

データ欠損のある場合の観察による因果帰納推論

Causal induction by observation with uncertain occurrences

田中 洸樹^{*1}
Kouki Tanaka並木 尚也^{*2}
Naoya Namiki大用 庫智^{*2}
Kuratomo Oyo高橋 達二^{*1}
Tatsuji Takahashi^{*1} 東京電機大学

Tokyo Denki University

^{*2} 東京電機大学大学院

Graduate School of Advanced Science and Technology, Denki University

Recent advances in the study of causal induction in cognitive psychology have made clear how humans inductively infer causal relationship from observation of co-occurrences and interevent in the causal networks. However, most of the studies are limited to a 2x2 binary paradigm in which the occurrence of events (candidate causes and effects in focus) is certain, while in reality it can be uncertain (deficit data). We propose a 3x3 paradigm and show that the treatment of uncertain information depends on the prior of the participants, which may be rational considering the limitation in working memory capacity.

1. はじめに

事象の生起情報から因果関係を判断する因果関係の帰納推論は、全ての適応的行動の学習の基礎となる極めて重要なものである。Cという原因がEという結果を引き起こす、という因果関係が分かっており、Eが目的であれば、Cを手段として引き起こすことで目的を達成できるからである。目的としては採餌やマーケティングが基礎的なものであろう。しかしCとEの因果関係はいかに獲得されるのであろうか？これに関して、多くの因果帰納の先行研究ではEという結果とCという原因候補という二つの事象の生起と不生起という2x2分割表の情報(表1)のみを考えたうえで、CからEへの因果関係の強さが共起情報どのような関数であるかを突き止めることを目的としてきた。この枠組みについては、それが基礎的であることは確かであるとしても、様々な限界が指摘されている。一つの問題は、事象について生起と不生起しか考えないところにある。事象の生起は不確実でありうる。つまり、ある事象が生起したかしなかったかが不明である場合は一般的である。では、そのような不確実な生起情報あるいはデータ欠損はどのように扱われるのであろうか？これに関しては[Marsh 09]が、連続的あるいは不明瞭な生起がいかにして離散的な不生起・生起に同化されるのかという研究がある。それに対して著者らは、より直接的な不確実性の扱いとして、de Finettiの三値論理との並行性から、生起/不生起、つまり生起の真/偽の二値から、生起/不生起/生起が不明、という真/偽/真でも偽でもない、の三値を考える、3x3分割表の情報(表2)からの因果帰納を考えた[横川 14]。本論文では、[横川 14]の実験の問題点を検討し、因果帰納における不確実な情報の扱いについて、生起の稀少性の観点から研究する。

2. 因果帰納と稀少性

人間が統計情報から因果関係をいかに帰納的に構築するかについては長い研究の歴史がある。認知心理学における最近のフォーカスは、ベイズ主義とベイズネットの一般化に伴い、因果強度(ベイズネットのエッジの重みまたはその関数)から因果構造(ベイズネットのトポロジー)へと移ってきたが、因果強度の研究にはまだ多くの問題が残されている。

因果強度の帰納についての実験的研究で最も基本的な枠

組みは単純因果帰納(elemental causal induction)と呼ばれるもので、表1の2x2分割表にあるような、原因候補事象のCと結果事象のEの生起と不生起の共起頻度 a, b, c, d を実験参加者に与え、CからEへの因果関係の強さを $\{0, 1, \dots, 100\}$ や $\{-100, -99, \dots, 0, \dots, 100\}$ といった値で評価してもらう。表1ではCの生起を命題と考えた上で、生起/不生起をT/Fの真理値としている。

この枠組みでは、因果強度の評価を a, b, c, d の関数として考えると、 d セルの値、すなわちCとEがどちらも不生起であった場合をほぼ無視することが知られている[Hattori 07]。CとEの生起/不生起の相関やCがEの必要条件・十分条件であることを定義すると $ad - bc$ という値が基本的になることを考えれば、これは変則的である[Pearl 09]。他方、具体例を考えれば d セル無視は納得できるものではないだろうか。Cが「グリシンを飲む」、Eが「腹痛になる」だとすると、 a, b, c セルの定義には問題がない。グリシンを飲んで腹痛になる(a)、グリシンを飲んだが腹痛にならない(b)、グリシンを飲まなかったが腹痛になる(c)、は、グリシンを飲むことと腹痛になることの回数がカウントできる限り、自然にカウントでき、多義性もほとんどない。他方で、 d セルにあたる、グリシンを飲まず腹痛にもならなかった場合についてはどうだろうか？そもそも、先週何度グリシンを飲まなかっただろうか？また、先週腹痛にならなかった回数は何回だろうか？この不生起の頻度はこの場合、適切な時間的フレームなしには定義ができない。「ある一時間に何度グリシンを飲まなかったか」は、一時間単位のカウントをするならば一回であるが、10分単位のカウントをするならば六回である。こういった、不生起事象を記号化する時間的なフレーミングはしかし、場合にも人にもよる。グリシンを安眠のために摂取しているという場合であれば、夕食後に定量を飲み、腹痛になるかならないのは翌朝であると言うのは自然なフレーミングである。しかしコーヒーで肩が凝る、牛乳で腹痛になる、といった因果関係の疑いについては、フレーミングはより緩くなり、ある手順を取ると車のエンジンがかかる、といった例では d セルの定義は完全に意識的に行う必要がある。

従来、 d セルの情報が無視されることについては、CとEの(生起の)稀少性と情報量から議論されている[McKenzie 04, Hattori 07]。つまり、CとEの生起が稀な場合は、 $P(C), P(E) \ll 1$ と考えられ、 d セルの生起確率が $P(\neg C, \neg E) \gg 0$ となる。ここから、 d セルの生起の情報の価値が極めて低い(事前分布がほとんどアップデートされない)ことが導けるが、 d セルの無視が他

の a, b, c セルに比して量的, 程度の問題であるのか, あるいはより質的に異なるのかについてはまだ決着がついていない. 服部は最近, 二重過程理論に親近な枠組みでこれに関する議論を始めている [服部 14]が, 以前はワーキングメモリーの容量の限界での議論を行っていた. これは, 当初 7 ± 2 と言われていたワーキングメモリーの容量から, 共起情報について $n = a + b + c + d$ がその範囲に収まるような戦略が採られると考えるものであった.

2×2 分割表上の単純因果帰納の枠組みの様々な限界は非現実性については様々な指摘がある. 一対一でなく, 複数の原因候補を考慮できる多対一の $n \times 2$ の枠組み, 原因と結果の間の必然的な先後関係の表現, 生起/不生起の 0/1 でなく, 連続的な 0 から 1 の値などを考慮するというものである. ここでは [横川 14] 同様, 生起 (T) と不生起 (F) だけでなく, 生起が不確実・不明であること (U: uncertain) を許容した三値で, 3×3 分割表上の因果帰納を考える. 分割表は表 2 のようになり, たとえば $u1$ は E の生起が明らかになれば a か b になるような情報である. $u3$ は C と E の両方の生起が不確実であり, その後他の 8 つの全てのセルへの遷移がありうるものである.

3×3 分割表上の因果帰納を考えることの重要性はいくつかある. まず, 不確実な生起を考えることで, また, 生起と不生起という二値の場合のみではないという状況をミニマルに表現でき, 不確実という真理値は, データ欠損という現実的な, 実際の統計処理で常に問題となりうる状況を表現できる. また, 因果関係に関する時間的な展開を考慮できる. 共起情報は, リアルタイムあるいはオンラインで観測すれば, C と E の両方が生起したという場合でも, 最初は $u3$ から始まり, 次に C の生起が明らかになり $u1$ に遷移し, 最後に $u1$ から a に移る, といった時間的推移を経ると考えられる. 3×3 分割表の理論的なメリットとしては, 近年の認知心理学における不確実性の考慮, 特に推論心理学の新パラダイム [Over 09] との符合がある. 人間の推論や判断, 知覚について, 統計学や確率論, 論理学の規範に合致しないことから, その不合理性が唱えられてきたが, 近年 de Finetti に遡る確率論と論理学の統合により, 人間の自然言語の従う論理体系が明らかになりつつある.

推論を考える上で根本的なのが, 論理学における演繹的關係と含意の両方を表現する自然言語の条件文, 「 p ならば q 」である. この条件文については, 推論心理学の始祖の一人である Peter Wason の時代から, 実験参加者が構築する条件文の真理値が古典論理学に従わないことが知られてきた. 二値論理学では含意は選言と否定を用いて還元され, 「 p ならば q 」は「 p でないか q である」を意味する(実質含意 material implication). これに対し, 人間の条件文の解釈は, 条件文の種類にも依るものの [並木 15], p が真ならば q の値のまま, そうでなければつまり p が真でなければ, 真でも偽でもない, というパターンを主とする. これは真理値が真と偽の二値の場合には, 真理値を欠く不完全な条件文 (defective conditionals) である. それに対し, Wason よりも前に, de Finetti は主観確率の数学理論の立場から, 「不完全な条件文」を条件付事象 (conditional event) $q|p$ として確立している [de Finetti 37]. これは真理値表として表 3 のようになる. この体系では, $F = 0 \leq U \leq T = 1$ という順序関係と, 真理値 x, y の連言, 選言, そして x の否定をそれぞれ $\min(x, y), \max(x, y), 1 - x$ とすることで, 基本的な結合子を定義できる.

通常の条件付き確率で略記された確率演算子として定義される $P(q|p)$ に対して $q|p$ を「 p が起ったとしたときの q 」という事象として原子性を与えることで, 条件付事象に対する論理演算が可能となる. たとえば, p と q の双条件文は「 p ならば q , か

つ q ならば p 」であるが, 「コーヒーを飲めば胃痛がするし, 胃痛がしたときはコーヒーを飲んでた」のように, コーヒーと胃痛の間の因果関係を示唆しうる. これは過去には不完全双条件文 (defective biconditionals) と呼ばれた, 最近双条件付事象 $q||p$ と呼ばれ始めたもので, 表 4 のような真理値表を構成する.

表 1. 条件付事象 $q|p$ の de Finetti 真理値表

$q p$		consequence (q)		
		T	U	F
antecedent (p)	T	T	U	F
	U	U	U	U
	F	U	U	U

表 2. 双条件付事象 $q||p$ の de Finetti 真理値表

$q p$		consequence (q)		
		T	U	F
antecedent (p)	T	T	U	F
	U	U	U	U
	F	F	U	U

双条件付事象の確率 $P(q||p)$, 双条件付確率は

$$P(q||p) = P(p \text{ and } q) / P(p \text{ or } q)$$

と定義されるが, これは [Takahashi 10] の pARIs (proportion of assumed-to-be rare instances) ルールと一致する. pARIs は表 1 や表 2 の頻度情報を用いると

$$pARIs = a / (a + b + c)$$

と定義され, d セルを無視する形式となっている. このルールについては, 服部の DFH モデルに比べて, より単純であり, 実験データに合い, また小数サンプルからの相関検出に優れていることが分かっている [高橋 14].

de Finetti 確率論理学の心理学や人工知能に与えるインパクトは条件文推論の分野には限られない. もしも, これまで論理形式をほぼ無視して, 統計学的に研究されてきた因果帰納が, 双条件付確率を軸として, 確率論理的にモデリングでき, そのことで他の推論形式との統合が可能であるとすれば, 人間の推論の統一理論への道が開かれることとなる.

3×3 分割表上の因果帰納には, 2×2 分割表上の因果帰納で隠れていた問題を明らかにできるという利点もある. その一つが, ワーキングメモリーの考慮である. 服部らの議論では, ワーキングメモリーの容量は事象数 n に対するものであった. しかしながら, n が大きいから記憶を沢山使っても限らず, a, b, c, d の相対的な比とせいぜい n の値の 5 つの情報で済むかも知れない. さらに, ワーキングメモリーのチャンクは, よく電話番号の桁数を例とされるように, 数字やカテゴリの数であるとすれば, 容量制限はむしろ事象の種類に課されると考えるべきである. また, 人間の因果帰納が時間の制限と行動の必要から小数のサンプルの上で行われるとすれば, 各共起頻度が電話番号と同様, 十進数で一桁であると考えることに正当性がある. さらに, 最近の研究ではワーキングメモリーの容量制限は 7 ± 2 というよりも 4 であるという説が有力である. これを考慮すれば, 2×2 分割表上の因果帰納で 4 情報を力づくで全て記憶もできたものが, 3×3 分割表上の因果帰納の 9 情報全てを記憶するのは難しいだろう. とすれば, 人間の直観的な判断は, 9 のうちいくつか, たとえば 5 つの情報を軽視あるいは無視し, 残りの 4 情報を用いて行われるかもしれない.

このような観点から、本研究では、人間が不確実な情報を因果帰納においていかに扱うかを実験で検討する。特に、どのような情報を無視するか、あるいは情報に対する重みづけは、事前情報・知識に左右されると考えられるため、実験のカバーストーリーにおいてその点を操作した [横川 14] の追試を行う。

3. 実験

本実験では3×3分割表で表せる、原因候補と結果の生起に不確実性を許容した共起情報を用いて実験を行う。我々は事前知識の2事象の関連性、カバーストーリーの差異によって人間の反応がどの程度変わるのか、またどのセルに注目し、注目しないかを検証する。また今回の実験は、過去の実験データより、実際にモデルとの差が大きかった過去の実験の追試として行う。

3.1. 実験設定

本実験では [横川 14] の実験 3 同様、参加者に 1 台のコンピュータと実験用プログラムを操作してもらい形で実施した。参加者は東京電機大学の学生であり、人数は 17 人である。実験前に、以下のカバーストーリーが与えられた。

最近毒性を持つ可能性のある、食品の『成分』が 4 つ発見されました。この『成分』は『腸炎』を引き起こすかもしれません。あなたはそれぞれの『成分』と『腸炎』の関連性を調査して下さい。調査のため街頭アンケートを行い、ある『成分』を含んだ食事を取ったか否かと、その結果『腸炎』になったかどうかを記録します。しかしアンケートの回答者は日記をつけているわけではないので、その『成分』を含んだ食事を取ったかどうかや、腹痛を起こしたものの病院にいかなかったため、『腸炎』かどうかはわからない、と報告する場合があります。注意点として、人それぞれ体質が異なるのである『成分』と『腸炎』との関係性は人によって一般的に異なります。また、判断を下す際には、異なる『成分』についてのアンケート情報は考慮しないでください。アンケートは 1 グループ 30 人程度です。報告を受けた後、それぞれの『成分』と『腸炎』の関係性を判断してください。

つまりこのカバーストーリーによる原因候補事象 C はある「成分」(の摂取)であり、結果事象 E は「腸炎」である。横川の実験では、ある不特定の「気体 A の発生」が原因候補であり、「晴れた天気」が結果であった。実際の実験では黒い背景上の白い水蒸気の画像が用いられていた。このカバーストーリーでは、不特定の気体の存在の稀少性は判断しづらい。また、晴れという天気は、地域によるが、稀とは言えないだろう。それに対して、ある食品の「成分」の摂取はある不特定の気体の発生より稀かどうかは分からないが、晴れより腸炎の方が稀というのは問題ないであろう。カバーストーリーを以上のように設定した。また、データ欠損のある場合を考慮するため、「成分 X を摂取したかどうか分からないが、腸炎が起こった」という状況がありうる。この場合は表 2 の u2 に対応する。

上記のカバーストーリーを参照したうえで、参加者は街頭アンケートによって集計された一人一人の成分の摂取の有無や腸炎になったかどうかを一つの画面で確認する。これを約 30 サンプル分ほど繰り返す。その後、「『成分』が『腸炎』を引き起こす、という関係の強さはどのくらいですか?」という質問に対し、感じた関係の強さを {0, 1, ..., 100} の区間からスライダーで回答する。これを 4 組繰り返したものが実験である。各組の出現順序と、各組中の事象の出現順序はランダムである。

各実験の事象の生起回数を表 3 に示す。表記の順番は表上の、{a, b, c, d, u1, u2, u3, u4, u5} としており、この実験は特にセル u3, u4, u5, d を参考にしているのかを観察するために設計されている。u3, u4, u5 は欠損している生起データが明らかになれば d 情報としてカウントされるものである。そのため、セル a, b, c, u1, u2 が固定されており、その他はすべて変動している。

表 3: 刺激組

1 組目	2 組目	3 組目	4 組目
5,2,2,5	5,2,2,1	5,2,2,10	5,2,2,7
2,2,10,7,1	2,2,7,5,10	2,2,5,1,7	2,2,1,10,5

表 4: [横川 14] の t 検定結果

刺激組	[1,2]	[1,3]	[1,4]	[2,3]	[2,4]	[3,4]
p 値	.42	.16	.48	.01	.91	.06

表 5: 実験の t 検定結果

刺激組	[1,2]	[1,3]	[1,4]	[2,3]	[2,4]	[3,4]
p 値	.55	.72	.59	.34	.91	.35

表 6: [横川 14] と本実験の同刺激組による t 検定結果

刺激組	[1]	[2]	[3]	[4]
P 値	.31	.36	.02	.51

そのため、セル u3, u4, u5, d を無視しているのであれば人間の反応は全く変わらないはずである。以上の実験の結果から得られたデータと横川の実験データを用いて人間の反応の比較、検証を行った。

3.2 実験結果

図 1 に横川の実験 3 の結果を、図 2 に今回の実験結果を箱ひげ図で示す。横軸のラベルは刺激 1 から 4、縦軸の値は二事象の関係の強さの評価である。図上の黒丸点(●)は人間の反応値の平均、黒太線(|)は中央値を表す。菱形(◇)はセル a, b, c, d のみを使用した pARIs の値 a/(a+b+c) を、実験の評価の値域 [0, 100] と合わせて 100 倍したものである。

セル a, b, c, u1, u2 の情報を固定し、その他の情報 (セル d,

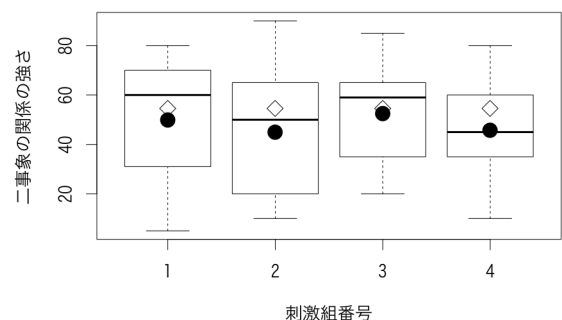


図 1: 横川の実験の箱ひげ図

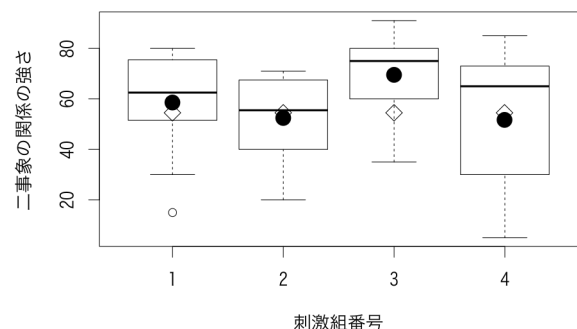


図 2: 本実験の箱ひげ図

u3, u4, u5) が変動することで人間の反応が変わったのかどうかを確かめるため、2 群間の t 検定を行った。横川の結果が表 4, 本実験の結果が表 5 である。また、横川の実験データと今回の実験データでどのくらい反応の差があるのかを検証するため、同じ刺激組同士での t 検定を行った (表 6)。

4. 考察

今回の 2 群間による t 検定結果 (表 5) を通じ、カバーストーリーの変化や事前知識による同時生起確率を稀少とすることによって、刺激 3 と他の刺激組でも有意差がないという結果が得られた。これは、横川の実験とは異なり、どの刺激組においてもセル u3, u4, u5, d を無視している可能性を示唆する (表 6 の [1])。また、同刺激組による t 検定の結果 (表 6) から、セル d の値が大きい刺激組 3 組目同士で有意差が生まれたため、同時生起確率が低いときに事前知識やカバーストーリーによって大きく参照している情報や獲得情報量が変化するのはないかと考えられる。刺激 3 において人間の反応の平均値と pARIs モデル値が近いことや、刺激の 2 群間による有意差がどの組み合わせでも存在せず、u3, u4, u5, d を無視している可能性が高い。これにより、セル a は情報的価値を上げ、セル d は情報的価値を下げたと考えられる。

しかし、実際の人間の反応の平均と pARIs モデルの比較をしてみるとセル d の値の大きい刺激 3 以外は横川の実験よりも人間の反応の平均値と pARIs モデル値が外れているという結果となった。この点については今後実験の要因を検討し、また参加者を増やして検討する必要がある。

5. まとめ

実験の結果から、カバーストーリーや事前知識による 2 事象の同時生起の稀少性によって、因果帰納が左右されるということが判明した。また、今回の実験条件下では、セル u3, u4, u5, d を参照しない可能性が示唆された。横川のデータでは、不明なデータ U の情報を無視している可能性が高いとされていたが、今回の実験によりカバーストーリーおよび事前知識による 2 事象の同時生起の稀少性によって不明なデータ U を参照する可能性が示唆されたため、今後は不明なデータ U のどのセルを参照するのかを調査するとともに、参照している不明なデータ U を含めたセルが含めないセル (セル a, b, c) と比べて、どの程度人間によって参照されているのかを調査できれば、データ欠損のある場合の合理的・記述的な因果帰納モデルを導くことも期待でき、それは双条件確率を軸として、推論の統合理論に繋がらうものである。

6. 参考文献

- [de Finetti 37] de Finetti B.: Foresight: Its logical laws, its subjective sources, *Studies in subjective probability*, New York: Wiley, 1937/1964.
- [Griffiths 05] Griffiths, T. L., Tenenbaum, J. B.: Structure and strength in causal induction, *Cognitive Psychology*, 51(4), 334–384 (2005).
- [Hattori 07] Hattori, M. and Oaksford, M.: Adaptive noninterventional heuristics for covariation detection in causal induction: Model comparison and rational analysis, *Cognitive Science*, 31(5), 765–814 (2007).

- [並木 15] 並木尚也, 田中洸樹, 大用庫智・高橋達二: 不確実性を許容する人間の三値論理における真理値表, *JSAI 2015 (2015 年度人工知能学会全国大会(第 29 回)) 予稿集*, 1E3-2in (2015).
- [Marsh 09] Marsh, J. K., W. K, Ahn.: Spontaneous assimilation of continuous values and temporal information in causal induction, *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 35(2) 334–352 (2009).
- [Pearl 09] Pearl, J.: Causality: Models, reasoning, and inference. The 2nd Edition. Cambridge University Press (黒木 学訳 (2009). 統計的因果推論—モデル・推論・推測—. 共立出版).
- [Takahashi 10] Takahashi, T.: Causal Induction Heuristics as Proportion of Assumed-to-be Rare Instances (pARIs), *Proceedings of the 7th International Conference on Cognitive Science (ICCS2010)*, 361–362 (2010).
- [横川 13] 横川純貴, 大用庫智, 高橋達二.: 因果帰納における不完全双条件文の適応的意味, *情報処理学会第 75 回全国大会論文集*, 2363–2364 (2013).
- [横川 14] 横川純貴, 高橋達二.: 不確実な共起頻度からの因果関係の帰納推論, *情報処理学会第 76 回全国大会論文集*, 1T-6 (2014).
- [高橋 14] 高橋達二, 大用庫智.: 対称性推論のモデルとしての「双条件付確率」と小数サンプルからの因果帰納推論, *日本認知科学会第 31 回大会発表論文集*, O4-3, 141–148 (2014).