

# 看護学分野における横断研究の陥穽とその対策

谷 村 晋

## Pitfalls and their solution for cross-sectional studies in nursing research

Susumu TANIMURA

### I. はじめに

看護学分野における横断研究 (cross-sectional studies) とは、目的とする看護事象 (アウトカム) とその関連因子を同時に測定する研究デザインである (LoBiondo-Wood & Haber, 2013; Polit & Beck, 2020)。アウトカムと関連因子の関係を短期間に比較的低費用で評価できるため、広く普及している。

横断研究は利点ばかりではなく欠点や限界もあり、看護研究者が横断研究デザインを選択したときに陥りやすいけれども見逃せない陥穽がある。本稿では、そのような看護学研究を実施するときに生じる問題を整理し、その解決策を提示することを目的として、計画段階、データ分析段階、考察段階の順でそれぞれの陥穽を解説する。

### II. 計画段階の陥穽

#### 1. サンプリングとバイアス

研究結果を歪めるバイアスは、事後的に対応できるものではなく、研究計画段階で入念に検討する必要がある。横断研究で問題になるバイアスは、研究対象者の選定に関するバイアス (サンプリング・バイアスや自己選択バイアスなど計画段階の選択バイアス)、データの回答や測定に関わるバイアス (誤分類や社会的望ましさのバイアスなど情報バイアス)、データ収集に関わるバイアス (未回答者バイアスなど実施段階の選択バイアス) である。研究対象母集団から無作為に標本を抽出できなければ、代表性が欠けた標本になり、サンプリング・バイアスが問題になる。また、質問票の回収率が低く、研究に同意しないあるいは回答しない

対象者が、回答する対象者とは異なる属性を有する場合、未回答者バイアスが問題になる。そのような場合は、仮に未回答者のデータを含むことができた場合の研究結果と、そうではない実際の研究結果が大きく異なり、ときには反転した結論が導かれる可能性がある。

看護学研究では生存者バイアスは問題にならないことが多いが、例えば、離職を対象とする横断研究などでは、すでに離職した者のデータが入手困難であるためバイアスが生じる。生存者バイアスが問題になる事例では、横断研究は不向きであり、コホート研究を検討すべきである。

これらの多様なバイアスに対して、普遍的な解決策はない。研究の個別事情をよく吟味しながら、研究資源の限界を踏まえて、1つ1つ検討を行う以外に方法はない。なお、横断研究は希少な事象の調査に向かないため、そのような場合は、横断研究デザインを選択するべきであるのかを再考するところから始める必要がある。

#### 2. オッズ比の不適切使用

横断研究におけるアウトカム (目的変数) が「はい / いいえ」、「あり / なし」、「実施している / していない」など2値変数の場合、ロジスティック回帰モデルを用いてオッズ比 (odds ratio: OR, 以下 OR と表記する) を推定し、アウトカムと関連因子 (説明変数) との関連を評価することが看護学研究においても広く行われている (LoBiondo-Wood & Haber, 2013; Polit & Beck, 2021)。

しかし、横断研究において関連強度を評価する上で、我々が本当に興味を持つのは「因子を有するときのアウトカム発生割合」と「因子を有さないときのアウトカム発生割合」の比、すなわち有病率比 (Prevalence ratio: PR, 以下 PR と表記する)<sup>\*1</sup>であり、OR ではない (図

三重大学大学院医学系研究科

<sup>\*1</sup> 有病率比は、横断研究以外の文脈でリスク比とよばれるものである。

		アウトカム	
		あり	なし
関連因子	あり	a	b
	なし	c	d

  

$$OR = \frac{\frac{a}{c}}{\frac{b}{d}} = \frac{ad}{bc}$$

オッズ比 (OR) の計算

$$PR = \frac{\frac{a}{a+b}}{\frac{c}{c+d}} = \frac{a(c+d)}{c(a+b)}$$

有病率比 (PR) の計算

- a や c の値が d や b に比べて無視できるぐらい小さいとき :  $OR \simeq PR$
- 上記以外 :  $OR \neq PR$

図1 横断研究におけるオッズ比および有病率比の計算

1). 横断研究において OR はあくまでも PR の代用指標である (Lee, 1994). 単変量 (厳密には 2 変量) の場合は図 1 に示す通り PR を容易に手計算できるが, 共変量を伴う多変量解析の場合は簡単ではない. そのため, 多変量データでも OR を容易に計算できるロジスティック回帰モデルが重宝され, 関連強度の指標として OR が使われてきた.

近年, OR を PR に近似できない場合に該当するにも関わらず OR を使用することに対して警鐘が鳴らされており, 横断研究における OR の誤用について検証した研究がいくつも報告されている (Barros & Hirakata, 2003; McNutt et al., 2003; Petersen & Deddens, 2008; Tamhane et al., 2016; Zhang & Yu, 1998; Zou, 2004). Zhang and Yu (1998) は, アウトカムの発生割合が 10% 以上のとき, 実際の関連 (PR) と OR の乖離が大きく, このような場合に OR を使うことは不適切であることを示した. McNutt et al. (2003) は, Zhang and Yu (1998) の代替案を否定し, その代わりに層別化分析の利用や対数二項回帰モデル (log-binomial model) による PR 推定を提案し, Zou (2004) は, 頑健な標準誤差を推定したポアソン回帰モデル (Zou は修正ポアソン回帰モデル (modified Poisson model) と表現したが, 他の修正ポアソン回帰モデルと区別がつかないため, 以降は頑健ポアソン回帰モデル (robust Poisson model) と表記する) を用いて PR を推定することを推奨した. 対数二項回帰モデルと頑健ポアソン回帰モデルを比較した研究では, 対数二項回帰モデルに軍配が上がっている (Petersen & Deddens, 2008) が, 対数二項回帰モデルは制約が多く常に計算結果を得られるわけではない (Chu & Cole, 2010). これらの回帰モデルを利用する以外にも, Amorim and Ospina (2021) は, ロジスティック回帰モデルからデルタ法やブートストラップ法などを用いて PR を推定する方法を提案し, Bastos et al. (2015) は,

ロジスティック回帰モデルを経由する間接的な PR 推定が, 対数二項回帰モデルや頑健ポアソン回帰モデルによる直接的な PR 推定と遜色がないことを示した. いずれにしても, 横断研究のガイドラインでは PR の使用が推奨されている (Lee et al., 2009).

対数二項回帰モデルや頑健ポアソン回帰モデルは, ロジスティック回帰モデルに比べるとあまり知られておらず, 統計学の教科書にもほとんど記載されていない. 横断研究において, 共変量を伴うデータに対して調整済み PR の推定が求められているにも関わらず, 実際の手順があまり知られていないことから, 本稿では実データを用いた分析事例とその手順を付録で紹介する.

上述とは別の観点から, 近年 OR の不十分さが議論されており, OR の代わりに marginal effect (ME) が推奨されている (Norton et al., 2019). 疫学やヘルスサービス研究の分野では, OR から ME への置き換えが進みつつある (例えば, Eisenberg et al., 2022; Pan et al., 2022). 看護学分野にこの置き換えが波及する兆しはまだないが, 少なくとも準備は必要であると考えられる.

### III. データ分析における陥穽

#### 1. 線形関係の前提

ロジスティック回帰モデルを含む一般化線形回帰モデルの線形予測子および重回帰モデル (線形回帰モデル) では, 説明変数が線形に寄与していることを前提としている (Peacock & Peacock, 2020). 線形関係の前提を置かない非線形回帰モデルは, 何らかの理論から演繹的に導出されたモデル式を採用できる場合を除いて, モデル式の妥当性を示すことが困難であることから, 看護学研究で採用されることは難しい. そのため, ほとんどの場合に線形関係を前提として分析が進められることになる. しかし, 例えば, U 字型や逆 U 字型に寄

与することが多い年齢に対して、線形関係を検証せずにそのままモデル式に投入すると無意味な回帰係数を得る場合がある。線形関係の前提が崩れたときの1つの解決策として、関係性に当てはまる形に事前変換を行う変数変換という手法 (Peacock & Peacock, 2020) もあるが、結果の解釈が困難になるため看護学研究で採用することは難しい。そのため、線形関係の前提が崩れたら、連続変数としてそのまま回帰モデルに投入するのではなく、階級区分を行いカテゴリー変数として回帰モデルに投入する。階級区分の方法はさまざまであり、意味をもたせて区切る方法や標準偏差を用いて機械的に区切る方法など多種多様であるが、いずれにしても、階級区分の基準について、妥当性を説明する必要がある。特に、2値化する場合はカットオフ値の妥当性について根拠を伴う説明が必要である。

## 2. 交互作用の看過

アウトカムに対して有意な関連を示さなかった因子 (説明変数) が、性別など分類変数を用いて層別分析 (サブグループ分析) を行うことで有意な関連を示す場合がある。このような場合は、性別と因子を組み合わせた交互作用項をモデルに投入して結果を確認する必要がある。これらの検討をせずに「この因子は関連が認められなかった」と結論づけると、本当に重要な知見を見過ごす可能性がある。

横断研究には横断的であることに起因する制限がある。例えば、職場環境と看護師の倫理観の関連を検討する横断研究で、20歳の看護師の倫理観と70歳の看護師の倫理観を比べることで年齢の効果を調べることは問題がある。倫理教育の導入など学習背景が異なるため、20歳の看護師が70歳になった場合と現在70歳の看護師は同じにならない。このような現象をコホート効果 (世代効果) という (Celentano & Szklo, 2018)。20歳の看護師が時間の経過とともに倫理観を変化させることを検証するのであれば、横断研究ではなくコホート研究を検討するべきである。横断研究のデータを用いて、職場環境と看護師の倫理観の関連に対する年齢の影響を見るのであれば、層別分析や交互作用項の利用を検討することになる。

## IV. 考察段階の陥穽

### 1. 関連と因果の錯認

横断研究により変数間の関連を明らかにすることができるが、ほとんどの場合において因果関係を明らかにすることができない。これは、2つの変数に関連が存在しても、どちらが原因でどちらが結果であるのかを

明らかにできないためである。想定した因果の向きとは逆向きの因果関係が存在した場合を逆因果 (reverse causation) という (Polit & Beck, 2020)。この逆因果の存在を否定する証拠がない限り、関連が存在しても因果関係は不明である。ゆえに、関連は因果の必要条件であるが、関連と因果は等価ではない。

例えば、「働きやすい職場環境だと看護師の自己効力感が向上するのか」という研究疑問で、看護師の自己効力感尺度を目的変数、働きやすい職場環境尺度を説明変数として、横断研究デザインを採用して両者の関連性を検証した場合、両者の関連性が認められても、この研究結果から「働きやすい職場環境だと看護師の自己効力感が向上することが明らかになった」とは言えない。この関連性は双方向の可能性があり、(1) 自己効力感が高い看護師が働きやすい職場を選択する確率が高いかもしれない可能性、(2) 自己効力感が高い看護師が低い看護師に比べて、働きやすい職場から離職せず結果的に自己効力感が高い看護師の人数割合が増えている可能性などが存在し、それらを否定できない。したがって、これらの逆因果の存在を否定する証拠がない限り、この研究疑問の答えを得ることはできない。

もちろん、不変性を有する関連因子であれば、アウトカムに影響されて変化しないため、「関連の時間性」が担保されて因果関係に関する考察が可能になる。しかし、先天的因子など不変性を有する因子の場合は、制御不可能であるため看護介入を論じることができなくなる。看護学研究の最終的な目的が看護実践の改善であることを鑑みると、そのような場合は研究意義が乏しい。

### 2. 看護実践への示唆における論理の飛躍

横断研究では、前述の通り「関連の時間性」を満たさない場合に逆因果の存在を否定できず、因果関係という観点で決着がつかない結論を得る。看護学研究とは、段階を踏みながら小さな知見や科学的根拠を積み重ねて、最終的に看護実践の意思決定に有用な科学的根拠を提供するものである。看護学論文は、実証が終わる最終段階の論文のみならず、質的研究や観察研究など最終段階に至る途中段階の報告もある。しかしながら、どの段階の研究報告であっても、看護学論文では「看護実践への示唆」の記述が求められることが多い (Polit & Beck, 2020)。最終段階に到達する以前の横断研究は、有用な看護実践の根拠に到達する途中段階であり、横断研究の結果 (つまり、実験されていない未実証の結果) を用いて、看護実践に関わることを即時に論じることが、多くの場合において論理の飛躍に相当する。

前出の職場環境と自己効力感の例であれば、研究結果から因果関係を知ることは不可能であるにも関わらず、看護実践への示唆において「看護師の自己効力感向上のために、職場環境を働きやすい職場に改善することが推奨される」と主張することは、思い込みからの論理の飛躍になる。「因果関係を実証する介入研究の結果を待たないと結論づけることはできないが、本研究により職場環境を働きやすい職場に改善すれば看護師の自己効力感が向上する可能性の存在が明らかになった」あるいは「職場環境を働きやすい職場に改善すれば看護師の自己効力感が向上するか否かは、因果関係を実証する介入研究の結果を待たないと結論づけることはできないが、本研究によりその可能性が示唆された」と適切に論述するべきである。

したがって、看護学論文では、横断研究を用いて看護実践を改善する証拠が明らかになったと主張する前に、それが虚偽や誇張に相当しないか熟考する必要がある。逆因果であった場合は、改善効果がないどころか、投入資源を無駄に消費することになり、そのしわ寄せが他の部分に及ぶ可能性がある。故意ではないにしても、倫理的な責任の問題に発展する可能性も考えられる。

## V. おわりに

横断研究の研究計画から考察までの段階に分けて、看護研究者が注意すべき陥穽について整理を行った。日常的にこれらに陥る場面に遭遇する現実、看護系教育機関における研究教育が不十分であった証左である。看護における科学的根拠を創出する質の高い看護学研究は、根拠に基づく看護実践に不可欠であり、看護の向上あるいは発展に必要なものである。そのためにも、教育機関における研究教育の充実が求められる。

本研究における利益相反は存在しない。

## 文献

- Amorim, L. D., & Ospina, R. (2021). Prevalence ratio estimation via logistic regression: A tool in R. *Anais da Academia Brasileira de Ciencias*, 93(4), e20190316. <https://doi.org/10.1590/0001-3765202120190316>
- Barros, A. J., & Hirakata, V. N. (2003). Alternatives for logistic regression in cross-sectional studies: An empirical comparison of models that directly estimate the prevalence ratio. *BMC Medical Research Methodology*, 3, 21. <https://doi.org/10.1186/1471-2288-3-21>
- Bastos, L. S., Oliveira, R. d. V., & Velasque, L. d. S. (2015). Obtaining adjusted prevalence ratios from logistic regression models in cross-sectional studies. *Cadernos de Saude Pública*, 31(3), 487–495. <https://doi.org/10.1590/0102-311x00175413>
- Celentano, D. D., & Szklo, M. (2018). *Gordis epidemiology* (6th ed.). Elsevier.
- Chu, H., & Cole, S. R. (2010). Estimation of risk ratios in cohort studies with common outcomes: A Bayesian approach. *Epidemiology*, 21(6), 855–862. <https://doi.org/10.1097/EDE.0b013e3181f2012b>
- Clark, R. G., & Barr, M. (2018). A blended link approach to relative risk regression. *Statistical Methods in Medical Research*, 27(11), 3325–3339. <https://doi.org/10.1177/0962280217698174>
- Donoghoe, M. W. (2021). *Logbin: Relative risk regression using the log-binomial model* [R package version 2.0.5]. <https://CRAN.R-project.org/package=logbin>
- Donoghoe, M. W., & Marschner, I. C. (2018). Logbin: An R package for relative risk regression using the log-binomial model. *Journal of Statistical Software*, 86(9), 1–22. <https://doi.org/10.18637/jss.v086.i09>
- Eisenberg, M. D., Singh, Y., & Sood, N. (2022). Association of direct-to-consumer advertising of prescription drugs with consumer health-related intentions and beliefs among individuals at risk of cardiovascular disease. *JAMA Health Forum*, 3(8), e222570. <https://doi.org/10.1001/jamahealthforum.2022.2570>
- Lee, J. (1994). Odds ratio or relative risk for cross-sectional data? *International Journal of Epidemiology*, 23(1), 201–203. <https://doi.org/10.1093/ije/23.1.201>
- Lee, J., Tan, C. S., & Chia, K. S. (2009). A practical guide for multivariate analysis of dichotomous outcomes. *Annals of the Academy of Medicine, Singapore*, 38(8), 714–719.
- LoBiondo-Wood, G., & Haber, J. (2013). *Nursing research: Methods and critical appraisal for evidence-based practice* (8th ed.). Elsevier Mosby.
- McNutt, L. A., Wu, C., Xue, X., & Hafner, J. P. (2003). Estimating the relative risk in cohort studies and clinical trials of common outcomes. *American Journal of Epidemiology*, 157(10), 940–943. <https://doi.org/10.1093/aje/kwg074>
- Norton, E. C., Dowd, B. E., & Maciejewski, M. L. (2019). Marginal effects—quantifying the effect of changes in risk factors in logistic regression models. *JAMA*, 321(13), 1304–1305. <https://doi.org/10.1001/jama.2019.1954>
- Pan, L., Morton, J., Mbulo, L., Dean, A., & Ahluwalia, I. B. (2022). Electronic cigarette use among adults in 14 countries: A cross-sectional study. *EClinicalMedicine*, 47, 101401. <https://doi.org/10.1016/j.eclinm.2022.101401>
- Peacock, J. L., & Peacock, P. J. (2020). *Oxford handbook of medical statistics* (2nd ed.). Oxford Univ Press.

- Petersen, M. R., & Deddens, J. A. (2008). A comparison of two methods for estimating prevalence ratios. *BMC Medical Research Methodology*, 8, 9. <https://doi.org/10.1186/1471-2288-8-9>
- Polit, D., & Beck, C. (2020). *Nursing research* (11th ed.). Lippincott Williams & Wilkins.
- Polit, D., & Beck, C. (2021). *Essentials of nursing research: Appraising evidence for nursing practice* (10th ed.). Lippincott Williams & Wilkins.
- Tamhane, A. R., Westfall, A. O., Burkholder, G. A., & Cutter, G. R. (2016). Prevalence odds ratio versus prevalence ratio: Choice comes with consequences. *Statistics in Medicine*, 35(30), 5730–5735. <https://doi.org/10.1002/sim.7059>
- Zeileis, A., & Lumley, T. (2022). *Sandwich: Robust covariance matrix estimators* [R package version 3.0-2]. <https://CRAN.R-project.org/package=sandwich>
- Zhang, J., & Yu, K. F. (1998). What's the relative risk? A method of correcting the odds ratio in cohort studies of common outcomes. *JAMA*, 280(19), 1690–1691. <https://doi.org/10.1001/jama.280.19.1690>
- Zou, G. (2004). A modified poisson regression approach to prospective studies with binary data. *American Journal of Epidemiology*, 159(7), 702–706. <https://doi.org/10.1093/aje/kwh090>

## 要 旨

横断研究は看護学分野で広く普及している研究デザインである。利点ばかりではなく欠点や限界もあり、看護研究者が注意すべき陥穽がいくつも存在する。計画段階の陥穽として、サンプリングやバイアスの問題、オッズ比の不適切使用があり、それらについて解説するとともに、オッズ比の代わりに使用すべき有病率比 (prevalence ratio, PR) の実践的な推定手順を示した。データ分析における陥穽として、回帰モデルにおける前提条件や交互作用の看過について解説し、コホート効果に対する対処を示した。考察段階の陥穽として、関連と因果の錯誤や、その錯誤のために生じる看護実践への示唆における誤りなどを例をあげて解説した。看護系教育機関では、これらの陥穽を避ける研究教育の充実が求められる。

**キーワード：**看護学研究，量的研究，オッズ比，横断研究，因果関係

## 付録 A R による PR 推定の例

内閣官房による「人々のつながりに関する基礎調査」の結果<sup>\*2</sup>を用いて、横断研究デザインにおける PR 推定の例を示す。

### A.1 事例データ

令和 4 年人々のつながりに関する基礎調査結果の表 3-6 から得た集計データを表 1 に示す。ここでは、この表 1 を事例データとして、分析を行う。

表 1: 性×年齢階級×経済的な暮らし向き別の社会活動への参加状況

カテゴリ	参加人数	回答者合計
男性／16～19 歳／大変ゆとりがある	4	9
男性／16～19 歳／ややゆとりがある	16	25
男性／16～19 歳／普通	37	74
男性／16～19 歳／やや苦しい	23	36
男性／16～19 歳／大変苦しい	9	13
男性／20～29 歳／大変ゆとりがある	10	15
男性／20～29 歳／ややゆとりがある	14	36
男性／20～29 歳／普通	73	168
男性／20～29 歳／やや苦しい	46	118
男性／20～29 歳／大変苦しい	14	50
男性／30～39 歳／大変ゆとりがある	4	7
男性／30～39 歳／ややゆとりがある	32	64
男性／30～39 歳／普通	89	220
男性／30～39 歳／やや苦しい	71	174
男性／30～39 歳／大変苦しい	28	82
男性／40～49 歳／大変ゆとりがある	4	9
男性／40～49 歳／ややゆとりがある	48	81
男性／40～49 歳／普通	133	310
男性／40～49 歳／やや苦しい	107	250
男性／40～49 歳／大変苦しい	31	111
男性／50～59 歳／大変ゆとりがある	7	15
男性／50～59 歳／ややゆとりがある	47	114
男性／50～59 歳／普通	191	371
男性／50～59 歳／やや苦しい	122	278
男性／50～59 歳／大変苦しい	42	134
男性／60～69 歳／大変ゆとりがある	10	14
男性／60～69 歳／ややゆとりがある	70	97
男性／60～69 歳／普通	218	400
男性／60～69 歳／やや苦しい	137	295
男性／60～69 歳／大変苦しい	38	122
男性／70～79 歳／大変ゆとりがある	13	15
男性／70～79 歳／ややゆとりがある	69	96
男性／70～79 歳／普通	261	480
男性／70～79 歳／やや苦しい	134	283
男性／70～79 歳／大変苦しい	28	120
男性／80 歳以上／大変ゆとりがある	3	10

次のページへ続く

<sup>\*2</sup> [https://www.cas.go.jp/jp/seisaku/kodoku\\_koritsu\\_taisaku/zittai\\_tyosa/r4\\_zenkoku\\_tyosa/](https://www.cas.go.jp/jp/seisaku/kodoku_koritsu_taisaku/zittai_tyosa/r4_zenkoku_tyosa/).

カテゴリ	参加人数	回答者合計
男性／80 歳以上／ややゆとりがある	20	28
男性／80 歳以上／普通	115	243
男性／80 歳以上／やや苦しい	61	145
男性／80 歳以上／大変苦しい	13	53
女性／16～19 歳／大変ゆとりがある	4	6
女性／16～19 歳／ややゆとりがある	16	22
女性／16～19 歳／普通	46	87
女性／16～19 歳／やや苦しい	10	32
女性／16～19 歳／大変苦しい	5	11
女性／20～29 歳／大変ゆとりがある	3	9
女性／20～29 歳／ややゆとりがある	30	72
女性／20～29 歳／普通	55	215
女性／20～29 歳／やや苦しい	44	142
女性／20～29 歳／大変苦しい	5	55
女性／30～39 歳／大変ゆとりがある	3	5
女性／30～39 歳／ややゆとりがある	46	89
女性／30～39 歳／普通	92	269
女性／30～39 歳／やや苦しい	77	212
女性／30～39 歳／大変苦しい	25	86
女性／40～49 歳／大変ゆとりがある	8	11
女性／40～49 歳／ややゆとりがある	54	103
女性／40～49 歳／普通	195	405
女性／40～49 歳／やや苦しい	144	308
女性／40～49 歳／大変苦しい	46	123
女性／50～59 歳／大変ゆとりがある	12	23
女性／50～59 歳／ややゆとりがある	67	122
女性／50～59 歳／普通	201	430
女性／50～59 歳／やや苦しい	104	271
女性／50～59 歳／大変苦しい	43	126
女性／60～69 歳／大変ゆとりがある	13	16
女性／60～69 歳／ややゆとりがある	68	101
女性／60～69 歳／普通	254	442
女性／60～69 歳／やや苦しい	123	298
女性／60～69 歳／大変苦しい	34	121
女性／70～79 歳／大変ゆとりがある	10	15
女性／70～79 歳／ややゆとりがある	55	83
女性／70～79 歳／普通	287	515
女性／70～79 歳／やや苦しい	158	335
女性／70～79 歳／大変苦しい	45	144
女性／80 歳以上／大変ゆとりがある	4	11
女性／80 歳以上／ややゆとりがある	26	45
女性／80 歳以上／普通	119	319
女性／80 歳以上／やや苦しい	57	164
女性／80 歳以上／大変苦しい	22	78

本調査における社会活動への参加状況（複数回答）の選択肢は「PTA・自治会・町内会などの活動」、「子ども・障害者・高齢者など、家族以外の手助けをする活動」、「左記以外のボランティア活動」、「スポーツ・趣味・娯楽・教養・自己啓発などの活動（部活動等含む）」、「その他の活動（同窓会活動・宗教や信仰活動など）」、「特に参加はしていない」であり、いずれかの活動に参加している人をカテゴリ内で集計したものを「参加人数」とした。「回答者合計」は参加している人、参加していない人、無回答を合わせた回答者の総数である。

この集計データの構造（80行5列）で作成したデータファイルをRに取り込む。変数名について、性別の変数を sex、年齢階級の変数を age.group、経済的な暮らし向きの変数を wealth、社会活動への参加人数を counts、回答者合計を total と事前に名付けた。ここではファイル名を kodoku-r4-3-6.csv とした。

```
> url <- "https://www.medic.mie-u.ac.jp/mnj/data/kodoku-r4-3-6.csv"
> d <- read.csv(url, stringsAsFactor = TRUE, fileEncoding = "UTF-8")
```

なお、「>」はプロンプト記号<sup>\*3</sup>であり、これ自体は入力しない。作成したデータファイルを確認する。

```
> head(d); tail(d)
[ 結果は省略 ]
```

```
> str(d)
'data.frame': 80 obs. of 5 variables:
 $ sex : Factor w/ 2 levels "女性","男性": 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 ...
 $ age.group: Factor w/ 8 levels "16～19歳","20～29歳",...: 1 1 1 1 1 2 2 2 2 ...
 $ wealth : Factor w/ 5 levels "ややゆとりがある",...: 3 1 5 2 4 3 1 5 2 4 ...
 $ counts :int 4 16 37 23 9 10 14 73 46 14 ...
 $ total :int 9 25 74 36 13 15 36 168 118 50 ...
```

変数 sex は2水準の因子型、変数 age.group は8水準の因子型、変数 wealth は5水準の因子型、変数 counts と変数 total は整数型になっていることが確認された。

次に、カテゴリ変数の sex と wealth について、参照をそれぞれ「男性」「普通」に変更する。

```
> d$sex <- relevel(d$sex, ref = "男性")
> n <- c("普通", "大変苦しい", "やや苦しい", "ややゆとりがある", "大変ゆとりがある")
> d$wealth <- factor(d$wealth, levels = n)
```

## A.2 対数二項回帰モデルによるPRの推定

対数二項回帰モデルは、リンク関数を対数に、誤差分布を二項分布にした一般化線形モデルである。ロジスティック回帰モデルも対数二項回帰モデルも同じ二項回帰モデルであるが、前者のリンク関数がロジットであるのに対して後者は対数である。いずれにしても一般化線形モデルであるため glm() でも計算できるが、収束しない場合も少なくないので、専用パッケージである logbin パッケージ (Donoghoe, 2021; Donoghoe & Marschner, 2018) を用いる。library() でインストールされた logbin パッケージを呼び出す前に、事前に logbin パッケージをインストールしておく必要がある<sup>\*4</sup>。

```
> library(logbin)
```

続いて logbin() にモデル式とデータフレーム名を与える。

<sup>\*3</sup> コンピュータがユーザーからの命令を受け付ける状態であることを表す記号のこと

<sup>\*4</sup> コンソールからインストールする場合は、install.packages("logbin")を実行する



```
> m1 <- logbin(cbind(counts, total-counts) ~ sex + age.group + wealth,
+               data = d)
```

ここで「+」もプロンプト記号であるため、これ自体は入力しない<sup>※</sup>。このモデル式の左辺は目的変数であるが、「参加」と「不参加」の2列になっている。「不参加」は「合計」から「参加」を除くことで得ている。右辺は説明変数であり、線型結合されている。

既定の設定では、収束までかなり時間がかかる。ここでは分析結果を m1 という名前で保存した。この内容を summary() で確認する。

```
> summary(m1)
```

Call:

```
logbin(formula = cbind(counts, total - counts) ~ sex + age.group + wealth, data = d)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.5139	-0.6473	0.0395	0.9108	2.5763

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )
(Intercept)	-0.60374	0.05339	-11.308	< 2e-16 ***
sex 女性	-0.0368	0.02024	-1.823	0.068352 .
age.group20~29 歳	-0.42306	0.06968	-6.072	1.26e-09 ***
age.group30~39 歳	-0.27001	0.06276	-4.302	1.69e-05 ***
age.group40~49 歳	-0.11632	0.05786	-2.010	0.044406 *
age.group50~59 歳	-0.14483	0.05739	-2.524	0.011611 *
age.group60~69 歳	0.01065	0.05584	0.191	0.848811
age.group70~79 歳	0.01509	0.05549	0.272	0.785656
age.group80 歳以上	-0.22622	0.06306	-3.588	0.000334 ***
wealth 大変苦しい	-0.47094	0.04298	-10.956	< 2e-16 ***
wealth やや苦しい	-0.12267	0.02481	-4.943	7.67e-07 ***
wealth ややゆとりがある	0.19725	0.02838	6.951	3.63e-12 ***
wealth 大変ゆとりがある	0.22177	0.06017	3.686	0.000228 ***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Null deviance: 536.95 on 79 degrees of freedom

Residual deviance: 126.57 on 67 degrees of freedom

AIC: 527.39

AIC\_c: 532.91

Number of iterations: 65353 (best: 4038)

次に、PR と 95%CI を計算する。回帰係数を指数化すれば PR が計算できるため、回帰係数を coef() で取り出し、exp() を用いて指数化する。さらに、confint() を用いて 95%CI を計算し、同じく指数化する。

<sup>※</sup> R のプロンプト記号には 2 種類あり、「>」は命令の開始を意味する「行頭のプロンプト記号」であり、「+」は改行後に命令の続きを入力するための「継続行のプロンプト記号」である

```
> round(cbind(PR = exp(coef(m1)), exp(confint(m1))), 2)
```

	PR	2.5 %	97.5 %
(Intercept)	0.55	0.49	0.61
sex 女性	0.96	0.93	1.00
age.group20～29 歳	0.66	0.57	0.75
age.group30～39 歳	0.76	0.68	0.86
age.group40～49 歳	0.89	0.79	1.00
age.group50～59 歳	0.87	0.77	0.97
age.group60～69 歳	1.01	0.91	1.13
age.group70～79 歳	1.02	0.91	1.13
age.group80 歳以上	0.80	0.70	0.90
wealth 大変苦しい	0.62	0.57	0.68
wealth やや苦しい	0.88	0.84	0.93
wealth ややゆとりがある	1.22	1.15	1.29
wealth 大変ゆとりがある	1.25	1.11	1.40

ここで `round()` は小数を丸める四捨五入の関数である。

このデータでは無事に計算を終えたが、対数二項回帰モデルの計算が止まってしまう場合には、Clark and Barr (2018) が提案する対数とロジットを混ぜたリンク関数を用いるか、次に紹介する頑健ポアソン回帰モデルを用いる。

### A.3 頑健ポアソン回帰モデルによる PR の推定

通常のポアソン回帰モデルは、リンク関数を対数に誤差分布をポアソン分布にした一般化線形モデルである。このポアソン回帰モデルの標準誤差に頑健性をもたせた修正モデルが、頑健ポアソン回帰モデルである。R による頑健ポアソン回帰モデルの分析手順は、先に通常のポアソン回帰モデルにデータを当てはめ、続いて `sandwich` パッケージ (Zeileis & Lumley, 2022) を用いて頑健性のある標準誤差を算出し、それを用いて 95% 信頼区間を計算する。

ポアソン回帰モデルは一般化線形モデルであるため、`family` オプションを `poisson` にした `glm()` を用いる。 `poisson` 関数の既定のリンク関数は `log` であるため、 `poisson` 関数のリンク関数は無指定でよい。

```
> m2 <- glm(counts ~ sex + age.group + wealth,
+           offset = log(total),
+           family = poisson, data = d)
```

参加割合の分母にあたるオフセット変数に `total` の対数を指定している点に注意されたい。目的変数をつなぐリンク関数が対数であるため、オフセット変数も対数化しておく必要がある。なお、今回のような層別に集計されたデータではなく、個人単位のデータを用いて分析するとき<sup>\*6</sup>は、オフセット変数が不要になる。

ここでは `m2` という名前の `glm` クラスオブジェクトに分析結果が保存されているため、これを `summary()` を用いて表示する。

<sup>\*6</sup> ポアソン回帰モデルの目的変数は発生頻度（整数値）であるが、0 と 1 は発生しても 2 以上の発生確率は実質ゼロであるという前提をおいて分析する

```
> summary(m2)
Call:
glm(formula = counts ~ sex + age.group + wealth, family = poisson,
data = d, offset = log(total))

Coefficients:
                Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)      -0.585709    0.079338   -7.382 1.55e-13 ***
sex 女性          -0.045178    0.028333   -1.595 0.110821
age.group20~29 歳  -0.440350    0.096445   -4.566 4.98e-06 ***
age.group30~39 歳  -0.280968    0.089788   -3.129 0.001753 **
age.group40~49 歳  -0.124929    0.084972   -1.470 0.141497
age.group50~59 歳  -0.150509    0.084264   -1.786 0.074074 .
age.group60~69 歳  -0.014684    0.083351   -0.176 0.860156
age.group70~79 歳  -0.008403    0.082808   -0.101 0.919176
age.group80 歳以上 -0.243460    0.090495   -2.690 0.007139 **
wealth 大変苦しい  -0.464885    0.052575   -8.842 < 2e-16 ***
wealth やや苦しい  -0.116864    0.033638   -3.474 0.000512 ***
wealth ややゆとりがある  0.194025    0.043700    4.440 9.00e-06 ***
wealth 大変ゆとりがある  0.217215    0.096860    2.243 0.024925 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

(Dispersion parameter for poisson family taken to be 1)

```
Null deviance: 293.75 on 79 degrees of freedom
Residual deviance: 70.78 on 67 degrees of freedom
AIC: 526.24
```

Number of Fisher Scoring iterations: 4

ここまでは通常のポアソン回帰モデルによる分析結果である。回帰係数を指数化すれば PR が計算できるため、回帰係数を `coef()` で取り出し、`exp()` を用いて指数化する（計算は 95%CI と同時に行う）。

次に、`sandwich` パッケージを用いて頑健性のある標準誤差を推定してから、PR の 95%CI を計算する。

```
> library(sandwich)
```

`sandwich` パッケージの `vcovHD()` は、頑健な標準誤差を得るための分散共分散行列を計算する。type オプションを指定することで、計算方法を指定できるが、ここでは指定を省略して既定値 (HC3) を用いる。頑健な標準誤差は、`vcovHD()` が出力する分散共分散行列の対角成分の平方根を取ることで得ることができる。

```
> rse <- sqrt(diag(vcovHC(m2)))
```

頑健な標準誤差 (`rse`) を得られたので、これを用いて 95%CI を計算する。

```
> round(cbind(PR = exp(coef(m2)),
+             lower = exp(coef(m2) + qnorm(0.05/2) * rse),
+             upper = exp(coef(m2) - qnorm(0.05/2) * rse)), 2)
```

	PR	lower	upper
(Intercept)	0.56	0.48	0.64
sex 女性	0.96	0.89	1.02
age.group20～29 歳	0.64	0.50	0.84
age.group30～39 歳	0.76	0.64	0.90
age.group40～49 歳	0.88	0.75	1.04
age.group50～59 歳	0.86	0.74	1.01
age.group60～69 歳	0.99	0.84	1.16
age.group70～79 歳	0.99	0.86	1.15
age.group80 歳以上	0.78	0.65	0.94
wealth 大変苦しい	0.63	0.55	0.72
wealth やや苦しい	0.89	0.82	0.96
wealth ややゆとりがある	1.21	1.10	1.34
wealth 大変ゆとりがある	1.24	1.07	1.44

#### A.4 2つの方法の比較

対数二項回帰モデルおよび頑健ポアソン回帰モデルを用いて推定された調整済み PR (adjusted prevalence ratio, APR) とその 95%CI の結果を表 2 に示す。

方法が異なると調整済み PR (adjusted prevalence ratio, APR) および 95% 信頼区間の値が異なるが、結果は年齢の一部を除いてほぼ同様である。社会活動に参加している人に性別の差がなく、経済的な暮らし向きが苦しければ参加せず、ゆとりがあれば参加する顕著な傾向があることが明らかになった。年齢については、10 代後半に比べてどの年齢も参加が少なく、これは部活動の参加が関連していると考えられる。

このデータについては、AIC がより低い頑健ポアソン回帰モデルの方がモデルの当てはまりがよかった。なお、logbin() や vcovHD() のオプションを変更しても大きな違いは生じなかった。

表 2 対数二項回帰モデルおよび頑健ポアソン回帰モデルによる調整済み PR

	対数二項回帰モデル		頑健ポアソン回帰モデル	
	APR	95%CI	APR	95%CI
性別				
男性	1.00	参照	1.00	参照
女性	0.96	[0.93; 1.00]	0.96	[0.89; 1.02]
年齢				
16～19 歳	1.00	参照	1.00	参照
20～29 歳	<b>0.66</b>	[0.57; 0.75]	<b>0.64</b>	[0.50; 0.84]
30～39 歳	<b>0.76</b>	[0.68; 0.86]	<b>0.76</b>	[0.64; 0.90]
40～49 歳	<b>0.89</b>	[0.79; 1.00]	0.88	[0.75; 1.04]
50～59 歳	<b>0.87</b>	[0.77; 0.97]	0.86	[0.74; 1.01]
60～69 歳	1.01	[0.91; 1.13]	0.99	[0.84; 1.16]
70～79 歳	1.02	[0.91; 1.13]	0.99	[0.86; 1.15]
80 歳以上	<b>0.80</b>	[0.70; 0.90]	<b>0.78</b>	[0.65; 0.94]
経済的な暮らし向き				
大変苦しい	<b>0.62</b>	[0.57; 0.68]	<b>0.63</b>	[0.55; 0.72]
やや苦しい	<b>0.88</b>	[0.84; 0.93]	<b>0.89</b>	[0.82; 0.96]
普通	1.00	参照	1.00	参照
ややゆとりがある	<b>1.22</b>	[1.15; 1.29]	<b>1.21</b>	[1.10; 1.34]
大変ゆとりがある	<b>1.25</b>	[1.11; 1.40]	<b>1.24</b>	[1.07; 1.44]
AIC		527.39		526.24
n		80		80

APR: adjusted prevalence ratio, AIC: Akaike's information criterion

太字は統計的に有意であることを意味する