

自然災害後の復興事業が民間雇用に与える影響：東日本大震災の事例 - 求人票個票データによるサバイバル分析 -

著者	亀田 啓悟, 巳波 弘佳, 長峯 純一
雑誌名	Working papers series. Working paper
号	58
ページ	1-33
発行年	2022-02
URL	http://hdl.handle.net/10236/00029993

WORKING PAPER No. 58

自然災害後の復興事業が民間雇用に与える影響：東日本大震災の事例
－求人票個票データによるサバイバル分析－

亀田 啓悟
巳波 弘佳
長峯 純一

February 2022

自然災害後の復興事業が民間雇用に与える影響：東日本大震災の事例
－求人票個票データによるサバイバル分析－

亀田啓悟

関西学院大学総合政策学部

(kameda@kwansei.ac.jp)

已波弘佳

関西学院大学工学部

長峯純一

関西学院大学総合政策学部

要約

自然災害後の復興事業に伴う労働需要は、民間企業の労働力不足を誘発し、事後的な経済成長に大きく影響する可能性がある。しかし、筆者の知る限り、復興政策と労働市場の両方を取り上げた研究は少ない。本研究は、2011年の東日本大震災後の求人票個票データを用いた分析により、(1) 公共部門からの受注が約75%を占める建設業界からの求人票数が1%増加すると、被災地での他産業民間企業の求人充足確率は、非被災地と比べ約17%減少する、(2) 復興事業によるクラウドイングアウト効果は被害の大きさと正の相関があり、津波被害を受けた地区の死亡率が2.5%以上の自治体では、民間企業の求人充足確率が被災地全体よりも約14%も低い、(3) マスコミ報道で注目を集める水産業でのクラウドイングアウト効果は、他産業以上ではないものの、やはり深刻である、を明らかにした。この推定結果を、labor market channel of fiscal policy (財政政策の労働市場チャネル)の議論に基づいて考えると、被災地は将来、長期停滞 (secular stagnation) に陥る可能性がある。故に、復興政策では、公的インフラの再建と同時に、労働参加率の向上と民間投資の拡大を図ることが必要である。

本稿は以下の掲載論文の最終投稿原稿を邦訳したものである。引用の際には下記情報を利用されたい。

Keigo Kameda, Hiroyoshi Miwa, Jun-ichi Nagamine. 2021. Effects of reconstruction works on private employment after a natural disaster: A case in the stricken area of the Great East Japan Earthquake. *International Journal of Disaster Risk Reduction* 52, 101968.

1. はじめに

2011年の東日本大震災（マグニチュード 9.0）は、首都圏をはじめとする東日本エリアに甚大な被害をもたらした。死者数は 15,467 人に上り、うち 92.4%は津波被害によるものであった。¹ こうした被害を受け、その後、日本政府は 10 年間に及ぶ、総額 31.5 兆円（約 3,150 億ドル）の予算規模の復興事業を開始した²。

しかし、この復興政策には意図せざる重大な副作用があると言われている。復興事業には道路や防潮堤の再建など多くの公共事業が含まれる。当然のことながら、これに伴う労働需要の増加は他分野の労働力不足を引き起こす可能性があり、マスコミ等も水産業を中心とした地場産業の深刻な人手不足を報じてきた（図 1）。こうした状況は Alesina 他[1]が主張した labor market channel of fiscal policy（財政政策の労働市場チャンネル）を通じたクラウドディングアウトとして考えることができる。彼らは、公的雇用の増加が民間企業の賃金上昇圧力となり民間雇用が減少させ、延いては最適資本労働比率維持のために、企業は投資を削減すると主張した。³ よって、もしこうした副作用が実在するなら、被災地は将来的に経済が停滞することになる。

しかし、この一方で、復興支出の増加は、需要拡大効果が労働プール（非労働力人口：就業者でも失業者でもない生産可能な人口）からの供給も増加させ、民間雇用を増加させる可能性もある。果たして、復興支出は民間雇用を増加させるのだろうか？ labor market channel of fiscal policy を通じたクラウドディングアウトは起きるのだろうか？また、もし起きるとしたら、その効果は震災被害の大きさと関係があるのだろうか？

こうした問題意識に基づき、本研究では、建設業の求人シェアが増加すると他の民間雇用の求人期間が長くなるかどうかをマイクロデータにより検証する。Cavallo and Noy [3]や次節の文献レビューが示すように、復興政策や労働市場に注目した災害経済学の先行研究はほとんどなく、この点が本稿の新規性である。

分析方法は以下の通りである。まず、公共職業安定所（ハローワーク）に登録されている個々の求人票のデータを毎日ダウンロードする。⁴ 求人票は、企業が新しい従業員を探し始めた日にアップロードされ、有効期限前に求人が充足した場合は取り下げられる。よって、求人票がホームページに掲載されてから取り下げられるまでの期間を求人充足期間と考えることができる。この上で、求人票の詳細情報を都道府県労働局から取得し、これを先のデータと統合する。これは、ホームページのデータでは求人票に記載される情報の一部のみしか公表されていないためである。そして、共変量をコントロールした上で、金

¹ 警察白書 2011（警察庁）（<https://www.npa.go.jp/hakusyo/h23/english/PDF1.pdf>）。

² 復興庁 HP（<http://www.reconstruction.go.jp/english/>）

³ 正式な数学モデルについては、Abel and Blanchard [2]および Alesina 他[1]を参照。

⁴ ハローワークは、日本政府が運営する公共職業安定所で、現在、全国に 446 の事業所があり、外国人を含むすべての住民がそのサービスを利用することができる。

（[https://www.hellowork.go.jp/.](https://www.hellowork.go.jp/)）

本・徳岡[4]が定義した 2015 年基準の各都市雇用圏ごとに計算した建設業求人率のシェアが他民間部門の求人充足期間を増加・減少させるかを Cox 比例ハザード分析により検証する。⁵ なお、言うまでもなく、建設業業務のすべてが公費で賄われているわけではないが、推計期間における被災地における建設投資の 70-75%は公共部門によるものであり（図 2）、本研究での推計結果は、公共事業が被災地の労働市場に与える影響を示すものと考えられる。

データは、2015 年 8 月 1 日から 2 月 28 日までにアップロードされた、宮城県を勤務地とする求人票で構成されている。全 27,763 件の投稿のうち、後述するデータクリーニングにより抽出された 7680 件を使用する。なお、本稿では津波の被害が大きかった海岸部の自治体を被災地と定義する（図 3）。

本研究で明らかとなったのは主に以下の 3 点である。第一に、復興事業による民間雇用のクラウドイングアウトは存在し、被災地ではより深刻である。建設業の求人率が 1%上昇すると、被災地（海辺）の民間企業の求人が埋まる確率は、内陸部に比べて約 17%低下する。この復興事業の背景は Alesina ら[1]の設定と整合的であり、故にこれらの地域は将来的に長期的な停滞に陥る可能性がある。第二に、クラウドイングアウト効果は、被害レベルと正の相関があることがわかった。津波の被害を受けた地区の死亡率が 2.5%以上の自治体を選んだ場合、民間企業の求人が埋まる確率は、被災地全体のそれよりも約 14%低くなる。第三に、マスコミ報道で注目を集める水産業でのクラウドイングアウト効果は、他産業以上ではないものの、やはり深刻である、

本研究の特徴は、インターネットから収集した求人情報のマイクロデータを利用していることである。これにより、求人期間を月次や四半期ではなく日次で計算することができ、Blanchard and Perotti [5]が指摘した逆因果性（内生性）の問題を回避することができる。なぜなら、たとえ求人行動に影響する予期せぬ政策変化があっても、建設会社の求人票記載内容が同日中に変更されることはないからである。また、各投稿には勤務先の自治体に関する情報が含まれているため、データセットを被災地とその他の内陸部に分けることができる。このような豊富な観測結果は、統計分析の頑健性を高める。

本論文は以下のように構成される。2 節では、本研究に関連する 2 つの分野の先行文献をレビューする。3 節では、我々の理論的枠組みと推定方法について述べる。4 節では、サバイバル分析の結果を示す。5 節では、災害経済学、マクロ経済学、労働経済学の文献に対する我々の貢献についてまとめる。最後に、6 節で、政策的含意を含めた結論を述べる。

⁵ http://www.csis.u-tokyo.ac.jp/UEA/uea_code_e.htm.

2. 先行研究

Cavallo and Noy [3]に基づき、災害経済に関する実証研究を 2 つの分野に分類して紹介する。第一の分野は、政治システムや教育システムの質が、災害被害の程度にどのように影響するかを分析するものである。例えば、Kellenberg and Mobarak[6]は多国間パネルデータを用いて、開発と災害被害の間に非単調なクズネツツ型の逆 U 字型関係があることを発見し、その原因を途上国の都市化と先進国の制度整備にあるとしている。⁶

もう一つの分野は、災害後の経済成長に関する研究である。Skidmore and Toya [10]は、気候災害は長期的な経済成長と正の関係があるが、地質災害は長期的な経済成長と負の関係があることを示している。特に前者の正の効果は、災害後の総資本および、あるいは人的資本の生産性が向上したことによるとしており、Cavallo と Noy[3]は、これをシュンペーター的な「創造的破壊」のプロセスとみなしている。⁷

なお、災害の労働市場への影響についてはほとんど注目されていない。例外として、Kirchberger[24]は 2006 年のインドネシアのジョクジャカルタ地震の前後でのセクター間の賃金の変化を調査し、Otake 他[25]らは阪神淡路大震災がどのように就職活動に影響したのかを研究している。また、樋口ら[26]は、東日本大震災から 1 年後の市場を分析し、一部の産業で深刻なミスマッチが発生していることを明らかにしている。しかし、復興政策の副作用を考察した研究はない。

本稿は労働市場に焦点を当てているため、雇用者の求人行動に関する文献もレビューしておく。Burdett and Cunningham [27]は、米国では雇用者の企業規模が大きいほど求人期間が短くなることを示している。Andrews ら[28]と Davis ら[29]は、それぞれ英国とドイツでほぼ同じ結果を示している。Davis ら[30]は、米国の事業所レベルの年次データを分析し、就職率は事業所規模と負の関係にあり、産業によって異なることを示している。

3. 分析方法

3.1. 理論モデルと推定方法

求人期間に関するこれまでの実証研究、例えば Andrews ら[28]と Davis ら[29]では需要側、つまり企業の探索行動のみに焦点を当てている。さらに、そこで使われている理論モ

⁶ この分野の他の研究として、Kahn [7]、Anbarci 他 [8]、Raschky [9]を参照。

⁷ この分野の他の研究として、Raddatz [11]、Cuaresma 他 [12]、Hochrainer [13]、Noy [14]、Noy and Nualsri [15]、Strobl [16]、Loayza 他 [17]、Cavallo 他 [18]、Fomby 他 [19]、Klomp and Valckx [20]、Lazzaroni and van Bergeijk [21]、Hsiang and Jina [22]、Fidrmuc 他 [23]等がある。

デルでは、復興プロジェクトのような外生的な労働需要を考慮していない。一方、我々は Cahuc ら [31] の理論モデルを採用しており、これは Pissarides [32] の標準的マッチングモデルを拡張したもので、外生的な労働需要を考慮しながら労働者と企業の行動が同時に考慮される。このモデルでは、賃金と労働市場の逼迫度（失業者数に対する欠員数の割合）は、通常的需求-供給の枠組みのように、「雇用創出条件曲線」と「ナッシュ交渉賃金曲線」の交点で同時決定される。したがって、労働市場の逼迫度は、この 2 つの曲線に含まれる外生変数の関数として表すことができ、賃金には依存しないことになる。さらに、Pissarides [32] の探索マッチング機能の下では、未雇用労働者が求人を満たす割合は、この労働市場の逼迫度の関数として導き出すことができる。この割合はハザード率に他ならないので、2 つの曲線に含まれる外生変数が求人期間に及ぼす影響を推定するためにサバイバル分析を利用することができる。推定には、先行研究で一般的に採用されている Cox 比例ハザードモデルを適用する。⁸ このセミパラメトリックなモデルは、時間のみに依存するベースラインハザード関数 $h_0(t)$ と、共変量の線形関数 $\sum_{k=1}^K b_k x_{i,k}$ (K は説明変数の総数) を組み合わせたものである。時刻 t における求人票 i のハザード率 $h(t|x_i)$ は、以下のように仮定される。

$$h(t|x) = h_0(t) \exp(\beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_k x_{ik}) \quad (1)$$

3.2. データ収集

求人情報の収集には、次の 2 つの方法を利用している。まず、毎日午前 7 時にハローワークから宮城県内の個々の求人票データをダウンロードする。⁹ 求人票は、求人企業が募集開始を希望する日にウェブページにアップロードされる。そして採用が決まると、求人票はハローワークによりホームページから削除される。求人企業が他の場所で求人を充足した場合、ハローワークでの求人票を取り下げることになっている。よって、求人情報が掲載されてから削除されるまでの期間を、各求人の求人期間とする。各求人票は、提出後 3 ヶ月目の月末に有効期限が到来し、求人票はホームページから自動的に取り下げられる。サバイバル分析では、これらの期限切れの求人票を「打ち切りデータ」として扱う。求人を充足できなかった企業は、有効期限後に求人票を再提出することができる。我々はこれらの再提出されたシートを別の求人票として扱う。なぜなら、企業は再提出の際に求人条件

⁸ ここでは、データの制限のため、差の差分分析はできない。求人情報のデータが有効期限から 2 年後に削除されるため。我々は、震災前の求人票のデータが削除された後の 2015 年にこの調査を開始した。

⁹ ハローワークでは、夕方になると新しい求人情報が一斉にアップロードされるため、我々は朝 7 時からダウンロードを開始する。

を変更する可能性があり、また、新しい求人票番号が発行されるため、元の求人票と再提出された求人票を接続して扱うことは不適切・不可能であるためである。

第二に、我々は宮城労働局への行政文書開示請求により、ウェブ上で提供された求人票より詳細な情報を得ることができる。残念ながら、宮城労働局では復興のために厳しい人材難に直面していたため、要請を受けて正社員のみ限定している。ただし、フルタイムの求人の平均的なシェアは、パートタイムの求人を含めた全体の約 75%に上ることをことに注意されたい。以上 2 つのソースからの情報を、求人票の ID 番号をマッチング変数として統合した。上記からわかるように、ウェブ上では部分的な情報しか掲載されておらず、また求人期間は労働局のデータには含まれていないため、このような手順が必要となる。

10

なお、企業は求人票のウェブへのアップロードを拒否することができる。そのため、我々の収集方法が適切でない可能性がある。この可能性を確認するために、ウェブ上の投稿数と宮城労働局が公式に発表した投稿数を比較した。図 4 が示すように、その差は 10% 程度であり、我々のウェブからのデータセットは全体を代表していると考えられる

3.3. サバイバル分析における説明変数

ハローワークに求人を登録するためには、企業は求人票に記載されている労働条件に関する多くの数値や記述式の質問に答えなければならない。¹¹ ただし、記述式の回答を数値化するのは難しいので、以下のように 9 つの数値説明変数を採用する。¹²

我々の目的に最も関連する説明変数は建設業の求人状況である。どの求人が建設業等のどの産業に属するかを特定するために、ここでは求人票に表示されている日本標準産業分類での産業 ID 番号を利用した。次に具体的にどのように建設業の求人状況を変数化するかであるが、市場規模は地域によって異なるため、都市雇用圏ごとの全産業の求人数に対する建設業の求人数の日次シェアを用いた (2015 年基準; 金本・徳岡[4])。ただし、この変数が単にその分母、つまり全ての欠員の動きの効果を反映している可能性を排除するために、エリアごと・日ごとにそのトレンドを推定し、これを分母とした。¹³ また、雇用の雇用行動に最も影響を与えるのは採用決定の日であると仮定し、この日の建設業求人

¹⁰ 正確に言うと、一部の求人票はその求人充足日を記録しているが、その記録は義務付けられていないため、全体の数%に過ぎない。

¹¹ 求人票および応募用紙はハローワークのホームページで見ることができる。

https://www.hellowork.go.jp/enterprise/job_offer.html

https://www.hellowork.go.jp/dbps_data/_material/_localhost/doc/kyuuji_n2803.pdf.

¹² 性別や年齢に関する雇用条件を課すことは、法律で禁止されている。詳細はハローワークのホームページで確認できる。

https://www.hellowork.go.jp/dbps_data/_material/_localhost/doc/nenrei.pdf.

¹³ このトレンドを月ごとに推定する。これは、線形時間トレンド、二次トレンド、曜日ダミー、月初めのダミー、月末のダミーを独立変数とする線形回帰の推定値である。

シェアを利用した。

さらに、非線形効果を考慮するために、この二乗項も説明変数として採用した。建設業求人シェアの増加は他産業の労働市場を逼迫させるが、通常、この効果は加速度的に増加する。しかしこの一方、この逼迫による賃金上昇が失業プールからの労働力流入を促進する場合、逆にクラウドイングアウト効果が弱まるかもしれない [33]。

このように我々は建設業求人シェアの1次項と2次項の両方を説明変数に加えるため、最終的な建設業求人シェアが与える効果は、このシェアの平均値における近似ハザード比 $\exp(\beta_1 + \beta_2(2\bar{x} + 1))$ で評価する。ここで β_1 と β_2 はそれぞれ一次項と二次項の係数である。

¹⁴ 復興政策のクラウドイング・アウト効果が存在すれば、このハザード比は1より小さくなるはずである。なお、宮城県の都市雇用圏には隣県の自治体が含まれていないため、スピルオーバー効果を気にする必要はない。

以下、他の説明変数について説明する。第一に、各求人票における求人数を用いる。1つの求人票が複数の求人を募集することもあるため、求人票のホームページでの掲載は、求人が全く埋まっていないことを意味しない。つまり、何人かの採用が行われたにもかかわらず、求人票が有効期限までホームページ上に残っていることはあり得る。よって、もしこの点を調整しなければベースラインのハザードレートが過小評価される可能性がある。そこで、各求人票における求人数を説明変数に加えることとした。なお、上記からわかるように、この変数はハザード率と負の相関にあると考えられる。¹⁵

第二に、各事業所での従業員数を採用する。先行研究では、雇用先の規模が大きいほど就職率が高まることが示唆されている。第三に、常用雇用、4ヵ月以上の有期雇用、4ヵ月未満の有期雇用の雇用形態ダミーを加える。¹⁶ 第四に、労働力の供給サイドの影響をコントロールするために、生活保護の条件別のエリアダミーを加える。これは我々の推計が根差すサーチ・マッチング理論での留保賃金の代理変数と解釈される。日本の制度では、生活保護費を受け取るために必要な条件は、物価水準や生活水準を考慮して市町村が決定するが、複数の自治体で同じ条件となっている。¹⁷ 第五に土曜日と日曜日の休日ダミーを加える。第六に、労働市場の状況は産業ごとに異なる可能性があるため、産業ダミーを加える [30]。

なお、求人期間の市町村と月ごとの労働市場の初期値の違いをコントロールするために、

$$^{14} \frac{h_{\bar{x}+1}(t)}{h_{\bar{x}}(t)} = \frac{e^{\beta_1(\bar{x}+1) + \beta_2(\bar{x}+1)^2}}{e^{\beta_1\bar{x} + \beta_2\bar{x}^2}} = e^{\beta_1 + \beta_2(2\bar{x} + 1)}$$

¹⁵ 一つの求人票で複数の求人をを行い、一部だけが充足することは十分あり得るが、その人数（何人の求人が充足したか）はデータ制約上知ることができない。よって、ここでは Andrews ら [28] の推定手法を採用できなかった。

¹⁶ Stratified estimation を実施するため、日雇いの形態であった3つの観測値はデータセットから除外した。

¹⁷ なお、各失業者の具体的な予約賃金に関する詳細な情報は入手できない。

求人票がアップロードされる市町村と月で層別推計 (stratified estimation) した。¹⁸ よって、上記の生活保護ダミーは説明変数から除外されることになる点に注意されたい。

3.4. データクリーニング

我々は調査を開始した 2015 年 7 月 20 日から、ハローワークのウェブサーバーが原因不明の理由でダウンロードを拒否した 2016 年 3 月 24 日までの求人票データを収集している。¹⁹ 先述の通り、求人票は募集開始の翌々月の月末に期限切れとなるため、2015 年 10 月 1 日から 2015 年 12 月 31 日までの求人情報を利用する (図 5)。なお、この期間は、人手不足が強く主張された時期 (図 1) の中央に位置しており、クラウドイングアウト効果の存在を容易に検出することができる。

上記のように、2015 年 8 月 1 日から 2016 年 2 月 29 日までの合計 27,763 件の求人票から前後それぞれ 2 か月間における求人票を除くと 16,970 件となる。ここから、建設業の求人票を観測値から除外すると、14,489 件となる。さらに、宮城県の県庁所在地である仙台市には、ハローワークと同様のサービスを提供する民間の職業紹介会社が存在するため、観測値から除外した。この結果、34 の自治体における 7680 件の観測値が分析対象となった。

4. 推定結果

4.1. 記述統計量

我々のデータセットの記述統計を表 1 に示す。サンプルでは、約 36%の求人が充足されているが、被災地の方がその割合が若干大きい (1 行目)。建設業求人に対するシェアは、予想通り、被災地の方が内陸部よりも約 5%大きくなっている (2 行目)。また、被災地では、小売業や高齢者介護業の割合が相対的に高いため (図示せず)、土曜日を休日とする求人の割合が小さくなっている (3 行目)。雇用形態の構成は両地域で異なっている (行 5~7)。内陸部の方が有期雇用のシェアが大きいのは、内陸部には労働市場が流動的である都市部が含まれているためと思われる。また、各職場の従業員数は、被災地の方が約 6 人少ないが、これは沿岸部企業が比較的小規模であることを反映している (9 行目)。

最後に、8 行目によると、平均的な求人期間は約 40 日となっているが、この詳細を見るには Kaplan-Meier 推定値の方が有用である (図 6)。メディアの報道とは異なり、図 6 で

¹⁸ 図 5 参照。

¹⁹ 1つの可能性として、年度末に求職活動が集中することによるネットワークの混雑が挙げられる。

は、非建設業の求人期間は被災地と非被災地で同程度であり、建設業の求人期間は被災地の方が非被災地よりも短いことがわかる。後者は、復興事業が被災地の失業者を吸収しているという見方と一致しており、図 7 がこの傾向を裏付けている。図 7 は、被災地・非被災地、労働地域、雇用形態、休日（日曜休み）などの条件を組み合わせで算出した平均値からの乖離を用いて、建設業における求人期間と求人率の関係を示したものである。その結果、正の関係が見られ、民間雇用に対するクラウドイングアウト効果の存在が示唆された。地域間の違いについては、次節の統計的な分析に委ねる。

4.2. ベンチマーク

表 2 は、Cox 比例ハザードモデルを用いたベンチマーク推定結果である。ハザード比が 1 より小さい場合、独立変数の増加は、求人充足確率を低下させ、求人期間を長くさせる。

列 1 は、ベンチマークの結果を示している。3 行目は、建設業界の求人率に対する近似ハザード比を示しておりこの値は $\exp(\beta_1 + \beta_2(2\bar{x}+1))$ で計算され、 $\exp(\beta_1)$ と $\exp(\beta_2)$ がは行 1 と行 2 に示されている。見てわかるように、近似ハザード比は 1 よりも小さいため、建設業の求人率の上昇が他の民間産業の求人期間を長くしている。つまり、復興政策による民間雇用のクラウドイングアウト効果は存在するといえる。

多変数の結果も興味深い。4 行目は、各投稿の求人数に関する結果である。予想通り、求人票の求人数が増えると、求人票の取り下げの確率が下がる。5 行目は、各事業所の従業員数の効果を示しているが、Davis 他[30]と対照的に、事業所の規模は採用行動に影響を与えないことを示している。行 6 と 7 は、土曜日と日曜日を休みにすることで、雇用者が従業員を雇いやすくなることを示唆している。最後に、8 行目と 9 行目は、有期雇用よりも無期雇用の方が好まれないことを示している。その背景の詳細を調べることは本稿の域を超えるが、多くの人、特に震災で混乱した地域社会の中で家族の世話をするためにできるだけ家内にとどまりたいと考えた人が、無期雇用を躊躇したのではないかと推測される。²⁰

次に、内陸部（第 2 列）と被災地（第 3 列）の結果を比較する。予想通り、沿岸部のクラウドイングアウト効果は内陸部のそれよりも大きい。建設業の求人率が 1%上昇すると、被災地の民間企業の求人を埋める確率を約 17%以上も低下させている。²¹ この背景を理解するために、近似ハザード比と建設業求人シェアの関係を描いたのが図 8 である。²²

²⁰ 「仕事はあるが集まらない」 日本経済新聞, 2012/3/23。
(<https://www.nikkei.com/article/DGXZZ039634630W2A310C1000000/>).

²¹ ここでは係数推定値を用いて議論しているが、不十分な推定値をゼロにすべきだと考える人もいるだろう。しかし、この設定でも海岸での近似的なハザード比は 0.3596 と計算されるので、4 行目の結果と比較しなくても結論は変わらない。

²² なお、今回の推計では、シェアをゼロと 1 の間で制限していないため、この結果は局所的な均衡で解釈されることになる。

内陸部の曲線は上向きに、海岸部の曲線は下向きになっていることがわかる。²³ これは、被災地ではクラウドイングアウト効果が支配的であるが、内陸部では労働プールからの労働力流入がクラウドイングアウト効果を緩和していることを示している。最後に、表 2 の 4 列目では、沿岸部の地場産業である水産業に対する効果を示している。²⁴ 第 3 行と比較すると、近似ハザード比は若干低い。したがって、マスコミ報道で注目を集める水産業でのクラウドイングアウト効果は、他産業以上ではないものの、やはり深刻であるといえる。マスメディアが水産業を特別視した理由についてはここでは触れないが、被災地の人手不足の象徴として水産業を利用することが効率的であると考えたのは自然なことであろう。

4.3. ディスカッション

これまでに、被災地では復興事業による民間雇用のクラウドイングアウトが深刻であることを示してきた。しかし、震災によって求職者と雇用者の間のマッチング・メカニズムがどのように変化したのかは明らかではない。

ここでは、3.1 節で紹介した Cahuc 他[31] 参考にする。彼らは、公共事業の増加が民間雇用のクラウドイングアウトを引き起こすことを理論的に説明している。失業者にとって、公共事業の増加は、公共事業や民間事業に採用される確率の上昇を意味する。よって、公共事業が増加したときには、民間企業との交渉においてより高い賃金を要求したり、単により高い賃金の仕事を選択しがちとなる。このような要求賃金の上昇は、民間企業の期待利益を低下させるため、民間企業は失業者の雇用を躊躇することになる。その結果、公共事業の増加は、民間の雇用を抑制し、失業期間を延長させることになる。

こう考えていくと、被災地でのクラウドイングアウト効果が内陸部より深刻であるという我々の発見は以下のように説明できる。Barnichon and Figura [34]がいうように、求人企業と求職者を引き合わせるマッチングの効率性は、地域や市場セグメントによって異なる。特に被災地では、震災による失業者が求職活動に不慣れなため、この効率性が低い。よって、たとえ同程度の建設業求人シェアをもつ復興事業が実施されても、被災地では内陸部に比べて求人充足確率が低くなる。表 2 の結果は、この理論的な予想と一致している。

表 3 は、この見解へのさらなる証拠を示している。表 3 では被災地を「津波の被害を受けた地区の死亡率が 1.0%~2.5%の市町村」と再定義して、それぞれに応じて推計した場

²³ 全地域、内陸部、海辺、海辺の水産業について、それぞれ 19.600%、17.504%、22.130%、24.364%となっている。

²⁴ 日本標準産業分類では水産業は定義されていないため、本来は日本標準職業分類とほぼ同じである厚生労働省の職業分類に基づいて定義している。この分類に基づいて以下のような番号が付けられた求人票は、ここでは「水産業」に含まれる。061-04, 302-04, 442, 532-02, 585-02, 552, 553, 604-02, 683, 689-01, 719-01, 752。大雑把に言うと、この「水産業」とは、漁業、水産加工品業、港湾運送業、造船業などからなる。

合の結果を示している。²⁵ ここでは、被害の代理として Tani [35]が算出した死亡率を用いている。

上記の説明が正しいなら、地震による失業者の割合は被害の大きさに応じて近似ハザードレートの上昇が観察されるはずである。この予想の通り、表 3 の結果は死亡率が悪化すると近似的にハザード率が低下することを示している。以上より、内陸部と沿岸部の間でクラウドイングアウト効果の性質が異なるのは、震災によって職探しに不慣れな失業者が大量発生し、求人・求職マッチングの効率性の低下が生じたためと解釈できよう。²⁶

4.4. 頑健性の確認

4.4.1 需要サイドモデル

我々の推計は Pissarides [32]による労働の需要サイドと供給サイドの両方を取り込んだサーチ・マッチング理論に基づいているが、Andrews ら [28]のような求人充足期間に関する研究の多くは、その理論的基礎を雇用者の探索行動のみ、すなわち労働の需要サイドのみに置いている。そしてこの場合は、推計において相対賃金を説明変数として加える必要がある。表 4 と表 5 はこのケースでの推計結果である。²⁷ ここで、相対賃金のデータには、(1)求人票に記載されている上限または下限の賃金を、その充足日において都市雇用圏別に計算された建設業求人の平均上限賃金または平均下限賃金でそれぞれ除し、(2)両者（上限・下限相対賃金）の平均を算出してものを利用した。

表 4 と表 5 から容易にわかるように、結果は全体として変わらなかった。したがって、表 2・3 の分析結果は、賃金の内生性とは無関係である。

なお、ここで相対賃金に関する推定結果は、我々の直感通りのものとなっている。具体的には、相対賃金が 2 倍になると（ハザード率が 1 倍になると）、配属先が決まる確率は 1.926 倍になる。

4.4.2 パラメトリックモデル

パラメトリック推定-表 6 と表 7 は、ベースライン・ハザードがワイブル・ハザードで提供されると仮定して、パラメトリック推定を採用した場合を示している。形状とスケールのパラメータの推定値は、層化によって数がかかなり多くなったため掲載しない（34 市町村×3 か月×2 種=204 パラメータ）。パラメトリック推定を行うことで、ベースライン

²⁵ 市町村ごとの死亡率は図 3 を参照のこと。

²⁶ これらの結果は、Higashi [36]が直接被害を受けた地域では労働市場の逼迫度が低下していることを示していることと一致している。

²⁷ 残念ながら、尤度関数の最大化過程が収束しないため、水産業の結果を得ることはできない。

のハザードレートの形状は制約されるが、図9にまとめたように表2、表4、表3、表5と同様の結果が得られた。したがって、クラウドイングの影響が沿岸部でより深刻であるという我々の推計結果は、パラメータ化の有無とは無関係であるといえる²⁸²⁹。

5. 他分野への貢献

本研究は、災害後の労働市場に焦点を当てているが、その示唆は様々な分野の経済学にも有益である。まず、災害経済学に対し、本研究の結果は、創造的破壊仮説などの長期的な経済成長の議論に貢献できる。前述のように、災害後の長期的な成長の方向性については、特に地質災害の場合にはまだ多くの議論すべき点がある。特に、シュンペーター型以外の主張については、その理論的基礎は曖昧なままであり、また復興政策の間接効果についての分析も存在しない。我々の分析は、Alesina 他[1]の Labor market Channel of Fiscal Policy が、復興政策が成長に重要な役割を果たしている可能性を示しており、こうした議論に理論的基礎を与えるものになっている。もちろん、Labor market Channel of Fiscal Policy の予想が本当に実現したかどうか、すなわち、非建設部門の雇用が減少することによって、民間投資が減少するかどうかを分析することが、今後の重要な研究課題であることは言うまでもない。

第二に、本研究は、復興の多くが公共事業であることから、Alesina 他[1]の Labor market Channel of Fiscal Policy の存在を確認するものと考えられる。本研究では日次のマイクロデータを用いているため、年次の多国間パネルデータを用いた Alesina 他[1]に比べて、より詳細な分析となっている。

第三に、労働経済学に対して、本研究は2つの貢献がある。一つ目は、財政拡大による民間雇用のクラウドイングアウト効果を確認したことである。このような効果を実証的に見つけることは非常に稀である。私たちが知っている唯一のケースは Algan ら[33]である。彼らは OECD の40年間にわたるパネルデータを用いて政府支出が公的雇用に与える効果を分析している。本研究では、求人票のマイクロデータを用いて、こうした既存研究を補完するものである。第二の貢献は、日本における求人期間について、サバイバル分析を用いた初の研究を行ったことである。また、求人期間に関する分析はいくつかの国で行われているが、まだ満足できるものではない。我々の推計で得られた共変量の推定結果は、雇業者の雇用行動を理解する上で重要な貢献になっていると思われる。

²⁸ 表4と同様、水産業の結果が得られないのは、観測データ数が少なく、尤度関数の最大化過程が収束しないためである。

²⁹ 持続時間依存性については、自治体や月によって一貫した傾向が見られないため、ここでは議論しない。

6. 結論と政策的含意

本研究では、2011年3月11日に発生した東日本大震災の被災地において、建設業の求人が他の民間雇用をクラウドイングアウトしているかどうかを分析した。2015年10月1日から12月31日までの7680件の求人情報を対象にサバイバル分析を行ったところ、建設業の求人数の増加は、他の民間企業の求人期間を延長することが有意水準1%で確認された。この効果は、津波に襲われた沿岸部でより深刻である。また、今回の復興事業の背景は、Alesina 他[1]がいう Labor market channel of fiscal policy での設定と整合的であり、故にこの推計結果は被災地が将来的に長期的な経済停滞に直面する可能性を示唆するものである。

これまでの被災地経済に関する研究では、マクロ経済データを検証することで、事後的な経済成長における変化を分析してきた。これに対して、本研究では労働市場に焦点を当てて復興事業、特に労働市場でのクラウドイングアウト効果について、高頻度マイクロデータを用いて検証した。

今回の結果は、自然災害後の復興政策をめぐる政策論議に重要なメッセージを与えるものである。自然災害の悲劇に遭遇すると、私たちは、インフラや住宅の再建、あるいは被災者の生活を安定させるための雇用創出に注目しがちである。しかし、この2つの目標を同時に達成するためには、1つの政策手段だけでは十分ではない。東日本大震災では、日本政府はインフラの復興事業を通して多くの雇用を創出した。しかし、ここに示すように、この政策は民間企業の雇用を圧迫している。このような副作用を避けるためには、労働市場への参加者を増やすための追加的な政策を検討する必要がある。民間企業への労働力の流入が人的資本を更新し、シュンペーター的な創造的破壊を引き起こすのであれば、なおさらである。また、企業が本来の最適な資本・労働比率を維持できるように、民間投資への補助金を用意することも必要であろう。

今後に残された課題は以下のとおりである。まず、今回の調査期間を延長して、クラウドイングアウト効果がどのように変化するかを検討する必要がある。この副次的効果の影響を確認するためには、復興期以降の長期的な成長率を評価する必要がある。第二に、復興雇用における民間工事と公共工事の区別をより説得力のあるものにする必要がある。クラウドイングアウト効果の教科書的な考え方では、復興は純粹に政府によってなされなければならない。第三に、本研究ではフルタイムの雇用のみを対象としているが、パートタイムの雇用も含めるべきである。このような研究の余地は残されているが、本研究は、自然災害からの復興に関する政策論議に有用であると考えられる。

謝辞

Ilan Noy, 藤田昌久、井堀利宏、Harrold Caffè、神林龍、板谷純一、山崎潤一の各氏および、2016 年の Western Economic Association International (WEAI) の年次総会 (Portland, OR)、2017 年の Association for Public Economics Theory (APET) の年次総会 (パリ, フランス)、日本経済学会 (JEA) (東京)、日本経済政策学会 (JEPA) (沖縄) の 2017 年の年次総会、オーストラリアのアデレード大学、ニュージーランドのビクトリア大学ウェリントン校、日本の神戸大学でのワークショップの参加者に深く感謝する。またデータ収集に際し、厚生労働省職業安定局、宮城労働局の協力を受けた。特に宮城労働局：小野寺敦氏には求人票の扱いについて多くの指導を受けた。深く感謝申し上げます。さらに、ウェブスクレイピングのコーディングをお願いした入江大史氏、QGIS の利用方法を指導いただいた青木崇氏、草稿の確認に協力いただいた葦原彩人氏、陸震坤氏、福井将来氏にも感謝したい。なお本研究は、日本学術振興会（科学研究費補助金第 15H03356 号、第 16H03637 号）の支援を受けて実施している。記して感謝申し上げます。なお、有り得べき誤謬がすべて筆者の責に帰するのは言うまでもない。

付録 A. 補足データ

この論文で利用したデータについては <https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2020.101968> を参照されたい。

参考文献

- Alesina, Alberto, Silvia Ardagna, Roberto Perotti, and Fabio Schiantarelli. 2002. "Fiscal Policy, Profits, and Investment." *The American Economic Review* 92: 571-589.
- Algan, Yann, Pierre Cahuc, André Zylberberg, Pischke, J., and T. Verdier. 2002. "Public Employment and Labour Market Performance." *Economic Policy* 17: 7-65.
- Anbarci, Nejat, Monica Escaleras, and Charles A. Register. 2005. "Earthquake Fatalities: The Interaction of Nature and Political Economy." *Journal of Public Economics* 89: 1907-1933.
- Andrews, Martyn J., Steve Bradley, Dave Stott, and Richard Upward. 2008. "Successful Employer Search? An Empirical Analysis of Vacancy Duration Using Micro Data." *Economica* 75: 455-480.
- Behar, Alberto, and Junghwan Mok. 2013. "Does Public-Sector Employment Fully Crowd Out Private-Sector Employment?" IMF Working Paper, WP/13/146. Retrieved March 9, 2020, from <https://www.imf.org/external/pubs/ft/wp/2013/wp13146.pdf>
- Barnichon, Regis, and Andrew Figura. 2015. "Labor Market Heterogeneity and the Aggregate Matching Function." *The American Economic Journal: Macroeconomics* 7, no. 4: 222-249.
- Blanchard, Oliver, and Roberto Perotti. 2002. "An Empirical Characterization of the Dynamic Effects of Changes in Government Spending and Taxes on Output." *The Quarterly Journal of Economics* 117, no. 4: 1329-1368.
- Burdett, Kenneth, and Elizabeth J. Cunningham. 1998. "Toward a Theory of Vacancies." *Journal of Labor Economics* 16: 445-478.
- Cahuc, Pierre, Stéphane Carcillo, and André Zylberberg. 2014. "Labor Economics." 2nd Edition. Cambridge, MA: The MIT Press.
- Cavallo, Eduardo A., and Ilan Noy. 2010. "The Economics of Natural Disasters: A Survey." IDB Working Paper 124. Retrieved May 26, 2016, from http://www.unisdr.org/files/12526_getdocument.pdf
- Cavallo, Eduardo A., Sebastian Galiani, Ilan Noy, and Juan Pantano. 2013. "Catastrophic Natural Disasters and Economic Growth." *Review of Economics and Statistics* 95, no. 5: 1549-1561.
- Cuaresma, Jesús Crespo, Jaroslava Hlouskova, and Michael Obersteiner. 2008. "Natural Disasters as Creative Destruction? Evidence from

- Developing Countries.” *Economic Inquiry* 46, no. 2: 214-226.
- Davis, Steven J., R. Jason Faberman, and John C. Haltiwanger. 2013. “The Establishment-Level Behavior of Vacancies and Firing.” *The Quarterly Journal of Economics* 128: 581-622.
- Davis, Steven J., Christof Röttger, Anja Warning, and Enzo Weber. 2014. “Job Recruitment and Vacancy Durations in Germany University of Regensburg Working Paper, 481. Retrieved May 26, 2016, from http://epub.uni-regensburg.de/29914/1/Durations_RDP.pdf
- Fidrmuc, Jan, Sugatha Ghosh, and Weonho Yang. 2015. “Natural Disasters, Government Spending, and the Fiscal Multiplier.” CESifo Working Paper No. 5665. Retrieved May 26, 2016, from http://www.cesifo-group.de/ifoHome/publications/working-papers/CESifoWP/CESifoWPdetails?wp_id=19179445
- Fomby, Thomas, Yuki Ikeda, and Norman V. Loayza. 2013. “The Growth Aftermath of Natural Disasters.” *Journal of Applied Econometrics*, 28, no. 3: 412-434.
- Higashi, Yudai. 2019. “Effects of Region-Specific Shocks on Job Matching Efficiency: Evidence from the 2011 Tohoku Earthquake in Japan.” Kobe University Working Paper Series 237. Retrieved Feb 8, 2002, from <http://www.econ.kobe-u.ac.jp/activity/graduate/pdf/327.pdf>
- Higuchi, Yoshio, Tomohiko Inui, Toshiaki Hosoi, Isao Takabe, and Atsushi Kawakami. 2012. “The Impact of the Great East Japan Earthquake on the Labor Market: Need to Resolve the Employment Mismatch in the Disaster-Stricken Areas.” *The Japanese Journal of Labour Studies* 622: 4-16. (in Japanese)
- Hochrainer, Stefan. 2009. “Assessing the Macroeconomic Impacts of Natural Disasters: Are there Any?” World Bank Policy Research Working Paper 4968. Retrieved March 9, 2020, from: <https://elibrary.worldbank.org/doi/pdf/10.1596/1813-9450-4968>
- Hsiang, Solomon M., and Amir S Jina. 2014. “The Causal Effect of Environmental Catastrophe on Long-Run Economic Growth: Evidence from 6,700 Cyclones.” NBER Working Paper 20352. Retrieved March 9, 2020, from <https://www.nber.org/papers/w20352>
- Kahn, Matthew E. 2004. “The Death Toll from Natural Disasters: The Role of Income, Geography, and Institutions.” *Review of Economics and Statistics* 87, no. 2: 271-284.

- Kanemoto, Yoshitsugu, and Kazuyuki Tokuoka. 2002. "Proposal for the Standards of Metropolitan Areas of Japan." *Journal of Applied Regional Science* 7: 1-15. (in Japanese)
- Kellenberg, Derek K., and Ahmed Mushfiq Mobarak. 2008. "Does Rising Income Increase or Decrease Damage Risk from Natural Disasters?" *Journal of Urban Economics* 63: 788-802.
- Kirchberger, Martina. 2017. "Natural Disasters and Labor Markets." *Journal of Development Economics* 125, no. C: 40-58.
- Klomp, Jeroen., and Kay Valckx. 2014. "Natural Disasters and Economic Growth: A Meta-Analysis." *Global Environmental Change*, 26: 183-195.
- Lazzaroni, Sara., and Peter A. G. van Bergeijk. 2014. "Natural Disasters' Impact, Factors of Resilience and Development: A Meta-Analysis of the Macroeconomic Literature." *Ecological Economics*, 107: 333-346.
- Loayza, Norman V., Eduardo Olaberra, Jamele Rigolini, and Luc Christiansen. 2012. "Natural Disasters and Growth Going Beyond the Averages." *World Development* 40, no. 7: 1317-1336.
- Mori, Nobuhito, Tomoyuki Takahashi, and Tohoku Earthquake Tsunami Survey Group. 2012. "Nationwide Post Event Survey and Analysis of the 2011 Tohoku Earthquake Tsunami." *Coastal Engineering Journal* 54, no. 1: 1-27.
- Noy, Ilan. 2009. "The Macroeconomic Consequences of Disasters." *Journal of Development Economics* 88, no. 2: 221-231.
- Noy, Ilan, and Aekkanush Nualsri. 2011. "Fiscal Storms: Public Spending and Revenues in the Aftermath of Natural Disasters." *Environmental and Development Economics* 16: 113-128.
- Ohtake, Fumio, Naoko Okuyama, Masaru Sasaki, and Kengo Yasui. 2012. "Impacts of the Great Hanshin-Awaji Earthquake on the Labor Market in the Disaster Areas." *Japan Labor Review* 9: 42-63.
- Pissarides, Christopher A. 2000. "Equilibrium Unemployment Theory." Second Edition. Cambridge, MA: The MIT Press.
- Raddatz, Claudio. 2007. "Are External Shocks Responsible for the Instability of Output in Low-Income Countries?" *Journal of Development Economics* 84, no. 1: 155-187.
- Raschky, P. A. 2008. "Institutions and the Loss from Natural Disasters." *Natural Hazards and Earth System Sciences* 8: 627-634.
- Skidmore, Mark, and Hideki Toya. 2002. "Do Natural Disasters Promote

- Long-Run Growth?" *Economic Inquiry* 40, no. 4: 664-687.
- Strobl, Eric. 2011. "The Economic Growth Impact of Hurricanes: Evidence from US Coastal Counties." *Review of Economics and Statistics*, 93, no. 2: 575-589.
- Tani, Kenji. 2012. "Distribution of the number of deaths and the death rate on the Great East Japan Earthquake." Saitama University Department of Geography Occasional Paper, 32: 1-26. (in Japanese)

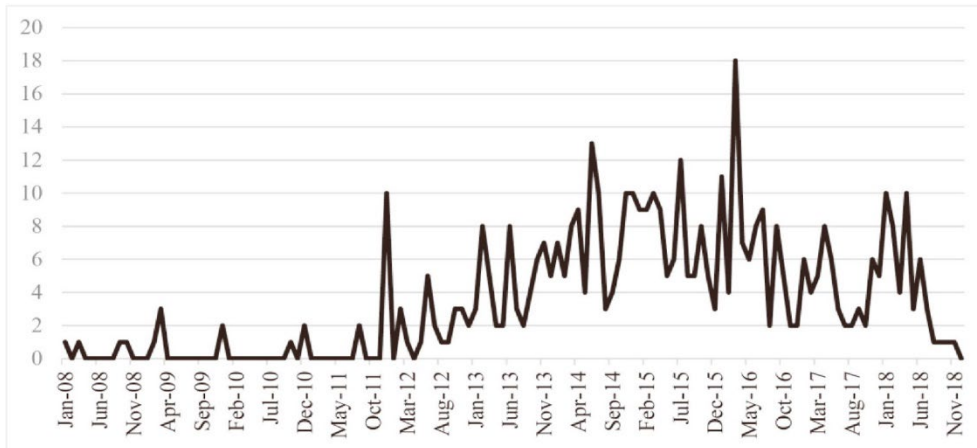


図 1. 地元新聞（三陸新報社）に掲載された労働力不足に関する各月の記事数



図 2. 公共部門と民間部門の建設受注額の比較

出典：国土交通省「建設工事受注動態統計調査」。

注) 集計対象は被災地（宮城県、岩手県、福島県）。横軸は、日本の4月から始まる年度を示している。

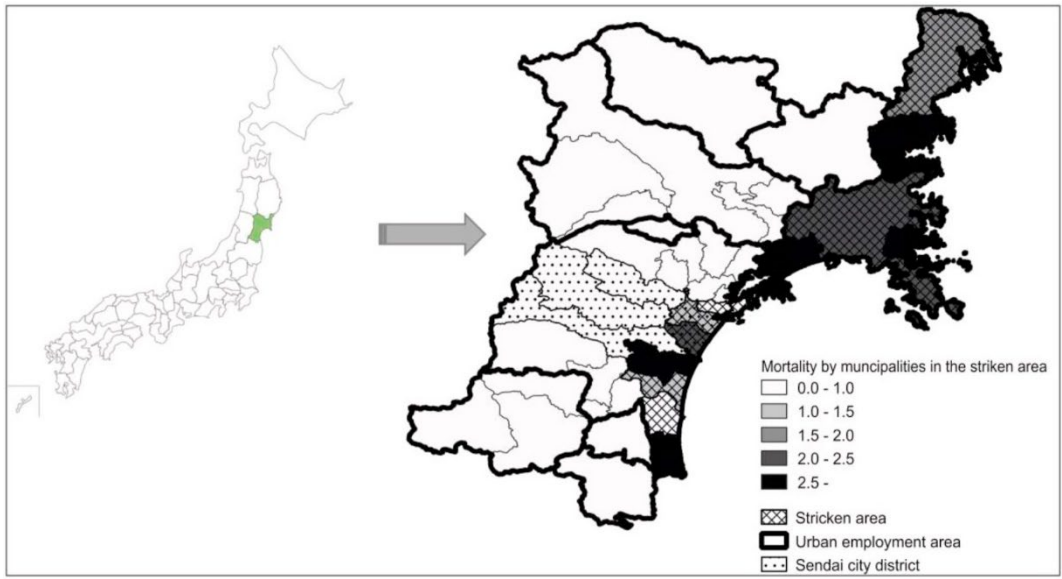


図 3. 宮城県の被災状況

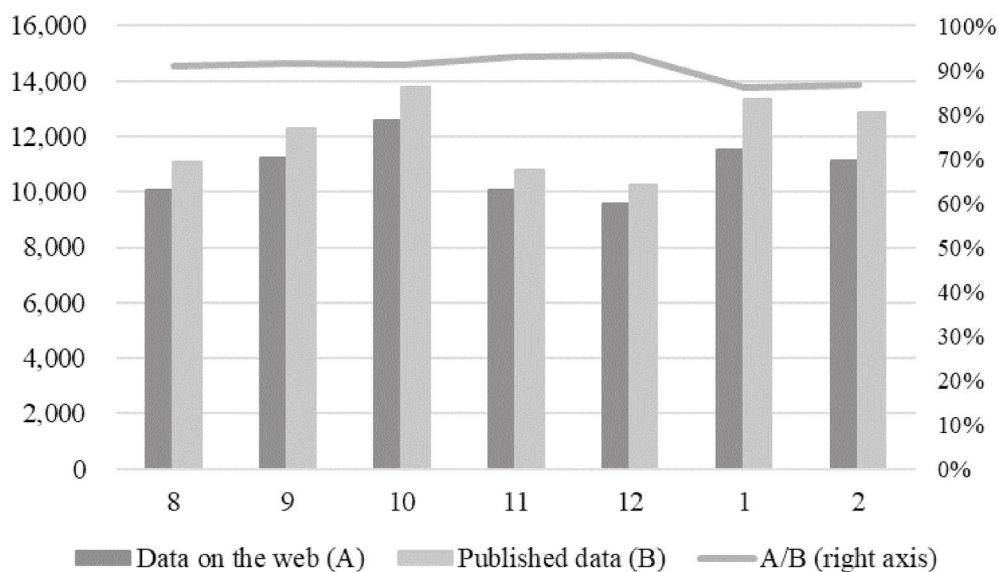


図4：公表データと収集データ間の新規求人数の比較

注：「公表データ」とは、厚生労働省「一般労働者の雇用紹介」の各月号に掲載されている「新規求人情報、正社員、フルタイム」の「新規求人情報」のこと。

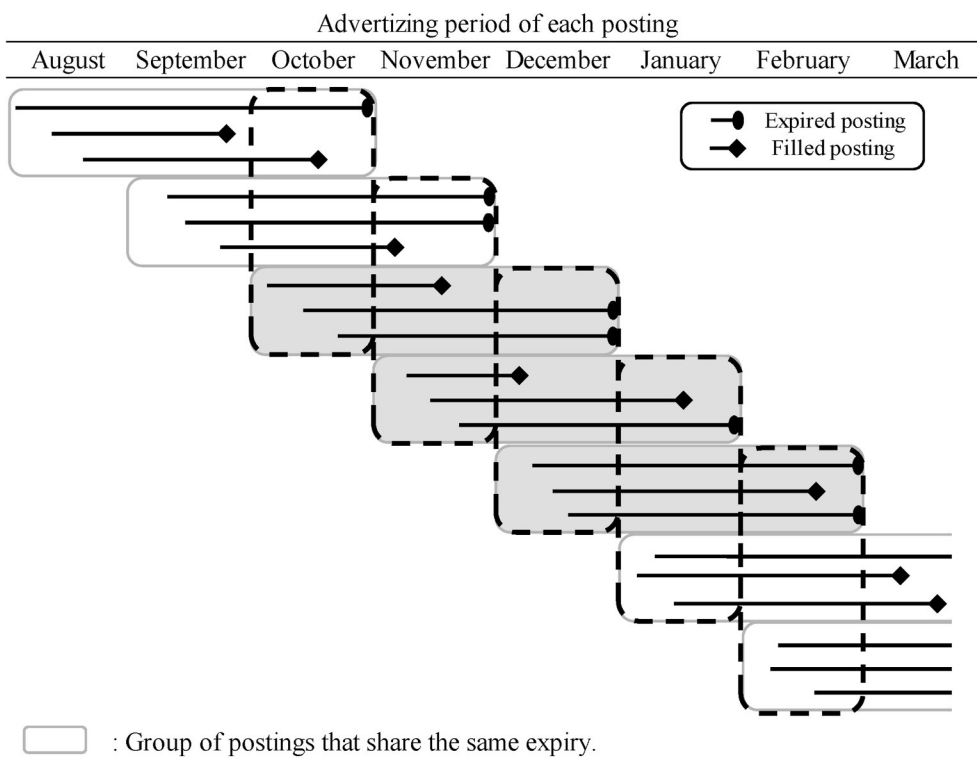


図 5. 求人票の時間構造

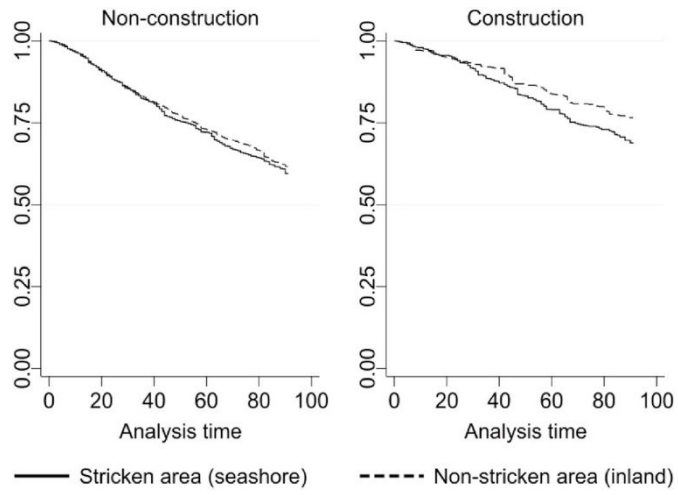


図 6. Kaplan-Meier 生存率推定値

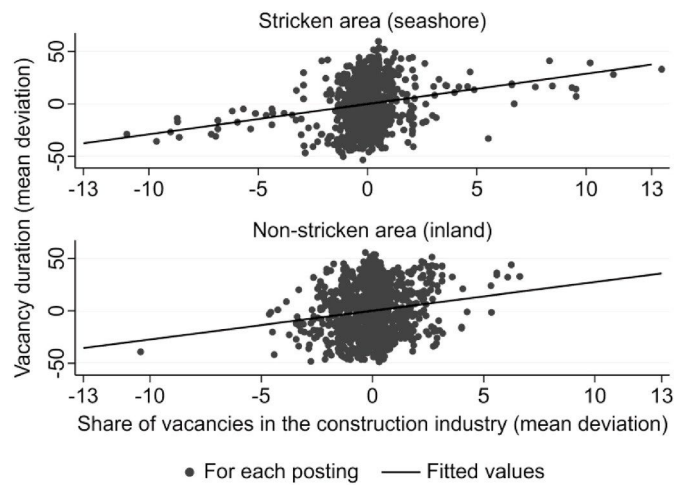


図 7. 建設業における求人期間と求人率の関係

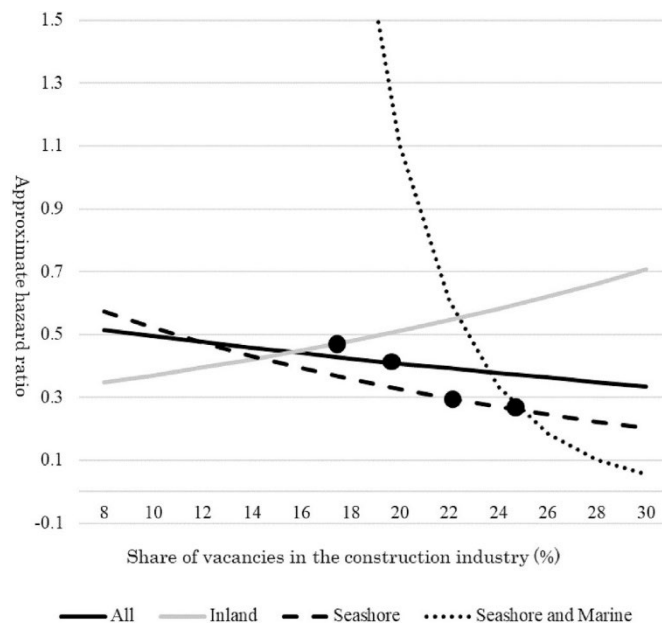


図 8. 建設業の求人票シェアと推定されたハザード比の関係

表 1 : 記述統計量

Variable	Total	Non-stricken (Inland)	Stricken (Seashore)
		Share	
Share of filled postings	0.3641	0.3580	0.3714
Share of postings in construction industry (%)	0.1960	0.1750	0.2213
Share of Saturday off	0.1658	0.1892	0.1374
Share of Sunday off	0.5233	0.5249	0.5214
Share of permanent job	0.7237	0.6984	0.7542
Share of fixed-term job (4 months or more)	0.1949	0.2097	0.1771
Share of fixed-term job (less than 4 months)	0.0814	0.0919	0.0687
		Average	
Vacancy duration of filled postings (day)	40.6989	40.9821	40.3692
The number of workers in the workplace	41.7944	44.5108	38.5142
The number of vacancies in each posting	1.8271	1.7881	1.8741
Relative wage of construction industry to the others (ratio)	1.0744	1.0701	1.0797
The number of observations	7680	4201	3479

表 2 : 推定結果 (ベンチマーク・Cox 比例ハザードモデル)

Variables	(1)	(2)	(3)	(4)
	Total	Non-stricken (Inland)	Stricken (Seashore)	Stricken & Marine
Share of postings in construction industry	0.6083 (0.0880)	0.2639 (0.0969)	0.8580 (0.1493)	42.7727 (1.1666)
Squared share of postings in construction industry	0.9903 (0.0022)	1.0163 (0.0023)	0.9766 (0.0033)	0.9080 (0.0247)
	Approximate hazard ratio			
	0.4110	0.4720	0.2942	0.3516
The number of vacancies in each posting	0.9307 (0.0145)	0.9408 (0.0194)	0.9202 (0.0220)	0.9405 (0.0607)
The number of workers in the workplace	1.0000 (0.0002)	0.9997 (0.0003)	1.0004 (0.0003)	0.9989 (0.0084)
Dummy of Saturday off	1.3445 (0.0553)	1.3675 (0.0727)	1.1942 (0.0896)	1.2213 (0.6507)
Dummy of Sunday off	1.4169 (0.0510)	1.5454 (0.0724)	1.2824 (0.0723)	1.0489 (0.4708)
Parttime job (4 months or more)	1.1019 (0.0535)	1.1698 (0.0723)	1.0223 (0.0808)	0.9646 (0.6175)
Parttime job (less than 4 months)	1.1808 (0.0749)	1.1852 (0.0988)	1.1706 (0.1172)	4.3401 (1.0842)
Observations	7,680	4,201	3,479	205

注 1 : 数値はハザード比。括弧内は係数の標準誤差。

注 2 : 近似的ハザード比 (approximate hazard ratio) は、 x を各地域の建設業における求人率の平均値、 $\beta 1$ と $\beta 2$ は線形および非線形の係数として $\exp[\beta 1 + \beta 2(2x + 1)]$ で計算した。

注 3 : サンプル期間は、2015 年 10 月 1 日から 12 月 31 日。ダミー変数等のいくつかの共変量の推定結果は省略している。

表 3 : 推定結果 (被害状況別・Cox 比例ハザードモデル)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Mortality	>=0.0	>1.0	>1.5	>2.0	>2.5
Num. of municipalities included	11	8	7	6	5
Share of postings in construction industry	0.8580 (0.1493)	0.4777 (0.2936)	0.5936 (0.3428)	0.1189 (0.4336)	0.0707 (0.4582)
Squared share of postings in construction industry	0.9766 (0.0033)	0.9867 (0.0059)	0.9826 (0.0068)	1.0098 (0.0082)	1.0199 (0.0085)
	Approximate hazard ratio				
	0.2942	0.2517	0.2496	0.1967	0.1733
The number of vacancies in each posting	0.9202 (0.0220)	0.9219 (0.0239)	0.9194 (0.0249)	0.9234 (0.0306)	0.9245 (0.0486)
The number of workers in the workplace	1.0004 (0.0003)	1.0006 (0.0003)	1.0006 (0.0003)	1.0006 (0.0004)	1.0018 (0.0011)
Dummy of Saturday off	1.1942 (0.0896)	1.0885 (0.1012)	1.0544 (0.1076)	0.9725 (0.1258)	2.1067 (0.2079)
Dummy of Sunday off	1.2824 (0.0723)	1.3421 (0.0802)	1.3477 (0.0862)	1.3376 (0.1012)	1.2793 (0.1738)
Parttime job (4 months or more)	1.0223 (0.0808)	1.0192 (0.0895)	1.0098 (0.0943)	1.1285 (0.1110)	1.0110 (0.1847)
Parttime job (less than 4 months)	1.1706 (0.1172)	1.1065 (0.1336)	1.1055 (0.1433)	1.2130 (0.1749)	0.9721 (0.2811)
Observations	3,732	2,829	2,545	1,975	815

注 1 : 数値はハザード比。括弧内は係数の標準誤差。

注 2 : 近似的ハザード比 (approximate hazard ratio) は、 x を各地域の建設業における求人率の平均値、 $\beta 1$ と $\beta 2$ は線形および非線形の係数として $\exp[\beta 1 + \beta 2(2x + 1)]$ で計算した。

注 3 : サンプル期間は、2015 年 10 月 1 日から 12 月 31 日。ダミー変数等のいくつかの共変量の推定結果は省略している。

表 4：推定結果（需要サイドモデル・Cox 比例ハザードモデル）

Variables	(1)	(2)	(3)	(4)
	Total	Non-stricken (Inland)	Stricken (Seashore)	Stricken & Marine
Share of postings in construction industry	0.6197 (0.0875)	0.2723 (0.0962)	0.8757 (0.1473)	47.1201 (1.1860)
Squared share of postings in construction industry	0.9900 (0.0022)	1.0157 (0.0023)	0.9763 (0.0033)	0.9062 (0.0251)
	Approximate hazard ratio			
	0.4136	0.4765	0.2955	0.3518
Relative wage	1.9261 (0.0828)	2.0436 (0.1152)	1.7628 (0.1213)	1.8128 (0.8780)
The number of vacancies in each posting	0.9253 (0.0147)	0.9328 (0.0199)	0.9178 (0.0219)	0.9312 (0.0633)
The number of workers in the workplace	1.0001 (0.0002)	0.9998 (0.0003)	1.0005 (0.0003)	0.9980 (0.0086)
Dummy of Saturday off	1.3235 (0.0554)	1.3412 (0.0728)	1.1874 (0.0898)	1.1786 (0.6587)
Dummy of Sunday off	1.4709 (0.0511)	1.5892 (0.0723)	1.3398 (0.0729)	0.9769 (0.4800)
Parttime job (4 months or more)	0.9853 (0.0553)	1.0341 (0.0749)	0.9295 (0.0833)	0.9503 (0.6191)
Parttime job (less than 4 months)	1.0778 (0.0756)	1.0915 (0.0992)	1.0668 (0.1194)	4.2287 (1.0924)
Observations	7,680	4,201	3,479	205

注 1：数値はハザード比。括弧内は係数の標準誤差。

注 2：近似的ハザード比 (approximate hazard ratio) は、 x を各地域の建設業における求人率の平均値、 $\beta 1$ と $\beta 2$ は線形および非線形の係数として $\exp[\beta 1 + \beta 2(2x + 1)]$ で計算した。

注 3：サンプル期間は、2015 年 10 月 1 日から 12 月 31 日。ダミー変数等のいくつかの共変量の推定結果は省略している。

表 5 : 推定結果 (被害状況別・需要サイドモデル・Cox 比例ハザードモデル)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Mortality	>=0.0	>1.0	>1.5	>2.0	>2.5
Num. of municipalities included	11	8	7	6	5
Share of postings in construction industry	0.8757 (0.1473)	0.5315 (0.2984)	0.6707 (0.3500)	0.1274 (0.4382)	0.0767 (0.4561)
Squared share of postings in construction industry	0.9763 (0.0033)	0.9848 (0.0060)	0.9804 (0.0069)	1.0086 (0.0083)	1.0186 (0.0084)
	Approximate hazard ratio				
	0.2955	0.2549	0.2522	0.1976	0.1776
Relative wage	1.7628 (0.1213)	1.9020 (0.1344)	1.9354 (0.1430)	2.0417 (0.1681)	1.8123 (0.2803)
The number of vacancies in each posting	0.9178 (0.02189)	0.9197 (0.02368)	0.9154 (0.02469)	0.9168 (0.03034)	0.9277 (0.04802)
The number of workers in the workplace	1.0005 (0.0003)	1.0006 (0.0003)	1.0006 (0.0003)	1.0006 (0.0004)	1.0017 (0.0011)
Dummy of Saturday off	1.1874 (0.08978)	1.0939 (0.1012)	1.0590 (0.1077)	0.9749 (0.1262)	2.0815 (0.2081)
Dummy of Sunday off	1.3398 (0.07289)	1.4048 (0.08077)	1.4179 (0.08691)	1.4003 (0.1018)	1.3358 (0.1757)
Parttime job (4 months or more)	0.9295 (0.08326)	0.9144 (0.09228)	0.9135 (0.09674)	1.0041 (0.1141)	0.9233 (0.1895)
Parttime job (less than 4 months)	1.0668 (0.1194)	0.9950 (0.1362)	1.0035 (0.1458)	1.1183 (0.1776)	0.8818 (0.2863)
Observations	3,732	2,829	2,545	1,975	815

注 1 : 数値はハザード比。括弧内は係数の標準誤差。

注 2 : 近似的ハザード比 (approximate hazard ratio) は、 x を各地域の建設業における求人率の平均値、 $\beta 1$ と $\beta 2$ は線形および非線形の係数として $\exp[\beta 1 + \beta 2(2x + 1)]$ で計算した。

注 3 : サンプル期間は、2015 年 10 月 1 日から 12 月 31 日。ダミー変数等のいくつかの共変量の推定結果は省略している。

表 6 : 推定結果 (ワイブルハザードモデル)

Variables	(1)	(2)	(3)
	Total	Non-stricken (Inland)	Stricken (Seashore)
Share of postings in construction industry	0.4862 (0.0715)	0.2859 (0.0922)	0.5982 (0.1221)
Squared share of postings in construction industry	0.9989 (0.0017)	1.0146 (0.0023)	0.9920 (0.0026)
	Approximate hazard ratio		
	0.4646	0.4822	0.4166
The number of vacancies in each posting	0.9181 (0.0148)	0.9346 (0.0192)	0.8955 (0.0231)
The number of workers in the workplace	1.0000 (0.0002)	0.9996 (0.0003)	1.0005 (0.0003)
Dummy of Saturday off	1.3663 (0.0548)	1.4123 (0.0720)	1.2716 (0.0887)
Dummy of Sunday off	1.4330 (0.0504)	1.5386 (0.0720)	1.3182 (0.0714)
Parttime job (4 months or more)	1.0931 (0.0533)	1.1908 (0.0715)	1.0017 (0.0811)
Parttime job (less than 4 months)	1.2077 (0.0744)	1.2057 (0.0982)	1.2041 (0.1165)
Observations	7,680	4,201	3,479

注 1 : 数値はハザード比。括弧内は係数の標準誤差。

注 2 : 近似的ハザード比 (approximate hazard ratio) は、 x を各地域の建設業における求人率の平均値、 $\beta 1$ と $\beta 2$ は線形および非線形の係数として $\exp[\beta 1 + \beta 2(2x + 1)]$ で計算した。

注 3 : サンプル期間は、2015 年 10 月 1 日から 12 月 31 日。ダミー変数等のいくつかの共変量の推定結果は省略している。

表 7：推定結果（被害状況別・ワイブルハザードモデル）

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Mortality	>=0.0	>1.0	>1.5	>2.0	>2.5
Num. of municipalities included	11	8	7	6	5
Share of postings in construction industry	0.5982 (0.1221)	0.1379 (0.2189)	0.1430 (0.2468)	0.0574 (0.2205)	0.0811 (0.2707)
Squared share of postings in construction industry	0.9920 (0.0026)	1.0146 (0.0042)	1.0139 (0.0047)	1.0286 (0.0038)	1.0255 (0.0041)
	Approximate hazard ratio				
	0.4166	0.2758	0.2836	0.2454	0.2554
The number of vacancies in each posting	0.8955 (0.02307)	0.9073 (0.02462)	0.9027 (0.02566)	0.8987 (0.03170)	0.8835 (0.05313)
The number of workers in the workplace	1.0005 (0.0003)	1.0007 (0.0003)	1.0008 (0.0003)	1.0008 (0.0003)	1.0021 (0.0011)
Dummy of Saturday off	1.2716 (0.08868)	1.1202 (0.1005)	1.0843 (0.1070)	0.9982 (0.1241)	1.8261 (0.2043)
Dummy of Sunday off	1.3182 (0.07134)	1.3619 (0.07960)	1.3546 (0.08543)	1.4019 (0.09936)	1.5262 (0.1666)
Parttime job (4 months or more)	1.0017 (0.08110)	1.0577 (0.08860)	1.0517 (0.09338)	1.1767 (0.1095)	1.0626 (0.1813)
Parttime job (less than 4 months)	1.2041 (0.1165)	1.0993 (0.1331)	1.0892 (0.1427)	1.1705 (0.1732)	0.9667 (0.2770)
Observations	3,732	2,829	2,545	1,975	815

注 1：数値はハザード比。括弧内は係数の標準誤差。

注 2：近似的ハザード比 (approximate hazard ratio) は、 x を各地域の建設業における求人率の平均値、 $\beta 1$ と $\beta 2$ は線形および非線形の係数として $\exp[\beta 1 + \beta 2(2x + 1)]$ で計算した。

注 3：サンプル期間は、2015 年 10 月 1 日から 12 月 31 日。ダミー変数等のいくつかの共変量の推定結果は省略している