

Non-Gaussian or Non-Linear Methods based on Functional Causal Models

Modelos Gráficos Causales

Sebastián Bejos

8 de julio de 2019

Instituto Nacional de Astrofísica Óptica y Electrónica

- Los métodos basados en restricciones para el descubrimiento causal implican **pruebas de independencia condicional**, lo cuál es una tarea difícil si se desconoce la forma de dependencia.
- **Ventaja** de que son **aplicables en general**.
- **Desventajas** son que el **supuesto de fidelidad** es una suposición fuerte y se requieren **muestras grandes** para obtener buenas pruebas de independencia condicional.
- Además, la **solución no es única** y en particular, no ayuda a determinar la **dirección causal en el caso de dos variables** donde no hay una relación de independencia condicional disponible.

Introducción

- ¿Qué **información** podemos usar para determinar **completamente** la estructura causal?
- Una cuestión fundamental que se da para **dos variables**, cómo **distinguir la causa del efecto**.
- Encontrar una manera de **capturar la asimetría** entre ellos.
- Intuitivamente, uno puede pensar que el **proceso físico que genera el efecto de la causa** es más natural o simple de alguna manera que la **recuperación de la causa**.
- ¿Cómo podemos **representar este proceso generador** y de qué manera el **proceso causal** es más natural o simple que el proceso hacia atrás?

Modelos Causales Funcionales (FCM)

- Recientemente, se han propuesto varios enfoques de descubrimiento causal basados en **modelos causales funcionales (FCM)** para el descubrimiento causal a partir de variables continuas.
- Un FCM representa el efecto Y como una función de las causas directas X y algunos factores no medidos o ruido:

$$Y = f(X, \epsilon; \theta_1)$$

donde ϵ es el término de ruido que se supone independiente de X , la función $f \in \mathcal{F}$ explica cómo Y se genera a partir de X , \mathcal{F} es una clase funcional restringida apropiadamente y θ_1 es el conjunto de parámetros involucrados en f .

Modelos Causales Funcionales (FCM)

- Se ha demostrado que varias formas de la FCM pueden producir **direcciones causales únicas**.
- En el **modelo lineal, no gaussiano y acíclico (LiNGAM)** (Shimizu 2006), f es lineal y lo más alguno de los términos, el términos de ruido o la causa X , es gaussiano.
- En el **modelo causal post-nonlinear (PNL)** (Zhang y Chan, 2006; Zhang y Hyvärinen, 2009b), el efecto Y es generado por una transformación post-nolineal sobre el efecto no lineal del término causa X más ruido:

$$Y = f_2(f_1(X) + \epsilon),$$

donde ambas f_1 y f_2 son funciones no lineales y f_2 se asume que es invertible.

Método basado en el Modelo Lineal No-Gaussiano.

- El **modelo causal lineal** en el caso de dos variables puede ser escrito como:

$$Y = bX + \epsilon,$$

donde ϵ y X son independientes.

- Si a lo más uno de X y ϵ es Gaussiano, la **dirección causal es identificable**, debido a la teoría del **análisis de componentes independientes (ICA)** (Hyvärinen et al., 2001).
- Esto se conoce como el **LiNGAM**.

- En general, el descubrimiento causal basado en FCM no lineales **no es computacionalmente tan eficiente como en el caso lineal**.
- Se pueden **combinar** fácilmente con **métodos basados en la independencia condicional** (Zhang y Hyvärinen, 2009b).
- Los métodos basados en la independencia condicional **estiman el MEC** a partir de datos observacionales con métodos no lineales o no paramétricos para pruebas de independencia condicional (por ejemplo, el método basado Kernels de Zhang et al., 2011a)
- Luego se aplican **modelos no lineales para orientar** aún más los bordes no dirigidos en el MEC.