

**Discussion Paper Series**

---

**U**niversity of Tokyo  
**I**nstitute of Social Science  
**P**anel Survey

---

東京大学社会科学研究所 パネル調査プロジェクト  
ディスカッションペーパーシリーズ

失業が健康・生活習慣に及ぼす効果：  
固定効果モデルと一階差分モデルによる  
パネルデータ分析

The Effect of Unemployment on the Health and Health-related Behaviors  
among Japanese Men: An Analysis Using Fixed-effect and  
First-differenced Models

菅万理 (兵庫県立大学経済学部)

有田伸 (東京大学社会科学研究所)

Mari KAN, Shin ARITA

March 2012

No.55

## 失業が健康・生活習慣に及ぼす効果： 固定効果モデルと一階差分モデルによるパネルデータ分析

菅 万理（兵庫県立大学経済学部）

有田 伸（東京大学社会科学研究所）

本稿は、失業が個人の身体的・精神的健康状態と生活習慣にどのような効果をもたらすかを、パネルデータを用いて分析するものである。パネルデータ分析においては個人間の観察されない異質性をコントロールするため固定効果モデルが広く用いられているが、このモデルは説明変数の「変化」がもたらす影響に関してある種の仮定を置くものである。「就業」と「失業」という2つのカテゴリーからなる説明変数を例にとると、通常の固定効果モデルでは、説明変数の変化について、変化の方向に対する無差別性、非変化時の状態に対する無差別性という2つの仮定を前提とすることになる。しかし、就業状態から失業状態に移行する場合と失業状態から就業状態に移行した場合は、あるいは失業状態が2期にわたって継続する場合と就業状態が2期にわたって継続する場合では、その効果の程度は異なるとも考えられる。そこで本稿では、一階差分モデルを用いてこれらの仮定を緩め、変化の方向やパターンを区別した分析を行った。「働き方とライフスタイルの変化に関する全国調査」1波から5波を用いた分析の結果、主体的健康観については固定効果モデル、一階差分モデル両者において失業の効果は観察されなかった。Mental Health Inventory (MHI-5)を指標としたメンタルヘルスについては、固定効果モデルから失業が負の効果を持つことが明らかになった。一階差分モデルでは、状態の変化を被説明変数とし、「就業・就業」のパターンを基準とした場合、「就業・失業」及び「失業・失業」の効果は観察されなかったが、「失業・就業」の場合、メンタルヘルスが有意に改善されることが明らかになった。健康状態と就業状態の強い逆の因果性を取り除くためサブサンプルによる分析も併せて行ったが、基本的にこれらの結果は変わらなかった。しかし、固定効果モデルによる分析で、「失業」がメンタルヘルスに及ぼす負の効果は有意でなくなった。生活習慣では、運動習慣、喫煙、睡眠時間に失業の効果が観察された。固定効果モデルより、失業は運動に正の効果を持つことが、一階差分モデルより「就業・失業」の場合個人は運動の頻度を増やすことが明らかになった。喫煙については、固定効果モデルからは失業の効果は観察されなかったが、一階差分モデルからは「失業・失業」の場合、個人は喫煙の頻度を増やすことが明らかになった。逆に、睡眠については、固定効果モデルから失業の正の効果が観察されたが、一階差分モデルでは就業状態の変化による統計的有意な行動の変化は示されなかった。

## 1. はじめに

欧米諸国と比較して日本の失業率は相対的に低く、失業率そのものが社会的な問題になることは長らくなかった。しかし、1990年代から10余年に及んだ長い不況の中、失業率は徐々に上昇し、2001年に完全失業率は1968年以後で初めて5パーセントに達し、2002年と2003年の2度にわたりその数値は5.5パーセントを記録した。その後景気の回復に伴い失業率はやや改善の傾向を見せ、2007年には3.9パーセントにまで回復したが、2008年秋に起こったリーマン・ショックに端を発した景気の失速によって2010年、失業率は5.4パーセントの水準に再上昇した。2010年の失業率の内訳をみると、40歳から54歳までの働き盛りの年代の失業率がほぼ4.0パーセントであるのに対し、20歳から24歳までの若年世代では10.3パーセントに及び、失業が若年層で深刻な問題となっていることがうかがえる。(総務省統計局, 2012)さらに日本における失業の1つの特徴は、歴史的に雇用の流動性が低く1度仕事を失うとなかなか次の仕事に就けないことから、失業期間が12か月以上に及ぶ「長期失業者」の割合が高いことである。(OECD, 2010)

一方、不況の中、企業の人件費削減の圧力に伴い、1999年と2003年の2度にわたり労働者派遣法が改正され、労働者派遣の基準が緩和されたことで、学校を出たばかりの若者の多くがパートタイムや臨時社員、もしくは派遣労働者として新たに労働市場に参入することとなった。彼らが不安定な雇用環境にさらされる一方で、正規社員たちは恒常的な人手不足や非正規社員の監督などの新たな業務のため長時間労働などの問題に直面することとなった。

このような劇的な労働市場の変化は労働人口の心身の健康にどのような影響を及ぼしてきたのか。とりわけ、不安定な雇用環境から職を失った者は「失業」というストレスを伴う状況で心身の健康を損ねるのだろうか。低い失業率や独特の新卒採用のシステムの中、学校を卒業すれば職に就いて当然という社会的規範が長らく支配してきた日本の労働市場において、失業の効果は欧米諸国とは異なるのだろうか。

本稿は、東京大学社会科学研究所が実施したライフコースパネルデータの2007年から2011年のデータを用いて、失業が心身の健康、及びその前提となる生活習慣にどのような影響を及ぼしたのかを分析する。健康状態については、主観的健康観を指標とした身体的健康、Mental Health Inventory (MHI-5)を指標としたメンタルヘルスが失業状態に陥ることによってどう変化するかを検証する。また、生活習慣については、運動習慣、食習慣、喫煙、飲酒、睡眠時間が就労状態の変化によってどのように変化するかを分析する。

分析に当たっては、そもそも健康状態や生活習慣が悪い者が失業状態に陥りやすいというセルフ・セレクションの問題を克服するため、本稿では固定効果モデルを用いて個人の

異質性をコントロールする。さらに、就業状態の変化の方向とパターンを区別するダミー変数を説明変数に組み込んだ一階差分モデルを用い、それらが健康状態や生活習慣に及ぼす効果を精察する。

日本の労働市場において女性の労働力参加は婚姻状況、配偶者の経済状況、子どもの有無、親との同居、保育の状況など多様な要素に影響を受けることから、分析対象を男性に限定する。固定効果モデル、一階差分モデルでもコントロールできない時間によって変化する個人の異質性に伴うバイアス、あるいは逆の因果性に対処するため、「健康上の理由で家事や仕事などの活動が制限されたこと」が「いつもあった」または「ほとんどいつもあった」個人を除いたサブサンプルによる分析を行い、結果の頑強性を確認する。

本稿の構成は次のようになる。次節で失業の健康・生活習慣への効果に関する国内外の文献を概観する。第3節で分析方法について議論し、第4節で使用データについての解説を行い、記述統計量を提示する。それぞれのモデルによる結果は第5節で示され、第6節はまとめである。

## 2. 先行研究

失業は現在先進諸国が共通に抱える重要な社会問題であり、失業が心身の健康に及ぼす効果については広く研究がおこなわれている。失業状態と健康状態の負の相関については古くから知られていることであるが、近年は、そもそも健康状態が悪い者が失業状態に陥りがちであるという個人の異質性を、自然実験や統計的手法を用いてコントロールすることで、失業が健康に及ぼす因果的な効果を実証の目的とする研究が中心となっている。

若年層の高い失業率が大きな政策課題となっている欧州では政府の行政データの個票が公開されていることもあり、多くの有益な示唆が得られている。これらの先行研究を、分析対象によって以下の3つのカテゴリーに分類し、そのそれぞれについて概観する。

### (1) 失業と身体的健康

失業が身体的健康に及ぼす効果を測る際のアウトカム指標としては、主観的健康観や特定の疾患による入院が多く用いられている。健康状態が就業状態に与える逆の因果性をコントロールするために最もよく用いられているのが、工場閉鎖などによる外生的な失業を自然実験ととらえ、その健康への効果を測定する手法である。<sup>1</sup>Browning et al. (2006) は、全デンマーク男性人口の10パーセントに当たるサンプルの1981年から1999年までのパ

---

<sup>1</sup> Morris and Cook (1991) は1970-1980年代に起きた工場閉鎖による失業が健康に及ぼす効果について、医学的な見地から文献サーベイを行っている。

ネルデータを勤務先のデータとリンクさせ、失業がストレス関連の疾患による入院にどのような効果を与えたかを分析している。工場閉鎖を外生的な失業の要因とし、さらにマッチング法を用いて分析した結果、外的要因による失業は入院確率に統計的有意な効果は与えないと結論づけた。Böckerman & Ilmakunnas (2009)は、European Community Household Panel Survey for Finland のデータを使い、Difference-in-differences の手法とマッチング法を用いて、失業は主観的健康観に影響を与えなかったことを検証した。Salm (2009) は、米国の Health and Retirement Study の 50 歳から 63 歳の個人を対象に、雇用主による事業の閉鎖によるレイオフを外生的な失業と捉え、健康への効果を Difference-in-differences の手法によって検証している。健康の内生性をコントロールした結果、レイオフは、健康状態の主観的な変化、ADL の変化に統計的有意な効果を与えていなかった。<sup>2</sup>

労働経済学の立場から、就業状態に対する健康の内生性を明示的に扱った研究では、Cai (2010)が Household, Income and Labour Dynamics in Australia (HILDA)のデータを用い、同時方程式モデルによって健康の就業への効果と就業の健康への効果とを識別している。そこからは、「健康は男女の労働力参加へ正の効果をもたらす」が、「労働力参加は男性の健康に負の効果をもたらす」という結果を得ている。つまり、仕事そのもののストレスが男性の健康に害を及ぼすという可能性を示唆している。

## (2) 失業とメンタルヘルス

Schmitz (2011)は、失業が健康満足度、メンタルヘルス<sup>3</sup>、1泊以上の入院に及ぼす効果を German Socio-Economic Panel (SOEP) を使って検証した。失業から健康への効果を検証するため、工場閉鎖による外生的な失業を対象とし、固定効果モデルを用いた結果、工場閉鎖による失業はすべてのアウトカムに対して統計的有意な効果を与えなかったという示唆を得ている。Green (2011)は失業が生活満足度やメンタルヘルスに悪影響を及ぼす事実を確認したうえで<sup>4</sup>、その影響を媒介する個人の資質として employability (雇用適性)

---

<sup>2</sup> Salm (2009)では CESD (Center for Epidemiologic Studies Depression Scale)をアウトカムとした場合も、レイオフのメンタルヘルスの変化への効果も観察されなかったと報告している。

<sup>3</sup> メンタルヘルスの指標として SOEP が公開している個人別 Mental Component Summary Scale (MCS)を用いている。MCS はアンケート調査前の 4 週間について、憂鬱の程度、精神的な問題によって日常生活に妨げがあったかどうかを訪ねているが、質問項目には、主観的健康観や身体的な痛みについての問いも含まれているので、身体・精神の総合的な健康状態の指標とも言える。

<sup>4</sup> Green (2011)では、失業から健康への因果関係を特定するために外生的な失業に限るといような措置はなされていない。

に注目し、HILDA を用いた分析から、employability は失業が生活満足度・メンタルヘルスに及ぼす悪影響を和らげる効果があることを実証した。これらは、経済学の分野における失業が健康に及ぼす効果についての実証分析であるが、心理学ではこの領域について膨大な量の研究がおこなわれており、Catalano (1991)と Goldman-Mellor et.al. (2010)が、それぞれ 1990 年までと、1990 年以降 2010 年までの文献の包括的なレビューを行っている。

### (3) 失業と生活習慣

経済学では、好況・不況のマクロ経済の状況変化が個人(労働者)のライフスタイルや生活習慣に及ぼす効果について、市場労働と家計内生産の間の時間配分の理論に基づいた実証研究が多く行われている。本稿は個人の就業状態が生活習慣に及ぼす効果に焦点を置いているが、理論的な背景を同じくすることから、それらの研究から得られた主な知見を紹介する。

この分野の先駆的な研究である Ruhm (1995)は、1975 年から 1988 年の米国の州パネルデータを使った分析から、アルコールの消費と交通事故は順景気循環的であることを明らかにしている。Behavioral Risk Factor Surveillance System (BRFSS)のマイクロデータを用いた分析では、Ruhm and Black (2002)が、不況下では、ストレスによる飲酒量の増加幅よりも、所得の低下などの経済的な要素による飲酒量の減少幅が上回ることを確認している。同じ BRFSS を用いた Ruhm (2005)では、不況になると喫煙や過剰な肥満は減少し、余暇に行われる運動の量は増えることを検証し、その理由として、労働時間の減少によって生活習慣に投資するための非労働市場の時間が増加し、そのことが健康的な行動に結びつくとして説明している。つまり、健康の生産は時間集約的なので、時間の相対的価値が下がると、健康と健康投資への需要が増加するという、グロスマンモデル(Grossman, 1972)で説明できるとしている。

個人の就業状態 特に失業が個人の生活習慣に及ぼす効果を推定した経済学の研究は多くないが<sup>5</sup>、Dev et al. (2011)が事業閉鎖による失業が個人の body mass index (BMI)と飲酒に及ぼす効果を、HRS を用いて分析している。Finite mixture model を用い、変化に対する対応についての個人の異質性をも考慮した結果、失業はすべての者の生活習慣に悪影響を与えるというよりも、失業によって非健康的な生活習慣に陥りやすいのは、失業前からとも問題のある生活習慣を行っていた者であることを検証している。

---

<sup>5</sup> Mullahy & Sindelar (1996)は、問題のある飲酒行動が就業を妨げ、失業に結びつくという、本稿とは逆の因果関係について実証している。

### 3. 分析方法

#### (1) 固定効果モデル

固定効果モデルはパネルデータ分析手法の一つであり、具体的には、以下のような方法によって推定される ( Baltagi 2008; Wooldridge 2002 )。このモデルの基本式は式(1)のように表わされ ( i は個人を表わし、 t は調査時点を表わす )。各個体固有の効果を表す  $v_i$  は個体ごとに一定の値をとる。また、その他の攪乱項  $\epsilon_{it}$  に関しては、独立同分布 ( independent and identically distributed: i.i.d. ) を仮定する。この式(1)の composed error term である  $v_i + \epsilon_{it}$  には系列相関が生じてしまうため、このままの形では OLS による推定を行うことができない。ここで式(1)から、各個体に関する時点間平均である式(2) ( 式(1)を時点間で平均したもの ) を引くと、式(3)が得られる。

$$y_{it} = \alpha + \mathbf{x}_{it}\boldsymbol{\beta} + v_i + \epsilon_{it} \quad \epsilon_{it} \sim iid(0, \sigma^2) \quad (1)$$

$$\bar{y}_i = \alpha + \bar{\mathbf{x}}_i\boldsymbol{\beta} + v_i + \bar{\epsilon}_i \quad (2)$$

$$y_{it} - \bar{y}_i = (\mathbf{x}_{it} - \bar{\mathbf{x}}_i)\boldsymbol{\beta} + (\epsilon_{it} - \bar{\epsilon}_i) \quad (3)$$

「個体内平均からの偏差」としての独立変数・従属変数間の関係を示す式(3)では、個体固有の効果  $v_i$  ( ならびに定数項  $\alpha$  ) は、先の引き算によってすべて消えてしまう。また誤差項  $\epsilon_{it} - \bar{\epsilon}_i$  は互いに相関しないものと考えてよく、この式(3)のパラメータは OLS によって推定することができる<sup>6</sup>。以上が固定効果モデルの推定方法であり<sup>7</sup>、この固定効果モデルは、各個体固有の効果  $v_i$  を統制した上で変数間の関係を推定できるというメリットを持つ。クロスセクショナルなデータを用いた従来の分析が「個体間における、変数値の偏差のセット」を利用して従属変数と独立変数の間の関係を特定しようとしていたのに対し、固定効果モデルは、「各個体内における、時点間での、変数値の偏差のセット」をそれに代えて用いることで、個人の観察されない異質性を完全に統制した上での変数間の関係を明らかにすることができるモデルと位置づけられる。実際、固定効果モデルは変数の差分値を推定に利用してはいるものの、このモデルは、クロス・セクショナルなデータの分析のケースと同様、変数間の一般的な関係性を特定するために用いられることが多く、またデータ

<sup>6</sup> ただし、パラメータの標準誤差の推定に際しては、個体内での時点間平均式を利用することによる自由度減少を考慮する必要がある。

<sup>7</sup> この方法は within estimator と呼ばれるが、この方法自体が fixed effects (FE) estimator と称されることも多いため、以下特に断らない限り、「固定効果モデル」として、この within estimator を指すものとする。

における調査波の順序を互いに入れ替えても結果はまったく変わらないという点からも、独立変数の（起点と終点を特定した形での）「変化」に焦点を当てたモデルとは言い難い。

#### a. カテゴリカルな説明変数の場合

このように固定効果モデルは、説明変数の「変化」、ならびにそれが被説明変数に与える独自の効果を積極的に把握しようとするものではない。しかし、説明変数にカテゴリカルな変数が用いられ、さらにその（起点と終点を特定した形での）「変化」、ならびに変化の独自の影響に強い関心が置かれた場合、「説明変数がどのように変化したのか」自体を考慮に入れる分析の必要性に直面することになる。そのような分析を行うために、いかなる方法を用いることができるのであろうか。

本稿では「観察されない個人間の異質性を統制する」という固定効果モデルのメリットは維持したままで、説明変数の変化の向きや非変化時の状態の違いを区別し、それらが持つ独自の効果を捕捉できるモデルを構築し、これを分析に用いていく。具体的には、固定効果モデルを出発点とし、それが置いている仮定を特定した上で、それらの仮定を緩めることで、説明変数の変化の向きや非変化時の状態の違いが持つ独自の効果の捕捉をねらう<sup>8</sup>。このために、ここではまず「就業状態の変化が健康に及ぼす影響」を事例としながら、説明変数の変化が被説明変数に及ぼす影響に関して固定効果モデルがいかなる仮定を置いているのかを確認しておこう。

カテゴリカルな説明変数が被説明変数に与える効果を捉えるために、重回帰分析ではダミー変数を用いるのが一般的である。たとえば、「就業」と「失業」という2つのカテゴリからなる「就業状態」という変数が、健康に及ぼす影響を分析する場合、どちらかのカテゴリを基準カテゴリとしたダミー変数をモデルに組み入れることとなる。ここでは、「就業」を基準カテゴリとした「失業」ダミー変数を想定し、この変数の係数を としよう。

このようなダミー変数は、カテゴリカルな説明変数を持つ固定効果モデルにおいても同様に用いられるが、時点間での「変化」に焦点を当てて考えれば、起点となる時点における就業状態と、終点となる時点における就業状態の具体的な組み合わせにしたがう健康度の変化は、このダミー変数の係数 によって表1のように推定されることになる。この例に即していえば、固定効果モデルでは、就業状態の「変化」が健康度にもたらす影響に関して次の2つの仮定が置かれているものといえる。

---

<sup>8</sup> これは、基本的に有田（2010）において示した方法に基づくものである。



表1 就業状態の変化がもたらす効果(固定効果モデル)

		変化後	
		就業	失業
変化前	就業	0	$\beta$
	失業	$-\beta$	0

b. 固定効果モデルの仮定

i) 変化の方向に対する無差別性

起点と終点を特定した「変化」の視点からとらえると、就業状態の移動にはたとえば就業から失業への移動とその逆向きの失業から就業への移動のように方向を異にする2つの変化が存在することになる。就業を基準とした失業ダミー変数の係数が  $\beta$  であるとき、これらの移動が健康にもたらす効果はそれぞれ、就業から失業へと転じた場合が  $\beta$ 、その逆の失業から就業へと転じた場合がマイナス  $\beta$  であることになる。すなわちこのモデルでは、独立変数の変化の方向が逆向きであっても、その影響は符号の反転を除いて違いがないとされ、変化の方向が異なることで従属変数の変動程度に違いが生じるとは考えない。

ii) 非変化時の状態に対する無差別性

以上のモデルにおいては、就業状態が変化しないときは、就業・失業どちらの場合でも基本的に健康は変化しないあるいは調査時点ダミー変数を含むモデルの場合は全体的な平均変動分として変化は一定と想定されている。すなわち「就業のまま就業状態に変化なし」、「失業のまま就業状態に変化なし」という2つの非変化のパターンが健康の変化に対して持つ効果は互いに異ならない、と仮定され、独立変数が変化しない場合、どのような水準・状態において「非変化」であったのかはまったく区別されないのである。

固定効果モデルにおける以上2つの仮定を緩めるということは、就業状態の変化の方向、あるいは非変化時の状態をそれぞれ区別し、その独自の影響を認めるということであるが、これは具体的には、(1)起点となる時点と終点となる時点とを区別しうるパネルデータの分析手法を利用しつつ、(2)就業状態の変化の方向、そして非変化時の状態の相違に応じて被説明変数への効果が異なりうるようなパラメタリゼーションを行う、という作業となる。

表2は、これまで用いてきた事例に即し、就業状態の変化の向きと非変化時の状態の相違を区別し、それぞれの独自の効果を認めるようなパラメタリゼーション体系を示したものである。このパラメタリゼーションは、仮定緩和前のパラメータはそのままの形で残し

た上で、そこにそれぞれの仮定緩和によって許容される効果の相違分を表すパラメータを新たに付け加えるものであり、これにより、新たに付け加えられたそれぞれのパラメータの有意性検定を通じて、緩めた仮定が本来妥当なものであったか否かの検討が可能となる。

もう少し具体的な説明を加えれば、まず表 1 に示した固定効果モデルから、変化の方向に対する無差別性の仮定を緩めた場合、表 2(a)のように、「就業から失業への変化」と「失業から就業への変化」とが互いに異なる効果を持つことが許容されるようになる。ここでは変化の方向を区別することで許容される健康変動程度の相違が、新たに追加された  $\gamma$  によって表わされる。この新たに追加されたパラメータ  $\gamma$  が 0 である時 すなわち就業状態の変化の方向に応じた健康度の変動程度に違いがない時 このモデルは通常の固定効果モデルに一致する。

表2 固定効果モデルの仮定を緩和した場合のパラメタリゼーション

(a)変化の方向を区別したモデル

		変化後	
		就業	失業
変化前	就業	0	$\beta + \gamma$
	失業	$-\beta$	0

(b)さらに非変化時の状態を区別したモデル

		変化後	
		就業	失業
変化前	就業	0	$\beta + \gamma$
	失業	$-\beta$	$\phi$

(c) モデル(b)を別様にパラメータ化したモデル

		変化後	
		就業	失業
変化前	就業	0	$\zeta$
	失業	$\eta$	$\phi$

次に非変化時の水準に対する無差別性の仮定を緩めると、表 2(b)のように、「就業のまま非変化」を基準として、「失業のまま非変化」の場合に異なる効果が認められることになる。この効果が  $\phi$  で示される。

以上 2 つの仮定を緩めたモデル(b)には、独自の値をとりうるパラメータが  $\gamma$ 、 $\phi$ 、 $\eta$  と 3 つ含まれることになる。結局これは、マトリックスに示された 4 つの移動パターンの効果を、そのうちの 1 つを基準とした上で、それぞれ別個のものとして推定されているに等しい。この「それぞれの移動パターンに別々のパラメータを割り当てる」ことで、固定効果モデルの仮定を緩和したモデルが、表 2(c)である。これは  $\zeta = \beta + \gamma$ 、 $\eta = -\beta + \phi$  となるように 2 つのパラメータ  $\gamma$  と  $\phi$  を定めたものであり、本質的には表 2(b)と等価なモデルであ

る。ただしこのようにパラメータを定めることで、「それぞれの移動パターンに伴う被説明変数の変化が、基準カテゴリーのそれと比べて異なるか」が有意性検定の対象となる。

## (2) 一階差分モデルの応用

就業状態の「変化」の具体的な内容とその独自の影響を捕捉するための上記のパラメタリゼーションは、変化の起点と終点の特定を前提とするものであるため、これを実際のパネルデータに当てはめる際には、起点となる調査波と終点となる調査波を明確に区別する分析手法が必要となる。2つの時点間での変数値の差分をとることで個体特有の効果を除去する一階差分モデル (Wooldridge 2002) は、このような条件を満たすモデルの一つであり、これは時点2の式(1)から時点1の式(1)を引いた式(4)で示される。

$$y_{i2} - y_{i1} = (\mathbf{x}_{i2} - \mathbf{x}_{i1})\boldsymbol{\beta} + (\epsilon_{i2} - \epsilon_{i1}) \quad (4)$$

この式(4)を OLS によって推定した一階差分モデルは、データが2時点の場合、固定効果モデル (within estimator) の推定結果と完全に一致する。また3時点以上のパネルデータの場合は、隣り合う2つの調査波間でそれぞれ一階差分をとり、複数生じた一階差分をすべてプールして OLS による推定を行うというのが、一般的な方法となる (Wooldridge 2002)。一階差分モデルは、固定効果モデルと同じく、個体間の観察されない異質性を完全に統制し得るという強いメリットを持つものの、データが3時点以上の場合、一階差分モデルの分析結果と固定効果モデルの分析結果はもはや一致しないという点には注意が必要である (Laporte and Windmeijer 2005)。

この一階差分モデルにおいては、固定効果モデルとは異なり、変化の起点と終点を区別することができるため、表2で示したパラメタリゼーションの導入が可能となる。以下の分析は、それぞれの移動パターンに別個のパラメータを1つずつ割り当てる表2(c)のモデルに基づいて行うこととする。主観的健康観 (SAH) を被説明変数とするとき、その推定式は式(5)で示される。

$$SAH_{it} - SAH_{i(t-1)} = \alpha + \zeta(UE)_{it} + \eta(EU)_{it} + \phi(UU)_{it} + \tau_t(\text{Year } t) + \epsilon_{it} \quad (5)$$

この式における説明変数は以下のような値を取る。

$UE_{it}$  : t-1 時点で失業、t 時点で就業の場合に 1。その他の場合に 0。

$EU_{it}$  : t-1 時点で就業、t 時点で失業の場合に 1。その他の場合に 0。

$UU_{it}$  : t-1 時点、t 時点共に失業の場合に 1。その他の場合に 0。

(レファレンス : t-1 時点、t 時点共に就業。)

なお、平均的な健康変動には調査波間で相違があることを認め、回帰モデルに調査年ダミー変数  $Year\ t$  (1波と2波間を基準とする。変化の「起点」年を変数名として使用) を含める。

### (3) アウトカム指標と説明変数

上記のモデルを前提として本稿が用いるアウトカム指標は、身体的健康状態については主観的健康観 (SAH)、精神的健康状態については、5つの質問への回答から計算された Mental Health Inventory (MHI-5) スコアであり、生活習慣については、運動習慣、1日3度の食事、ファーストフードによる食事、飲酒、のそれぞれの頻度、喫煙有無と本数、睡眠時間である。各アウトカム指標について以下に詳説する。

#### a. 主観的健康観

JLPS では1波から5波のすべての調査で、回答者のふだんの健康状態について尋ねている。「あなたは自分の健康状態についてどのようにお感じですか」の問いに対し、選択肢は、1.とても良い、2.まあ良い、3.普通、4.あまりよくない、5.悪い、の5つから成り、とても良い場合に変数の値が1になるようコーディングされているが、本稿では健康状態が良い場合に変数の値が大きくなるよう変換した。その結果、健康状態がとても良い場合の5を最高値、悪い場合の1を最低値とした値を、身体的健康度を表すスコアとし、これを被説明変数とした分析を行った。

#### b. MHI-5

本稿で使用するメンタルヘルスの指標は、5つの質問への回答から計算した Five-item version of the Mental Health Inventory (MHI-5) スコアである。MHI-5は、Veit and Wareら(1983)が一般的な集団向けのメンタルヘルスの尺度として提唱したもので、うつ、不安感、情動障害を検出するのに有効とされる。MHI-5が「うつ」のスクリーニングに有効であることは Berwick ら(1991)が他の尺度との比較によって示している。また、日本語版についての有効性は Yamazaki ら(2005)によって確認された。

JLPS で問われた実際の質問は以下の通りである。

以下の項目について、過去1ヵ月間にあなたはどのくらいの頻度で感じましたか。一番よくあてはまる番号を選んで下さい。

- かなり神経質であったこと

- どうにもならないくらい気分が落ち込んでいたこと
- 落ち着いておだやかな気分であったこと
- おちこんで、ゆううつな気分であったこと
- 楽しい気分であったこと

質問に対する選択肢は 1.いつもあった、2.ほとんどいつもあった、3.ときどきあった、4.まれにあった、5.まったくなかった、の 5 つであり、回答者がそれぞれの質問に対して 1 つを選択する。最後の質問は対象とする精神状態が他の質問と逆になることから、すべての質問項目に関し、メンタルヘルスがよい場合に変数の値が大きくなるよう再コーディングを行った後、5 つの変数すべての値を足し合わせた数値を MHI-5 の素スコアとした。素スコアは 5 点から 25 点までの間に分布する。さらに Ware et al. (1993) に従い、素スコアを 0 点から 100 点に線形変換し、その値を最終的な MHI-5 スコアとしてアウトカム指標とした。

#### c. 生活習慣

JPLS では隔年(1 波・3 波・5 波)に生活習慣に関する質問が含まれている。

運動(ウォーキング・ジョギング・エアロビクス・水泳・テニスなど)、1 日に 3 食食べる、カップ麺やファーストフードを食べる、の 3 つの項目に関しては、「あなたはどのくらいの頻度で以下のことをしていますか」と問われ、回答者は 1.毎日、2.週に 5~6 日、3.週に 3~4 日、4.週に 1~2 日、5.月に 1~3 日、6.ほとんどしない、の中から 1 つを選択する。それぞれの項目に対し、最も頻度が高い場合の数値を 6、ほとんどしない場合の数値を 1 にするよう再コーディングし、その値を被説明変数とした。

飲酒に関しては独立した質問項目で「あなたは現在、どのくらいの頻度でお酒を飲んでいますか」と尋ねており、その頻度について、最も頻繁な場合は 7、飲まない場合は 1 となる飲酒頻度スコアを作成した。具体的には、全くお酒は飲めない場合と禁酒した場合は 1、特別な機会があるときのみは 2、月に 2~3 回は 3、週に 1~2 日は 4、週に 3~4 日は 5、週に 5~6 日は 6、毎日が 7 となっている。

喫煙については、「あなたは現在、1 日にどのくらいタバコを吸いますか」という問いへの回答に基づき、喫煙したことがない、禁煙した場合は 1、1~10 本なら 2、11~20 本なら 3、21 本以上の場合には 4 となる喫煙頻度スコアを作成した。

睡眠時間については、JLPS が隔年に尋ねている起床時刻と就寝時刻から計算した。分析の単位は分である。

#### d. 説明変数

固定効果モデルにおいてキーとなる説明変数は、ダミー変数の `umemployed` であり、これは、就業している状態を基準として、失業している状態が被説明変数に及ぼす効果を測定する。一方、前述したように、一階差分モデルでは就業状態の変化のパターンを示す 3 つのダミー変数 `EU`、`UE`、`UU` をキーとなる説明変数とし、「就業 - 就業」を基準とした場合、「就業 - 失業」、「失業 - 就業」、「失業 - 失業」それぞれの変化が被説明変数に及ぼす効果を捉える。

心身の健康や生活習慣に影響を与えるその他の要因をコントロールするため、年齢、年齢 2 乗、教育、婚姻状況、所得、及び年ダミーを説明変数に加えた。教育については、中卒以下を基準として、高卒を表す `redc_2` と大卒以上を表す `redc_3` を推定式に含んだ。所得については、世帯当たり収入を世帯人数の 2 乗根で除して得た数値を 1 人当たり所得 `pincome` とし、説明変数として使用する。ただし世帯当たり収入は範囲で示された値の中央値を採った。

#### (4) サブサンプルによる分析

欧米諸国の先行研究では、健康状態が就業状態に影響を与えるという逆の因果性をコントロールするため、工場閉鎖など外的な要因による失業を自然実験として失業の効果分析を行っていた。しかしながら日本ではそのようなパネルデータは存在しない。そこで本稿では、健康状態の悪化が就業状態に負の影響を与えるという強い逆の因果性をコントロールしたうえで推定結果の頑強性を担保する目的で、サブサンプルによる推定を併せて行う。具体的には、すべての調査で尋ねられている「健康上の理由で家事や仕事などの活動が制限されたことがあったか」の問いに対し、「いつもあった」または「ほとんどいつもあった」と答えた個人を除いたサブサンプルを対象に分析を行い、結果の頑強性を確認する。

## 4. データと記述統計量

### (1) データ

分析には、東京大学社会科学研究所が実施した「働き方とライフスタイルの変化に関する全国調査」(JLPS)の 1 波から 5 波のデータを使用する。JLPS は、労働市場の変動や少子高齢化社会の進展など人々を取り巻く環境が大きく変化する中で、日本人のライフスタイルや意識の変化を把握することを目的として 2007 年、第 1 波の調査が実施された。調査は日本に住む 20 ~ 34 歳(若年調査)と 35 ~ 40 歳(壮年調査)の男女を対象とし、性、年齢、地域、都市規模による層化 2 段無作為抽出によりサンプリングした後、自記式調査票を郵

送配布、調査員による訪問回収を行っている。第1波は、若年調査で3,367名(有効回収率34.5%)、壮年調査で1,433名(40.4%)の調査票を回収している。その後1年ごとに追跡調査が行われ、現在、2011年に行われた第5波までのデータが使用可能である。

これまでのところJLPSを用いてさまざまな研究が行われているが、失業と健康・生活習慣に関する研究として、戸ヶ里(2008)が公衆衛生的見地から、中澤(2010)が社会学的見地から研究を行っている。戸ヶ里(2008)は、第1波のデータを使い、失業状態にあるものは低い主観的健康観を報告し、失業者または労働力不参加者はそれ以外の者と比較して健康上よくない食習慣を持っているが、運動習慣に関してはより頻繁に遂行されていたことを確認している。また、中澤(2010)は、JLPS1波から3波までのデータをパネル推定し、男性は無職になるとメンタルヘルスが悪化することを確認している。

## (2) 記述統計量

表3に変数の定義および全サンプルの記述統計量をまとめた。<sup>9</sup>左の列の記述統計量は、健康状態に関する分析に用いた1波から5波までのそれぞれの変数の平均値である。一方、右の列の記述統計量は、生活習慣に関する質問が隔年に行われていることから、第1・第3・第5の3回の調査における各変数の平均値を表している。失業者(求職していない者も含む)の比率は、1~5波で4.8パーセント、1・3・5波では5.1パーセントである。また、就業状況の異動を示した変数の記述統計量を見ると、1波から5波までのデータを用いた場合、就業-就業、就業-失業、失業-就業、失業-失業それぞれの割合は、93.9パーセント、1.7パーセント、1.8パーセント、2.6パーセントとなっている。また、隔年のデータを用いた場合はこれらの割合は、順に、93パーセント、2.2パーセント、2.3パーセント、2.5パーセントである。

次に、就業状態によって健康状態がどう異なるかを表4にまとめた。主観的健康観について、就業中の者の平均値が3.4であるのに対し、失業中の者の平均値は2.8と低く、MHI-5スコアを見ると、就業中の者の平均値が62.9、失業中の者の平均値が50.9となっている。Yamazakiら(2005)は、うつ状態を判断するカットポイントは52前後が妥当としており、この数値から失業とうつとの強い相関関係がうかがえる。前年度から当該年度への就業状態の移動のパターンによるグループ別にこれらの数値を見ると、主観的健康感は、就業-就業のグループで最も高く3.4であり、就業-失業、失業-就業のグループでそれぞれ3.1と3.0、失業-失業で2.5となっている。MHI-5スコアで測るメンタルヘルスについては、やはり就業-就業のグループで最も高く63.0であるが、就業-失業のグループで54.2、

<sup>9</sup> 表3~表13、及び付表1・付表2はすべて文末に掲載している。

失業 - 就業のグループで 57.7 と、変化の方向によって差が出ている。失業 - 失業のグループはやはり最も低く 49.1 となっている。

表 5 は就業状態によって生活習慣がどう異なるかを表している。まず、運動習慣については失業者の方がより頻繁に行っていることがわかるが、これは先行研究と整合的である。食習慣については、1 日 3 食の規則的な食事をする割合は就業者の方が若干高いが、ファーストフードを摂る割合も就業者の方が若干高くなっている。喫煙数については就業者・失業者間ではほぼ同じであるが、飲酒の頻度については、就業者では 3.8 であるのに対し、失業者では 2.7 と差が出ている。これは、飲酒機会が社会的な交流と結びついていることに関係すると考えられる。就業状態の移動のパターンによるグループ別に生活習慣の変化を見ると、就業 - 失業、失業 - 失業のグループで運動習慣の頻度が高くなっていることがわかる。睡眠時間については、就業 - 就業、失業 - 就業、就業 - 失業、失業 - 失業の順に長くなっており、それぞれ 404.3 分、418.0 分、432.4 分、464.8 分である。

## 5. 結果

Pooled OLS、固定効果モデル、就業状態の移動のパターンによるグループ別の Pooled OLS、移動の方向とパターンを区別した一階差分モデルの 4 つのモデルによる分析結果を、アウトカム指標ごとに表 6 から表 13 にまとめた。

就業状態と主観的健康感の関係をまとめた表 6 を見ると、2 種類の OLS の推定結果は「失業していること」および、「就業 - 失業」・「失業 - 就業」・「失業 - 失業」（基準は「就業 - 就業」）が統計的有意な効果を示しているが、固定効果および一階差分モデルではいずれの変数も統計的有意な効果を示していない。失業と MHI-5 スコアの関係は表 7 に示されているが、ここでは固定効果モデル、一階差分モデルの両方で、「失業していること」、「失業 - 就業」と移動することが統計的有意な効果を示した。まず、個人の観察できない異質性をコントロールしても、失業状態にあること自体がメンタルヘルスに負の効果を与えている。また、失業状態にあった者が就業することは、個人内でメンタルヘルスに正の効果を与えていた。サブサンプルによる主観的健康観と MHI-5 を被説明変数とした分析結果はそれぞれ付表 1 と付表 2 に示した。主観的健康観については、サブサンプルから得られた結果はフルサンプルのそれと整合的である。一方、MHI-5 については、サブサンプルによる分析では、固定効果モデルにおいて失業の効果が統計的有意でなくなった。尚、一階差分モデルによる結果はフルサンプルとサブサンプルで整合的で、「失業 - 就業」の場合、MHI-5 が 6.4 向上している。

就業状態と生活習慣の関係については、記述統計では失業と運動習慣の強い関連が示されていたが、計量分析の結果も同様の効果を示した。表 8 を見ると、4 つのモデルすべて



で就業状態を表す変数の係数が統計的有意であり、固定効果モデルの結果からは、失業状態にあることは、運動の頻度に正の効果をもたらすこと、一階差分モデルからは、就業していた者が失業した場合、運動の頻度を増やすことが明らかになった。1日3食の規則的な食事、ファーストフードによる食事の頻度という食習慣をアウトカムとする分析結果は、それぞれ表9・表10に示されている。個人の観察されない異質性をコントロールした場合には、就業状態は食習慣には全く統計的な有意な効果を示さなかった。つまり就業状態によるグループ別の食習慣の違いは、そもそもの個人特性によるものと解釈できるだろう。次に、喫煙については記述統計からはグループ別の大きな違いは観察されなかったが、表11に示された結果から、「失業 - 失業」の場合、つまり、失業状態が継続する場合、個人は喫煙本数を増やすということが明らかになった。飲酒頻度については、喫煙とは若干就業状態の及ぼす効果が異なっている。表12を見ると、固定効果モデルの「失業」ダミーが統計的有意に負の符号を示しているが一階差分モデルでは就業状態の異動は統計的な有意な効果を示していない。このことは、就業状態の移動パターンが行動に効果をもたらすというよりもむしろ、失業状態にあること自体が飲酒の機会を減らしているといえるだろう。睡眠時間については、4つのモデルすべてで失業の及ぼす統計的有意な効果が観察された。固定効果モデルからは、失業状態にあることは睡眠時間を32.9分増加させることが、一階差分モデルからは、就業状態から失業状態に移行することで睡眠時間が41.3分増加することが明らかになった。

## 6. まとめ

JLPSの1波から5波を用いた分析の結果、固定効果モデル、一階差分モデルともに失業が主観的健康観に及ぼす効果は観察されなかった。就業状態別のグループによる記述統計量やOLSの結果からは失業者のグループの低い主観的健康観が確認されたにも関わらず、個人の観察されない異質性をコントロールした結果、失業の効果が観察されなくなったということは、失業者の主観的健康感が低いことは「失業」が健康に及ぼす効果というよりもむしろ、もともと主観的健康感の低いグループが失業に陥る傾向が強いことを示していると解釈できる。失業がメンタルヘルスに及ぼす効果については、固定効果モデルによる分析からは、失業状態にあることはメンタルヘルスに負の影響を及ぼすことが明らかになった。また、一階差分モデルによる分析結果からは、前の期失業状態にあった者が今期就業状態に移行した場合、続けて就業状態にあるものを基準とすると、統計的有意にそのメンタルヘルスを好転させることが分かった。サブサンプルによるMHI-5の分析結果から、失業とメンタルヘルスの関係において、メンタルヘルスから失業への逆の因果性が否定できないことが明らかになった。日本では工場閉鎖などの勤務先の状況と個人の健

康状態を含んだパネルデータは存在しないが、別の方法によって逆の因果性をコントロールしたうえで、失業がメンタルヘルスに及ぼす効果を測定することが今後の重要な研究課題である。

失業が生活習慣に及ぼす効果については、運動習慣、喫煙、睡眠時間に関して失業が統計的有意な効果を示した。まず、運動については、固定効果モデルによると、失業状態にあること自体が運動の頻度を増やしており、さらに一階差分モデルの結果も個人が就業状態から失業状態になったとき、運動の頻度を増やしていることを示した。これは健康の生産が時間集約的なので、失業によって非労働市場の時間が増加し時間の相対的価値が下がると、健康投資への需要が増加するという、先行研究の結論と整合的である。

喫煙については、固定効果モデルの分析結果からは、失業状態にあること自体が喫煙頻度に効果を及ぼすことは示されなかったが、一階差分モデルからは、継続的に2期失業状態にあると、個人は喫煙頻度を増やしていることが明らかになった。

失業が睡眠時間を増加させることについては、2つのメカニズムが考えられる。1つめのメカニズムは、睡眠を運動と同様に自身の効用を増加させる家計内生産と考えた場合、失業することによって得られた時間をそのために費やすために睡眠時間が増加すると考えられる。もう1つのメカニズムは、失業によってメンタルヘルスが悪化した結果、睡眠時間を増やすと考えられる。後者のメカニズムについては、失業がメンタルヘルスに与える効果と同様、外生的な「失業」やより精密な計量分析手法を用いた精査が必要である。

## 参考文献

- 有田伸, 2010, 「変化の方向とパターンを区別したパネルデータ分析の可能性: 従業上の地位の変化がもたらす所得変化を事例として」東京大学社会科学研究所 パネル調査プロジェクト ディスカッションペーパーシリーズ No. 35.
- 総務省統計局・政策統括官・統計研究所, 2012, 『労働力調査』長期時系列データ.
- 戸ヶ里泰典, 2008, 「若年者の婚姻および就業形態と健康状態、健康関連習慣との関連性の検討」東京大学社会科学研究所 パネル調査プロジェクト ディスカッションペーパーシリーズ No. 9.
- 中澤渉, 2010, 「メンタルヘルスのパネルデータ分析」『東洋大学社会学部紀要』47(2): 83-96 .
- Baltagi, Badi H, 2008, *Economic Analysis of Panel Data 4th ed.*, John Wiley and Sons, Chichester, West Sussex, UK.
- Berwick D M, Murphy J M, Goldman P A, Ware Jr. J E, Barsky A J, Weinstein M C, 1991, Performance of a Five-item Mental Health Screening Test, *Medical Care* 29 (2): 169-176.
- Browning M, Dano A M, Heinesen E, 2006, Job Displacement and Stress-related Health Outcomes *Health Economics* 15: 1061-1075.
- Bockerman P, Ilmakunnas P, 2009, Unemployment and Self-assessed Health: Evidence from Panel Data *Health Economics* 18: 161-179.
- Cai L, 2010, The Relationship between Health and Labour Force Participation: Evidence from a Panel Data Simultaneous Equation Model, *Labour Economics* 17: 77-90.
- Catalano R C, 1991, The Health Effects of Economic Insecurity *American Journal of Public Health* 81(9): 1148-1152.
- Deb P, Gallo W T, Ayyagari P, Fletcher J M, Sindelar J, 2011, The Effect of Job Loss on Overweight and Drinking *Journal of Health Economics* 30 (2): 317-327.
- Goldman-Mellor S.J., Saxton K B, Catalano R C, 2010, Economics Contraction and Mental Health. *International Journal of Mental Health* 39 (2): 6-31.
- Gordo L R, 2006, Effects of Short- and Long-term Unemployment on Health Satisfaction: Evidence from German Data. *Applied Economics* 38: 2335-2350.
- Green F, 2011, Unpacking the Misery Multiplier: How Employability Modifies the Impacts of Unemployment and Job Insecurity on Life Satisfaction and Mental Health *Journal of Health Economics* 30: 265-276.
- Grossman M, 1972, On the Concept of Health Capital and the Demand for Health *Journal of Political Economy* 80 (2): 223-255.

- Laporte, Audrey and Frank Windmeijer, 2005, "Estimation of panel data models with binary indicators when treatment effects are not constant over time," *Economics Letters*, 88: 389-96.
- Morris J K, Cook D G, 1991, A Critical Review of the Effect of Factory Closures on Health *British Journal of Industrial Medicine* 48: 1-8.
- Mullahy J, Sindelar J, 1996, Employment, Unemployment, and Problem Drinking *Journal of Health Economics* 15: 409-434.
- OECD, 2010, *Employment Outlook 2010: Moving beyond the Jobs Crisis*, OECD, Paris, France.
- Ruhm C J, 1995, Economic Conditions and Alcohol Problems *Journal of Health Economics* 14 (5): 583-603.
- Ruhm C J, 2005, Healthy Living in Hard Time *Journal of Health Economics* 24: 341-363.
- Ruhm C J and Black W E, 2002, Does Drinking Really Decrease in Bad Times? *Journal of Health Economics* 21 (4): 659-678.
- Salm M, 2009, Does Job Loss Cause Ill Health? *Health Economics* 18: 1075-1089.
- Schmitz H, 2011, Why Are the Unemployed in Worse Health? The Causal Effect of Unemployment on Health *Labour Economics* 18: 71-78.
- Veit, C T, Ware J E, 1983, The Structure of Psychological Distress and Well-being in General Populations *Journal of Consulting and clinical Psychology* 51: 730-742.
- Yamazaki S, Fukuhara S, Green J, 2005, Usefulness of Five-item and Three-item Mental Health Inventories to Screen for Depressive Symptoms in the General Population of Japan *Health Quality Life Outcomes* 3 (48).
- Ware J E, Snow K K, Kosinski M, Gadek B, 1993, *SF-36 Health Survey Manual and Interpretation Guide*, New England Medical Center, Boston, MA.
- Wooldridge, Jeffrey M, 2002, *Economic Analysis of Cross Section and Panel Data*, The MIT Press, Cambridge, MA.

表3: 変数の定義と記述統計量

定義	変数	wave 1から wave 5まで			wave 1, wave 3, wave 5のみ		
		観測数	平均値	標準偏差	観測数	平均値	標準偏差
主観的健康観 (1-5)	SAH	7534	3.373	0.911			
Mental Health Inventory (MHI-5) (0-100)	MHI	7447	62.380	17.931			
運動習慣	fexer				4627	1.918	1.330
1日3食	fmeal3				4678	4.689	1.805
ファストフード	ffast				4683	2.617	1.094
喫煙	fsmoke				4685	1.785	1.027
飲酒	fliquor				4692	3.752	1.992
睡眠時間 (分)	wsleep				3858	405.548	65.748
年齢	age	10527	32.906	5.654	6265	32.961	5.673
年齢2乗	age2	10527	1114.743	368.641	6265	1118.611	371.076
教育: 中卒以下	redc_1	10423	0.334	0.472	6203	0.336	0.472
教育: 高卒	redc_2	10423	0.208	0.406	6203	0.207	0.406
教育: 大卒以上	redc_3	10423	0.458	0.498	6203	0.456	0.498
都市サイズ: 16大都市	csizecat1	7569	0.358	0.479	4717	0.351	0.477
都市サイズ: 人口20万以上の都市	csizecat2	7569	0.239	0.427	4717	0.242	0.428
都市サイズ: その他の市	csizecat3	7569	0.326	0.469	4717	0.329	0.470
都市サイズ: 町村	csizecat4	7569	0.077	0.267	4717	0.078	0.268
失業している(求職していない者も含む)	unemploy	7502	0.048	0.214	4663	0.051	0.221
就業-就業	EE	5037	0.939	0.239	2446	0.930	0.256
就業-失業	EU	5037	0.017	0.129	2446	0.022	0.147
失業-就業	UE	5037	0.018	0.133	2446	0.023	0.151
失業-失業	UU	5037	0.026	0.159	2446	0.025	0.156
結婚している	married	7567	0.446	0.497	4714	0.447	0.497
1人当たり所得 (円)	pincome	5634	3773000	2253902	3551	3745121	2203676

表4: 就業状態別主観的健康観及びメンタルヘルス

変数	就業している			失業している		
	観測数	平均値	標準偏差	観測数	平均値	標準偏差
SAH	7107	3.398	0.894	359	2.816	1.049
MHI-5	7034	62.947	17.585	351	50.997	20.421

変数	就業—就業			就業—失業			失業—就業			失業—失業		
	観測数	平均値	標準偏差	観測数	平均値	標準偏差	観測数	平均値	標準偏差	観測数	平均値	標準偏差
SAH	4713	3.376	0.886	84	3.071	1.095	91	3.000	0.907	131	2.527	1.018
MHI-5	4673	63.004	17.520	83	54.157	17.683	90	57.667	19.433	128	49.102	21.540

表5: 就業状態別生活習慣

変数	就業している			失業している		
	観測数	平均値	標準偏差	観測数	平均値	標準偏差
fexer	4338	1.882	1.287	236	2.508	1.802
fmeal3	4388	4.714	1.791	236	4.195	1.973
ffast	4392	2.620	1.084	237	2.578	1.298
fsmoke	4394	1.788	1.025	238	1.748	1.057
fliquor	4402	3.809	1.983	237	2.781	1.874
wsleep	3683	403.708	64.803	132	451.909	75.003

変数	就業—就業			就業—失業			失業—就業			失業—失業		
	観測数	平均値	標準偏差	観測数	平均値	標準偏差	観測数	平均値	標準偏差	観測数	平均値	標準偏差
fexer	2224	1.871	1.254	53	2.623	1.863	55	1.836	1.512	60	2.317	1.771
fmeal3	2262	4.780	1.741	54	4.500	1.830	56	4.357	1.986	58	4.379	1.909
ffast	2263	2.589	1.042	53	2.547	1.030	56	2.857	1.086	60	2.633	1.426
fsmoke	2256	1.709	0.983	54	1.722	1.089	57	1.860	1.093	61	1.672	0.995
fliquor	2260	3.878	2.007	54	3.389	2.069	57	3.386	2.024	60	2.383	1.738
wsleep	1907	404.296	64.318	34	432.353	79.584	37	417.973	84.438	33	464.849	75.998

表6: 就業状態と主観的健康観の推定結果

	Pooled OLS		Fixed effect model		Pooled OLS by groups with different employment trajectories			Arranged first differenced model		
	係数	頑健標準 誤差	係数	頑健標準 誤差	係数	頑健標準 誤差		係数	頑健標準 誤差	
Unemployed	-0.518 ***	0.078	-0.086	0.088						
EU					-0.261 *	0.139	EU	0.180	0.138	
UE					-0.370 ***	0.132	UE	0.017	0.149	
UU					-0.913 ***	0.125	UU	0.022	0.127	
age	-0.036	0.026			-0.065 *	0.034	difage	(dropped)		
age2	0.000	0.000	0.000	0.001	0.001	0.001	difage2	-0.001	0.002	
redc_2	0.033	0.035			0.045	0.042				
redc_3	0.166 ***	0.028			0.167 ***	0.034				
married	-0.073 ***	0.026	-0.023	0.026	-0.163 ***	0.035	difmar	-0.046	0.031	
pincome	0.000 ***	0.000	0.000 ***	0.000	0.000 ***	0.000	difpincome	0.000 ***	0.000	
year dum2	-0.037	0.037	-0.060	0.056	0.089 **	0.041	year dum2	(dropped)		
year dum3	-0.196 ***	0.037	-0.221 **	0.105	-0.076 *	0.041	year dum3	-0.112 ***	0.042	
year dum4	-0.070 *	0.039	-0.164	0.159	0.048	0.043	year dum4	0.113 **	0.044	
year dum5	-0.141 ***	0.038	-0.240	0.211	(dropped)		year dum5	-0.018	0.044	
_cons	4.118 ***	0.419	3.345 ***	0.794	4.602	0.564	_cons	-0.009	0.110	
sigma_u			0.779							
sigma_e			0.626							
rho			0.608							
Prob >F	0.0000		0.0000		0.0000			0.0000		
R-squared	0.046		0.0186		0.0586			0.0133		
Number of Obs.	5537		5570		3771			3152		
Number of Groups			1885							

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1



表7: 就業状態とMHI-5の推定結果

	Pooled OLS		Fixed effect model		Pooled OLS by groups with different employment trajectories		Arranged first differenced model		
	係数	頑健標準 誤差	係数	頑健標準 誤差	係数	頑健標準 誤差	係数	頑健標準 誤差	
Unemployed	-12.013 ***	1.603	-4.740 ***	1.715					
EU					-6.398 ***	2.415	EU	-0.471	2.743
UE					-2.130	2.542	UE	7.123 ***	2.694
UU					-14.377 ***	3.279	UU	1.796	2.756
age	-0.273	0.517			-1.125 *	0.656	difage	(dropped)	
age2	0.007	0.008	-0.052 ***	0.015	0.017 *	0.010	difage2	-0.037	0.031
redc_2	-1.654 **	0.688			-1.695 **	0.825			
redc_3	0.794	0.569			0.859	0.684			
married	-1.277 **	0.523	-0.231	0.484	-4.032 ***	0.714	difmar	-0.794	0.602
pincome	0.000 ***	0.000	0.000	0.000	0.000 ***	0.000	difpincome	0.000	0.000
year dum2	-1.485 **	0.744	2.122 *	1.118	1.455 *	0.827	year dum2	(dropped)	
year dum3	-2.164 ***	0.729	5.631 ***	2.031	0.614	0.813	year dum3	1.419 *	0.846
year dum4	-2.766 ***	0.763	7.286 **	3.119	(dropped)		year dum4	-0.327	0.882
year dum5	-2.050 ***	0.749	12.451 ***	4.153	1.344	0.847	year dum5	2.999 ***	0.841
_cons	64.215 ***	8.407	117.482 ***	15.496	78.158 ***	10.941	_cons	0.916	2.169
sigma_u			25.091						
sigma_e			12.067						
rho			0.812						
Prob >F	0.0000		0.0000		0.0000		0.0005		
R-squared	0.0348		0.0024		0.043		0.0091		
Number of Obs.	5491		5522		3748		3108		
Number of Groups			1882						

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

表8: 就業状態と運動習慣の推定結果

	Pooled OLS		Fixed effect model		Pooled OLS by groups with different employment trajectories		Arranged first differenced model		
	係数	頑健標準 誤差	係数	頑健標準 誤差	係数	頑健標準 誤差	係数	頑健標準 誤差	
Unemployed	0.674 ***	0.168	0.479 **	0.213					
EU					0.659 **	0.289	EU	0.700 **	0.291
UE					0.204	0.315	UE	-0.289	0.319
UU					0.802 **	0.349	UU	0.524	0.468
age	-0.205 ***	0.048			-0.247 ***	0.073	difage	(dropped)	
age2	0.003 ***	0.001	0.005 ***	0.001	0.004 ***	0.001	difage2	0.006 ***	0.002
redc_2	0.128 **	0.061			0.143 *	0.080			
redc_3	0.356 ***	0.052			0.436 ***	0.069			
married	-0.002	0.047	0.023	0.049	0.068	0.072	difmar	0.007	0.055
pincome	0.000 ***	0.000	0.000	0.000	0.000 **	0.000	difpincome	0.000	0.000
yearcum2	0.014	0.054	-0.588 ***	0.184	0.067	0.059	nyearcum2	0.033	0.072
yearcum3	-0.009	0.057	-1.235 ***	0.372	(dropped)		nyearcum3	(dropped)	
_cons	4.859 ***	0.781	-2.915 **	1.401	5.373 ***	1.231	_cons	-0.851 ***	0.266
sigma_u			2.031						
sigma_e			0.926						
rho			0.828						
Prob >F	0.000		0.002		0.000			0.002	
R-squared	0.038		0.0002		0.048			0.018	
Number of Obs.	3433		3453		1854			1540	
Number of Groups			1776						

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

表9: 就業状態と「1日3食」の推定結果

	Pooled OLS		Fixed effect model		Pooled OLS by groups with different employment trajectories			Arranged first differenced model	
	係数	頑健標準 誤差	係数	頑健標準 誤差	係数	頑健標準 誤差		係数	頑健標準 誤差
Unemployed	-0.295	0.182	-0.143	0.222					
EU					-0.110	0.277	EU	0.139	0.260
UE					0.034	0.341	UE	0.281	0.353
UU					-0.261	0.399	UU	-0.149	0.278
age	-0.074	0.061			-0.091	0.099	difage	(dropped)	
age2	0.002 *	0.001	-0.001	0.002	0.002	0.001	difage2	0.000	0.002
redc_2	0.207 **	0.088			0.327 ***	0.114			
redc_3	0.396 ***	0.073			0.510 ***	0.096			
married	0.014	0.064	-0.004	0.058	-0.214 **	0.099	difmar	-0.038	0.063
pincome	0.000 *	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	difpincome	0.000	0.000
year dum2	-0.039	0.075	0.076	0.212	-0.085	0.081	nyear dum2	-0.124	0.080
year dum3	0.032	0.077	0.274	0.435	(dropped)		nyear dum3	(dropped)	
_cons	4.945 ***	0.990	5.416 ***	1.626	5.442 ***	1.704	_cons	0.064	0.307
sigma_u			1.758						
sigma_e			1.055						
rho			0.735						
Prob >F	0.000		0.551		0.000			0.586	
R-squared	0.027		0.008		0.037			0.003	
Number of Obs.	3467		3488		1883			1568	
Number of Groups			1784						

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

表10: 就業状態とファストフードの推定結果

	Pooled OLS		Fixed effect model		Pooled OLS by groups with different employment trajectories		Arranged first differenced model		
	係数	頑健標準 誤差	係数	頑健標準 誤差	係数	頑健標準 誤差	係数	頑健標準 誤差	
Unemployed	-0.194 *	0.110	-0.067	0.160					
EU					-0.261 *	0.153	EU	0.100	0.222
UE					0.218	0.208	UE	-0.018	0.217
UU					-0.208	0.265	UU	-0.099	0.259
age	-0.053	0.038			-0.005	0.059	difage	(dropped)	
age2	0.001	0.001	-0.001	0.001	0.000	0.001	difage2	0.000	0.001
redc_2	-0.064	0.052			-0.038	0.067			
redc_3	-0.261 ***	0.043			-0.222 ***	0.056			
married	0.047	0.039	-0.015	0.039	0.210 ***	0.061	difmar	0.036	0.043
pincome	0.000 ***	0.000	0.000	0.000	0.000 **	0.000	difpincome	0.000	0.000
year dum2	-0.032	0.045	0.029	0.136	-0.092 *	0.048	nyear dum2	-0.115 **	0.057
year dum3	0.087 *	0.047	0.205	0.276	(dropped)		nyear dum3	(dropped)	
_cons	3.994 ***	0.617	3.463 ***	1.029	2.996 ***	1.001	_cons	0.064	0.212
sigma_u			0.989						
sigma_e			0.758						
rho			0.630						
Prob >F	0.000		0.325		0.000			0.257	
R-squared	0.032		0.010		0.031			0.006	
Number of Obs.	3471		3492		1883			1569	
Number of Groups			1786						

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

表11: 就業状態と喫煙習慣の推定結果

	Pooled OLS		Fixed effect model		Pooled OLS by groups with different employment trajectories			Arranged first differenced model	
	係数	頑健標準 誤差	係数	頑健標準 誤差	係数	頑健標準 誤差		係数	頑健標準 誤差
Unemployed	0.020	0.102	-0.059	0.088					
EU					0.136	0.171	EU	0.013	0.123
UE					-0.210	0.160	UE	0.029	0.087
UU					0.170	0.228	UU	0.143 ***	0.023
age	0.053	0.032			0.021	0.050	difage	(dropped)	
age2	-0.001	0.000	-0.001 *	0.001	0.000	0.001	difage2	-0.001 *	0.001
redc_2	-0.326 ***	0.050			-0.334 ***	0.066			
redc_3	-0.544 ***	0.041			-0.551 ***	0.054			
married	-0.001	0.035	-0.004	0.022	-0.046	0.053	difmar	-0.032	0.023
pincome	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000 *	0.000	difpincome	0.000	0.000
year dum2	-0.133 ***	0.042	0.079	0.092	0.192 ***	0.045	nyear dum2 (dropped)		
year dum3	-0.314 ***	0.042	0.110	0.186 (dropped)			nyear dum3	-0.050	0.032
_cons	1.269 **	0.518	3.082 ***	0.712	1.590 *	0.849	_cons	0.080	0.102
sigma_u			1.110						
sigma_e			0.476						
rho			0.845						
Prob >F	0.000		0.000		0.000			0.000	
R-squared	0.077		0.002		0.080			0.006	
Number of Obs.	3481		3499		1883			1574	
Number of Groups			1789						

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

表12: 就業状態と飲酒習慣の推定結果

	Pooled OLS		Fixed effect model		Pooled OLS by groups with different employment trajectories		Arranged first differenced model		
	係数	頑健標準 誤差	係数	頑健標準 誤差	係数	頑健標準 誤差	係数	頑健標準 誤差	
Unemployed	-0.591 ***	0.196	-0.365 **	0.173					
EU					0.073	0.377	EU	-0.116	0.206
UE					-0.041	0.356	UE	0.340	0.254
UU					-0.907 ***	0.300	UU	-0.584	0.540
age	0.187 ***	0.065			0.006	0.102	difage	(dropped)	
age2	-0.002 *	0.001	-0.002	0.001	0.000	0.002	difage2	-0.001	0.001
redc_2	-0.231 **	0.096			-0.194	0.130			
redc_3	-0.178 **	0.081			-0.173	0.110			
married	-0.180 ***	0.067	-0.024	0.042	-0.839 ***	0.102	difmar	0.003	0.042
pincome	0.000 ***	0.000	0.000	0.000	0.000 ***	0.000	difpincome	0.000	0.000
year dum2	-0.107	0.080	0.276 *	0.154	0.120	0.092	nyear dum2	0.049	0.060
year dum3	-0.203 **	0.082	0.521 *	0.309	(dropped)		nyear dum3	(dropped)	
_cons	-0.195	1.019	5.348 ***	1.161	3.250 *	1.672	_cons	0.209	0.205
sigma_u			2.080						
sigma_e			0.816						
rho			0.867						
Prob >F	0.000		0.019		0.000			0.567	
R-squared	0.048		0.030		0.069			0.005	
Number of Obs.	3483		3501		1884			1576	
Number of Groups			1789						

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

表13: 就業状態と睡眠時間の推定結果

	Pooled OLS		Fixed effect model		Pooled OLS by groups with different employment trajectories		Arranged first differenced model		
	係数	頑健標準 誤差	係数	頑健標準 誤差	係数	頑健標準 誤差	係数	頑健標準 誤差	
Unemployed	38.233 ***	9.843	32.935 **	13.167					
EU					20.731	16.469	EU	41.255 **	19.478
UE					17.546	16.382	UE	-33.101	28.354
UU					64.128 ***	17.856	UU	22.485	19.417
age	-0.590	2.521			-2.322	3.998	difage	(dropped)	
age2	0.007	0.038	-0.054	0.064	0.024	0.058	difage2	0.027	0.089
redc_2	-12.112 ***	3.588			-11.397 **	4.756			
redc_3	-14.005 ***	2.855			-10.522 ***	3.870			
married	-3.971	2.467	-2.248	2.264	-16.482 ***	3.776	difmar	-2.454	2.468
pincome	0.000 ***	0.000	0.000	0.000	0.000 ***	0.000	difpincome	0.000	0.000
year dum2	-1.257	2.884	6.247	8.685	0.615	3.255	nyear dum2	2.444	3.477
year dum3	-0.769	3.011	10.373	17.747	(dropped)		nyear dum3	(dropped)	
_cons	441.838 ***	40.941	464.234 ***	66.147	482.661 ***	68.435	_cons	-6.936	12.931
sigma_u			63.979						
sigma_e			39.533						
rho			0.724						
Prob >F	0.000		0.059		0.000			0.147	
R-squared	0.043		0.001		0.055			0.013	
Number of Obs.	2942		2959		1590			1209	
Number of Groups			1606						

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

付表1: 就業状態と主観的健康観の推定結果(サブサンプル)

	Pooled OLS		Fixed effect model		Pooled OLS by groups with different employment trajectories			Arranged First differenced model	
	係数	頑健標準 誤差	係数	頑健標準 誤差	係数	頑健標準 誤差		係数	頑健標準 誤差
Unemployed	-0.206 ***	0.077	unemploy	0.030	0.092				
EU					0.000	0.124	EU	0.211	0.150
UE					-0.316 **	0.128	UE	-0.050	0.151
UU					-0.455 ***	0.142	UU	-0.079	0.211
age	-0.024	0.025			-0.060 *	0.033	difage	(dropped)	
age2	0.000	0.000	0.000	0.001	0.001	0.000	difage2	-0.001	0.002
redc_2	0.053	0.035			0.069 *	0.041			
redc_3	0.155 ***	0.028			0.160 ***	0.034			
married	-0.062 **	0.026	-0.018	0.026	-0.156 ***	0.035	difmar	-0.051	0.032
pincome	0.000 ***	0.000	0.000 ***	0.000	0.000 ***	0.000	difpincome	0.000	0.000
year dum2	-0.022	0.037	-0.073	0.056	0.105 ***	0.040	year dum2	(dropped)	
year dum3	-0.194 ***	0.037	-0.256 **	0.106	-0.074 *	0.040	year dum3	-0.123	0.043
year dum4	-0.062	0.039	-0.206	0.160	0.055	0.042	year dum4	0.104	0.045
year dum5	-0.145 ***	0.037	-0.285	0.213	(dropped)		year dum5	-0.014	0.045
_cons	3.931 ***	0.415	3.223 ***	0.798	4.510 ***	0.558	_cons	-0.001	0.111
sigma_u			0.766						
sigma_e			0.620						
rho			0.605						
Prob >F	0.0000		0.0000		0.0000			0.0000	
R-squared	0.0318		0.0042		0.0371			0.0138	
Number of Obs.	5349		5381		3635			3044	
Number of Groups			1861						

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1



付表2: 就業状態とMHI-5の推定結果(サブサンプル)

	Pooled OLS		Fixed effect model		Pooled OLS by groups with different employment trajectories		Arranged first differenced model		
	係数	頑健標準 誤差	係数	頑健標準 誤差	係数	頑健標準 誤差	係数	頑健標準 誤差	
Unemployed	-6.962 ***	1.712	-3.587	1.756					
EU					-3.424	2.349	EU	-0.412	2.459
UE					-2.125	2.638	UE	6.353 **	2.641
UU					2.761	2.855	UU	4.121	3.579
age	-0.258	0.511			-1.151 *	0.642	difage	(dropped)	
age2	0.007	0.008	-0.047	0.014	0.018 *	0.010	difage2	-0.034	0.031
redc_2	-1.319 *	0.681			-1.349 *	0.808			
redc_3	0.620	0.567			0.550	0.681			
married	-1.086 **	0.523	-0.106	0.493	-4.076 ***	0.704	difmar	-0.894	0.611
pincome	0.000 ***	0.000	0.000	0.000	0.000 ***	0.000	difpincome	0.000	0.000
year dum2	-1.159	0.739	1.920	1.096	1.540 *	0.817	year dum2	0.339	0.882
year dum3	-2.308 ***	0.734	4.904	1.982	0.253	0.811	year dum3	1.438 *	0.863
year dum4	-2.551 ***	0.760	6.532	3.013	(dropped)		year dum4	(dropped)	
year dum5	-2.050 ***	0.745	11.418	4.031	1.125	0.833	year dum5	3.208 ***	0.834
_cons	63.836 ***	8.302	113.189	14.976	78.722 ***	10.687	_cons	0.555	2.285
sigma_u			23.777						
sigma_e			11.821						
rho			0.802						
Prob >F	0.000		0.000		0.000			0.001	
R-squared	0.0208		0.0043		0.0268			0.0084	
Number of Obs.	5312		5343		3615			3003	
Number of Groups			1860						

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

## 東京大学社会科学研究所パネル調査プロジェクトについて

労働市場の構造変動、急激な少子高齢化、グローバル化の進展などにもない、日本社会における就業、結婚、家族、教育、意識、ライフスタイルのあり方は大きく変化を遂げようとしている。これからの日本社会がどのような方向に進むのかを考える上で、現在生じている変化がどのような原因によるものなのか、あるいはどこが変化してどこが変化していないのかを明確にすることはきわめて重要である。

本プロジェクトは、こうした問題をパネル調査の手法を用いることによって、実証的に解明することを研究課題とするものである。このため社会科学研究所では、若年パネル調査、壮年パネル調査、高卒パネル調査の3つのパネル調査を実施している。

本プロジェクトの推進にあたり、以下の資金提供を受けた。記して感謝したい。

文部科学省・独立行政法人日本学術振興会科学研究費補助金  
基盤研究 S：2006 年度～2009 年度、2010 年度～2014 年度

厚生労働科学研究費補助金  
政策科学推進研究：2004 年度～2006 年度

奨学寄付金  
株式会社アウトソーシング（代表取締役社長・土井春彦、本社・静岡市）：2006 年度～2008 年度

## 東京大学社会科学研究所パネル調査プロジェクト ディスカッションペーパーシリーズについて

東京大学社会科学研究所パネル調査プロジェクトディスカッションペーパーシリーズは、東京大学社会科学研究所におけるパネル調査プロジェクト関連の研究成果を、速報性を重視し暫定的にまとめたものである。



東京大学社会科学研究所 パネル調査プロジェクト  
<http://ssjda.iss.u-tokyo.ac.jp/panel/>