

2030生物多様性枠組実現日本会議 (J-GBF)  
2023年12月15日 行動変容WG

# 因果分析を用いた行動変容の 促進手法に関する検討

国土環境研究所 環境技術部門 地域共創推進部

兼 東北支店 自然環境保全部

主査研究員 幸福 智

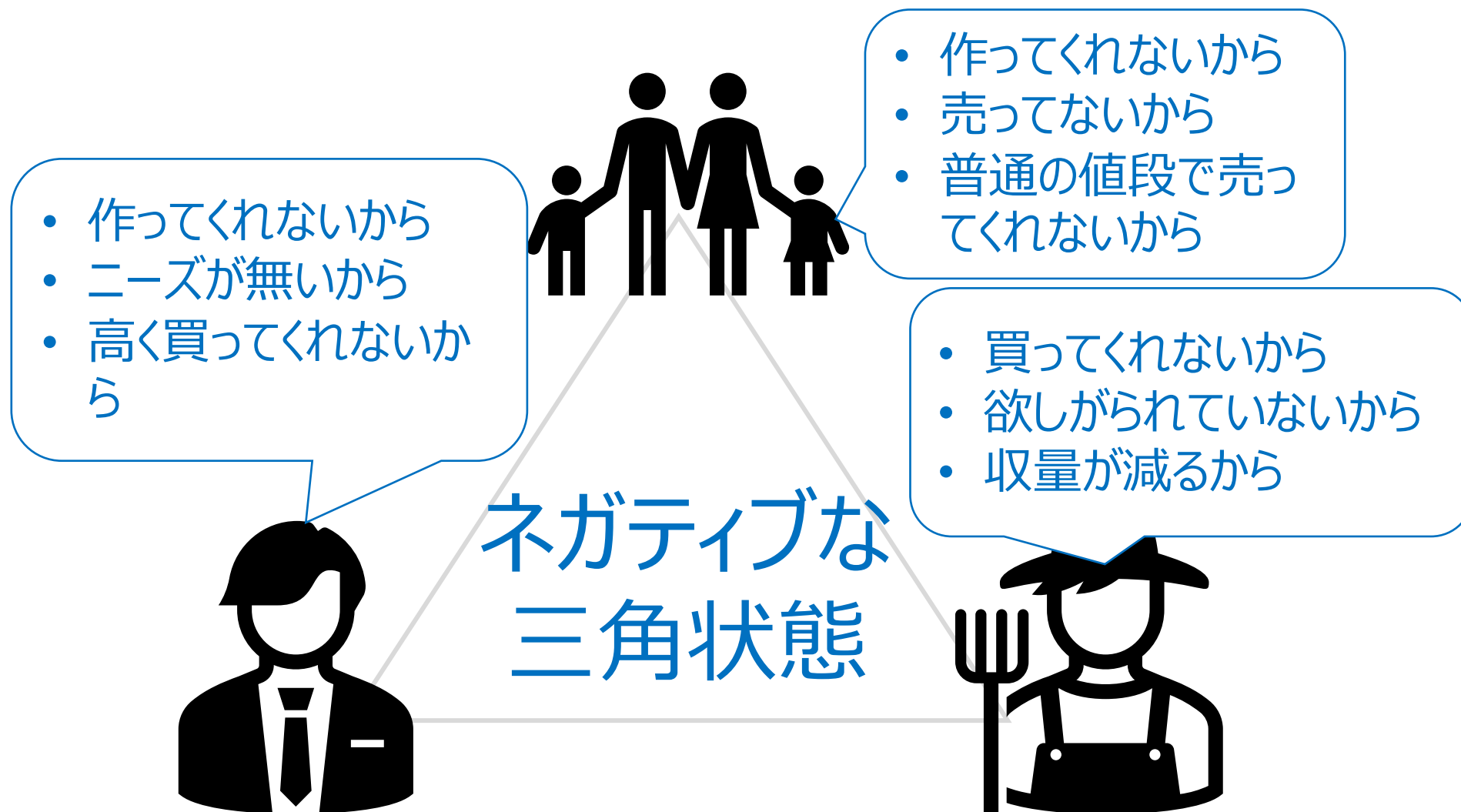


# 行動経済学における「バイアス」と施策の立案

- **利用可能性バイアス**（利用しやすい情報に飛びついて推論してしまう）
- **自分の意見と整合する情報を探し、「間違い」を見落とす「確証バイアス」**
- 代表性バイアス
- アンカリング（比較対象や直前に目にした数字に印象を引っ張られる）
- フレーミング（面倒だから、狭い枠組みに押し込んで経験則で推論してしまう。）
- 「プロスペクト理論」「損失回避」
- 極端な数字に弱く、「まずありえない」は「ありえるかも」に書き換えられる
- 高い物の値段差は気にしないが、安い物は1円差を気にする
- **認知バイアスのひとつ「自信過剰バイアス」**
- 周囲の損得に影響を受ける「社会的選好」
- どのような人たちに囲まれているかによって影響を受ける「集団影響」と「社会規範マーケティング」
- とにかく目立つものに飛びつく傾向「セイリアンス」
- **過去の大きな記憶や体験が行動に結びつく「投影バイアス」「帰属バイアス」**

## 自然環境分野をの専門家が陥りやすいバイアス

- ウナギが絶滅危惧種・・・
- 漁獲枠問題・・・
- 自然の重要性を感じれば行動に移す・・・
- 経済的インセンティブ・・・



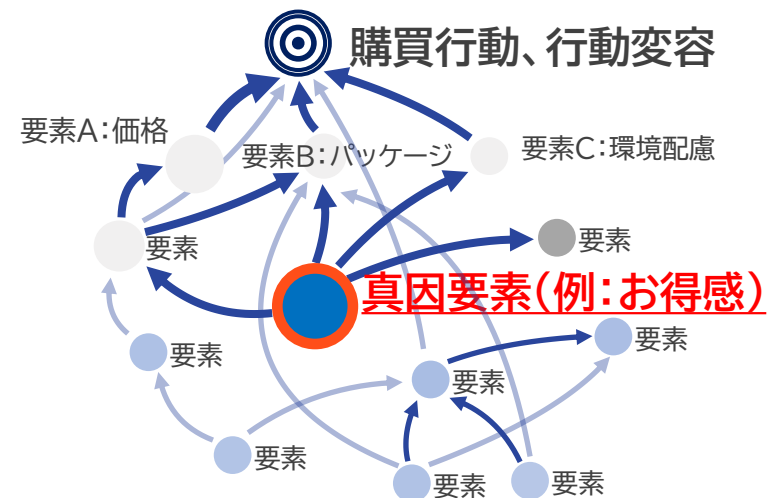
## これまでの統計手法（主に相関に基づく分析）

要素B

- ✓ これまでは、データ観察から相関関係が見られても「偶然」であったり、他の要素C（交絡因子）に影響を受けた「偽相関」の場合があった。
- ✓ 起案者のバイアスにより、偽相関が因果関係と誤って解釈され、誤った施策の立案が行われたケースもある。
- ✓ ランダム化比較試験（RCT）の検討に際しても、データに基づくより確からしい仮説が必要。

要素A

- ✓ 観察データから因果関係を探索し、統計的に推論する「因果分析」を用いてチャレンジ
- ✓ 因果分析はデータサイエンスの発展によって可能になった新たな技術



# 統計的因果推論の枠組みを活用した介入策検討プロセス

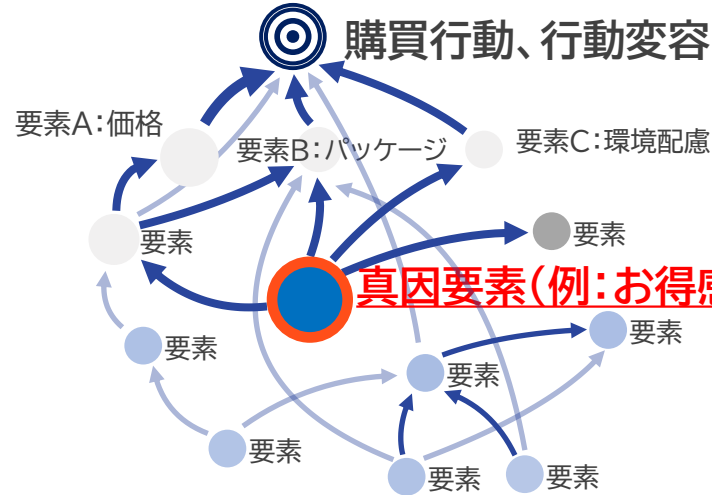
## 統計的因果推論の枠組み

今年度の主な検討範囲

調査から得られた客観的定量データの観察

以下の条件を満たす、緻密に設計された調査

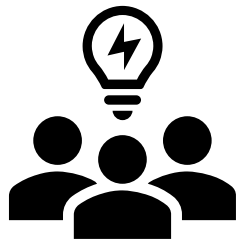
- 目的変数が明示されている
- 説明変数が分散し、設計者のバイアスが排除されるような説明変数群で構成される



NEC社 因果分析ソリューション  
『causal analysis』

## グラフィカルモデリング等による因果探索

データに基づく、より確からしい仮説



深掘り

施策の立案実施

介入なし  
ASCの貝 498円



介入あり  
あのASCの貝がお得  
なんと!! 498円

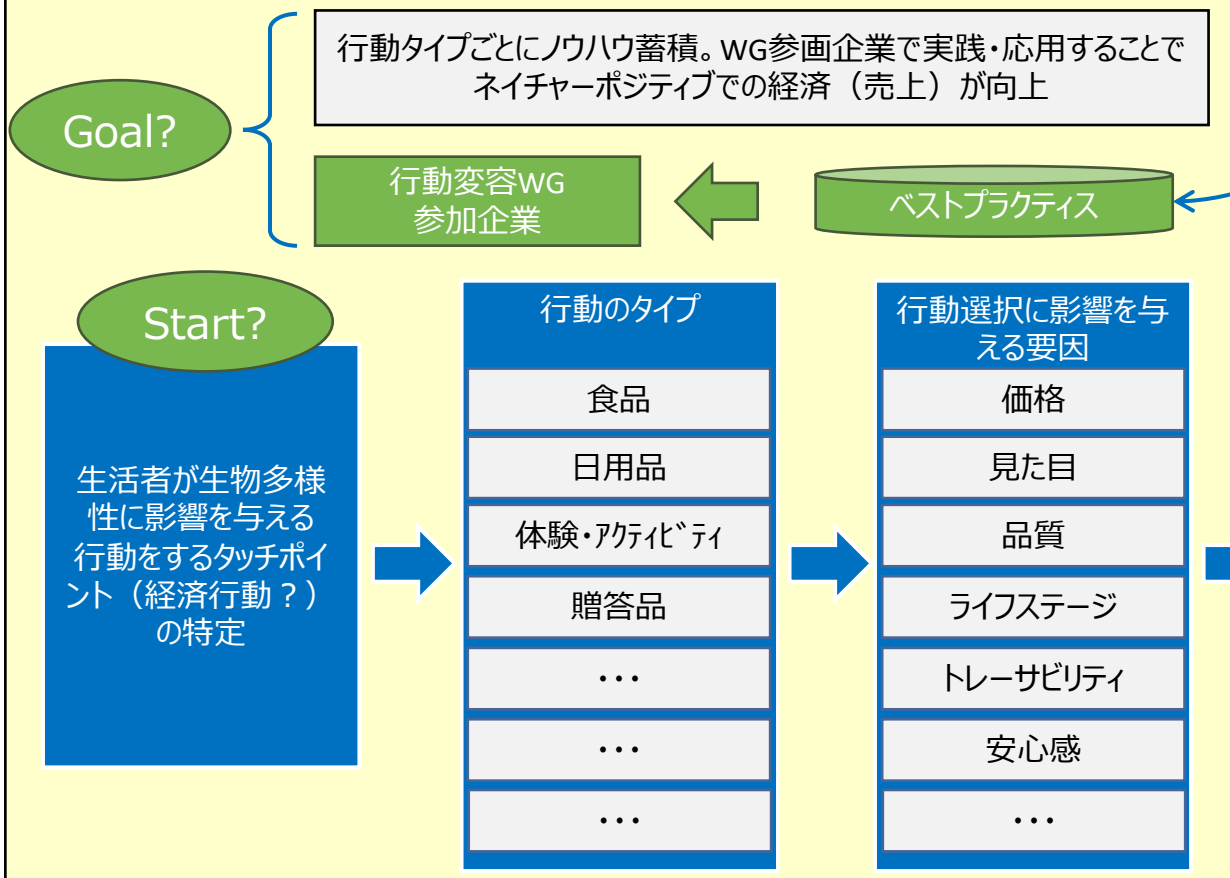


ランダム化比較試験 (RCT)

# 得られた検証結果を蓄積し、社会知・ナレッジとして共有化

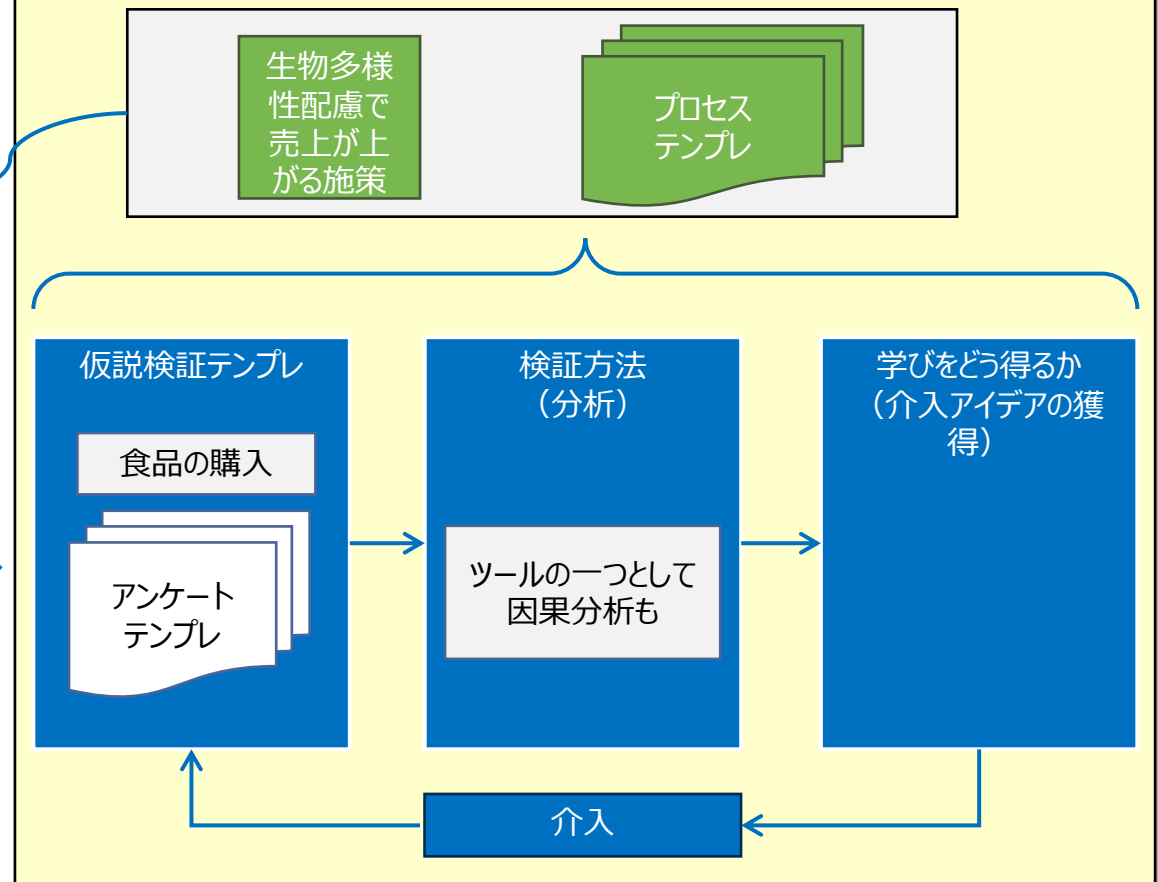
## 鳥の目

- ✓ 経済行動・生活行動においてベストプラクティスを蓄積
- ✓ ナレッジの社会全体への展開を本WGを通して設計

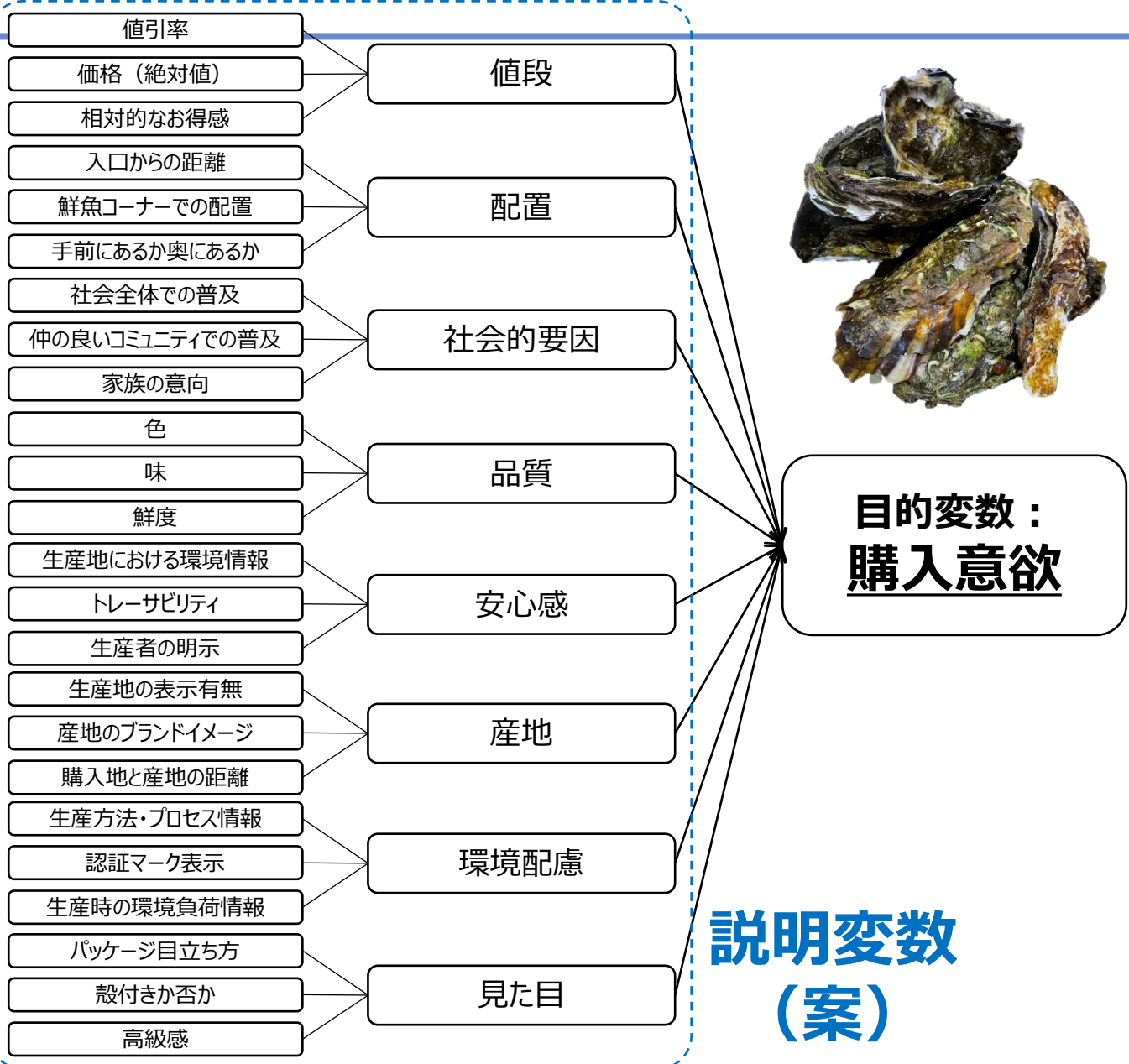


## 虫の目

具体的な仮説検証、介入の「プロセスノウハウ」と「具体的な生物多様性配慮で売上が上がる施策」を得る



# 虫の目テーマ : ASC認証を受けた牡蠣の主流化



**消費者への介入で行動変容が  
起こせる要素群**

- 社会的要因 (仲の良いコミュニティ等)
- 環境配慮
- SNSを活用し、コミュニティ内での意識変容に介入する
- 認証マークの認知を高める
- 認証マークをより派手にする

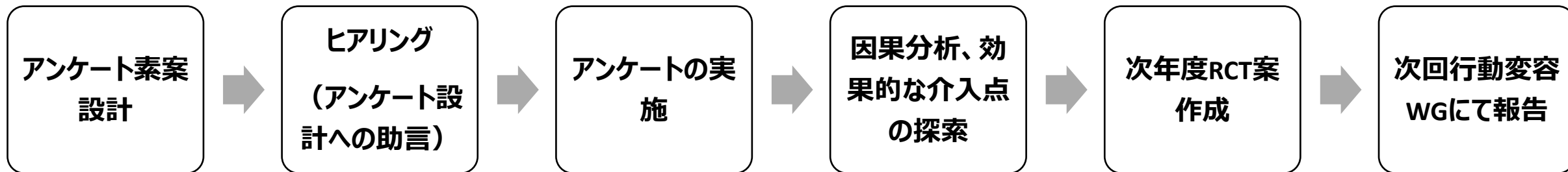
**その他主体への介入が有効な要素群**

- 値段 (特にお値打ち感)
- 配置
- 安心感
- 産地
- 見た目

協力してくれる小売店に補助を出す、優遇する等の介入

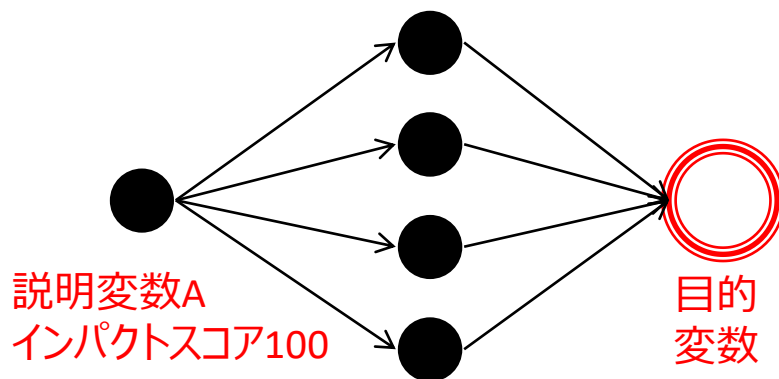
- 本来は高価である説明をし、値段を他商品と同等程度とすることでアンカリング効果をかける
- 「今だけキャンペーン」で損失回避バイアスをかける
- 手前においてもらう (デフォルトオプション化)
- トレーサブルで生産地の環境情報を開示できることを示す
- 産地を市町村レベルで表示する
- とにかく目につくパッケージや高級感を出し、小売店に活用してもらう

# 検討の進め方、ヒアリングポイント

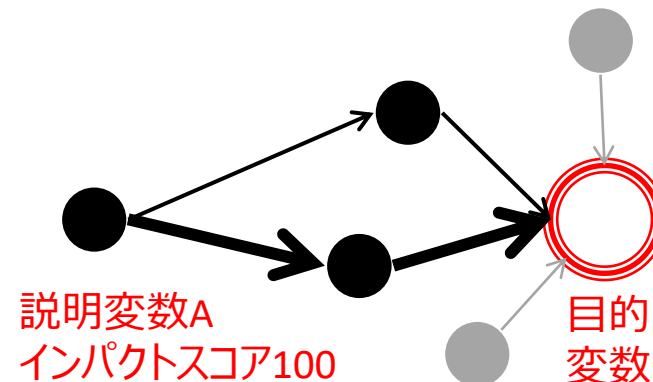


説明変数が分散していないと、真因のインパクトスコアが変わらなくても、各矢印（パス）の効果は薄まって見える

説明変数がうまく分散していると、各矢印（パス）の影響の大きさにメリハリがつき、特に効果のある因果関係を可視化できる



× 説明変数がうまく分散していない例



○ 説明変数がうまく分散している例

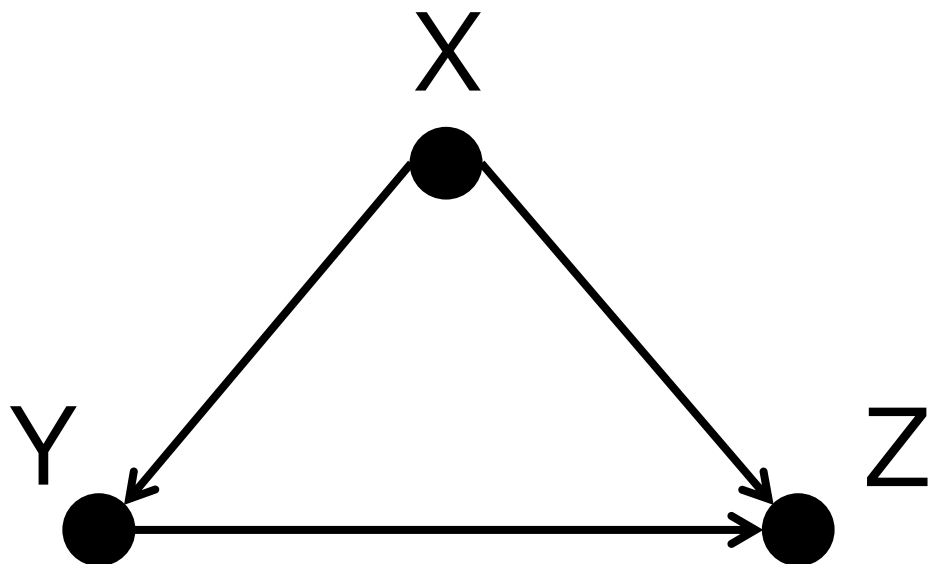


---

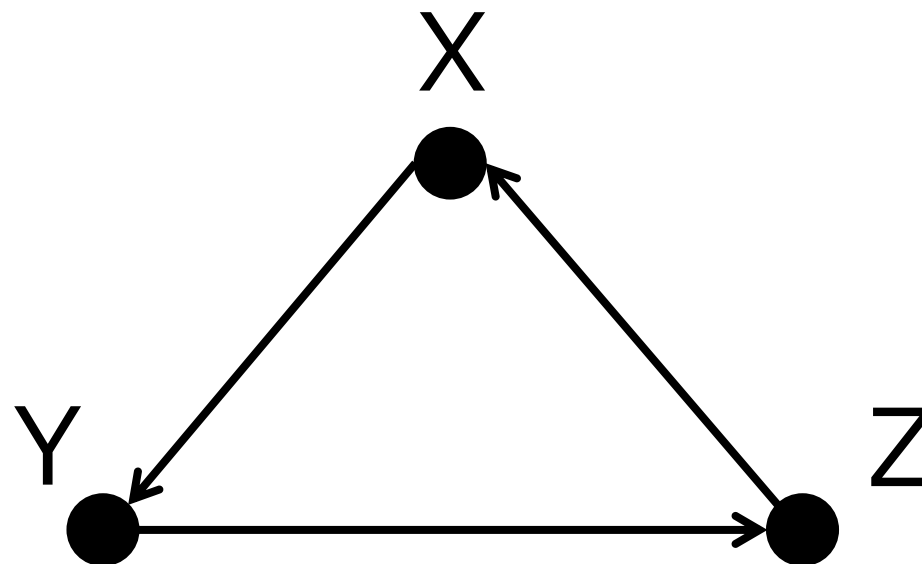
# 【参考】 因果分析に関する基礎理論

---

## 適 非巡回的グラフ

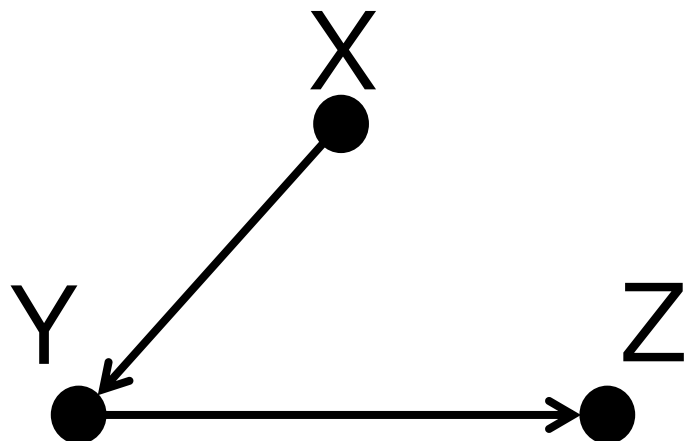


## 不適 巡回的グラフ

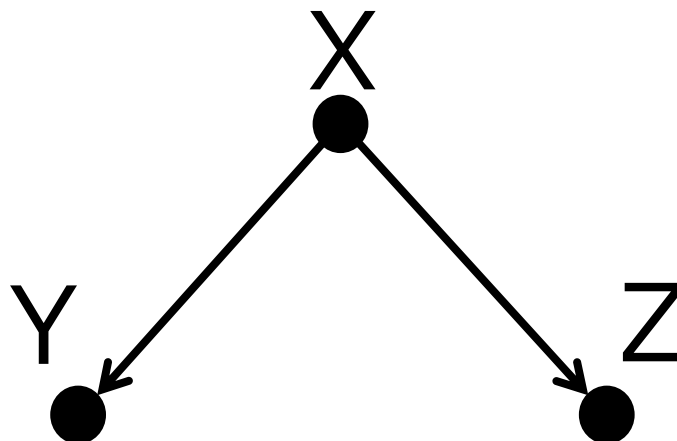


出典：「入門 統計的因果推論」（2019年初版）Judea Pearl著、落海浩訳、（株）朝倉書店発行 を参考にいであ株式会社作成

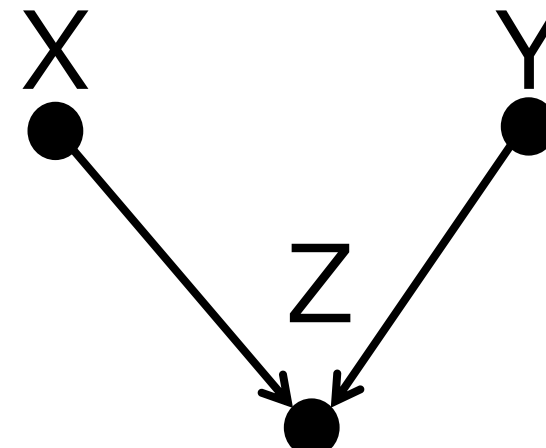
## 連鎖



## 分岐



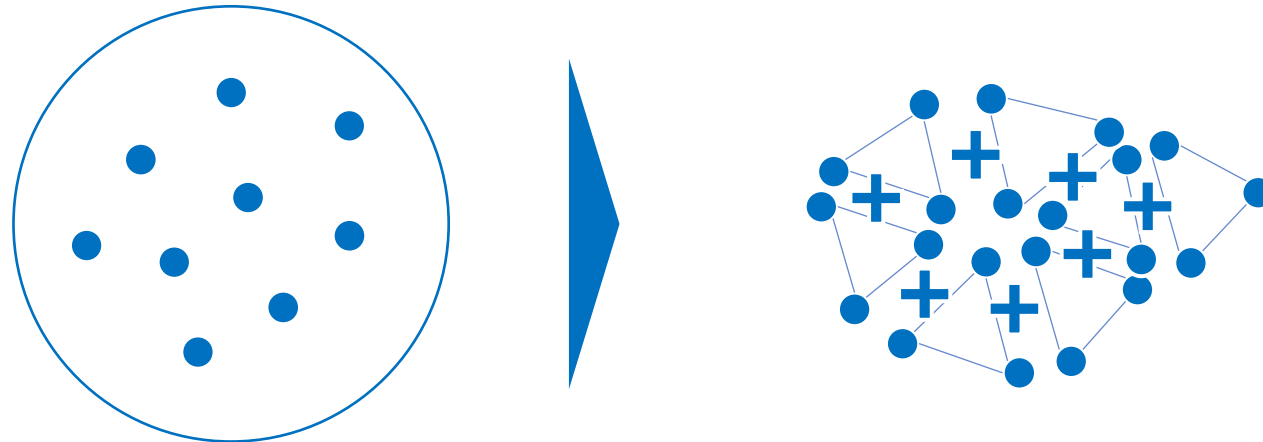
## 合流



### ■ 各経路における条件付き独立性

- 連鎖経路 : 2つの変数 X と Y の間に有向道がただひとつあり、変数の集合 Z がその道を遮断する場合、X と Y は Z の下で条件付き独立である
- 分岐経路 : 変数 X が Y と Z の共通の原因で、Y と Z の間の道がただひとつ存在する場合、X の下で Y と Z は条件付き独立である
- 合流経路 : 変数 Z が X と Y の間の合流点である。そして X と Y の間の道がただひとつである場合、X と Y は周辺独立であるが、Z の素で、また Z の子孫の下で条件付き従属である

- 『d分離』というツールを使うことで、複雑なグラフィカルモデルのうちどこに「誤り」があるか、検定できるようになる。
- ノンパラメトリックな手法であり、モデル全体として大域的に検証するのではなく、局所的に検証する。これにより、仮説のモデルが間違っているのが、具体的にどこの部分であるか判別し、修正できるようになる。
- これは、前述のように、モデル全体を大きな一つのモデルとして捉えるのではなく、いくつかのモデルの集合体と捉えることで可能となる。



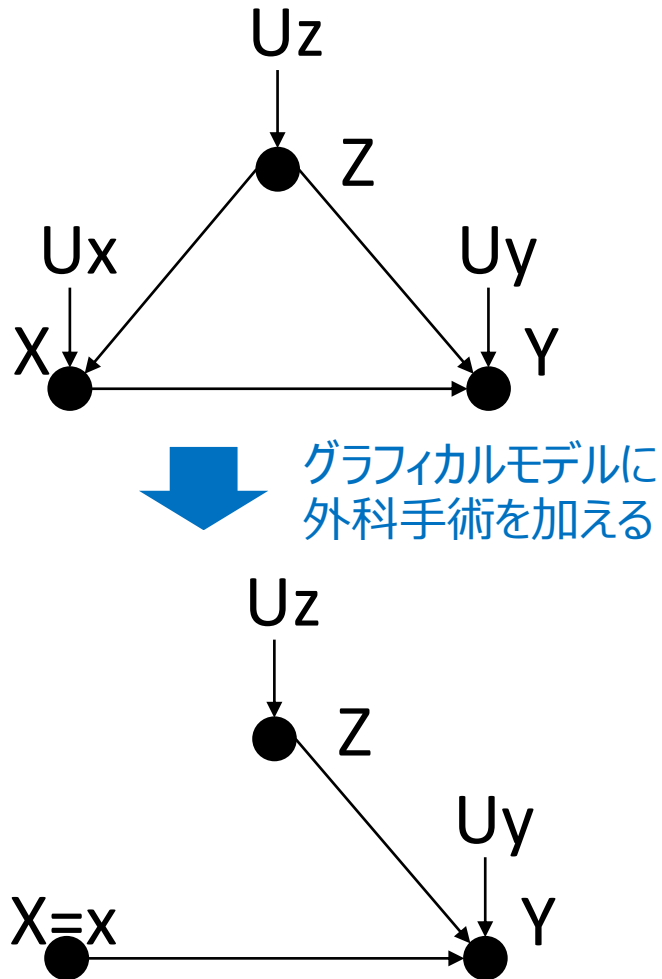
## 『d分離』の定義

道 $p$ がノードの集合 $Z$ によりブロックされていることは以下と同値である

1.  $p$ は連鎖 $A \rightarrow B \rightarrow C$ または分岐 $A \leftarrow B \rightarrow C$ を含む、中央のノード $B$ が $Z$ に含まれる（つまり $B$ について条件付けしている）または、
2.  $p$ には合流 $A \rightarrow B \leftarrow C$ を含み、合流点 $B$ が $Z$ に含まれない。さらに、いかなる $B$ の子孫も $Z$ に含まれない。

$Z$ がノード $X$ と $Y$ の間の全ての道をブロックする時、 $Z$ が与えられた下で $X$ と $Y$ はd分離されている。すなわち $Z$ が与えられた下で $X$ と $Y$ は条件付き独立である。

## ■ 構造的因果モデル (SCM)



- ✓ 変数間の関係が「線形」かつ「正規分布」にあると仮定する。
- ✓ ある基準を満たす場合
  - 非巡回的グラフであること
  - バックドア基準 (疑似パスをブロックし、新たに作らない)
  - フロントドア基準 (バックパスが存在しない事を明示できる)
- ✓ 基準を満たす変数を固定 = 介入 ( $x=x$ ) する式 (調整化方程式) を作ることで、グラフィカルモデルに外科手術を施し、変数 $x$ による因果効果、条件つき確率を推定できる。
- ✓ 以降は、「有限要素法」のように、トライアングルを積み重ねていくことで、影響を積分していく。
- ✓ ただし、対象とする変数は多くの変数により説明されるため、計算量が膨大になる。そこで、条件付け (フィルタリングされた) したデータを生成し、人工標本を得ることで、計算量を節約する。
  - このため、データは線形かつ正規分布に従うと必要がある
  - AIが無ければ人工標本が得られない

因果関係が無いパスを排除し、因果関係が残る可能性のあるパス (矢印) のみを残すことが可能

## ■ 調整化方程式は以下の式で表される

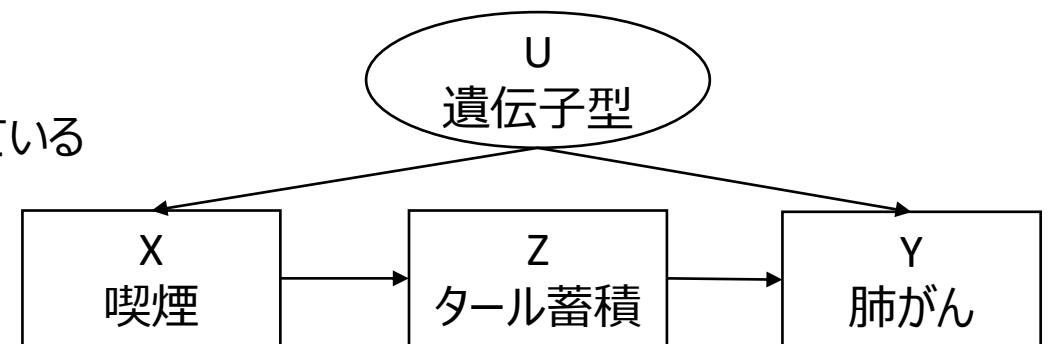
- 因果効果の式 :  $P(Y=1 | do(X=1)) - P(Y=1 | do(X=0))$
- 調整化方程式 :  $P(Y=y | do(X=x)) = \sum_z P(Y=y | X=x, Z=z) P(Z=z)$
- 『do』という見慣れない演算子を扱う。『do』は、Xをxに固定・介入するという意味である。

## ■ バックドア基準

- 非巡回的有向グラフGにおいて変数の順序対 (X,Y) が与えられたとき、変数の集合Zに含まれるいかなるノードもXの子孫ではなく、かつXとYの間の道でXに向かう矢線を含むようなものをZがブロックするとき、Zは (X,Y) についてバックドア基準を満たすという

## ■ フロントドア基準

- 変数の集合Zが以下の条件を満たすとき、Zは順序対 (X,Y) についてフロントドア基準を満たす
  - ZはXからYへの有向道をすべてブロックする
  - XからZへのバックドアパスは存在しない
  - ZからYへのすべてのバックドアはXによりブロックされている





いであ株式会社

