

稀少な不在と過大な不在：因果帰納におけるフレーム問題 Absence, rare and abundant: The frame problem in causal induction

横川純貴, 大用庫智, 高橋達二

Yokokawa Junki, Kuratomo Oyo, Tatsuji Takahashi

東京電機大学

Tokyo Denki University

E-mail: 12rmj33[at]ms.dendai.ac.jp, tatsujit[at]mail.dendai.ac.jp

Abstract

This paper is intended to verify the descriptive validity of the *pARIs* model (proportion of assumed-to-be rare instances) in causal induction. Because *pARIs* coincides with defective biconditional (Wason), similarity index (Tversky's psychological and Jaccard's statistical), the probability of set identity (Kosko), and in particular, biconditional event (de Finetti, Gilio, Fugard) that may be one of the core notions in the new paradigm psychology of reasoning (Over, Evans, Politzer), it can be normative in the light of new theory of thinking.

We showed the result of a computer simulation, a meta-analysis and two experiments. The simulation and meta-analysis proved the descriptive validity of *pARIs* for causal induction. In the first experiment, we found a clear cognitive difference between so-called c-cell and d-cell type events, which is closely related to the frame problem. In the second experiment, we discovered that participants responded to the assumed rarity of the cause and effect, as the name of *pARIs* suggests, and not to the superficial cues (as in the exhibition of the matching bias in the deductive tasks).

Keywords — covariation assessment; defective biconditional; new paradigm psychology of reasoning; Jaccard similarity index; conditional event

1. はじめに

この論文では因果帰納モデルの一つである“稀少と仮定される事例の比率” (*pARIs*: proportion of Assumed to be Rare Instances)[1] の妥当性を検証するために、2 事象間の真の関係性を記述できるかを確かめるシミュレーション、メタアナリシス、セル *c* とセル *d* の認知の差を見るための因果帰納実験、人間が因果帰納を行う際に何に着目するかを明らかにする実験を行った。これらによって、人の因果帰納のメカニズムが *pARIs* の形式に近いことを明らかにすることを試みた。

2. 先行研究

因果帰納とは、着目する結果事象と、原因 *C* として疑う原因候補事象の共起情報から、原因 *C* から結果 *E* へという因果関係を構築する推論である。人の因果判断のメカニズムには哲学や心理学などの多くの引用が用いられるが、限られたリソースで早急にもっともらしい判断を下すことが重要だとされ、因果帰納のほとんどのモデルは共起あるいは共変動情報を抽出することが重要な第一歩であると仮定されている[2]。原因と結果が共変動する傾向がある場合、その共変動は因果のメカニズムを識別するのに重要な手がかりになるためである[3]。通常の因果帰納の研究では、ふたつの事象の共起情報をセル *a, b, c, d* に記録する、表 1 のような 2×2 分割表が用いられる。これらの 4 セルを使用した指標が過去の研究でいくつも生み出されてきた [2]。

表 1: 2×2 分割表で表現された共起情報

	Effect (E)		
	<i>E</i>	$\neg E$	
Cause (C)	<i>C</i>	<i>a</i>	<i>b</i>
	$\neg C$	<i>c</i>	<i>d</i>

規範的であると支持されている指標が ΔP ルール (Jenkins & Ward, 1965; Rescorla, 1968)[4, 5] や *PowerPC* (Cheng, 1997)[6] だろう。特に ΔP は認知心理学や条件付け学習にも用いられる指標である。しかし、これらの指標は人間を対象とした認知実験の結果とのフィットが悪いことも知られている。

$$\Delta P \triangleq P(E|C) - P(E|\bar{C}) = \frac{ad - bc}{(a + b)(c + d)} \quad (1)$$

$$\text{Power PC} \triangleq \frac{\Delta P}{1 - P(E|\bar{C})} = \frac{ad - bc}{(a + b)d} \quad (2)$$

それに対して記述的なモデルとして、服部が提唱した二要因ヒューリスティックス(dual factor heuristics; DFH) が非常に良く実験データとフィットすることが知られている。

$$\text{DFH} \triangleq \sqrt{P(E|C)P(C|E)} = \frac{a}{\sqrt{(a + b)(a + c)}} \quad (3)$$

DFH は四分点相関係数 ϕ の d を正の無限大に発散させることで求められ、 $P(E|C)$ と $P(C|E)$ の幾何平均の形式を持つ。また、稀少性仮定と等確率性仮説を前提とした環境でのサンプリングにおいて母集団の相関係数の推定に非常に有用である [2]。稀少性仮定とは原因と結果の生起確率が共に低いこと、あるいは人がそのように仮定してしまうことを指す。また等確率性仮説とは原因と結果の生起確率を人はデフォルトで同等として認識しているのではないかという仮説である。服部は情報獲得量の面からウェイトン選択課題を分析し、これらの仮説と仮定が合理的であると示した。

3. $pARIs$

我々が提唱する $pARIs$ は原因 C と結果 E の和集合に対する、原因 C と結果 E の積集合の割合で求めることができる [1]。また、セル b とセル c の値に関して可換となるため、対称性 [7] を持っていると言える。

因果帰納における各要因が C から E への関係に対して及ぼす影響は、セル a が肯定的、セル b とセル c は否定的である。セル d に関してはやや肯定的でありうるが、6.1 節で触れるようにその数え方に恣意性があるためもあり、中立、もしくは無効と考えられる。

$$\begin{aligned} pARIs \triangleq P(p \wedge q | p \vee q) &= \frac{P(C \wedge E)}{P(C \vee E)} \\ &= \frac{a}{a + b + c} \end{aligned} \quad (4)$$

心理学ではこの指標は Wason らの発見した defective biconditional として古くから知られてきており、また Tversky の類似性の集合演算による

定義の最も重要な場合にいも一致する [8, 9]。他にも Kosko による probable equivalence (集合の同一性の確率) [10]、Jaccard similarity index、また de Finetti 的な、無際限な世界での双条件法 biconditional event [11] として推論心理学の新パラダイム [12, 13] で着目されている指標と一致し、理論的に正当化できる。

$pARIs$ はセル d の情報を使わずに計算ができることがわかる。同じようにセル d を含まない DFH ではシミュレーションの結果として、セル d を無視した上でその他の情報を集めたとしても母集団の原因 C と結果 E の相関を素早くかつ正確に推定できることがわかっている [2]。

4. シミュレーション

この章では Hattori & Oaksford [2] が行ったシミュレーション (Simulation 2) をもとに $pARIs$ の統計学的な推定におけるパフォーマンスを検証する。シミュレーションでは 2 事象、つまり原因 C と結果 E の相関を四分点相関係数 ϕ によって求め、その値と各指標の値を比べる。原因と結果の相関が因果の強さとなるわけではないが、原因と結果に因果関係がなければ無相関となり、また因果関係があれば相関は基本的に強くなる。よって ϕ は基準の指標として妥当であることがわかる。

4.1. シミュレーション 1

現実的な因果関係の帰納推論においては、おそらく最初から全ての共起情報を得ているわけではないだろう。現実世界では 1 つ 1 つの共起情報を母集団から取り出し、情報が少ない段階でも判断をしなければならない。そこで今回のシミュレーションではサンプリング数の変化による各指標の値の収束具合を観測した。

以下はシミュレーション設定である。稀少性仮説のもとに $P(C) = P(E) = 0.2$ とし、 $P(C, E)$ は ϕ_0 に依存する。 $P(C, E)$ の算出には式 5 を使用する。 ϕ_0 とは母集団における $P(C)$ と $P(E)$ の関係である。 ϕ_0 はここでは 0.2, 0.5, 0.8 に設定した。サンプリング数 30 回までを 1 試行とし、これを 5,000

試行し、その各指標の値の平均値(mean)とその標準偏差(SD) をプロットした。

$$P(C, E) = P(C)P(E) + \left(\phi_0 \sqrt{P(C)P(E)P(\bar{C})P(\bar{E})} \right) \quad (5)$$

DFHやpARIsはセル d を式の中に含んでおらず、セル d の情報を必要としない。つまりこれらの指標の必要記憶容量は $a + b + c + d$ である必要がなく $a + b + c$ でもよいと考えられる。そこでサンプリング数の枠組みをふたつ設けた。ひとつは $N (= a + b + c + d)$ 、もうひとつは $Nw (= a + b + c)$ である。 Nw はセル d を含まない指標にのみ適用させる。

ΔP や ϕ はサンプリング数 1 ではどのような共起情報が起きても計算できないのでグラフではサンプリング数 2 から線が引かれている。また、DFH はサンプリング数 1 の時に a セルに共起情報が入れば値 = 1 として計算ができる。それ以外は計算不可になるため、サンプリング数 1 の時、DFH の平均値は必ず 1 になる。また、5,000 試行の内、計算できたものと計算できなかったものが混同した場合は、計算できたものの数を母数に取り平均値、標準偏差を計算した。

図 1, 2, 3 がそれぞれ $\phi_0 = 0.2, 0.5, 0.8$ のグラフである。

各グラフの平均値はそれぞれに設定されている ϕ_0 の値に近づけば、それだけ正確に判断を下していると見ていいだろう。また各標準偏差はその判断のばらつきを表している、こちらは 0 に近づけば近づくほどばらつきが少なくなるということを表している。

真の相関 ϕ_0 が低い時は pARIs が非常に良いパフォーマンスを発揮している。逆に真の相関 ϕ_0 が高い時は DFH が非常に良いパフォーマンスを発揮している。真の相関が低いということは、原因と結果が共に起きることが少ないということになる。どちらの指標がより心理学的に記述的であるかは現段階では断言できない。断言するためには、人間が真の相関の強弱によってどのように判

断を下すかを調べる必要がある。人間の推察値と真の相関の関係が判明すれば、このシミュレーションの結果をより明確に分析することができるだろう。

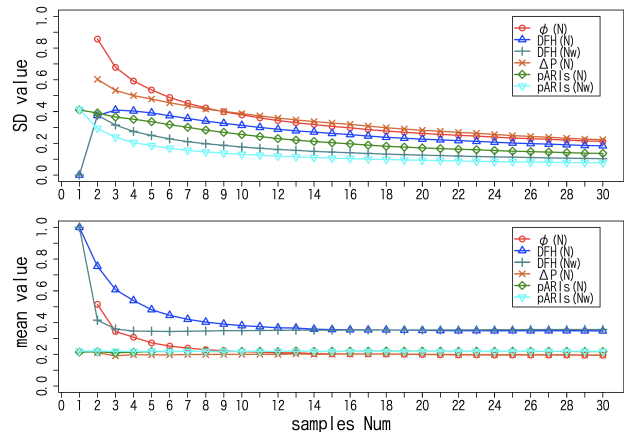


図 1: $\phi_0 = 0.2$ のときの各指標の値

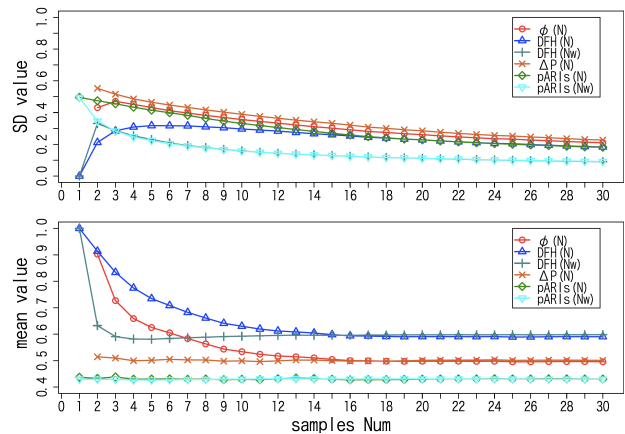


図 2: $\phi_0 = 0.5$ のときの各指標の値

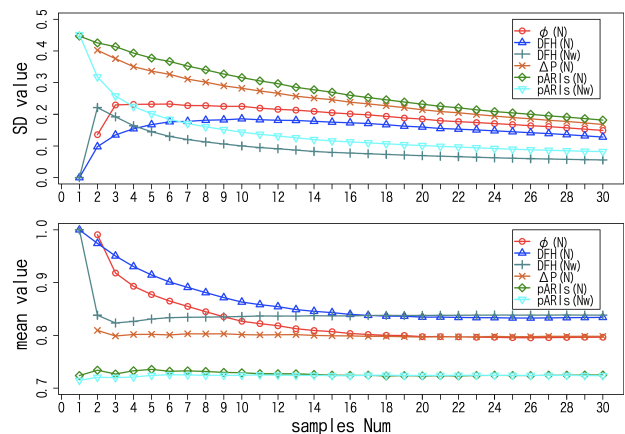


図 3: $\phi_0 = 0.8$ のときの各指標の値

5. メタ分析

この章では過去の認知実験のデータを元に

$pARIs$ とその他の指標がどれだけデータにフィットするかを検証した。

表 2:メタアナリシス結果

	AS95	BCC03 exp01	BCC03 exp03	H03
$pARIs$	0.941	0.980	0.989	0.993
DFH	0.951	0.974	0.985	0.982
PowerPC	0.950	0.886	0.984	-0.095
ΔP	0.884	0.919	0.932	0.010
Phi	0.885	0.909	0.933	0.703
$P(E C)$	0.907	0.824	0.952	-0.011
$P(C E)$	0.762	0.511	0.877	0.984
pCI	0.872	0.919	0.932	0.398

	LS00 exp123	W03. 02	W03. 06	H06
$pARIs$	0.927	0.897	0.934	0.965
DFH	0.947	0.854	0.901	0.964
PowerPC	0.860	0.444	0.462	0.740
ΔP	0.834	0.294	0.462	0.707
Phi	0.843	0.551	0.462	0.708
$P(E C)$	0.580	0.470	0.770	0.893
$P(C E)$	0.339	0.178	0.560	0.579
pCI	0.834	0.770	0.574	0.697

	平均	誤差平均
$pARIs$	0.953	11.728
DFH	0.945	18.545
PowerPC	0.654	32.342
ΔP	0.630	24.547
Phi	0.749	26.156
$P(E C)$	0.673	28.166
$P(C E)$	0.599	24.914
pCI	0.750	28.903

各実験で計算できない刺激の組み合わせ (a, b, c, d の組み合わせ) の場合は、その刺激の組み合わせを取り除き計算している。つまり、すべての指標が計算できる刺激の組み合わせのみを抽出したデータに基づき計算していることになる。こうすることにより各指標に不公平がないように

計算ができる。

表 2 が結果をまとめたものになる。決定係数の算術平均では $pARIs$ が最も高いことがわかる。また $pARIs$ は最低でも 0.89 という非常に高い値を記録しており、記述能力が安定している。また、誤差は群を抜いて最小である。

6. 実験

この章では複数の認知実験を通し、 $pARIs$ の考え方の妥当性、人間のセル c や d に対する認知の差、因果帰納において人間がどのような枠組みに注目するのかを検証した。

6.1. 実験 1

そもそもセル d には興味深い議論がある。因果帰納におけるセル d は原因 C も結果 E も起きなかった回数を数えなければいけない。これは非常に困難である。現実空間で事象の不在の回数を数え上げるのは限りなく困難であり、フレーム問題と深く関連する。しかし、事象の不在が数えられないのであれば、原因 C が生じなかった場合に発生するセル c, d も人はうまく認識することができない事になってしまう。同じようことは結果 E が生じない場合に発生するセル b, d にも言える。実際に人間は事象の不在と定義されているセルをどのように扱っているのかは不明確である。しかし我々は帰納により因果を判断することができる、これは上述したフレーム問題を人間が解消できていることにほかならない。

そこで、今実験では原因が不在だと定義されたセル c, d を人間がどのように認知しているかを明確にすることを目的とした。セル b, d も同じ枠組みで実験を行うべきかもしれないが、対称性によって b と c の交換が可能なことや等確率性仮説を考慮すると今実験と同じような結果になるのではないかと予想される。

萱野が行った因果帰納の実験では、通常の因果関係に加えて、セル c とセル d の値が尋ねられた [14]。因果帰納実験とは各セルのイベントを順不同に表示していき、いくつかを観察した後に原

因から結果への関係性の強さを尋ねる実験のことである。この実験で人が答えたセル c や d の値は真の値をおおよそ正しく見積もっていた。

通常、因果帰納における $\neg C$ (や $\neg E$) は上述したようにフレーム問題を抱えている。しかし実験の性質上、原因 C の否定は「原因が起こらなかった」という1つの事象として被験者に与えてしまう。そのため被験者が1つの事象として捉え、セル c とセル d をある程度正確に見積もることができたのだと考えられる。

そこでより現実的な因果帰納になるよう実験を考案した。与えるデータの形式を、通常は 2×2 の分割表になるところを、 3×2 とした。このような構造にすることで $C1$ の否定は「 $C2$ または $C3$ 」(生起回数は $C2 + C3$) になる。 $C1$ に対して 2×2 の分割表を考える際に、セル c' とセル d' は $C1$ の否定の事象を考え計算しなければならない。一意にセル c やセル d が決まる従来の因果帰納実験とは構図が異なるようになっている。

表 3: 3×2 分割表と 2×2 分割表への再構築の例

	E	$\neg E$		E	$\neg E$
$C1$	a	b	$C1$	a	b
$C2$	c	d	$\neg C1$	$c' (= c + e)$	$d' (= d + f)$
$C3$	e	f			

また、現実的な因果帰納では判断を行うために原因 C と結果 E の組み合わせのイベントを観察し始めるのではなく、今まで積み重ねてきた経験から因果判断を行うことが自然である。つまり、因果帰納実験において事前に調べる因果関係を提示することは現実的な因果帰納の手順と反してしまう可能性がある。

因果関係に判断を下す場面のその時々で原因 C と結果 E のイベントをサンプリングし始めることは非現実的である。つまりイベントを観察し終わった後にいくつかの因果判断を下すことができると考えることが自然である。つまり、因果帰納実験においては一定回数サンプリングを行った後に複数の因果判断を下すことができ、判断を迫

られるにしたがって 2×2 分割表を再構築できるのではないかと考えられる。

6.1.1. 実験 1-手続き

ここで行う実験はすべてコンピュータ上で行なっている。すべての被験者が同じ教室にて同時に行なっている。

ここでは刺激 (a, b, c, d, e, f) を2種類用意した。それぞれ、 $A(6, 4, 9, 1, 2, 8)$ と $B(5, 5, 8, 2, 1, 9)$ である。被験者を A, B グループの2グループに分けた。この刺激内容は $P(C1) = P(C2) = P(C3)$ 、 $C1$ および $C2$ を対象としたそれぞれの 2×2 分割表において、 $ad' > bc'$ を満たすように設定した。さらに2つのグループをランダムに CD と DC に2分割した。つまり被験者は4つのグループに分けられる、ここでは $A.CD$ 、 $A.DC$ 、 $B.CD$ 、 $B.DC$ のように表記する。

本実験においては、被験者は自分がどのようなグループ分けをされたのか分からぬままイベントをランダムに提示されていく。ここでは説明のために $A.CD$ に割り振られたとする。

まず始めに被験者は以下のようなカヴァーストリーを確認し実験を開始する。

「あなたは大学病院で働く科学者を演じてもらいます。あなたは科学者で、被験者に薬を投与し、どのような反応なのか確かめたい。あなたは被験者の反応を見ていき最終的にある判断を下したい。」

被験者はこれを確認すると、 A の刺激の観察が始まる。一通りの刺激を観察し終わると質問ダイアログが現れる。1問目は「 $C1$ (の色の薬) を投薬して、抗体が出来るという関係の強さはどのくらいですか」となっており、0% から 100% の範囲で回答させられる。2問目は「 $C1$ (の色の薬) を投薬せず、抗体ができなかった場合は何回ありましたか」となっており、0 から 30 回の間で回答させられる。3問目は「 $C2$ (の色の薬) を投薬して、抗体が出来るという関係の強さはどのくらい

ですか」となっており、0% から 100% の範囲で回答させられる。4 問目は「C2 (の色の薬) を投薬せず、抗体ができなかった場合は何回ありましたか」となっており、0 から 30 回の間で回答させられる。これが終わると 1 セットが終わる。

続いて、被験者には 2 セット目のプログラムを受けてもらう。1 セット目と刺激内容は変えずに行う。変更がある部分は 2 問目と 4 問目である。これらがそれぞれ、「C1 (の色の薬) を投薬せず、抗体ができた場合は何回ありましたか」、「C2 (の色の薬) を投薬せず、抗体ができた場合は何回ありましたか」に変更されている。

ここでは 1 セット目の 2 問目を $A.c'1$ 、4 問目を $A.c'2$ と表記する。また 2 セット目の 2 問目を $B.c'1$ 、4 問目を $B.c'2$ と表記する。

CD グループと DC グループの差異は、CD グループはセル c の質問を 1 セット目に受けるグループ、DC グループはセル d の質問を 1 セット目に受けるグループのように区別がされている。この 2 セットが実験内容になっており、また被験者が入力したデータはテキストファイルとして出力されている。被験者は 54 名の東京電機大学理工学部の大学生である。

6.1.2. 実験 1-結果

抽象化された c' や d' を人は正しく計算できているか調べるため、回答された $c'(d')$ と理論的に正しい $c+e(d+f)$ を平均値の検定 (t 検定) にかける。ここでの帰無仮説は「データ群の平均が真の値である」となり対立仮説は「データ群の平均は真の値ではない」となる。表 4 は t 検定を行うデータ群と真の値、 p 値である。5% の有意水準で帰無仮説が棄却され対立仮説が採択されたものは $B.d'2$ のみだけだった。この検定からは人の c' や d' の計算方法が理論的に間違っているとは言えないということがわかった。

次に見るべき箇所は、注目する原因を変える前の $c'1(d'1)$ と 注目する原因を変えた後の $c'2(d'2)$ が有意に変化しているか、である。もしも有意に変化していないのであれば、最初に注目した $2 \times$

2 分割表からうまく再構築ができていないことが示唆される。

それを確かめるためには $c'1(d'1)$ と $c'2(d'2)$ の 2 標本 t 検定 (関連 2 群) を行う。ここでの帰無仮説は「注目の対象が変わった後と前で差がない」となり、対立仮説が「注目の対象が変わった後と前で差がある」となる。表 5 に検定結果を掲示する。A グループ、B グループ共に c' は注目の対象が変わった前後で有意に差があるという結果になった。また d' に関しては、注目の対象が変わった前後で差があるとは言えないという結果になった。

表 4: 人のデータ群と真の値の t 検定結果

人のデータ群 (mean) (SD)	真の値	p 値
$A.c'1$ (12.65) (4.60)	$c' = C + E = 11$	0.062
$A.c'2$ (9.20) (4.12)	$c' = A + E = 8$	0.126
$A.d'1$ (9.37) (4.60)	$d' = D + F = 9$	0.661
$A.d'2$ (9.79) (5.90)	$d' = B + F = 12$	0.0536
$B.c'1$ (9.60) (5.15)	$c' = C + E = 9$	0.5661
$B.c'2$ (6.48) (4.04)	$c' = A + E = 6$	0.5583
$B.d'1$ (10.28) (6.30)	$d' = d + f = 11$	0.5735
$B.d'2$ (10.20) (7.34)	$d' = B + F = 14$	0.0162

表 5: フォーカス前後の値の 2 標本 t 検定

フォーカス C1	フォーカス C2	p 値
$A.c'1$	$A.c'2$	0.000524
$A.d'1$	$A.d'2$	0.6707
$B.c'1$	$B.c'2$	0.0012
$B.d'1$	$B.d'2$	0.9497

つまり、 c' において人は理論的に正しい値を算出しており、また注目すべき対象が変わったのであればそれに従って新しい c' を正しく再算出していると言える。

d' において人はおそらく理論的に正しく d' を

算出しているが、注目すべき対象が変わったとしても再計算をしていない可能性があるといえる。

d_2 は d_1 にアンカリングもしくは影響されているのではないかという疑問がここで浮かぶ。それを検定するために、人の d_2 の値と d_1 の真の値を平均値の検定にかけた。ここでの帰無仮説は「人のデータ群の平均は1つ前の質問の真の値である」となり、対立仮説は「人のデータ群の平均は1つ前の質問の真の値とは異なる」となる。表6に結果を記した。

5%の有意水準で帰無仮説が棄却され対立仮説が採択されたものはA,Bグループの c_2 という結果が出た。つまり c_2 に関しては c_1 に影響されおらず、注目する対象が変わったのであれば、それに合わせて何かしらの再計算が行われている可能性が高まった。また、 d' に関しては帰無仮説を棄却できず、 d_2 は d_1 にアンカリングなどの影響を受けている可能性が高まった。

表 6: 1つ前の質問とその後の値のt検定

人のデータ群	1つ前の質問の真の値	p値
A.c' 2 (9.20) (4.12)	$C + E = 11$	0.02663
A.d' 2 (9.79) (5.90)	$D + F = 9$	0.4752
B.c' 2 (6.48) (4.04)	$C + E = 9$	0.004695
B.d' 2 (10.20) (7.34)	$D + F = 11$	0.5912

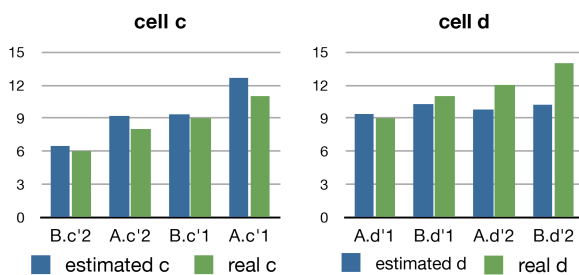


図 4: 人間が推察した c', d' と真の値

最後に、人が想像する $c'(d')$ と真の $c'(d')$ をグラフで示した。図4の左図が c' に関するグラフ、右図が d' に関するグラフである。これらのグラフはAグループやBグループなどを混在させてプロットしてある。

6.2. 実験 2

共変動研究に関して McKenzie らが行った実験では、人が稀少であると思う事象の出来事の情報重視することがわかっている[15]。McKenzie らは抽象的な内容のタスクと具体的な内容のタスクを用いて推論タスクにおけるフレーミング効果の説明を行った。ここでいう推論タスクは共変動評価と仮説検定を示す。抽象的内容のタスクとは、「遺伝子 A があれば人格 X である」のように遺伝子 A である確率や人格 X である確率の検討がつかないものを示す。対して具体的内容のタスクは、「精神的に病気であれば高校を中退する」のように起きうる確率を想像することができるタスクのことである。精神的病気を患うことも高校を中退することも非常にレアだと我々は普段の生活から自然に理解ができる。

McKenzie らの実験では人間は抽象的タスクでは YES のラベルがあるセルの情報量が高いと認識したとわかっている。YES のラベルとは「遺伝子 A があるかないか」に対して YES、つまり遺伝子 A が存在する (C) と表現しているラベルのことである。対して具体的タスクでは YES のラベルに関係なく発生確率がレアであるセルの情報量が高いと正しく認識した。

表 7: カテゴリ別の 2x2 分割表

		YY		YN	
		dropout		graduation	
		yes	no	yes	no
illness	yes	a	b	b	a
	no	c	d	d	b
		NY		NN	
		dropout		graduation	
		yes	no	yes	no
health	yes	c	d	d	c
	no	a	b	b	a

我々は McKenzie の実験を習い、拡張し因果帰納実験に適用させた。実験内容は最も稀少になるセルを a, b, c, d の4個のセルに割り当て、因果帰

納実験を行った。刺激内容はストーリーに合うもの (condition 1) と合わないもの (condition 2) の2種類を用意した (表 8)。

表 7 の 4 つの表のタイトルは稀少であるセルの場所を表している。Y は yes、N は no であり、例えば YN であれば、原因 *C* が YES (つまり生起) で結果 *E* が NO (つまり不生起) の右上のセルが最も稀少であることを示している。

表 8: condition 1 (左) と 2 (右)

condition 1 (左)					condition 2 (右)				
<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>d</i>		<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>d</i>	
1	2	2	2	8	1	6	1	1	1
2	1	1	3	10	2	8	1	2	3
3	1	1	1	15	3	7	3	1	3
4	1	1	3	20	4	6	2	2	3

6.2.1. 実験 2-手続き

被験者たちは condition 1 の カテゴリ (YY,YN,NY,NN)のうちランダムに1つをこなし、Condition 2 の カテゴリ (YY,YN,NY,NN)のうちランダムに1つをこなすという手順を踏む。よって被験者は8個のグループに分けられる。

以下の作業は実験 1 のように PC 上で行われる。

ある被験者を例に上げる。被験者は condition 1 の YY に選ばれたとする。そこで被験者は以下の文章を確認する。この文章は YY に依存している。

あなたには『高校生の不健康さ』と『高校生の退学』という2つの間の関係を調べなければならぬ学者を演じてもらいます。

調べる対象は ABC 高校の学生数人から十数人です。

高校生らには心理学テストを受けてもらい、心理学者から『不健康』であるかどうかを診断してもらいました。またあなたは彼らを追跡調査し、『退学した』かどうかを観察しました。従来の調査では、『高校生の不健康』は『珍しいもの』、また、『高校生の退学』も『珍しいもの』とわかっています。

これから高校生が『不健康』かどうだったか、

『退学した』かどうかを観察してもらいます。何人かの例を見たあとに、あなたにはある判断をしてもらいます。

この文章はカテゴリによって鍵括弧の部分が変わる。YY なら「不健康さ」と「退学」になり、NY なら「健康」と「退学」になる。頻度の鍵括弧もその事象に対応したものになるようになっている。

以上の文章を確認すると condition 1 の刺激組がランダムに選ばれ刺激を観察していく。すべての刺激が観察し終わると評価ボタンが表示される。評価画面では「不健康であることから退学することへの関係の強さは？」と表示される、被験者はダイアログ上にあるスライダーバーで 0% から 100% の間で回答を行う。カテゴリ NN であれば、この質問は「健康でないことから卒業しないことへの関係の強さは？」と変更さえる。本質的に尋ねていることは変わらずに表現だけが変更される。これを4回繰り返し1セットが終わる。2セット目は condition 2 になり1セット目と同じ手順を踏む。

被験者は東京電機大学理工学部の学生 132 名である。

6.2.2. 実験 2-結果

人間の推定値の平均と *pARIs* の値をプロットしたものが図 5, 6 になる。condition 1 では大小関係は捉えているが値そのものと一致はしていない。しかし condition 2 ではほとんどの値が一致していることが分かる。

各指標の値と人間の推察値の平均値の決定係数を示したものが表 9 になる。刺激の組み合わせを考える上で *pARIs* と ΔP を比較したため、構造の似ている DFH は *pARIs* と値が非常に似かよる結果になっている。*pARIs* はひとつだけ決定係数が 0.79 と低めだが、その他はすべて 0.9 を越していることが分かる。

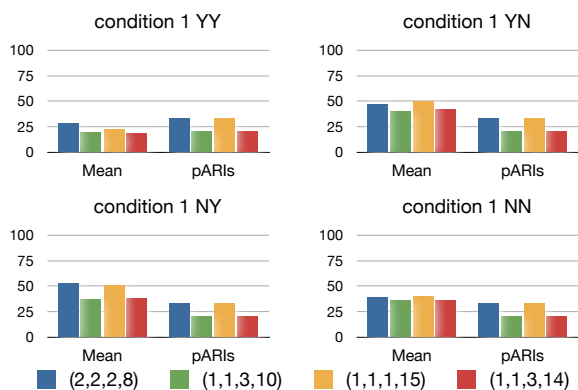


図 5: condition1 における人の平均値と *pARIs* の値

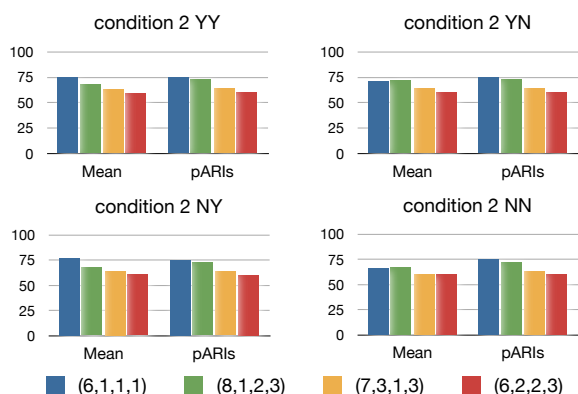


図 6: condition2 における人の平均値と *pARIs* の値

表 9: 人の推察値と各指標の決定係数

	Condition 1			
	YY	YN	NY	NN
<i>pARIs</i>	0.790	0.960	0.992	0.956
<i>DFH</i>	0.790	0.960	0.992	0.956
ΔP	-0.039	0.776	0.504	0.781
<i>PowerPC</i>	-0.032	0.776	0.508	0.776

	Condition 2			
	YY	YN	NY	NN
<i>pARIs</i>	0.953	0.979	0.903	0.919
<i>DFH</i>	0.949	0.985	0.896	0.907
ΔP	-0.015	0.403	-0.141	0.275
<i>PowerPC</i>	0.665	0.923	0.559	0.966

6.3. 実験考察

まず実験 1 では人間が認知するセル *c* とセル *d* に明確な差があることが示唆された。これは非

常に興味深い結果である。セル *c* とセル *d* はともに原因が不在の場合に発生するセルである。現実的に考えるとこれらのセルはどちらもフレーム問題を抱えている。しかしこの実験では原因の数はただか 3 個であり、薬 1, 2, 3 しか原因が起きない環境でありフレーム問題に陥るとは考えづらい。実際、人間はセル *c* に関してはほぼ正確な値を推察している。フレーム問題を抱えている 2 つのセルには他の違いがあると考えられる。この違いは情報量獲得の面から考えることができる。セル *c* とセル *d* は稀少性仮定が成り立っている場合、セル *c* の方がレアであり情報量が高い。このことから被験者は計算リソースや記憶リソースをセル *d* に比べてセル *c* に多めに割り振ったのではないかと考えられる。

また実験 2 でも稀少性の考え方が強く現れている。この実験では因果帰納を行う際に表現の差に囚われることなく因果判断が下せていることがわかる。つまり我々は表現から稀少である事象を推察し、稀少な事象に対しての情報を無意識に集めているといえる。また表 9 からわかるようにセル *d* をつかわない *DFH* や *pARIs* とこれほどフィットしていることから、人間は表現上のセル *d* ではなく、稀少性を仮定した上で事象の確率が一番大きいセルを無視している可能性がある。

7. 総括

シミュレーション、メタ分析、実験から *pARIs* は因果帰納モデルとして非常に妥当であると考えられる。人の因果帰納のメカニズムは *pARIs* のように稀少性を仮定したとき、結果や原因の存在、表現が肯定か否定かに左右されず、稀少か非稀少なのかに従う可能性が高まった。また、Overらの提唱する推論心理学の新パラダイムに属する研究の一例ともなっている [12, 13]。

参考文献

[1]. Takahashi, T., Kohno Y. & Oyo, K. (2010).

- Causal Induction Heuristics as Proportion of Assumed-to-be Rare Instances (pARIs). *Proceedings of the 7th International Conference on Cognitive Science (ICCS2010)*, 361–362.
- [2]. Hattori, M., Oaksford, M. (2007). Adaptive Non-Interventional Heuristics for Covariation Detection in Causal Induction: Model Comparison and Rational Analysis, *Cognitive Science*, 31, 765–814.
- [3]. White, P. A. (2003). Causal judgement as evaluation of evidence: The use of confirmatory and disconfirmatory information, *The Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 56A (3), 491–513.
- [4]. Jenkins, H. M., & Ward, W. C. (1965). Judgment of contingency between responses and outcomes, *Psychological Monographs: General and Applied*, 79, 1–17.
- [5]. Cheng, P. W. (1997). From covariation to causation: A causal power theory, *Psychological Review*, 104, 367–405.
- [6]. Cheng, P. W. (1997). From covariation to causation: A causal power theory, *Psychological Review*, 104, 367–405.
- [7]. 篠原修二, 中野昌宏.(2007). n 本腕バンデイト問題に対する「緩い対称性モデル」の有効性: 因果推論における対称性バイアスと相互排他性バイアス, 進化経済学会第11回大会.
- [8]. Wason, P. C. (1966). Reasoning. In B. M. Foss (ed.) *New Horizons in Psychology*, Penguin Books, Harmondsworth: Middlesex, UK, 135-151.
- [9]. Tversky, A. (1977). Features of similarity. *Psychological Review*, 84 (4), 327–352.
- [10]. Kosko, B. (2004). Probable Equivalence, Superpower Sets, and Superconditionals, *International Journal of Intelligent Systems*, 19, 1151–1171.
- [11]. Gilio, A. and Sanfilippo, G. (submitted manuscript). Quasi conjunction, Quasi disjunction, T-norms and T-conorms: Probabilistic aspects.
- [12]. Politzer, G., Over, D. E., & Baratgin, J. (2010). Betting on conditionals. *Thinking & Reasoning*, 16(3), 172-197.
- [13]. Over, D. E. (2009). New paradigm psychology of reasoning. *Thinking & Reasoning*, 15(4), 431-438.
- [14]. 萱野宏明 (2009). 因果推論と意思決定における認知バイアスの研究, 東京電機大学知能機械工学科 2009 年度卒業論文.
- [15]. McKenzie, Craig R. M. (2004). Framing effects in inference tasks—and why they are normatively defensible, *Memory & Cognition*, 32 (6), 874–885.