743	-0.058 ***	-3.487	-0.036 ***	-3.723	-0.049 ***	-3.474	-0.031 ***
#(obs)	1,092,673		1,093,073		1,092,673		1,093,073		1,092,673		1,093,073	

表5（2）企業属性を含むモデルの推定結果

	<i>Grocery</i>				<i>Residential</i>				<i>Workplace</i>			
	<i>Placebo</i>		<i>Main</i>		<i>Placebo</i>		<i>Main</i>		<i>Placebo</i>		<i>Main</i>	
	Coef.	SE	Coef.	SE	Coef.	SE	Coef.	SE	Coef.	SE	Coef.	SE
Regional activity variables												
<i>Grocery</i>	-0.001	-0.205	-0.375	-0.109 ***								
<i>Residential</i>					0.074	-0.766	1.476	-0.412 ***				
<i>Workplace</i>									-0.012	-0.326	-0.676	-0.170 ***
Industry fixed-effects												
<i>dum_construction</i>	0.099	-0.100	0.050	-0.054	0.099	-0.100	0.053	-0.054	0.099	-0.101	0.058	-0.055
<i>dum_manufacturing</i>	0.279	-0.114 **	0.269	-0.061 ***	0.279	-0.114 **	0.267	-0.061 ***	0.279	-0.114 **	0.271	-0.061 ***
<i>dum_ICT</i>	-0.093	-0.262	0.068	-0.105	-0.094	-0.262	0.065	-0.105	-0.094	-0.262	0.058	-0.105
<i>dum_transport</i>	0.263	-0.177	-0.145	-0.160	0.263	-0.177	-0.143	-0.160	0.263	-0.177	-0.140	-0.160
<i>dum_wholesaleretail</i>	0.285	-0.106 ***	0.269	-0.057 ***	0.285	-0.106 ***	0.269	-0.057 ***	0.285	-0.106 ***	0.270	-0.057 ***
<i>dum_hotelrestaurant</i>	0.149	-0.274	0.123	-0.150	0.149	-0.274	0.123	-0.150	0.149	-0.274	0.125	-0.150
<i>dum_medical</i>	0.338	-0.213	-0.044	-0.203	0.339	-0.213	-0.043	-0.203	0.338	-0.213	-0.043	-0.203
Firm characteristics												
<i>Log(sales)</i>	-0.035	-0.024	-0.006	-0.013	-0.035	-0.024	-0.006	-0.013	-0.035	-0.024	-0.007	-0.013
<i>Sales growth</i>	-0.048	-0.080	-0.109	-0.044 **	-0.048	-0.079	-0.109	-0.044 **	-0.048	-0.079	-0.109	-0.044 **
<i>Profit/Sales</i>	0.000	-0.002	0.000	-0.001	0.000	-0.002	0.000	-0.001	0.000	-0.002	0.000	-0.001
<i>Firm age</i>	-0.005	-0.002 **	-0.004	-0.001 ***	-0.005	-0.002 **	-0.004	-0.001 ***	-0.005	-0.002 **	-0.004	-0.001 ***
<i>Log(stated capital)</i>	0.021	-0.031	-0.002	-0.017	0.021	-0.031	-0.003	-0.017	0.021	-0.031	-0.004	-0.017
Constant	-3.436	-0.261 ***	-3.217	-0.140 ***	-3.440	-0.265 ***	-3.292	-0.143 ***	-3.436	-0.262 ***	-3.238	-0.140 ***
#(obs)	519,607		519,809		519,607		519,809		519,607		519,809	

表5 (3) 波及効果を含むモデルの推定結果

	<i>Grocery</i>				<i>Residential</i>			
	<i>Placebo</i>		<i>Main</i>		<i>Placebo</i>		<i>Main</i>	
	Coef.	SE	Coef.	SE	Coef.	SE	Coef.	SE
Regional activity variables								
<i>Grocery</i>	0.062	-0.397	-0.398	-0.240 *	-0.141	-0.594	-0.777	-0.334 **
Spillover effects								
<i>nearby_grocery_avr</i>	-0.051	-0.487	0.576	-0.299 *	0.499	-0.719	0.921	-0.413 **
<i>supplier_grocery_avr</i>	-0.135	-0.199	-0.186	-0.116	-0.024	-0.308	-0.340	-0.162 **
<i>customer_grocery_avr</i>	-0.180	-0.211	-0.347	-0.120 ***	-0.461	-0.299	-0.301	-0.166 *
Industry fixed-effects								
<i>dum_construction</i>	0.031	-0.063	0.061	-0.039	0.092	-0.101	0.047	-0.055
<i>dum_manufacturing</i>	0.137	-0.071 *	0.299	-0.040 ***	0.264	-0.115 **	0.253	-0.061 ***
<i>dum_ICT</i>	-0.019	-0.154	0.165	-0.074 **	-0.117	-0.261	0.043	-0.105
<i>dum_transport</i>	0.186	-0.111 *	0.111	-0.078	0.247	-0.177	-0.163	-0.160
<i>dum_wholesaleretail</i>	0.207	-0.059 ***	0.264	-0.037 ***	0.286	-0.107 ***	0.260	-0.057 ***
<i>dum_hotelrestaurant</i>	0.145	-0.139	0.353	-0.070 ***	0.161	-0.275	0.128	-0.151
<i>dum_medical</i>	-0.160	-0.130	-0.134	-0.078 *	0.343	-0.215	-0.032	-0.202
Firm characteristics								
<i>Log(sales)</i>					-0.039	-0.024	-0.012	-0.013
<i>Sales growth</i>					-0.046	-0.080	-0.107	-0.044 **
<i>Profit/Sales</i>					0.000	-0.002	0.000	-0.001
<i>Firm age</i>					-0.005	-0.002 **	-0.004	-0.001 ***
<i>Log(stated capital)</i>					0.021	-0.032	-0.003	-0.017
Constant	-3.718	-0.046	-3.455	-0.029	-3.402	-0.266 ***	-3.160	-0.143 ***
#(obs)	1,092,672		1,093,072		519,606		519,808	