



Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos
Autorregresivos

Cross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión

CRIMINA

Talleres de Metodología para la Investigación Empírica en Criminología y Derecho Penal

Métodos Longitudinales

Jose Pina-Sánchez
j.pinasanchez@leeds.ac.uk



Objetivos

- Discutir las oportunidades que presentan los métodos longitudinales
 - Explorar nuevas preguntas de investigación
 - Contribuir a superar el síndrome del martillo

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos
Autorregresivos

Cross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión

- Discutir las oportunidades que presentan los métodos longitudinales
 - Explorar nuevas preguntas de investigación
 - Contribuir a superar el síndrome del martillo
- Introducir los principales diseños longitudinales de recogida de datos
 - Diseños de panel (tcc prospectivos o de cohorte)
 - Preguntas retrospectivas (datos de duración o ‘time-to-event’)

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos

Autorregresivos

Cross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos

Autorregresivos

Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Event History Analysis

Event History Analysis

Conclusión

- Discutir las oportunidades que presentan los métodos longitudinales
 - Explorar nuevas preguntas de investigación
 - Contribuir a superar el síndrome del martillo

- Introducir los principales diseños longitudinales de recogida de datos
 - Diseños de panel (tcc prospectivos o de cohorte)
 - Preguntas retrospectivas (datos de duración o ‘time-to-event’)

- Introducir los principales modelos para el análisis de datos longitudinales
 - Modelos edad-cohorte
 - Modelos de curva de crecimiento (growth-curve models)
 - Modelos de efectos fijos
 - Modelos autorregresivos
 - Modelos de retraso cruzado (cross-lagged models)
 - Muy brevemente series temporales y ‘event history analysis’



- Considerad las siguientes preguntas de investigación:

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos
Autorregresivos

Cross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión



Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivas

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos
Autorregresivos

Cross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión

- Considerad las siguientes preguntas de investigación:
 - ① Es la generación de jueces ‘boomer’ más punitiva? O es su mayor edad lo que les hace más punitivos?



Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos
Autorregresivos

Cross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión

- Considerad las siguientes preguntas de investigación:
 - ① Es la generación de jueces ‘boomer’ más punitiva? O es su mayor edad lo que les hace más punitivos?
 - ② Como se comportan los jueces a lo largo de su carrera? Se distancian progresivamente del resto de la judicatura, o buscan adecuar sus sentencias al patrón medio?



Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos

Autorregresivos

Cross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión

- Considerad las siguientes preguntas de investigación:
 - ① Es la generación de jueces ‘boomer’ más punitiva? O es su mayor edad lo que les hace más punitivos?
 - ② Como se comportan los jueces a lo largo de su carrera? Se distancian progresivamente del resto de la judicatura, o buscan adecuar sus sentencias al patrón medio?
 - ③ Tiene un efecto causal la justicia procedimental ejercida por una autoridad en la percepción de su legitimidad?



Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad

/ Cohorte

Modelos de Curva

de Crecimiento

Modelos de

Efectos Fijos

Modelos

Autorregresivos

Cross-Lagged

Models

Series Temporales

Event History

Analysis

Conclusión

- Considerad las siguientes preguntas de investigación:
 - 1 Es la generación de jueces ‘boomer’ más punitiva? O es su mayor edad lo que les hace más punitivos?
 - 2 Como se comportan los jueces a lo largo de su carrera? Se distancian progresivamente del resto de la judicatura, o buscan adecuar sus sentencias al patrón medio?
 - 3 Tiene un efecto causal la justicia procedimental ejercida por una autoridad en la percepción de su legitimidad?
 - 4 Es posible que la legitimidad con la que es percibida esa autoridad afecte a su vez como se percibe la justicia procedimental de sus acciones?



Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos

Autorregresivos

Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión

- Considerad las siguientes preguntas de investigación:
 - 1 Es la generación de jueces ‘boomer’ más punitiva? O es su mayor edad lo que les hace más punitivos?
 - 2 Como se comportan los jueces a lo largo de su carrera? Se distancian progresivamente del resto de la judicatura, o buscan adecuar sus sentencias al patrón medio?
 - 3 Tiene un efecto causal la justicia procedimental ejercida por una autoridad en la percepción de su legitimidad?
 - 4 Es posible que la legitimidad con la que es percibida esa autoridad afecte a su vez como se percibe la justicia procedimental de sus acciones?
 - 5 Influenciara la introduccion de un ‘criminal code’ en Inglaterra a la severidad de las sentencias judiciales?
 - 6 Acelera el desempleo la reincidencia? En que medida?



Datos Longitudinales

- Datos que proveen una dimensión temporal al objeto de estudio
 - Al contrario que los datos de sección cruzada

Introducción

Objetivos

Diseños
Longitudinales

Datos de Panel

Datos
Retrospectivos

Modelos
Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos
Autorregresivos

Cross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión



Datos Longitudinales

- Datos que proveen una dimensión temporal al objeto de estudio
 - Al contrario que los datos de sección cruzada
- Datos de panel
 - Múltiples contactos con los mismos participantes, realizando la misma pregunta/medición a lo largo del tiempo
 - Pueden trazar trayectorias individuales (e.g. percepciones de la eficacia de la policía a lo largo del tiempo)
 - Caros y afectados por ‘attrition’ (i.e. ‘compound non-response’)

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos

Autorregresivos

Cross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión

Datos Longitudinales

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos

Autorregresivos

Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión

- Datos que proveen una dimensión temporal al objeto de estudio
 - Al contrario que los datos de sección cruzada

- Datos de panel
 - Múltiples contactos con los mismos participantes, realizando la misma pregunta/medición a lo largo del tiempo
 - Pueden trazar trayectorias individuales (e.g. percepciones de la eficacia de la policía a lo largo del tiempo)
 - Caros y afectados por ‘attrition’ (i.e. ‘compound non-response’)

- Datos retrospectivos
 - Único contacto con los participantes
 - Preguntas sobre la duración o el inicio de un evento
 - E.g. *Que edad tenía tu hijo cuando te causo lesiones graves por primera vez?* (Lewis, 2020)
 - No están afectados por ‘attrition’ pero si lo están por errores de memoria (Pina-Sánchez et al., 2014)
 - Limitaciones con respecto al tipo de métodos que pueden utilizarse



Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivas

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ CohorteModelos de Curva
de CrecimientoModelos de
Efectos FijosModelos
AutorregresivosCross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión

Percepciones de la eficacia policial
(3 encuestas anuales con la misma muestra objetivo)

ID	Edad1	Edad2	Edad3	Poli1	Poli2	Poli3
1	13	14	15	bien	bien	muy bien
2	17	18	19	mal	-	-
3	14	15	16	muy mal	mal	mal
4	16	17	18	regular	bien	-



Datos Retrospectivos

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos Autorregresivos

Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión

Edad en la que surgieron las primeras lesiones
(1 única encuesta)

ID	Comienzo
1	13
2	15
3	20
4	14



Distinción entre Edad y Cohorte

- Es la generación de jueces ‘boomer’ mas punitiva? O es su mayor edad lo que les hace mas punitivos?

Introduccion

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivas

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos
Autorregresivos

Cross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión



Distinción entre Edad y Cohorte

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos
Autorregresivos

Cross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión

- Es la generación de jueces ‘boomer’ mas punitiva? O es su mayor edad lo que les hace mas punitivos?
- Con datos de sección cruzada (e.g. sentencias impuestas en mayo de 2020 por los Juzgados de lo Penal en Alicante)
 - $Sev_i = \beta_0 + \beta_1 Edad_i + \beta_2 Gen_i + \epsilon_i$
 - Alguien puede ver cual es el problema?



Distinción entre Edad y Cohorte

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos
Autorregresivos

Cross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión

- Es la generación de jueces ‘boomer’ mas punitiva? O es su mayor edad lo que les hace mas punitivos?
- Con datos de sección cruzada (e.g. sentencias impuestas en mayo de 2020 por los Juzgados de lo Penal en Alicante)
 - $Sev_i = \beta_0 + \beta_1 Edad_i + \beta_2 Gen_i + \epsilon_i$
 - Alguien puede ver cual es el problema?
 - La edad del juez predice perfectamente su generación
 - El modelo sufre de colinearidad perfecta, es inidentificable

Distinción entre Edad y Cohorte

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos Autorregresivos

Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión

- Es la generación de jueces ‘boomer’ mas punitiva? O es su mayor edad lo que les hace mas punitivos?
- Con datos de sección cruzada (e.g. sentencias impuestas en mayo de 2020 por los Juzgados de lo Penal en Alicante)
 - $Sev_i = \beta_0 + \beta_1 Edad_i + \beta_2 Gen_i + \epsilon_i$
 - Alguien puede ver cual es el problema?
 - La edad del juez predice perfectamente su generación
 - El modelo sufre de colinearidad perfecta, es inidentificable
- Con datos de panel (e.g. sentencias impuestas por los mismos jueces en mayo de 2020, 2021, y 2022)
 - $Sev_{it} = \beta_0 + \beta_1 Edad_{it} + \beta_2 Gen_i + \epsilon_{it}$
 - Podemos tener jueces de diferentes generaciones que en algún momento tuvieron la misma edad
 - Edad ya no predice perfectamente generación
 - El modelo es identificable

Datos de Sección Cruzada

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivas

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos Autorregresivos

Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión

Muestra de sentencias impuestas por jueces en Mayo de 2020

ID	Edad	Generacion	Experiencia	Sentencia
1	26	Millenial	1000	12
2	30	Millenial	5000	24
3	37	Millenial	9000	6
4	39	Boomer	10000	18
5	45	Boomer	12000	36
6	55	Boomer	17000	12

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivas

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ CohorteModelos de Curva
de CrecimientoModelos de
Efectos FijosModelos
AutorregresivosCross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión

Sentencias impuestas por jueces en Mayo de 2020, 2021 y 2022

ID	Edad	Generacion	Experiencia	Sentencia
3	37	Millenial	9000	6
3	38	Millenial	10000	6
3	39	Millenial	11000	6
4	39	Boomer	10000	18
4	40	Boomer	11000	18
4	41	Boomer	12000	18

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivas

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos Autorregresivos

Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión

Sentencias impuestas por jueces en Mayo de 2020, 2021 y 2022

ID	Edad	Generacion	Experiencia	Sentencia
3	37	Millenial	9000	6
3	38	Millenial	10000	6
3	39	Millenial	11000	6
4	39	Boomer	10000	18
4	40	Boomer	11000	18
4	41	Boomer	12000	18



Distinción entre Edad y Cohorte

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos
Autorregresivos

Cross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión

- Un tipo de modelo con muchísimas aplicaciones; se os ocurre alguna otra pregunta de investigación?



Distinción entre Edad y Cohorte

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos
Autorregresivos

Cross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión

- Un tipo de modelo con muchísimas aplicaciones; se os ocurre alguna otra pregunta de investigación?
 - El voto al Brexit lo determina la edad o la cohorte? Subirá el apoyo a la UE en el RU en los próximos 20 años cuando muchos de los ‘Brexiteers’ (normalmente 60+ años) estén muertos?

Distinción entre Edad y Cohorte

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivas

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos Autorregresivos

Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión

- Un tipo de modelo con muchísimas aplicaciones; se os ocurre alguna otra pregunta de investigación?
 - El voto al Brexit lo determina la edad o la cohorte? Subirá el apoyo a la UE en el RU en los próximos 20 años cuando muchos de los ‘Brexiteers’ (normalmente 60+ años) estén muertos?
 - La reducción en el crimen se debe a una población mas envejecida, o a los diferentes hábitos de las nuevas generaciones? (Matthews & Minton, 2018)



Modelos de Curva de Crecimiento

- Como se comportan los jueces a lo largo de su carrera? Se distancian progresivamente del resto de la judicatura, o buscan adecuar sus sentencias al patrón medio?

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivas

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad

/ Cohorte

Modelos de Curva

de Crecimiento

Modelos de

Efectos Fijos

Modelos

Autorregresivos

Cross-Lagged

Models

Series Temporales

Event History

Analysis

Conclusión



Modelos de Curva de Crecimiento

- Como se comportan los jueces a lo largo de su carrera? Se distancian progresivamente del resto de la judicatura, o buscan adecuar sus sentencias al patrón medio?
- Con datos de sección cruzada podemos comparar la severidad de jueces en varios momentos de sus carreras
 - Pero las diferencias pueden ser resultado de muchos otros factores
 - Necesitamos poder trazar trayectorias individuales a lo largo del tiempo
 - Por lo tanto necesitamos datos de panel

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad

/ Cohorte

Modelos de Curva

de Crecimiento

Modelos de

Efectos Fijos

Modelos

Autorregresivos

Cross-Lagged

Models

Series Temporales

Event History

Analysis

Conclusión

Modelos de Curva de Crecimiento

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos

Autorregresivos

Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión

- Como se comportan los jueces a lo largo de su carrera? Se distancian progresivamente del resto de la judicatura, o buscan adecuar sus sentencias al patrón medio?
- Con datos de sección cruzada podemos comparar la severidad de jueces en varios momentos de sus carreras
 - Pero las diferencias pueden ser resultado de muchos otros factores
 - Necesitamos poder trazar trayectorias individuales a lo largo del tiempo
 - Por lo tanto necesitamos datos de panel
- Como primer paso podemos estimar la trayectoria media utilizando un modelo de regresión estándar
 - Incluyendo una variable indicando el orden temporal de cada observación
 - $Sev_{it} = \beta_0 + \beta_1 Exp_{it} + \epsilon_{it}$
 - β_0 (la constante) indica el nivel de severidad medio cuando los jueces inician su carrera
 - β_1 (la pendiente) indica el cambio medio en la severidad en jueces a lo largo de su carrera

Tres Posibles Escenarios

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos Autorregresivos

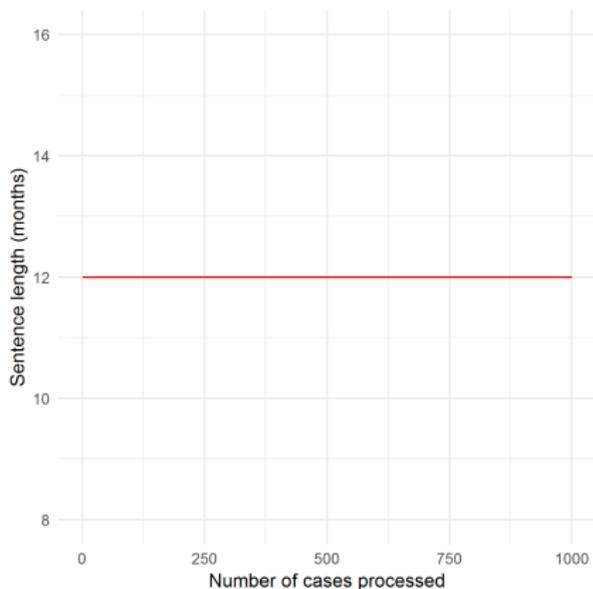
Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

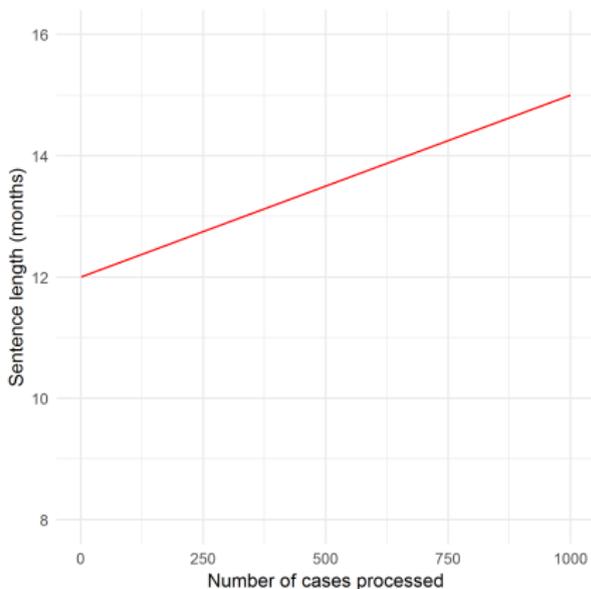
Conclusión

Efecto nulo de la experiencia judicial en la severidad de las sentencias



Tres Posibles Escenarios

Efecto + de la experiencia judicial en la severidad de las sentencias



Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ CohorteModelos de Curva
de CrecimientoModelos de
Efectos FijosModelos
AutorregresivosCross-Lagged
Models

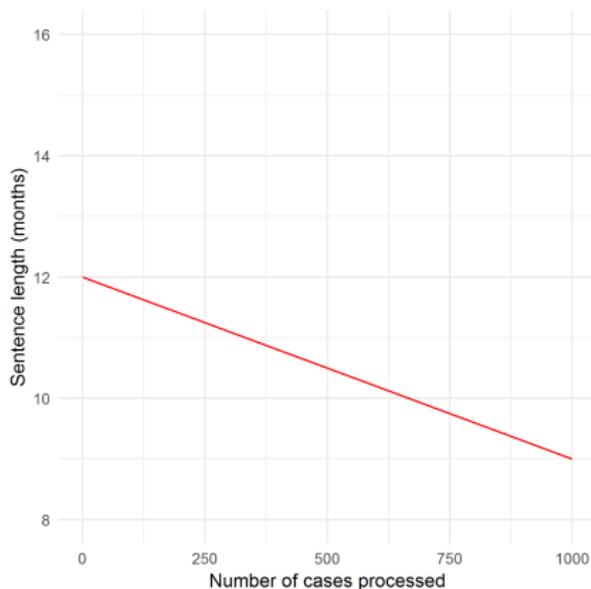
Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión

Tres Posibles Escenarios

Efecto - de la experiencia judicial en la severidad de las sentencias



Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos Autorregresivos

Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión



Modelos de Curva de Crecimiento

- Para estudiar la variabilidad en las diferentes trayectorias judiciales necesitamos ‘growth curve models’
 - Esto es clave para valorar si las disparidades entre jueces se reducen o crecen a lo largo de sus carreras

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad

/ Cohorte

Modelos de Curva

de Crecimiento

Modelos de

Efectos Fijos

Modelos

Autorregresivos

Cross-Lagged

Models

Series Temporales

Event History

Analysis

Conclusión

Modelos de Curva de Crecimiento

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos Autorregresivos

Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión

- Para estudiar la variabilidad en las diferentes trayectorias judiciales necesitamos ‘growth curve models’
 - Esto es clave para valorar si las disparidades entre jueces se reducen o crecen a lo largo de sus carreras
- ‘Growth curve models’ en esencia son modelos multinivel
 - Permiten estimar diferentes niveles de inicio (constantes) y diferentes niveles de progreso (pendiente) para cada sujeto

$$- Sev_{it} = \underbrace{\beta_0 + u_{0i}}_{\beta_{0i}} + \underbrace{\beta_1 + u_{1i}}_{\beta_{1i}} Exp_{it} + \epsilon_{it}$$

Modelos de Curva de Crecimiento

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos Autorregresivos

Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión

- Para estudiar la variabilidad en las diferentes trayectorias judiciales necesitamos ‘growth curve models’
 - Esto es clave para valorar si las disparidades entre jueces se reducen o crecen a lo largo de sus carreras

- ‘Growth curve models’ en esencia son modelos multinivel

- Permiten estimar diferentes niveles de inicio (constantes) y diferentes niveles de progreso (pendiente) para cada sujeto

$$Sev_{it} = \underbrace{\beta_0 + u_{0i}}_{\beta_{0i}} + \underbrace{\beta_1 + u_{1i}}_{\beta_{1i}} Exp_{it} + \epsilon_{it}$$

- σ_{u0} refleja la variabilidad entre sujetos al inicio de su trayectoria (random intercepts)

σ_{u1} refleja la variabilidad en el progreso de diferente sujetos a lo largo de sus trayectorias (random slopes)



Modelos de Curva de Crecimiento

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos Autorregresivos

Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión

- Para estudiar la variabilidad en las diferentes trayectorias judiciales necesitamos ‘growth curve models’
 - Esto es clave para valorar si las disparidades entre jueces se reducen o crecen a lo largo de sus carreras

- ‘Growth curve models’ en esencia son modelos multinivel

- Permiten estimar diferentes niveles de inicio (constantes) y diferentes niveles de progreso (pendiente) para cada sujeto

$$- Sev_{it} = \underbrace{\beta_0 + u_{0i}}_{\beta_{0i}} + \underbrace{\beta_1 + u_{1i}}_{\beta_{1i}} Exp_{it} + \epsilon_{it}$$

- σ_{u0} refleja la variabilidad entre sujetos al inicio de su trayectoria (random intercepts)

σ_{u1} refleja la variabilidad en el progreso de diferente sujetos a lo largo de sus trayectorias (random slopes)

- También podemos estimar su covarianza: $cov(u_0, u_1)$

Si $cov > 0$, las trayectorias divergen, i.e. constantes más altas son asociadas con pendientes más altas y viceversa

Si $cov < 0$, las trayectorias convergen, i.e. constantes más altas son asociadas con pendientes más bajas y viceversa

Modelos de Curva de Crecimiento

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivas

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos Autorregresivos

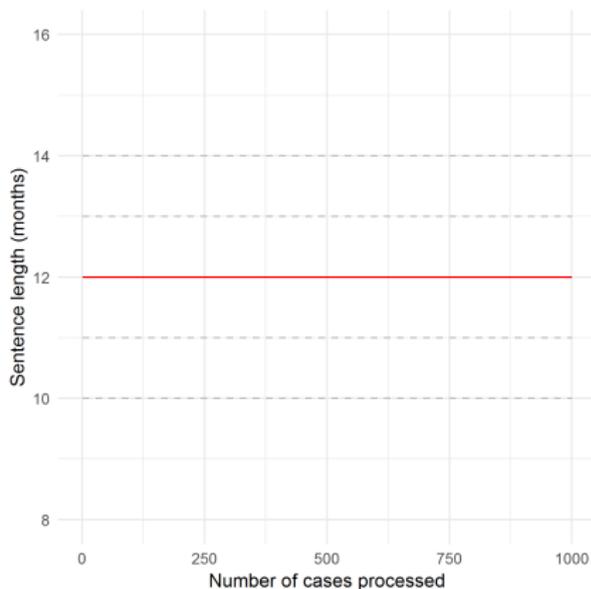
Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión

4 trayectorias judiciales con $\sigma_{u0} > 0$ y $\sigma_{u1} = 0$



Modelos de Curva de Crecimiento

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos Autorregresivos

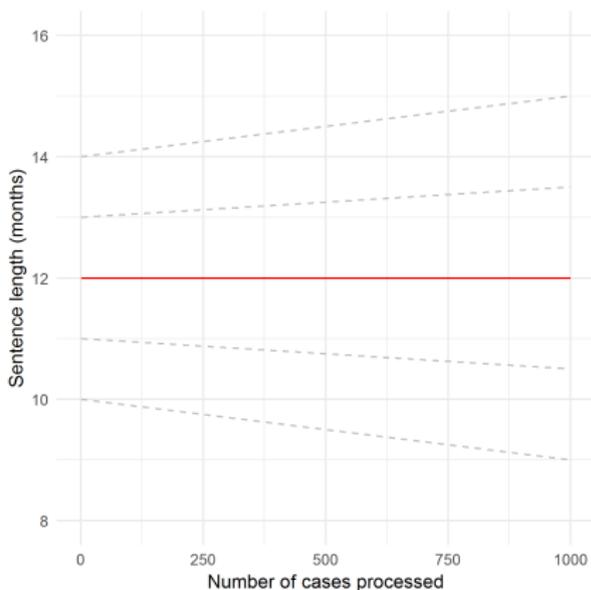
Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión

4 trayectorias judiciales con $\sigma_{u1} > 0$ y $cov > 0$



Modelos de Curva de Crecimiento

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos Autorregresivos

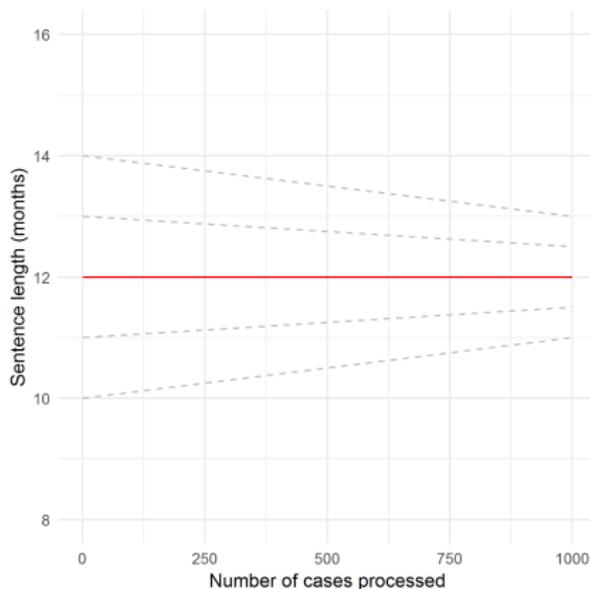
Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión

4 trayectorias judiciales con $\sigma_{u1} > 0$ y $cov < 0$





Modelos de Curva de Crecimiento

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos
Autorregresivos

Cross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión

- Utilizando datos de jueces Checos observamos convergencia conforme ganan mas experiencia
 - Demuestra que la consistencia judicial se puede lograr mediante alternativas al establecimiento de ‘guidelines’ prescriptivas
 - Soluciones que permiten mantener la autonomía judicial

Modelos de Curva de Crecimiento

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos
Autorregresivos

Cross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión

- Utilizando datos de jueces Checos observamos convergencia conforme ganan mas experiencia
 - Demuestra que la consistencia judicial se puede lograr mediante alternativas al establecimiento de ‘guidelines’ prescriptivas
 - Soluciones que permiten mantener la autonomía judicial
- Se os ocurre alguna otra aplicación?

Modelos de Curva de Crecimiento

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos

Autorregresivos

Cross-Lagged Models

Series Temporales

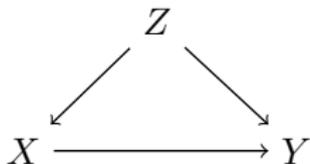
Event History Analysis

Conclusión

- Utilizando datos de jueces Checos observamos convergencia conforme ganan mas experiencia
 - Demuestra que la consistencia judicial se puede lograr mediante alternativas al establecimiento de ‘guidelines’ prescriptivas
 - Soluciones que permiten mantener la autonomía judicial
- Se os ocurre alguna otra aplicación?
 - Fine & Cauffman (2015) estudian los cambios en las percepciones respecto a las agencias de justicia criminal durante la adolescencia y juventud
 - Journal of Developmental and Life-Course Criminology
 - Mucho mas sobre ‘growth curve models’ aquí: Steele (2008) ‘Multilevel models for longitudinal data’

Justicia Procedimental → Legitimidad?

- Tiene un efecto causal la justicia procedimental ejercida por una autoridad en la percepción de su legitimidad?
 - La gran mayoría de estudios basados en encuestas de sección cruzada
 - Sujetos a efectos de confusión (i.e. variables correlacionadas simultáneamente con justicia procedimental y legitimidad)



Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos

Autorregresivos

Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión

Justicia Procedimental → Legitimidad?

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivas

Modelos

Longitudinales

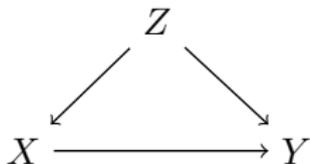
Distinción Edad
/ CohorteModelos de Curva
de CrecimientoModelos de
Efectos FijosModelos
AutorregresivosCross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión

- Tiene un efecto causal la justicia procedimental ejercida por una autoridad en la percepción de su legitimidad?
 - La gran mayoría de estudios basados en encuestas de sección cruzada
 - Sujetos a efectos de confusión (i.e. variables correlacionadas simultáneamente con justicia procedimental y legitimidad)



- Sospecháis de algún factor correlacionado con las percepciones sobre la justicia procedimental de la policía y su legitimidad?

Justicia Procedimental → Legitimidad?

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos Autorregresivos

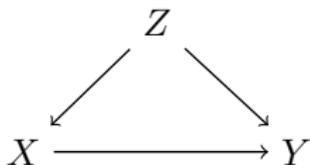
Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión

- Tiene un efecto causal la justicia procedimental ejercida por una autoridad en la percepción de su legitimidad?
 - La gran mayoría de estudios basados en encuestas de sección cruzada
 - Sujetos a efectos de confusión (i.e. variables correlacionadas simultáneamente con justicia procedimental y legitimidad)



- Sospecháis de algún factor correlacionado con las percepciones sobre la justicia procedimental de la policía y su legitimidad?
 - Características personales: Raza, edad, clase social, ...
 - Efectos de método: Estado psicológico durante la entrevista, efecto entrevistador, ...



Modelos de Efectos Fijos

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos

Autorregresivos

Cross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión

- Con datos de sección cruzada la única opción es añadir más controles

$$- \text{Leg}_i = \beta_0 + \beta_1 \text{JusProc}_i + \beta_k Z_{ki} + \epsilon_{it}$$



Modelos de Efectos Fijos

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad

/ Cohorte

Modelos de Curva

de Crecimiento

Modelos de

Efectos Fijos

Modelos

Autoregresivos

Cross-Lagged

Models

Series Temporales

Event History

Analysis

Conclusión

- Con datos de sección cruzada la única opción es añadir más controles
 - $Leg_i = \beta_0 + \beta_1 JusProc_i + \beta_k Z_{ki} + \epsilon_{it}$
- Con datos de panel podemos utilizar modelos de efectos fijos
 - Una solución mucho más elegante y eficaz
 - Elimina TODOS los factores de confusión que no varían a lo largo del tiempo (e.g. raza, sexo, componentes genéticos o de ambiente inmutables)
 - Equivalente a añadir un control específico por cada sujeto
 - Al tener múltiples observaciones por sujeto no encontramos colinearidad perfecta



Modelos de Efectos Fijos

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos
Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos
Autorregresivos

Cross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión

- Con datos de sección cruzada la única opción es añadir más controles
 - $Leg_i = \beta_0 + \beta_1 JusProc_i + \beta_k Z_{ki} + \epsilon_{it}$
- Con datos de panel podemos utilizar modelos de efectos fijos
 - Una solución mucho más elegante y eficaz
 - Elimina TODOS los factores de confusión que no varían a lo largo del tiempo (e.g. raza, sexo, componentes genéticos o de ambiente inmutables)
 - Equivalente a añadir un control específico por cada sujeto
 - Al tener múltiples observaciones por sujeto no encontramos colinearidad perfecta
 - Aunque la manera mas ‘parsimoniosa’ es restando a cada observación su media personal
 - $(Leg_{it} - \overline{Leg}_i) = \beta_0 + \beta_1 (JusProc_{it} - \overline{JusProc}_i) + \epsilon_{it}$



Modelos Autorregresivos

- Para establecer una relación causal no solo requerimos ausencia de efectos de confusión, sino que la causa preceda al efecto
 - Para lo cual los datos de panel pueden ser muy útiles

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos

Autorregresivos

Cross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión



Modelos Autorregresivos

- Para establecer una relación causal no solo requerimos ausencia de efectos de confusión, sino que la causa preceda al efecto
 - Para lo cual los datos de panel pueden ser muy útiles
- A menudo los datos existen pero los modelos son malos
 - $Y_{i,t2} = \beta_0 + \beta_1 X_{i,t1} + \epsilon_i$
 - β_1 representa el (hipotético) efecto de X_{t1} en Y_{t2}
 - No el efecto sobre el cambio en Y de $t1$ a $t2$

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos

Autorregresivos

Cross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión



Modelos Autorregresivos

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos

Autorregresivos

Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión

- Para establecer una relación causal no solo requerimos ausencia de efectos de confusión, sino que la causa preceda al efecto
 - Para lo cual los datos de panel pueden ser muy útiles
- A menudo los datos existen pero los modelos son malos
 - $Y_{i,t2} = \beta_0 + \beta_1 X_{i,t1} + \epsilon_i$
 - β_1 representa el (hipotético) efecto de X_{t1} en Y_{t2}
 - No el efecto sobre el cambio en Y de $t1$ a $t2$
- Un simple modelo auto-regresivo de primer orden mejora enormemente la especificación
 - $Y_{i,t2} = \beta_0 + \beta_1 Y_{i,t1} + \beta_2 X_{i,t1} + \epsilon_i$
 - Quién puede observar la diferencia con el modelo anterior?



Modelos Autorregresivos

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos Autorregresivos

Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión

- Para establecer una relación causal no solo requerimos ausencia de efectos de confusión, sino que la causa preceda al efecto
 - Para lo cual los datos de panel pueden ser muy útiles
- A menudo los datos existen pero los modelos son malos
 - $Y_{i,t2} = \beta_0 + \beta_1 X_{i,t1} + \epsilon_i$
 - β_1 representa el (hipotético) efecto de X_{t1} en Y_{t2}
 - No el efecto sobre el cambio en Y de $t1$ a $t2$
- Un simple modelo auto-regresivo de primer orden mejora enormemente la especificación
 - $Y_{i,t2} = \beta_0 + \beta_1 Y_{i,t1} + \beta_2 X_{i,t1} + \epsilon_i$
 - Quién puede observar la diferencia con el modelo anterior?
 - β_1 es el ‘coeficiente de estabilidad’, indica en que medida la variabilidad en la dependiente proviene de sus valores pasados
 - β_2 representa el (hipotético) efecto de $X_{i,t1}$ en el cambio en Y
 - Ofrece una mejor aproximación a un efecto causal
 - No se pueden descartar efectos de confusión



Causalidad Recíproca

- Tampoco podemos descartar que la relación causal no ocurra en sentido contrario, o que sea recíproca

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad

/ Cohorte

Modelos de Curva

de Crecimiento

Modelos de

Efectos Fijos

Modelos

Autorregresivos

Cross-Lagged

Models

Series Temporales

Event History

Analysis

Conclusión



Causalidad Recíproca

- Tampoco podemos descartar que la relación causal no ocurra en sentido contrario, o que sea recíproca

Lo que solemos asumir (causalidad unidireccional)

$$X \longrightarrow Y$$

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos

Autorregresivos

**Cross-Lagged
Models**

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión

Causalidad Recíproca

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos

Autorregresivos

Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Analysis

Conclusión

- Tampoco podemos descartar que la relación causal no ocurra en sentido contrario, o que sea recíproca

Lo que solemos asumir (causalidad unidireccional)



Lo que suele ser el caso en ciencias sociales (causalidad recíproca)





Cross-Lagged Models

- Para explorar la presencia de causalidad recíproca podemos utilizar ‘cross-lagged models’
 - Modelos autoregresivos para X e Y estimados simultáneamente utilizando ‘structural equation modelling’

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivas

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos
Autorregresivos

**Cross-Lagged
Models**

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión



Cross-Lagged Models

- Para explorar la presencia de causalidad recíproca podemos utilizar ‘cross-lagged models’
 - Modelos autoregresivos para X e Y estimados simultáneamente utilizando ‘structural equation modelling’
$$Y_{i,t2} = \beta_0 + \beta_1 Y_{i,t1} + \beta_2 X_{i,t1} + \epsilon_{it}$$
$$X_{i,t2} = \beta'_0 + \beta'_1 X_{i,t1} + \beta'_2 Y_{i,t1} + \epsilon'_{it}$$
 - Dos coeficientes de estabilidad (β_1 y β'_1), y dos coeficientes ‘cross-lagged’ (β_2 y β'_2)

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos
Autoregresivos

**Cross-Lagged
Models**

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión



Cross-Lagged Models

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos Autorregresivos

Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión

- Para explorar la presencia de causalidad recíproca podemos utilizar ‘cross-lagged models’
 - Modelos autoregresivos para X e Y estimados simultáneamente utilizando ‘structural equation modelling’

$$Y_{i,t2} = \beta_0 + \beta_1 Y_{i,t1} + \beta_2 X_{i,t1} + \epsilon_{it}$$

$$X_{i,t2} = \beta'_0 + \beta'_1 X_{i,t1} + \beta'_2 Y_{i,t1} + \epsilon'_{it}$$
 - Dos coeficientes de estabilidad (β_1 y β'_1), y dos coeficientes ‘cross-lagged’ (β_2 y β'_2)
- Estos coeficientes ‘cross-lagged’ pueden indicarnos...
 - La presencia de causalidad recíproca; cuando β_2 y β'_2 son estadísticamente significativos
 - Si las variables X e Y están estandarizadas (misma unidad métrica) podemos valorar que ‘efecto causal’ parece dominante
 - *Parece*, porque siguen habiendo muchos problemas (efectos de confusión, causalidad no lineal, etc.)

Cross-Lagged Models

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivas

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

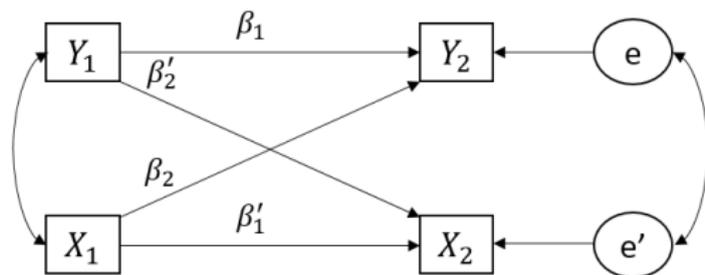
Modelos Autorregresivos

Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión





Cross-Lagged Models

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos
Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos
Autorregresivos

**Cross-Lagged
Models**

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión

- Una buena introducción: Selig and Little (2012) ‘Autoregressive and cross-lagged panel analysis for longitudinal data’
 - Estos modelos se pueden extender y complicar muchísimo más
 - Siguiendo a Hamaker (2015), hemos incluido efectos fijos en ‘cross-lagged models’ para investigar la relación entre justicia procedimental y legitimidad, y no encontramos evidencia de efectos causales de ningún tipo



Cross-Lagged Models

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos Autorregresivos

Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión

- Una buena introducción: Selig and Little (2012) ‘Autoregressive and cross-lagged panel analysis for longitudinal data’
 - Estos modelos se pueden extender y complicar muchísimo más
 - Siguiendo a Hamaker (2015), hemos incluido efectos fijos en ‘cross-lagged models’ para investigar la relación entre justicia procedimental y legitimidad, y no encontramos evidencia de efectos causales de ningún tipo
- Qué otras cuestiones se podrían investigar con estos modelos?



Cross-Lagged Models

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos Autorregresivos

Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión

- Una buena introducción: Selig and Little (2012) ‘Autoregressive and cross-lagged panel analysis for longitudinal data’
 - Estos modelos se pueden extender y complicar muchísimo más
 - Siguiendo a Hamaker (2015), hemos incluido efectos fijos en ‘cross-lagged models’ para investigar la relación entre justicia procedimental y legitimidad, y no encontramos evidencia de efectos causales de ningún tipo
- Qué otras cuestiones se podrían investigar con estos modelos?
 - Brunton-Smith (2011) ‘Untangling the relationship between fear of crime and perceptions of disorder’, corroboran el supuesto más extendido



Series Temporales

- Mediciones repetidas como en los datos de panel, pero...
 - Durante un periodo mas largo (o mayor frecuencia de mediciones)
 - Muestra mucho mas pequeña, normalmente solo un sujeto

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad

/ Cohorte

Modelos de Curva

de Crecimiento

Modelos de

Efectos Fijos

Modelos

Autorregresivos

Cross-Lagged

Models

Series Temporales

Event History

Analysis

Conclusión



Series Temporales

- Mediciones repetidas como en los datos de panel, pero...
 - Durante un periodo mas largo (o mayor frecuencia de mediciones)
 - Muestra mucho mas pequeña, normalmente solo un sujeto
- Los modelos también son muy diferentes
 - Se busca modelar el comportamiento pasado de la serie temporal
 - $Y_t = T_t + C_t + S_t + I_t$
 - El objetivo suele ser predecir mas que explicar

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad

/ Cohorte

Modelos de Curva

de Crecimiento

Modelos de

Efectos Fijos

Modelos

Autorregresivos

Cross-Lagged

Models

Series Temporales

Event History

Analysis

Conclusión

Series Temporales

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos

Autoregresivos

Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión

- Mediciones repetidas como en los datos de panel, pero...
 - Durante un periodo mas largo (o mayor frecuencia de mediciones)
 - Muestra mucho mas pequeña, normalmente solo un sujeto

- Los modelos también son muy diferentes
 - Se busca modelar el comportamiento pasado de la serie temporal
 - $Y_t = T_t + C_t + S_t + I_t$
 - El objetivo suele ser predecir mas que explicar

- También utilizados para estimar el impacto de ‘intervenciones discretas’
 - Posible si existen escenarios cuasi-experimentales
 - Pina-Sánchez et al. (2019) estimamos el efecto de un cambio de codigo penal en la severidad de las sentencias en Inglaterra
 - 1) Estudiamos la severidad de las sentencias anterior a la ‘intervención’, 2) predecimos su valor si no hubiera existido tal intervención, 3) comparamos esa predicción con su valor real una vez la intervención tuvo lugar

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

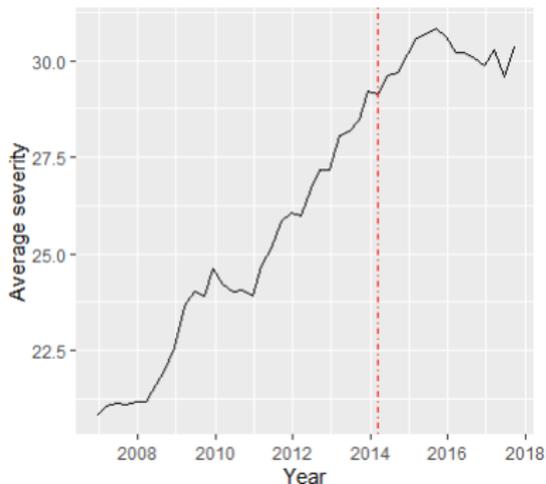
Distinción Edad
/ CohorteModelos de Curva
de CrecimientoModelos de
Efectos FijosModelos
AutorregresivosCross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión

Sex offences

Source: Pina-Sánchez et al. (2019)

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos Autorregresivos

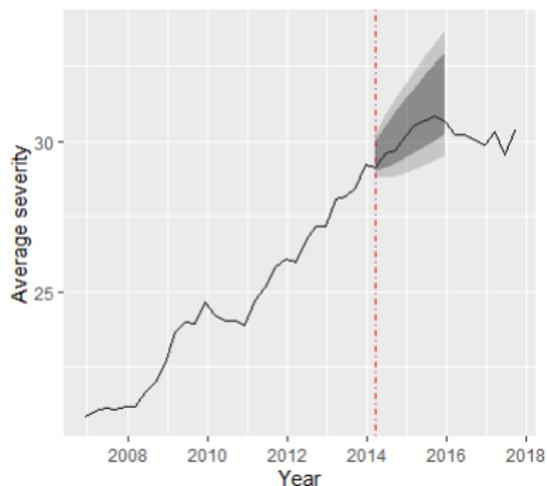
Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión

Sex offences



Source: Pina-Sánchez et al. (2019)



Event History Analysis

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos Autorregresivos

Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión

- Basados en datos de duración o ‘time-to-event’
- Estiman la probabilidad/duración de hacer la transición de un ‘estado’ a otro, y los factores que influyen en ese proceso
 - ¿Cuál es el efecto de los antecedentes penales en la búsqueda de empleo? (Rodríguez-Menes y Creighton (2017); Martí Rovira)
 - ¿Qué tipo de penas contribuyen a reducir el recidivismo?
- Muy buena introducción: Steele (2005) ‘Event History Analysis’



Conclusión

- Existe una familia inmensa de métodos longitudinales
 - Con los que explorar nuevas preguntas de investigación
 - Y mejorar la validez de nuestras investigaciones

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivas

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos
Autorregresivos

Cross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión



Conclusión

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos
Autorregresivos

Cross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión

- Existe una familia inmensa de métodos longitudinales
 - Con los que explorar nuevas preguntas de investigación
 - Y mejorar la validez de nuestras investigaciones
- Hemos visto los principales diseños de recolección de datos
 - Preguntas retrospectivas
 - Datos de panel
- Hemos repasado los principales modelos para el análisis de datos longitudinales
 - Modelos edad-cohorte
 - Modelos de curva de crecimiento (growth-curve models)
 - Modelos de efectos fijos
 - Modelos autorregresivos
 - Modelos de retraso cruzado (cross-lagged models)
 - Mucho en el tintero (series temporales, event history analysis, regresiones discontinuas, modelos de tip-effects, ...)



Conclusión

- Los datos de panel son tremendamente utiles
 - Pero su recolección requiere, tiempo, planificación y un buen presupuesto

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad

/ Cohorte

Modelos de Curva

de Crecimiento

Modelos de

Efectos Fijos

Modelos

Autorregresivos

Cross-Lagged

Models

Series Temporales

Event History

Analysis

Conclusión



Conclusión

- Los datos de panel son tremendamente utiles
 - Pero su recolección requiere, tiempo, planificación y un buen presupuesto
- Existen autenticas joyas longitudinales infrautilizadas
 - UK Data Service
 - National Archive of Criminal Justice Data
 - Data Archive for the Social Sciences
 - Australia y los países Nórdicos tienen también muy buenas infraestructuras de datos

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad

/ Cohorte

Modelos de Curva

de Crecimiento

Modelos de

Efectos Fijos

Modelos

Autorregresivos

Cross-Lagged

Models

Series Temporales

Event History

Analysis

Conclusión



Conclusión

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad
/ Cohorte

Modelos de Curva
de Crecimiento

Modelos de
Efectos Fijos

Modelos
Autorregresivos

Cross-Lagged
Models

Series Temporales

Event History
Analysis

Conclusión

- Los datos de panel son tremendamente útiles
 - Pero su recolección requiere, tiempo, planificación y un buen presupuesto
- Existen auténticas joyas longitudinales infrautilizadas
 - UK Data Service
 - National Archive of Criminal Justice Data
 - Data Archive for the Social Sciences
 - Australia y los países Nórdicos tienen también muy buenas infraestructuras de datos
- Como andamos en España?
 - Me imagino que la respuesta es mal

Introducción

Objetivos

Diseños

Longitudinales

Datos de Panel

Datos

Retrospectivos

Modelos

Longitudinales

Distinción Edad / Cohorte

Modelos de Curva de Crecimiento

Modelos de Efectos Fijos

Modelos Autorregresivos

Cross-Lagged Models

Series Temporales

Event History Analysis

Conclusión

- Los datos de panel son tremendamente útiles
 - Pero su recolección requiere, tiempo, planificación y un buen presupuesto
- Existen auténticas joyas longitudinales infrautilizadas
 - UK Data Service
 - National Archive of Criminal Justice Data
 - Data Archive for the Social Sciences
 - Australia y los países Nórdicos tienen también muy buenas infraestructuras de datos
- Como andamos en España?
 - Me imagino que la respuesta es mal
- Que podemos hacer para revertir la situación?
 - No podemos caer en el derrotismo
 - Puede ser el uso de datos longitudinales existentes una buena manera de hacer ver su valor?
 - O esto es un poco ingenuo / ‘wishful thinking’?