

# 因果帰納における相関と非独立性 Correlation and Non-Independence in Causal Induction

市野 弘人<sup>†</sup>, 林 涼太<sup>†</sup>, 大用 庫智<sup>‡</sup>, 高橋 達二<sup>†</sup>, 樋口 滉規<sup>§</sup>

Hiroto Ichino, Ryota Hayashi, Kuratomo Oyo, Tatsuji Takahashi, Kohki Higuchi

<sup>†</sup> 東京電機大学, <sup>‡</sup> 関西学院大学, <sup>§</sup> 長岡技術科学大学

Tokyo Denki University, Kwansei Gakuin University, Nagaoka University of Technology

kohki.higuchi@gmail.com

## 概要

人間は観察による因果帰納において、相関の検出ではなく非独立性を検出しているということが観察的因果帰納モデルと人間の観察的因果推論を比較する実験のメタ分析と、刺激を確率的に生成するシミュレーションによって示唆されている。本研究ではこの仮説を検証するために従来の因果帰納実験の枠組みを拡張し、実験を実施した。結果は人間の因果帰納が独立よりも相関の検出に近いことを示しており、仮説は支持されなかった。また、人間は観察した情報をマージし単純化して因果推論に利用していることが示唆された。

**キーワード：**因果帰納, 帰納推論, 二重過程理論, 認知モデル

## 1. はじめに

観察から因果関係を導き出すことは、科学的推論、統計学、および機械学習における古典的な問題である。その難しさは広く知られているが、人々はその課題を容易に遂行する [1]。この認知機能を明らかにすることは、人間を理解するための科学的価値に加え、有用なシステムの開発につながるという工学的価値もありうる。このような背景を踏まえ、本研究では人間が統計的情報からどのように因果関係を学習、判断するかを解明することを目的とする。

Higuchi らは人間の因果判断と高い適合を示すことが明らかになっている因果帰納モデルに対してメタ分析を行い、 $pARIs$  というモデルが人間の判断に対して非常に適合的であるという結果を示した [3]。従来は観察的因果帰納において人間は相関の検出を行っていると言われていたが [2],  $pARIs$  は独立の定義式を稀少性仮定の下で変換した非独立性の指標の近似モデルであると主張されており [6], これは人間が観察的因果帰納において相関ではなく非独立性を検出していることを示唆している。本研究では人間が観察的因果帰納において、相関を検出しているのか、それとも非独

立性を検出しているのかを因果帰納実験を用いて検証する。

本論文の構成は次のとおりである。2. 節では、本研究の理論的枠組みの導入と、相関と非独立性の違いについて説明する。また、3. 節では相関と非独立性を比較する実験を行い、人間が観察的因果帰納において非独立性の検出を行っているという仮説を検証する、4. 節では実験の結果から人間は観察した情報をマージして推論しているという仮説を示す。

## 2. 因果帰納

### 2.1 因果帰納の二段階理論

本研究は因果帰納の二段階理論 [2] を採用する。この理論では、人間の因果帰納に観察的段階と介入的段階の二つの段階があるとする。観察的段階では無数の要因の中から、注目している事象に対して関連のありそうな要因を抽出する。この段階では因果と相関を明確に区別することなく、結果と関連性のありそうな要因をできる限り素早く正確に抽出する。分析的段階では、観察的段階で抽出した要因に対して介入的分析（事象の生起を操作することによる分析）を行い、真の因果関係を特定する [2]。本研究では観察的段階における人間の因果帰納に焦点を当て、これを説明するモデルを用いる。

### 2.2 単純因果帰納

従来の因果帰納研究で用いられてきた因果帰納の枠組みを紹介する。現在考えている結果事象を  $E$  とおき、その原因として考えられる事象を原因候補事象  $C$  とおく。そして、この2つの事象の共起情報をもとに  $C$  と  $E$  の因果関係を推論する枠組みを単純因果帰納と呼ぶ。事象の共起情報は表 1 で示す  $2 \times 2$  分割表によって表される。

表1 単純因果帰納の2×2分割表

	Effect $E$	No Effect $\neg E$
Cause $C$	$a$	$b$
No Cause $\neg C$	$c$	$d$

## 2.3 因果帰納モデル

単純因果帰納の枠組みの因果帰納モデルは表1の共起情報を引数として、 $C$ と $E$ の因果関係の強さを出力する関数として表される。 $pARIs$ は因果帰納の観察的段階を説明するものとしてTakahashiらによって提案された因果帰納モデルであり[5]、式1で表される。このモデルは因果帰納のメタ分析によって人間の因果判断を説明するという尺度において高い性能を持っていることが示されている[3]。因果帰納の観察的段階において人間は相関の検出を行っていると考えられていたが[2]、 $pARIs$ は稀少性仮定の下で変換した非独立性の指標の近似モデルであると主張されており[6]、これは人間が因果帰納の観察的段階において相関ではなく非独立性を検出しているということを示唆している。稀少性仮定とは、人間が因果関係に関して着目する事象はその生起が不生起よりも稀であるという一種の事前知識である。

$$pARIs = \frac{P(C, E)}{P(C \vee E)} = \frac{a}{a + b + c} \quad (1)$$

## 2.4 相関と非独立性

因果帰納の観察的段階において人間は相関の検出を行っていると考えられている。これはある2事象間に因果関係があればそれらは相関していることがほとんどの場合に成り立つため、相関関係にあるものを抽出すれば基本的に因果関係の抽出を見逃すことはないだろう、という論理に基づくものである[3]。しかし、事象を絞り込む方法は相関の検出だけに限らない。相関の検出の場合と同様の論理に基づき、非独立性の検出も事象の絞り込みに適していると考えられる。相関は変数間の線形な関係を検出するものであり非独立性は変数間に何らかの関数関係が存在するかを検出する。つまり2事象間に相関があれば、それらは非独立であるという関係が成り立つが、その逆は成り立たない。これは相関があることは、非独立であることよりも限定的な概念であることを意味している。つまり、非独立であるということは相関関係であることよりも包括的であるために、真の原因の見逃しが発生しづらいといえる。

しかし、単純因果帰納の枠組みにおいては二つの変数が生じたか否かの、二つの水準しか持たないため、無相関の定義と確率論上における独立の定義は差を持たない。従って単純因果帰納の下からの情報では、人間は相関の検出を行っているのか、それとも非独立性の検出を行っているのかについての確たる根拠になり得ない。本研究では原因を三段階に分割することによって、相関と非独立性の間で違いの生じる枠組みを作成し、これを検証する。例えば、植物に全く水を与えない、適量の水を与える、大量の水を与えるという三つの原因と、植物が枯れるか否かという二つの結果からなる因果条件文を考える。植物に全く水を与えないことは植物が枯れる原因になるが、水を与えすぎることでもまた植物が枯れる原因になりうる。つまり、植物に水を与える量と植物が枯れるか否かの関係は相関を持たないが、植物が枯れるか否かは植物に水を与える量に依存しているため非独立である。

## 3. 実験

### 3.1 実験概要

本研究では従来の単純因果帰納の枠組みを拡張し、原因候補事象が取りうる値を、多量の生起、少量の生起、非生起の三段階に分割する。それらの事象の共起情報を3×2分割表の表2に示す。相関の尺度はスピアマンの順位相関係数とした。非独立性の尺度は3×2分割表において存在しないため、変数間の連関の尺度であるクラメル連関係数と、変数間の相互依存の尺度である相互情報量とした。この二つの尺度は変数間の線形な関係に限らず、関数関係を検出する。そして相関と非独立性のどちらがより人間の判断に適合的であるかを調査することが本実験の目的である。刺激は相関の尺度と非独立性の尺度それぞれに大、中、小の三段階を想定した時の直積となるように作成した。相関の値はその性質上非独立性の値より大きくなることがないので刺激の種類は6種類となる。作成した刺激を表3に示す。また、カバーストーリーは表4に示したものを使用し、これをランダムイズして刺激と対応づけて提示した。

表2 因果帰納の3×2分割表

	Effect	No Effect
Cause	$a$	$b$
Medium Cause	$m$	$n$
No Cause	$c$	$d$

表3 刺激のデザイン.  $N$  は合計頻度.

No	$a$	$b$	$m$	$n$	$c$	$d$	$N$
1	7	1	1	1	1	7	18
2	6	1	1	7	2	1	18
3	4	1	1	7	4	1	18
4	5	2	2	2	2	5	18
5	5	4	5	1	1	2	18
6	3	3	3	3	3	3	18

表4 カバーストーリー

C	E
新種の成分の投与	腹痛が起こる
〃	発熱する
〃	皮膚の発疹が現れる
〃	目覚めが良くなる
〃	身体能力が向上する
〃	集中力が向上する

### 3.2 実験手順

本実験は CrowdWorks 上で実験参加者を募集した, 参加者は 63 名である. 実験参加者は表 3 に示された刺激をランダム化された順序で観察し, 原因と結果の関係の強さを評価した. 刺激の観察については各セルに対応づけられた画像を表示する方法を用いた.

## 4. 結果

各刺激に対する参加者の回答の平均値, 各指標の評価値を図 1 に示す. 各指標はスピアマンの順位相関係数 ( $\rho$ ), クラメル の 連 関 係 数 ( $V$ ), 相 互 情 報 量 ( $MI$ ) とした. 各指標と人間の回答値の平均値の相関係数を算出した結果を表 5 に示す. 加えて表 5 には, 各指標の評価値を説明変数, 人間の回答値を目的変数とし, 個人差を考慮して切片と傾きの両方に固定効果と変量効果を持たせた際の一般線形混合モデルに対する AIC と BIC を示す. 次に, 参加者の回答の平均値に対するスピアマンの順位相関係数の相関係数と, 参加者の回答の平均値に対するクラメル の 連 関 係 数 の 相 関 係 数 に 着 目 し, 帰無仮説を「二群の母相関係数は等しい」対立仮説を「スピアマンの順位相関係数のほうが母相関係数が高い」とした仮説検定を行った. 検定統計量の  $p$  値は 0.17 であり有意水準  $\alpha = 0.05$  において帰無仮説は棄却されなかった. スピアマンの順位相関係数とクラメル の 連 関 係 数 の 相 関 係 数 に 差 は 見 ら れ な っ た が, AIC と BIC は共にスピアマンの順位相関係数が低い値を取っている. この結果からスピアマンの順位

相関係数の方が人間の判断に適合的であり, 人間が相関ではなく非独立性を検出しているという仮説は支持されなかった.

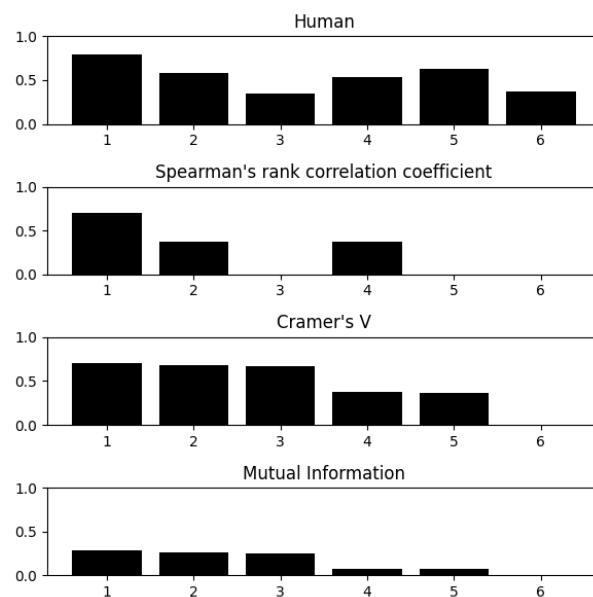


図1 実験参加者の回答値と各指標の評価値

表5 実験結果 各種統計量

	相関係数	AIC	BIC
$\rho$	0.78	1456	1479
$V$	0.45	1525	1548
$MI$	0.35	1531	1554

人間は複雑な情報を元に推論を行う際, 認知的負荷を低減するために情報を簡略化して推論を行う傾向があることが明らかになっている [7]. そこで,  $3 \times 2$  分割表の特定のセルを結合させることによって  $2 \times 2$  分割表へと変換し, その分割表をもとに因果強度を測る枠組みを考える. この手続きによって  $2 \times 2$  分割表を作成する操作のことをマージと呼ぶ. マージを行った際の  $pARIs$  の出力値と人間の回答値の平均値との相関係数を, マージの方法毎に表 6 に示す. 作成する  $2 \times 2$  分割表の各セルを  $a'$ ,  $b'$ ,  $c'$ ,  $d'$  としている. 次にそれぞれのマージの方法の意味について説明する. No. 1, No. 2 は Medium Cause を原因ありに分類した場合と原因なしに分類した場合である. No. 3 は Medium Cause を原因ありとし, Cause と No Cause を原因なしとした場合である. No. 4 は Medium Cause の後に Effect が観察された場合は Medium Cause を原因ありとみなし, Medium Cause の後に No Effect が観察された場合は Medium Cause を原因なしとみなす. こ

表 6 マージの方法毎の  $pARIs$  と人間の回答値の平均値との相関係数

No	$a'$	$b'$	$c'$	$d'$	相関係数
1	$a + m$	$b + m$	$c$	$d$	0.90
2	$a$	$b$	$c + m$	$d + n$	0.74
3	$m$	$n$	$a + c$	$b + d$	0.045
4	$a + m$	$b$	$c$	$d + n$	0.98
5	$a$	$b + n$	$c + m$	$d$	0.91

これは  $C$  と  $E$  の因果強度が最大化するように Medium Cause を解釈した結果である。これに対し、 $C$  と  $E$  の因果強度が最小化するように Medium Cause を解釈した結果が No. 5 である。相関係数が最も高かった No. 4 のマージ法を用いた際の  $pARIs$  とスピアマンの順位相関係数に対する人間の回答値の平均値の相関係数を比較した。この時の検定統計量の  $p$  値は 0.00 であり有意水準  $\alpha = 0.05$  において No. 4 のマージ法を用いた際の  $pARIs$  の方が相関係数が高いと言える。この結果から人間はマージを用いて推論を行っている可能性があると考えられる。

## 5. 考察

実験の結果から  $3 \times 2$  分割表における相関と非独立性のどちらも人間の判断とあまり適合的ではないと解釈できる。スピアマンの順位相関係数とクラメル の連関係数の関係については母相関係数の検定によって差があるとは言えないという結果になっているが、一般線形混合モデルの当てはまりはスピアマンの順位相関係数の方が良く、人間が非独立性の検出を行っているという仮説は支持されなかった。

マージをした際の  $pARIs$  の出力値と人間の回答値の平均値との相関係数は最大で 0.98 であり、スピアマンの順位相関係数と比べて高いということが示された。この事から人間は  $3 \times 2$  分割表をマージして推論を行っていると考えられる。相関係数が最大となるマージの方法は表 6 の No. 4 であり、これは「 $C$  が  $E$  を引き起こす」という仮説を肯定するように観察情報  $m, n$  を解釈した結果であると捉えられる。そして  $C$  と  $E$  の関係を調査するという問題に取り組む際、事前知識などがなかった場合デフォルトとして「 $C$  が  $E$  を引き起こす」という仮説を持つことが考えられる。これは、何かの事象間の関係を調査するという行為自体が事象間に何かしらの関係があるという仮説が存在することを暗に意味しているためである [4]。これらのことから、人間が因果推論を行う際、その人物が持っている仮説に合わせてマージの方法を選択している可

能性がある。例えば「 $C$  は  $E$  を引き起こさない」という仮説を持っている時は表 6 の No. 5 のマージが用いられ、「Cause については Medium Cause が適量であり Cause は原因として機能しない」という仮説を持っている時には表 6 の No. 3 のマージが用いられると予想される。そしてこれは人間がマージの方法を工夫することによって相関だけでは検出できない関数関係の検出を行っていると思えることができる。

## 6. 結論

人間が観察的な因果帰納において相関の検出を行っているのか、それとも非独立性の検出を行っているのかを検証するため、従来の因果帰納実験の枠組みを拡張し、実験を行った。結果は相関の検出が人間の判断に適合的であり、人間が非独立性の検出を行っているという仮説は支持されなかった。

結果から、人間は観察された事象をマージして推論に利用しており、マージの方法を工夫することによって事象間の様々な関係を単純化して推論を行っていると考えられる。この仮説の正当性に関する検証や、どのようにマージの方法を切り替えているかについては、さらなる実験に基づく検証が必要である。

## 文献

- [1] Thomas L Griffiths and Joshua B Tenenbaum. Theory-based causal induction. *Psychological review*, 116(4):661, 2009.
- [2] Masasi Hattori and Mike Oaksford. Adaptive non-interventional heuristics for covariation detection in causal induction: Model comparison and rational analysis. *Cognitive science*, 31(5):765–814, 2007.
- [3] Kohki Higuchi, Kuratomo Oyo, and Tatsuji Takahashi. Causal intuition in the indefinite world: meta-analysis and simulations. *Biosystems*, 225:104842, 2023.
- [4] Jessecae K Marsh and Woo-kyoung Ahn. Spontaneous assimilation of continuous values and temporal information in causal induction. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 35(2):334, 2009.
- [5] Tatsuji Takahashi, Yu Kohno, and Kuratomo Oyo. Causal induction heuristics as proportion of assumed-to-be rare instances (paris). In *Proceedings of the 7th International Conference on Cognitive Science (ICCS2010)*, pages 361–362, 2010.
- [6] Tatsuji Takahashi, Kuratomo Oyo, Akihiro Tamatsukuri, and Kohki Higuchi. Correlation detection with and without the theories of conditionals: A model update of hattori & oaksford (2007). *bioRxiv*, page 247742, 2018.
- [7] Amos Tversky and Daniel Kahneman. Judgment under uncertainty: Heuristics and biases: Biases in judgments reveal some heuristics of thinking under uncertainty. *science*, 185(4157):1124–1131, 1974.