

# 修士論文について (仮)(仮) 未観測変数を考慮した時系列因果探 索とその検証について

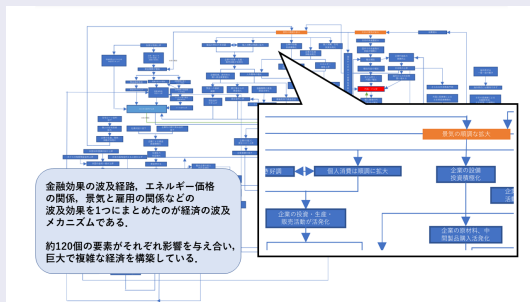
蒲田 涼馬 (Ryoma Gamada)  
u455007@st.pu-toyama.ac.jp

富山県立大学 電子・情報工学専攻 情報基盤工学部門

October 29, 2024

## 背景

経済の発展や衰退の裏には様々な要素が絡み合っており、それらの相互関係や因果関係を推定することは経済の動向を知ったり、新たな金融政策を考える上で非常に重要なものである。しかし、経済における因果探索についての研究はそこまで充実しておらず、また未観測変数を考慮したリアルデータに直接適用できるシステムを開発している研究はさらに少ない。



## 目的

未観測変数を考慮した因果探索を行い経済変数の因果関係を求める。  
また、求めた因果性を用いて自動売買を行い、システムの有効性を  
検証する。

未観測変数を考慮した因果探索では時系列を考慮したい。

# 因果探索の手法 1

4/13

## LiNGAM

LiNGAM は統計的因果探索手法の 1 つである。

### LiNGAM

#### 定式化

$$x_i = \sum_{i \neq j} b_{ij} x_j + e_i \quad (i = 1, \dots, p)$$



$$\begin{cases} x_1 = x_2 + e_1 \\ x_2 = e_2 \\ x_3 = -x_1 + 2x_2 + e_3 \\ x_4 = x_2 + e_4 \end{cases}$$

#### LiNGAMにおける仮定

1. 因果関係を線形モデルで表現する
2. 変数が非ガウス性を持つ
3. グラフ構造は非循環である。
4. 変数が完全に観測されている。

#### 【パラメータ】

観測値:  $x_i$  誤差:  $e_i$   
観測値間の関係値:  $b_{ij}$

### VARモデル

#### 定式化

$$\mathbf{x}(t) = \sum_{\tau=1}^k \mathbf{B}_{\tau} \mathbf{x}(t - \tau) + \mathbf{e}(t)$$

#### VARモデルにおける仮定

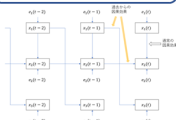
1. 各変数はその過去の値に依存する。
2. 誤差項が多変量正規分布に従う。
3. 各変数の誤差項は独立

### VAR-LiNGAM

#### 定式化

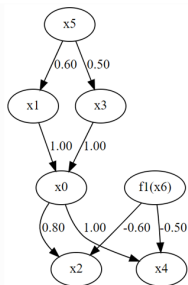
$$\mathbf{x}(t) = \sum_{\tau=0}^k \mathbf{B}_{\tau} \mathbf{x}(t - \tau) + \mathbf{e}(t)$$

#### VAR-LiNGAMにおける過程

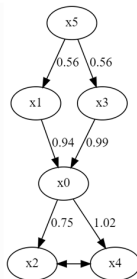


1.  $e_i(t)$  は変数間で独立で時間的にも独立
2.  $e_i(t)$  が従う分布は非ガウス分布
3.  $B_0$  が表す因果グラフは日巡回グラフ
4. 変数が完全に観測されている
5. 各変数は過去の時間点の変数に影響を受ける

## RCD 1



正解の因果グラフ



RCDによって得られる因果グラフ

RCDのモデル式

$$x_i = \sum_j b_{ij} x_j + \sum_k \lambda_{ik} f_k + e_i$$

$x_i$ : 観測変数

$b_{ij}$ : 観測変数間の因果強度

$f_k$ : 潜在交絡因子(未観測変数)

$\lambda_{ik}$ : 潜在交絡因子から観測変数  
への因果強度

$e_i$ : 外部効果

## RCD

RCD では線形性, 非ガウス性, 有向非循環グラフ, 潜在交絡因子の独立性が仮定されている. また, RCD は LiNGAM と同じく回帰分析, 独立性テスト, 因果方向の推定のステップで因果性を求めるが, 潜在交絡因子を考慮するという点で異なる. そのため, RCD は観測変数間の残差に相関が残っている場合, それらの変数が潜在交絡因子によって影響を受けていると判断する. この場合, 二つの変数間に双方向の矢印を引いて潜在交絡因子の存在を示す.

## CAM-UV

CAM-UV も同じく因果探索の手法であり、LiNGAM の拡張版である。CAM-UV と LiNGAM との違いはその仮定にある。CAM-UV では未観測変数を考慮しているのに加えて非線形のものも扱えるというメリットがある。

RCD と同じく未観測変数については双方向矢印 ( $\leftrightarrow$ ) で表現する。定義式は以下のようになる。

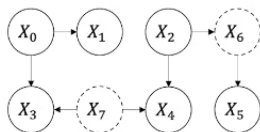
$$V_i = \sum_{X_j \in opa(V_i)} f_{i,j}(X_j) + \sum_{u_j \in upa(U_i)} f_{i,j}(U_j) + N_i \quad (1)$$

ここで  $V = \{V_i\}$  は観察された変数または観察されていない変数の集合、 $X = \{X_i\}$  は観察された変数の集合、 $U = \{U_i\}$  は観察されていない変数の集合、 $N_i$  は  $V_i$  への外部効果、 $opa(V_i) \subset X$  は  $V_i$  の観測されている直接原因の集合、 $upa(V_i) \subset U$  は  $V_i$  の観測されていない直接原因の集合  $f_{i,j}$  は非線形関数である。

## 進捗

有効性を確かめるためにデモデータを用いる。  
デモデータの中身は以下の図のようにになっている。

因果グラフ



○ : 未観測変数

○ : 観測変数

構造方程式

$$X_0 = e_0$$

$$X_1 = f(X_0) + e_1$$

$$X_2 = e_2$$

$$X_3 = f(X_0) + f(X_7) + e_3$$

$$X_4 = f(X_2) + f(X_7) + e_4$$

$$X_5 = f(X_6) + e_5$$

$$X_6 = f(X_2) + e_6$$

$$X_7 = e_7$$

ただし、 $f(X_i) := (X_i + a_i)^{c_i} + b_i$

図 3: デモデータ



## RCD のデモ実験の結果

前ページのデモデータについて RCD を実行すると以下の結果になった。

正直に言って全くグラフの構造を捉えることができていないことがわかる。

これは RCD の仮定として線形の因果関係を扱うことができず、非線形の因果関係を含む今回の例に適応できていないからと考えられる。

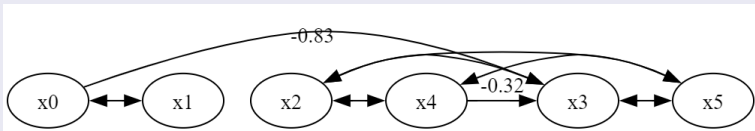


図 4: RCD デモ結果

## CAM-UV のデモ実験の結果

CAM-UV のデモ実験ではデモデータの因果構造を正確に捉えることができています。

しかし、CAM-UV の方ではすべての因果強度が 1.00 で表示されており、因果性の存在は確認できていても因果性の強さは求められていない (CAM-UV の仕様によるもの)。

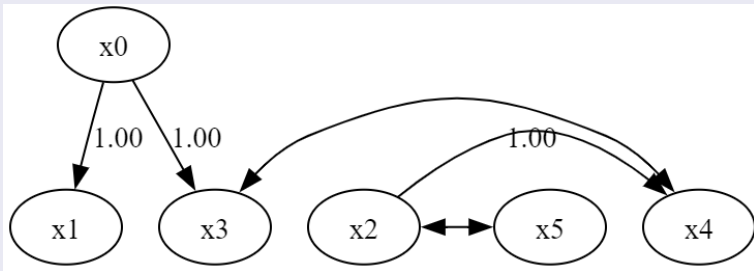
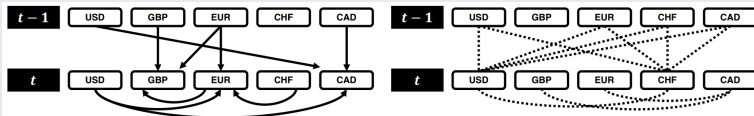


図 5: CAM-UV デモ結果

## CAM-UV の数値実験概要

時系列を考慮した CAM-UV(TS-CAM-UV) についての論文 (清水ら) を見つけたので, その論文と同じデータを用いて数値実験を行い比較してみた.

データはみずほ銀行によって公開されている日本円の公示外国為替データ (2021/10/26~2023/11/8) までのものを用いている.



(a) The causal graph only with directed edges generated from TS-CAM-UV.

(b) The causal graph only with edges other than directed edges generated from TS-CAM-UV.

図 6: TS-CAM-UV についての論文参照

## CAM-UV の数値実験結果

双方向矢印はあまり検出されなかったが、ある程度は似ている結果ではあった。

閾値について:  $\alpha$  では独立性検定での優位水準を指定している。  
independence では独立性検定の方法を指定している。

```
use_columns = ['USD', 'GBP', 'EUR', 'CAD', 'CHF']
use_df = df_test[use_columns]
model_cam = lingam.CAMUV(alpha=0.01,
                           independence="fcorr",
                           ind_corr=0.35, num_explanatory_vals=2)
model_cam.fit(normalized_df1)
```

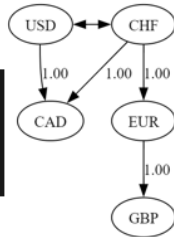


図 7: 設定した閾値 (左) と結果 (右)

## 今後の方針

今回得られた結果と CAM-UV の性質についてより厳密に調査し、この手法が使えるものなのかどうかを議論する。

手法が使えないものであるのならばすぐに別の研究に切り替える必要がある。

CAM-UV についての研究を続けるのであれば、時系列を考慮した CAM-UV のプログラムを作成し、CAM-UV による因果構造の特定を活かし、また因果強度も求められるように改良しリアルデータへの適用による実験を行う。

因果性が正しいと検証する方法について考え、場合によっては金融データへの活用ではなく別のリアルデータに適用してみる。