



日本の雇用者の多様な勤務スケジュール: インターネット調査に基づく実態把握

メタデータ	言語: Japanese
	出版者:
	公開日: 2024-08-22
	キーワード (Ja):
	キーワード (En):
	作成者: 藤井, 麻由
	メールアドレス:
	所属:
URL	https://doi.org/10.32150/0002000236

# 日本の雇用者の多様な勤務スケジュール ーインターネット調査に基づく実態把握 —

#### 藤井麻由

北海道教育大学函館校地域協働専攻

# Diverse Work Schedules of Japanese Employees

Evidence from an Internet Survey

#### FUJII Mayu

Department of Regional Cooperation, Hakodate Campus, Hokkaido University of Education

#### 概要

本研究の目的は、筆者が2022年2月に行ったインターネット調査のデータを用いて、日本の雇用者の勤務スケジュールの実態を(1)労働時間の長さ、(2)勤務時間帯、(3)予見可能性、(4)制御可能性の4つの側面の組み合わせから把握することである。そのために、潜在クラスクラスター分析を用いて、勤務スケジュールの4つの側面を捉える変数群に基づき雇用者を類型化する。分析の結果、主に以下の2点が確認された。第一に、今回のサンプルでは4つの類型が識別され、4つの側面から見て複合的に不利な勤務スケジュールで働く雇用者グループの存在も示された。第二に、勤務スケジュールの類型間で、個人の年齢や学歴、就業形態、業種、職種等の分布は異なり、特に複合的に不利な勤務スケジュールで働くグループでは、運輸・郵便や医療・福祉といった第三次産業で、サービスの仕事に従事している割合が高かった。

キーワード: 労働市場, 働き方, 勤務スケジュール, 潜在クラスクラスター分析

#### 1. はじめに

本研究の目的は、筆者が2022年2月に行った「雇用の質と健康に関するインターネット調査」のデータを用いて、サンプルとして得られた日本の雇用者(会社・団体等の役員を除く)の勤務スケジュールの実態を 多面的に把握することである<sup>1</sup>。

<sup>1</sup> ここで「雇用者」とは、「労働力調査」(総務省統計局)の定義と同様、「会社、団体、官公庁又は自営業主や個人家庭に

勤務スケジュールは、雇用の質を決める重要な要素の一つである(Van Aerden et al., 2014)。特に長時間労働については、従来から社会的関心も高く、その実態や労働者の健康状態、ワーク・ライフ・バランス、生産性への影響を分析する研究が国内外で蓄積されてきた<sup>2</sup>。しかし、グローバル化、技術革新、産業構造の変化や、政府の規制緩和を背景に、過去数十年の間に労働者の勤務形態が多様化してきたことによって(Fagan et al., 2012; Messenger, 2018)、勤務スケジュールに関する新たな問題が生じている。

勤務形態の多様化は、一方では、働き方に関する労働者の選択を増やすという形で実現してきた。たとえば、2015年のEuropean Survey on Working Conditions (ESWC) によると、国による違いは大きいが、平均的には、ヨーロッパの雇用者の4人に3人が、日々の労働時間を自分で調整できる、個人・家族のことをするために勤務時間中に時間を取ることが出来る、自宅で仕事をすることが出来るなど、勤務スケジュールに一定の柔軟性があると回答している(OECD, 2016)。

他方で、勤務形態の多様化は、非典型時間帯労働に従事する者や、変動が激しく予見可能性が低い労働時間で働く者の増加という形で表れている。たとえば、イギリスのLabor Fource Surveyによると、ゼロ時間契約にある就業者の割合は、2010年には1%未満だったが、2019年には約3%まで増加している(CIPD、2022)<sup>3</sup>。また、アメリカでは、オン・コール労働者が就業者に占める割合は、1995年から2015年の間に1.6%から2.6%になったと推計されている(Katz and Krueger, 2019)。日本でも、山本・黒田(2014)や大石(2017)が、「社会生活基本調査」(総務省)を用いて、1990年代から2000年代にかけての就業時間帯の変化を調べ、日中に働く人の割合が減る一方で、深夜や早朝の時間帯に働く人の割合が増加していること、この傾向は特に非正規雇用者の間で顕著であることを示している<sup>4</sup>。このような「不安定な勤務スケジュール(precarious work schedules)」(Lambert and Henly、2014)は、労働者の経済厚生、健康状態、ワーク・ライフ・バランス、家族のウェルビーングに負の影響を与えることが示されているが<sup>5</sup>、特に日本においては、長時間労働の問題と比べるとまだ研究の蓄積が少なく、その更なる実態解明が求められている。

こうした、勤務形態の多様化に伴って生じてきた新たな問題について実態解明を行うためには、労働者のウェルビーングに関わる勤務スケジュールをどのように定義して測定するかということが課題となる。この点について、Lambert and Henly(2014)は、勤務スケジュールを(1)労働時間の長さ、(2)勤務時間帯、(3)予見可能性、(4)制御可能性の4つの側面から捉えることが重要だとしている。彼らによると、まず、労働時間の長さについては、通常時の長さだけでなく、一定期間内(たとえば過去1か月)での変動についても把握

雇われて給料・賃金を得ている者及び会社、団体の役員」を表す。

<sup>2</sup> 長時間労働と雇用者のウェルビーングに関わる最近のレビュー論文としては、Bannai et al. (2014)、Wong et al. (2019)、OECD (2022) 等が挙げられる。

<sup>3</sup> ゼロ時間契約は法律用語ではない。しかし、一般的には、労働時間が定められておらず、仕事があるときだけ使用者からそれを提供されるが、労働者がその仕事を受けるかどうかは任意であるような契約を指す(GOV. UK, 2015)。

<sup>4</sup> 必ずしも近年の勤務形態の多様化によって生じた問題として扱っているわけではないが、Morikawa (2018) は、日本の雇用者の勤務スケジュールの不確実性に焦点を当てている。そして、「平成29年度 経済の構造変化と生活・消費に関するインターネット調査」(経済産業研究所)の20歳以上の雇用者のデータを用いて、約50%の雇用者が予定されていなかった残業を経験していること、さらに約30%の雇用者が予期せぬ休暇のキャンセルを経験していることを示している。

<sup>5</sup> たとえばFinnigan (2018) は、アメリカのSurvey of Income and Program Participationのデータを用いて、2004-2012 年までの間に労働時間の変動が大きくなったこと、そしてそれが、この期間の就労収入の変動の多くを説明することを示している。また、Choper et al. (2022) は、アメリカの小売・フードサービス産業に勤める時間給の雇用者のデータを用いて、勤務スケジュールの予見可能性の低さは、離職率を高める傾向にあることを観察している。不安定で予見可能性の低い勤務スケジュールと雇用者の健康状態の関係を調べた先行研究については、Harknett (2020) がレビューを行っている。非典型時間帯労働と雇用者の健康状態や家庭生活との関係については、Fagan et al. (2012)のレビュー論文にまとめられている。

する必要がある。また、勤務時間帯に関しては、非典型的な勤務時間帯か否かを把握しなくてはならない。 非典型的な勤務時間帯とは、この分野の嚆矢的研究であるPresser(2003)に基づくと、夕方以降(evening or night)の勤務、ローテーション勤務(勤務時間帯が定期的に変化する形態)、或いは土日の勤務を指す。 さらに、予見可能性とは、いつどのぐらい働くのかということについて雇用者が予測できる程度を表し、制 御可能性とは、雇用者が自分の意志で勤務スケジュールを組むことのできる程度を指す。

Lambert and Henly (2014) の提案にもかかわらず、勤務スケジュールの実態を多面的に捉えようとする 既存の実証研究は多くはない。例外として, Lambert et al. (2014), Lambert et al. (2019), 香川 (2019), およびSato et al. (2020) がある。Lambert et al. (2014) は、アメリカのNational Longitudinal Survey of Youth 1997 (NLSY97) (2011年) の26から32歳の雇用者のデータを使って、過去1か月間の週労働時間の 変動の大きさ、勤務スケジュールに関する雇用者の予見可能性と、制御可能性の3つの側面から、若年労働 者の勤務スケジュールの実態把握を試みている。そして,性別や人種,職種に関わらず,多くの若者が,労 働時間の変動が大きく制御可能性が低い不安定な勤務スケジュールに晒されていることを明らかにしてい る。Lambert et al. (2019)は、アメリカのGeneral Social Survey (GSS) (2002年、2006年、2010年、2014年) の18歳以上の雇用者のデータを使って、過去1か月間の週労働時間の変動が大きいことは、勤務スケジュー ルに関する雇用者の予見可能性や制御可能性が低い場合に、彼らの経済不安を高めることを示している。香 川(2019)は、日本の「社会生活基本調査」(2011年)(総務省)のデータを用いて、労働時間の長さと労働 時間のシフトのパターンにより労働者の働き方を類型化し、類型によって性別・年齢・学歴等に差があるこ と、また、家庭内アンペイドワーク、家庭内ケアワーク、コミュニティ活動に費やす時間が異なることを明 らかにしている。Sato et al. (2020) は、日本の消費財メーカーの企業とその従業員に関する詳細なデータ を用いて、単に長時間労働か否かというだけでなく、平日の長時間労働なのか週末の長時間労働なのかとい うことによっても、それが雇用者のメンタルヘルスに与える影響は異なることを示している。

これらの先行研究は、勤務スケジュールを多面的に捉えることの重要性を実証的に示し、貴重な知見を提供している。しかし、Lambert and Henly(2014)が提案する4つの側面を複合的に捉えているとは言い難い。これに対して本研究では、Lambert and Henly(2014)の提案のように勤務スケジュールを4つの側面で捉え、それらを表す変数群に潜在クラスクラスター分析(latent class cluster analysis、LCCA)を適用することで、4つの側面の組み合わせとしての勤務スケジュールによる雇用者の類型化を行う6。このことにより、以下の2つの点で、先行研究の知見を深めることができると考える。第一に、近年雇用者が経験している勤務スケジュールの変化が一様ではないと指摘されるなかで、その諸側面を同時に扱い、多様なパターンの勤務スケジュールをデータから捉えてその特徴を明らかにすることが可能となる。第二に、勤務スケジュールを4つの側面から捉えた場合に、複合的に不利な状況にある雇用者の特徴を把握することができる。本稿の構成は以下の通りである。まず第2節では、利用データについて記述する。第3節では、分析手法について説明する。続く第4節では分析結果を提示し、第5節でまとめを行う。

<sup>6</sup> Van Aerden et al. (2014) は、「雇用の質」を 7 つの領域(①雇用契約期間、②報酬、③雇用者の権利と社会的保護、 4 労働時間、⑤教育訓練の機会、⑥雇用者の交渉力、⑦雇用主との対人関係)に分け、これらの領域を表す変数群にLCCA を適用することで、「雇用の質」による雇用者の類型化を行っている。今回は、Van Aerden et al. (2014) とLambert and Henly (2014) の知見を合わせ、特に勤務スケジュールの多様なパターンを理解するために、LCCAを採用する。

### 2. データ

#### (1) データソース

本研究で使用するデータは、2022年2月に筆者が行った「雇用の質と健康に関するインターネット調査」(Japanese Internet Survey on Employment Quality and Health, JEQH)の個票データである。本調査は、日本の雇用者(会社・団体等の役員を除く)を対象に、雇用の質と健康状態に関する詳細な情報を得ることを目的に実施された。主な調査項目は、雇用・職に関する情報、健康状態に関する情報、その他基本属性に関する情報(年齢、性別、世帯構成等)である<sup>7</sup>。なお、COVID-19の影響を考慮し、回答者には2019年時点(COVID-19発生前)の情報と、2019年から調査時点まで(COVID-19発生後)に生じた変化について尋ねている。

調査の対象者は、インターネット調査会社にモニターとして登録している者のうち、調査時点において 22-64歳で、2019年と調査時点の両時点で「仕事を主にしていた」或いは「家事が主で仕事もしていた」雇用者(会社・団体等の役員を除く)から選定している $^8$ 。4つの年齢グループ(調査時点で22-29歳、30-39歳、40-49歳、50-64歳)に男女各650人を割当て、約5,000人を調査客体とした。調査は目標客体数に到達するまで継続し、最終的に5,472人から回答を得た(表 1)。

	回答件数
男性	
22-29歳	680
30-39 歳	681
40-49 歳	686
50-64 歳	680
女性	
22-29歳	686
30-39 歳	680
40-49 歳	685
50-64 歳	694
	5,472

表1 回答件数

JEQHは, Lambert and Henly (2014) が示した勤務スケジュールの4つの側面に対応する情報も収集しているため,本研究に適したデータソースとなっている。しかし,回答者が日本の雇用者(会社・団体等の役員を除く)全体を代表するように抽出されているわけではないという短所がある。実際,2017年の「就業構造基本調査」(総務省統計局)および2020年の「国勢調査」(総務省統計局)から得られる雇用者(会社・団体等の役員を除く)の特徴と比較すると,JEQHの回答者は,平均的には,従業員数が1000人以上の企業に勤めている割合,情報通信の仕事に従事している割合,専門的・技術的な仕事或いは管理的な仕事に従事

<sup>7</sup> 筆者は、調査票を作成するにあたり、European Foundation for the Improvement of Living and Working Conditionsが 実施しているEuropean Working Conditions Survey (European Foundation for the Improvement of Living and Working Conditions, 2015) の質問事項や文言を一部参考にした。

<sup>8</sup> 稼働年齢層(15-64歳)のうち、調査時点で22-64歳(2019年に20歳以上)である個人に限定した理由は、調査内で2019年時点での喫煙習慣を尋ねているからである。また、COVID-19発生前後での雇用の質の変化を分析する目的で、2019年と調査時点の両時点で雇用者(会社・団体等の役員を除く)だった個人に限定した。

している割合、そして、最終学歴が大学・大学院である割合が高い。したがって、今回の分析結果は、日本の雇用者(会社・団体等の役員を除く)全体に一般化することはできず、特に、労働市場において相対的に 困難な状況に置かれている雇用者の実態は、十分に記述できない可能性がある。

さらに、JHEQは、Lambert and Henly(2014)によって、勤務スケジュールの問題を把握するために収集することが望ましいとされる情報を全て含んでいるわけではない。たとえば彼らは、雇用者の給与制度(時間給か否か)によって、勤務スケジュールが持つ性質も意味も異なる可能性があることから、雇用者の給与制度に関する情報が必要だとするが、JHEQでは給与制度について尋ねていない。さらに、勤務スケジュールの4つの側面を測定するための具体的な変数についても、彼らが推奨するほど精緻ではないものもある $^9$ 。そのため、今回の分析では識別しきれない勤務スケジュールのパターンが存在する可能性もある。分析にあたっては、これらの短所に十分に留意する必要がある。

#### (2) 変数の定義とサンプルの特性

今回の分析で用いる変数はすべて、2019年時点の情報を表す変数である。Lambert and Henly (2014) が提案した勤務スケジュールの4つの側面, (1)労働時間の長さ, (2)勤務時間帯, (3)予見可能性, (4)制御可能性を捉えるために使用する変数群は、表2のようにまとめられる。分析で使用するその他の変数は、個人の雇用・職に関わる属性を表す変数(勤め先における呼称、勤め先の従業者数、業種、職種、就労収入)と、その他デモグラフィックな属性を表す変数(年齢、性別、婚姻状況、世帯構成、最終学歴)である。

	変数
	通常時の週労働時間の長さ:35時間以下=1,35時間より長
労働時間の長さ	く40時間以下=2,40時間より長く48時間以下=3,48時間よ
	り長い=4.
	労働時間・日数の不定期性:毎日同じ時間数働いたか,
	毎週同じ日数働いたか、毎週同じ時間数働いたかという
	質問に対する「はい」の回答数が3個=1(低),1或いは2
	個=2(中),0個=3(高).
勤務時間帯	普段の勤務時間帯:日勤=0,日勤以外(夜勤,交代勤,不
到/方时间市	規則な勤務シフト,オンコールシフト)=1.
	勤務スケジュール変更の程度:起こらなかった=1,起こっ
予見可能性	た,数週間前に知らされた=2,起こった,数日前/前日/当
	日に知らされた=3.
	勤務時間の設定方法:完全に自分で決めることができた
制御可能性	=1, 自分で一定程度調整できた=2, 企業側が設定してお
	り、自分で変更する余地がなかった=3.

表2 勤務スケジュールを表す変数群

分析に使用するサンプルは、JHEQの回答者5,472人の内、2019年時点で「仕事を主にしていた」雇用者 (5,061人) で、さらに全ての変数に欠測がない2,847人とする。この最終的なサンプルの、勤務スケジュー

<sup>9</sup> たとえば労働時間の変動は、一定期間内での最長と最短の労働時間に基づき計測することが望ましいとされているが、今回は、「2019年のお仕事での働き方として、以下のことがあてはまりますか。」「毎日同じ時間数働いた」、「毎週同じ日数働いた」、「毎週同じ時間数働いた」という質問への回答から、労働時間・日数の不定期性を捉えることとする。また、非典型的な勤務時間帯は、始業時刻・終業時刻の情報はないため、「2019年のお仕事の普段の勤務時間帯は以下のどれにあてはまりましたか。」という質問に対して、「日勤」「夜勤」「交代勤、不規則な勤務シフト、オンコールシフト」という選択肢の中から、「日勤」以外を選択したか否かで判断する。

ルを表す変数群の記述統計量は、表3に示す通りである。ここから、労働時間の長さに関しては、通常時の 週労働時間が48時間を超える長時間労働に従事している者の割合が21%<sup>10</sup>、労働時間や日数の不定期性が高い者の割合が13%程度であることが分かる。また、非典型的な勤務時間帯については、日勤以外の者の割合が約13%である。予見可能性に関しては、スケジュールに変更があり、数日前、前日、或いは当日に変更を知らされた者の割合が20%程度、制御可能性については、自分で勤務時間を調整・選択する余地がない者の割合が65%に及んでいる。したがって、日本でも、長時間労働以外の勤務スケジュール上の困難を抱えている雇用者は少なくない可能性がある。

表3 記述統計量(勤務スケジュールを表す変数群)

	平均	標準偏差
【勤務スケジュールを表す変数群】		
通常時の週労働時間:		
35時間以下	0.153	0.361
35時間より長く40時間以下	0.456	0.498
40時間より長く48時間以下	0.179	0.384
48時間より長い	0.211	0.408
労働時間・日数の不定期性:		
低	0.702	0.457
中	0.166	0.373
高	0.131	0.338
勤務時間帯:		
日勤	0.867	0.340
日勤以外(夜勤,交代勤,不規則な勤務	0.122	0.240
シフト,オンコールシフト)	0.133	0.340
予見可能性:		
スケジュールの変更なし	0.767	0.423
変更あり,数週間前に知らされた	0.033	0.179
変更あり,数日前/前日/当日知らされた	0.200	0.400
制御可能性:		
完全に自分で決定可能	0.057	0.232
自分で調整・選択する余地あり	0.293	0.455
自分で調整・選択する余地なし	0.649	0.477
N	2,	847

最終的なサンプルの雇用・職に関わる属性とデモグラフィックな属性の記述統計は、表4aおよび4bの通りである。

<sup>10</sup> ダミー変数の記述統計の場合、平均値は割合を表す。

## 日本の雇用者の多様な勤務スケジュール

表4a 記述統計量(雇用・職に関わる属性)

	平均	標準偏差
【雇用・職に関わる属性】		
就業形態:		
正規	0.729	0.444
非正規(パート,アルバイト,派遣社 員,契約社員,嘱託,その他)	0.271	0.444
企業規模:		
1-99人	0.353	0.478
100-299人	0.141	0.348
300-499人	0.066	0.248
500-999人	0.083	0.276
1000人以上	0.303	0.460
官公庁など	0.054	0.226
業種:		
建設	0.047	0.211
製造	0.221	0.415
情報通信	0.071	0.257
運輸・郵便	0.048	0.213
卸売・小売	0.112	0.315
金融・保険	0.051	0.221
宿泊・飲食	0.026	0.160
娯楽	0.016	0.125
教育	0.050	0.218
医療・福祉	0.131	0.338
その他	0.227	0.419
職種:		
専門的・技術的な仕事	0.237	0.426
管理的な仕事	0.081	0.274
事務の仕事	0.296	0.457
販売の仕事	0.101	0.301
サービスの仕事	0.114	0.318
その他	0.170	0.376
就労収入	442.457	278.095
N	2,	847

表4b 記述統計量 (デモグラフィックな属性)

	平均	標準偏差
【デモグラフィックな属性】		_
性別:		
女性	0.452	0.498
年齢:		
20-29歳	0.232	0.422
30-39歳	0.251	0.434
40-49歳	0.253	0.435
50-59歳	0.195	0.396
60-64歳	0.068	0.253
最終学歴:		
中学	0.014	0.116
高校	0.237	0.425
専門学校・短大	0.224	0.417
大学・大学院	0.525	0.499
婚姻状況:		
未婚	0.487	0.500
既婚	0.443	0.497
離婚・死別・その他	0.070	0.255
世帯構成:		
未就学児(6歳未満)有	0.253	0.435
高齢者(65歳以上)有	0.400	0.490
N	2.	847

# 3. 分析手法11

本研究では、統計ソフトLatent GOLD 6.0を用いてLCCAを行い、第 2 節で記述した勤務スケジュールの 4つの側面を表す変数群に基づき、雇用者を類型化する。まず、雇用者は、勤務スケジュールのパターンに よって、相互に排他的かつ網羅的なK個の潜在的クラスのいずれかに属し、同じクラス内では、勤務スケジュールを表す観察可能な変数群は、同じ確率分布に従うと仮定する。今回のように、観察可能な変数がすべてカテゴリカルである場合、これらの変数群が従う結合確率分布は、以下のように表すことができる $^{12}$ 。

$$P(y_i = m) = \sum_{k=1}^{K} P(k) \prod_{j=1}^{J} P(y_{ji} = m_j | k)$$
 (1)

ここで、 $y_i = (y_{1i}, y_{2i}, ... y_{Ji})$ は雇用者iの勤務スケジュールを表す観察可能なJ個の変数、 $m = (m_1, m_2, ... m_J)$ はJ個の変数の実現した値、Kは潜在クラスの数、P(k)は潜在クラスkに所属する確率、 $P(y_{ji}|k)$ は $y_j$ の条件付き確率である。推定のため、P(k)および $P(y_{ji} = m_j|k)$  (j = 1, ..., J)のそれぞれは、以下のようにパラメーター化される。

$$P(k) = \exp(\eta_k) / \sum_{k=1}^{K} \exp(\eta_k) \quad (2)$$

<sup>11</sup> 本節のLCCAの説明の大部分は、Vermunt and Magidson (2002) とVermunt and Magidson (2016) に基づく。

<sup>12 (1)</sup>式は、観察可能な変数群は、クラス内では互いに独立であるという局所独立性 (local independence) の仮定のもとでのみ成立することに注意が必要である。この仮定を緩和し、クラス内の変数間の局所依存症 (local dependence) を許すことも可能である (Vermunt and Magidson, 2016)。変数間の局所依存症は、局所独立性の仮定のもとでLCCAを実行した後に計算される二変量残差 (bivariate residuals) を用いて検出することができる。本稿では、Oberski et al. (2013) と Vermunt and Magidson (2016) に基づき、局所独立性の仮定のもとでLCCAを実行した後に計算される二変量残差のブートストラップ p 値が0.05未満であった場合に、当該変数間の局所依存症を仮定した推定を行う。

$$P(y_{ji} = m_j | k) = \exp(\eta_{m_j | k}) / \sum_{m'_{j}=1}^{M_j} \exp(\eta_{m'_j | k})$$
 (3)

ここで、 $\eta_k$ と $\eta_{m_j|k}$ は一般化線形モデルの線形予測子(linear predictor)を、 $M_j$ は変数 $y_j$ のカテゴリ数を表す。線形予測子 $\eta_k$ は、多項ロジスティック回帰モデルの線形項である。また、 $\eta_{m_j|k}$ は、 $y_j$ が順序変数ならば隣接カテゴリ順序ロジスティック回帰モデル(adjacent-category ordinal logistic regression model)の線形項、 $y_i$ がダミー変数ならば二項ロジスティック回帰モデルの線形項となる。

(2)および(3)式の未知のパラメーターは、事後モード推定(posterior mode estimation)法により推定される(Vermunt and Magidson, 2016) $^{13}$ 。そして、推定されたパラメーターを用いて各クラスへの所属確率を計算し、各個人には、所属確率が最も高いクラスが割り当てられる(modal assignment)。潜在クラスの数 Kについては、その値を変えながらモデルを推定した後、情報量規準(BIC, AIC, AIC3)とクラスの解釈可能性に基づいて選択する。

## 4. 分析結果

表 5 は、潜在クラスの数Kを 1 から 6 まで変えてモデルを推定した場合の、情報量規準(BIC、AIC、AIC3)を表している。AICはK= 5 のモデルの当てはまりが最も良いことを、BICとAIC3はK= 4 のモデルの当てはまりが最も良いことを示唆している。AIC3は、Andrews and Currim(2003)によって、潜在クラスの数を決める際の基準として優れていることが示されているため、本稿では、解釈可能性も考慮したうえで、4 クラスモデルを採用する。

	BIC	AIC	AIC3
1-Cluster	22096.453	22019.051	22032.051
2-Cluster	21798.886	21685.759	21704.759
3-Cluster	21738.795	21589.944	21614.944
4-Cluster	21714.180	21529.605	21560.605
5-Cluster	21746.477	21526.178	21563.178
6-Cluster	21785.536	21529.513	21572.513

表5 潜在クラスの数別の情報規準量

表6は、所属クラスに条件付けした場合の、勤務スケジュールを表す各変数が特定の値をとる確率(条件付き確率)の推定結果を表している<sup>14</sup>。例えば、Class 1 に所属する場合、通常時の週労働時間が35時間以下である確率の推定値は約12%である。この推定結果より、各クラスは以下のように特徴づけることができる。Class 1 は、他のクラスと比べて、勤務スケジュールを自分で調整・選択する余地がない傾向にある一方で、長時間労働、不定期な労働時間・日数、非典型時間帯労働、勤務スケジュールの急な変更の可能性については、いずれも当てはまらない傾向にある。柔軟性には欠けるが、比較的安定的な勤務スケジュールの類型と言える。

<sup>13</sup> 識別の為にパラメーターに課される制約や、推定方法のアルゴリズム・初期値などの詳細については、Vermunt and Magidson (2016) で説明されている。

<sup>14</sup> 表 6 に示されているクラスごとの勤務スケジュールの主な特徴(推定値)は、modal assignmentによって決められたクラスを基に記述統計を行っても変わらない。

Class 2 は、通常時の週労働時間が48時間を超えるような長時間労働である確率が高く、Class 1 に比べるとやや労働時間・日数が不定期な傾向にあるが、非典型時間帯労働には当てはまらない。また、相対的には、勤務スケジュールの急な変更の可能性も低く、勤務スケジュールを完全に自分で制御できる確率が高い。したがって、雇用者にとっての柔軟性が高い勤務スケジュールの類型と考えられる。Class 3 は、通常時の週労働時間が48時間を超えるような長時間労働である確率が高いうえ、労働時間・日数の不定期性が非常に高く、また、日勤以外の確率も顕著に高い。急な勤務スケジュールの変更の可能性も最も高く、さらに、自分で調整・選択する余地がない確率も高い。したがって、4つの側面すべてから見て、不安定な勤務スケジュール(precarious work schedule)の類型である。Class 4 は、35時間以下の短時間労働で、勤務スケジュールも雇用者が自身で一定程度制御できる割合が最も高い。一方で、労働時間・日数の不定期性が高く、数日前から当日にかけて勤務スケジュールが変更される確率も高い。したがって、労働政策研究・研修機構(2023)で定義・記述されている「シフト制勤務」の特徴と近い性質を持つ類型である。

表6 所属クラスに条件付けされた確率分布の推定値

	Class1	Class2	Class3	Class4
クラスサイズ	0.413	0.381	0.118	0.088
通常時の週労働時間:				
35時間以下	0.121	0.047	0.068	0.887
35時間より長く40時間以下	0.576	0.402	0.465	0.113
40時間より長く48時間以下	0.171	0.221	0.208	0.001
48時間より長い	0.133	0.331	0.259	0.000
労働時間・日数の不定期性:				
低	0.932	0.642	0.285	0.442
中	0.061	0.223	0.270	0.277
高	0.007	0.135	0.445	0.282
勤務時間帯:				
日勤	0.970	0.962	0.254	0.793
日勤以外(夜勤,交代勤,不規則な勤務	0.020	0.020	0.746	0.207
シフト,オンコールシフト)	0.030	0.039	0.746	0.207
予見可能性:				
スケジュールの変更なし	0.997	0.722	0.298	0.519
変更あり,数週間前に知らされた	0.003	0.052	0.057	0.060
変更あり,数日前/前日/当日知らされた	0.000	0.226	0.645	0.421
制御可能性:				
完全に自分で決定可能	0.012	0.097	0.021	0.151
自分で調整・選択する余地あり	0.180	0.402	0.227	0.447
自分で調整・選択する余地なし	0.808	0.502	0.752	0.403

注:N=2847.

表7aは、個人の雇用・職に関わる属性がクラス間でどのように異なるかを記述したものである。それぞれの特徴として、まず、Class 1 は、職種が事務の仕事である割合が高いことが分かる。次に、Class 2 は正規雇用の割合、企業規模が1000人以上である割合、業種が情報通信である割合、職種が専門的・技術的な仕事或いは管理的な仕事である割合、さらに就労収入が最も高い。Class 3 は、業種が運輸・郵便或いは医療・福祉である割合が高く、職種はサービスの仕事である割合が高い一方で、管理的な仕事や事務の仕事である割合は低いことが示されている。最後に、Class 4 は、約94%が非正規雇用であり、特に約77%がパート或いはアルバイトである。また、企業規模が100人未満である割合が高い。業種は卸売・小売或いは宿泊・飲食である割合が相対的に高く、職種は販売の仕事やサービスの仕事である割合が高い一方で、専門的・技術

的な仕事或いは管理的な仕事である割合は低い。

表 7 b は、デモグラフィックな属性がクラス間でどのように異なるかを記述したものである。この表から、女性の割合はClass 4 で最も高いことが分かり、このクラスで非正規雇用の割合が高いことと整合的である $^{15}$ 。また、Class 3 は、他のクラスよりも20代・30代の若年層の割合が高い。最後に、最終学歴が大学・大学院である割合は、Class 2 で最も高く、Class 3 やClass 4 で相対的に低いことが示されている。

表7a 雇用・職に関わる属性のクラス間の違い

	Class1	Class2	Class3	Class4
就業形態:				
正規	0.737	0.884	0.802	0.058
非正規(パート,アルバイト,派遣	0.262	0.116	0.100	0.042
社員, 契約社員, 嘱託, その他)	0.263	0.116	0.198	0.942
企業規模:				
1-99人	0.347	0.302	0.312	0.617
100-299人	0.162	0.119	0.133	0.099
300-499人	0.062	0.070	0.084	0.053
500-999人	0.085	0.085	0.110	0.037
1000人以上	0.280	0.373	0.316	0.181
官公庁など	0.064	0.052	0.046	0.012
業種:				
建設	0.056	0.058	0.000	0.004
製造	0.236	0.242	0.137	0.140
情報通信	0.064	0.110	0.027	0.025
運輸・郵便	0.039	0.043	0.118	0.041
卸売・小売	0.111	0.099	0.103	0.169
金融・保険	0.065	0.048	0.019	0.012
宿泊・飲食	0.014	0.019	0.057	0.095
娯楽	0.011	0.018	0.019	0.033
教育	0.052	0.054	0.019	0.058
医療・福祉	0.117	0.089	0.319	0.165
その他	0.233	0.221	0.183	0.259
職種:				
専門的・技術的な仕事	0.206	0.315	0.259	0.136
管理的な仕事	0.082	0.112	0.042	0.016
事務の仕事	0.396	0.230	0.065	0.165
販売の仕事	0.089	0.114	0.080	0.152
サービスの仕事	0.075	0.093	0.240	0.296
その他	0.152	0.137	0.316	0.235
就労収入	433.361	545.892	407.890	172.942
N	1,489	852	263	243

<sup>15 2019</sup>年時点で、役員をのぞく雇用者に占める非正規雇用者の割合は、男性が22.8%に対して女性は56%であった(総務省統計局、2020)。

表7b デモグラフィックな属性のクラス間の違い

·	Class1	Class2	Class3	Class4
性別:				
女性	0.485	0.349	0.361	0.708
年齢:				
20-29歳	0.214	0.225	0.369	0.218
30-39歳	0.246	0.251	0.308	0.222
40-49歳	0.259	0.279	0.144	0.243
50-59歳	0.208	0.178	0.141	0.235
60-64歳	0.073	0.066	0.038	0.082
最終学歴:				
中学	0.014	0.011	0.019	0.016
高校	0.246	0.154	0.274	0.432
専門学校・短大	0.216	0.200	0.274	0.305
大学・大学院	0.523	0.636	0.433	0.247
婚姻状況:				
未婚	0.471	0.474	0.582	0.531
既婚	0.458	0.480	0.323	0.350
離婚・死別・その他	0.071	0.046	0.095	0.119
世帯構成:				
未就学児(6歳未満)有	0.243	0.250	0.338	0.230
高齢者(65歳以上)有	0.401	0.363	0.445	0.481
N	1,489	852	263	243

#### 5. おわりに

本研究では、JEHQのデータを用いて、サンプルとして得られた日本の雇用者(会社・団体等の役員を除く)の勤務スケジュールの実態について、(1)労働時間の長さ、(2)勤務時間帯、(3)予見可能性、(4)制御可能性の4つの側面から分析した。主な結果は、以下の2点にまとめられる。第一に、日本の雇用者の勤務スケジュールも多様であり、今回のサンプルでは4つの類型が観察された。第二に、勤務スケジュールの類型間で、個人の年齢や学歴、就業形態、業種、職種等の分布は異なり、特に勤務スケジュールの4つの側面全てで不利な状況にある雇用者グループは、運輸・郵便や医療・福祉といった第三次産業で、サービスの仕事に従事している割合が高かった。

日本では、近年「働き方改革」が進められ、長時間労働の是正と多様で柔軟な働き方を可能とする環境整備が求められているが(Japanese Institute for Labour Policy and Training, 2018)、そのためには、多様化する労働者の勤務スケジュールの実態把握が必須となる。今回の分析では、勤務スケジュールの4つの側面で複合的に不利な状況にある雇用者グループの存在も確認されており、実態把握にあたっては、労働時間の長さや勤務時間帯などの個々の側面に着目するのではなく、勤務スケジュールを多面的に測定することの重要性が示唆される。

以上のような示唆を得たが、本研究には幾つかの重大な限界がある。まず、第2節に記したように、分析に使用したインターネット調査で得られたサンプルは、インターネット会社にモニターとして登録している者であり、母集団を代表する特徴をもつものではない。したがって、今回の結果は、日本の雇用者(会社・団体等の役員を除く)全体に一般化できない。また、勤務スケジュールの問題を把握するために必要とされる情報も、全て入手して利用できた訳ではない。今後は、こうした限界を克服するようなデータを整備し、本研究で得られた結果がどの程度頑健であるかを確認したうえで、多様な勤務スケジュールが労働者に与える影響について分析する必要がある。

#### 謝辞

本研究は、JSPS科研費21K01519「雇用の質が雇用者の健康に与える影響に関する実証研究」(基盤C)の助成を受けて実施された。また、本報告の内容に対しては、第147回社会政策学会でフロアの方々から大変貴重なコメントを頂いた。深く御礼申し上げる。

#### 参考文献

- 大石亜希子. (2017). 24時間週7日経済におけるワーク・ライフ・バランス. 大原社会問題研究所雑誌. 701, 24-39.
- 香川めい. (2019). 労働時間シフトとワーク・ライフ・バランス―「社会生活基本調査」を用いた類型化の試み―. 社会科学 研究. 70(1). 97-113.
- 総務省統計局. 労働力調査 用語の解説. https://www.stat.go.jp/data/roudou/definit.html (アクセス日: 2023/11/18)
- 総務省統計局. (2018). 平成29年 就業構造基本調査. https://www.e-stat.go.jp/stat-search/files?page=1&toukei=00200532&tstat=000001107875 (アクセス日: 2022/7/25).
- 総務省統計局. (2020). 労働力調査 (基本集計) 2019年 (令和元年) 平均 (速報) 結果の要約.
- 総務省統計局. (2021). 令和2年 国勢調査. https://www.e-stat.go.jp/stat-search/files?page=1&layout=datalist&toukei=00200521&tstat=000001136464&cycle=0&year=20200&month=24101210&tclass1=000001136467 (アクセス日:2023/6/2) 山本勲・黒田祥子. (2014). 労働時間の経済分析一超高齢社会の働き方を展望する. 日本経済新聞出版社.
- 労働政策研究・研修機構. (2023). 「シフト制勤務」で働く非正規労働者の実態等に関する調査結果. JILPT調査シリーズ, No.227.
- Andrews, R. L. and Currim, I. S. (2003). A comparison of segment retention criteria for finite mixture logit models. *Journal of Marketing Research*, 40(2), 235–243.
- Bannai, A., & Tamakoshi, A. (2014). The association between long working hours and health: a systematic review of epidemiological evidence. *Scandinavian journal of work, environment & health*, 5–18.
- CIPD. (2022) Zero-hours contracts: evolution and current status. London: Chartered Institute of Personnel and Development. Choper, J., Schneider, D., & Harknett, K. (2022). Uncertain time: Precarious schedules and job turnover in the US service sector. *ILR Review*, 75(5), 1099–1132.
- European Foundation for the Improvement of Living and Working Conditions (2015). Sixth European Working Conditions Survey: 2015. https://www.eurofound.europa.eu/surveys/european-working-conditions-surveys/sixth-european-working-conditions-survey-2015 (アクセス日: 2021/7/20).
- Fagan, C., Lyonette, C., Smith, M., & Saldaña-Tejeda, A. (2012). The influence of working time arrangements on work-life integration or 'balance': a review of the international evidence (No. 32). Geneva: ILO.
- Finnigan, R. (2018). Varying weekly work hours and earnings instability in the Great Recession. *Social science research*, 74, 96–107.
- GOV. UK. (2015). Zero hours contract: guidance for employers. https://www.gov.uk/government/publications/zero-hours-contracts-guidance-for-employers (アクセス日: 2023/5/27)
- Harknett, K. (2020). Precarious work schedules and population health. Health Affairs Health Policy Brief.
- Japanese Institute for Labour Policy and Training. (2018). Work Style Reform Bill Enacted: Discussions Underway at the Council on the Contents of Specific Procedures. *Japan Labor Issues*, 2(10), 1–7.
- Katz, L. F., & Krueger, A. B. (2019). The rise and nature of alternative work arrangements in the United States, 1995–2015. ILR review, 72(2), 382–416.
- Lambert, S. J. and Henly, J. R. (2014). Measuring precarious work schedules. *Chicago, IL: Employment Instability, Family Well-being, and Social Policy Network, University of Chicago.*
- Lambert, S., Fugiel, P. J., & Henly, J. R. (2014). Precarious work schedules among early-career workers in the US: A national snapshot. Chicago, IL: Employment Instability, Family Well-being, and Social Policy Network, University of Chicago
- Lambert, S. J., Henly, J. R., and Kim, J. (2019). Precarious work schedules as a source of economic insecurity and

- institutional distrust. RSF: The Russell Sage Foundation Journal of the Social Sciences, 5(4), 218-257.
- Messenger, J. (2018). Working time and the future of work. ILO future of work research paper series, 6(8), 33-37.
- Morikawa, M. (2018). Uncertainty over Working Schedules and Compensating Wage Differentials: From the Viewpoint of Labor Management. *RIETI Discussion Paper Series* 18–E-015.
- Oberski, D. L., van Kollenburg, G. H., and Vermunt, J. K. (2013). A Monte Carlo evaluation of three methods to detect local dependence in binary data latent class models. *Advances in Data Analysis and Classification*, 7(3), 267–279.
- OECD. (2016). Be flexible! Background brief on how workplace flexibility can help European employees to balance work and family. OECD, Paris.
- OECD. (2022). OECD Employment Outlook 2022. Paris: OECD publishing.
- Presser, H. B. (2003). Working in a 24/7 economy: Challenges for American families. Russell Sage Foundation.
- Sato, K., Kuroda, S., & Owan, H. (2020). Mental health effects of long work hours, night and weekend work, and short rest periods. *Social Science & Medicine*, 246, 112774.
- Van Aerden, K., Moors, G., Levecque, K., and Vanroelen, C. (2014). Measuring employment arrangements in the European labour force: a typological approach. *Social indicators research*, 116(3), 771–791.
- Vermunt, J. K. and Magidson, J. (2002). Latent class cluster analysis. In Hagenaars, J. and McCutcheon A. (Eds.), *Applied latent class analysis*, 89–106, Cambridge: Cambridge University Press.
- Vermunt, J.K. and Madigson, J. (2016). Technical Guide for Latent GOLD 5.1: Basic, Advanced, and Syntax. Belmont, MA: Statistical Innovations Inc.
- Wong, K., Chan, A. H., & Ngan, S. C. (2019). The effect of long working hours and overtime on occupational health: a meta-analysis of evidence from 1998 to 2018. *International journal of environmental research and public health*, 16(12), 2102.

(函館校講師)