Semana 13. Propensity Score Matching

Equipo Econometría Avanzada

Universidad de los Andes

6 de mayo de 2022



Contenido

Contexto

Pronpensity Score Matching

Contexto y pregunta de investigación

Arceneaux, Gerber & Green buscan responder la siguiente pregunta: ¿Cuál es el efecto de incentivar a las personas a votar por medio de llamadas telefónicas sobre la participación electoral?

- Aleatoriamente se seleccionó a unas personas al grupo de tratamiento.
- El tratamiento era una llamada que incentivaba el voto.
- No todas las personas asignadas al grupo de tratamiento contestaron las llamadas.

Dado el contexto y que disponen de información de muchos individuos, es un un escenario para contrastar el desempeño de un PSM respecto a una metodología de variables instrumentales.

Propensity Score Matching

La idea: Comparar tratados y controles (más) comparables.

Para esto vamos a emparejar a los individuos tratados con los controles a partir de las características observables.

- Quisiéramos encontrar para cada tratado un 'clon' en el grupo de controles.
- La idea es que una vez emparejamos en observables, los tratados y controles no son sistemáticamente distintos en observables y no observables [Supuesto #1: Independencia condicional].

¿Cómo los emparejamos? Según la probabilidad de que sean tratados construida a partir de las variables observables.

- A dicha probabilidad se le conoce como Propensity Score (PS).
- Necesitamos tener tratados y controles con probabilidad de tratamiento similares [Supuesto #2: Soporte común].

Aunque ojo... sin independencia condicional el clon "perfecto" puede verse así:



Prince Charles

Male
Born in 1948
Raised in the UK
Married Twice
Lives in a castle
Wealthy and Famous



Ozzy Osbourne

Male
Born in 1948
Raised in the UK
Married Twice
Lives in a castle
Wealthy and Famous

Implementación

Para implementar PSM, entonces, vamos a seguir los siguientes pasos:

- Estimar la ecuación de participación y obtener la probabilidad predicha de participar (i.e., PS).
- 2 Restringir la muestra de análisis al soporte común.
- Implementar un algoritmo de emparejamiento.
- Evaluar la calidad del emparejamiento.
- Estimar el efecto del tratamiento con los errores estándar corregidos con Bootstrap.

Cada uno de estos pasos se describen con mayor detalle a continuación.

Paso 1: Calcular el PS

Sean

- D_i: Dicótoma que toma el valor de uno si el individuo es tratado y cero de lo contrario.
- X_i : Un vector de características observadas para el individuo i.

Entonces, estimamos

$$P(D_i = 1|X) = f(X_i; \theta)$$

por máxima verosimilitud y suponiendo cierta distribución para los errores.

- Estimamos Logit o Probit.
- MPL no nos gusta porque genera probabilidades no acotadas entre 0 y 1.

Dados los parámetros $\widehat{\theta}^{MV}$, calculamos el PS el cual corresponde a las probabilidades predichas:

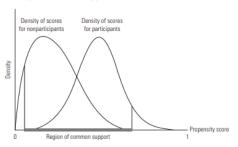
$$PS = \widehat{P}(D_i = 1|X)$$



Paso 2: Restringir la muestra al Soporte Común

Restringimos manualmente la muestra a aquellos valores del PS donde tenemos unidades tratadas y no tratadas:

Figure 4.1 Example of Common Support



Source: Authors' representation.

Fuente: Khandker et al. (2010)

El soporte común existe siempre y cuando $0 < P(D_i = 1|X_i) < 1$.

Paso 3: Implementar un algoritmo de emparejamiento

Dado el PS, podemos emparejar a los tratados y controles según:

- Vecino más cercano.
- K vecinos más cercanos.
- 3 Radio/Caliper.
- 4 Kernel.
- Estratificación.
- Regresiones locales lineales.

En general, existen muchas formas de emparejar a los individuos. Revisar Khandker et al. (2010) para mayores detalles.

Paso 4: Evaluar la calidad del emparejamiento

Un correcto emparejamiento debe resultar en que no existen diferencias sistemáticas en variables observables entre tratados y no tratados.

Para esto podemos básicamente hacer una prueba de balance muestral para cada una de las variables.

 Diferencias calculadas para cada una de las parejas y luego promediadas.

No deberíamos encontrar diferencias estadísticamente significativas. Existen muchas otras formas de testear la calidad del emparejamiento. Por ejemplo, pruebas estratificadas o cálculos de sesgos estandarizados.

Paso 5: Estimar el efecto del tratamiento

El estimador por PSM del ATT está dado por el promedio de las diferencias entre las unidades tratadas y sus respectivos controles emparejados:

$$\hat{\tau}^{PSM} = \frac{1}{N_T^{SC}} \sum_{i \in T^{SC}} \left(Y_i^T - \sum_{j \in C^{SC}} \omega(i, j) Y_j^C \right)$$

donde N_T^{SC} es el número de tratados que quedaron dentro el soporte común y $\omega(i,j)$ es el peso que recibe el control j al ser emparejado con la unidad tratada i.

Los errores estándar los podemos calcular a través de Bootstrap.

Supuestos de identificación

Independencia Condicional: Condicional en las características observables no afectadas por el tratamiento, el tratamiento efectivo es independiente de los resultados potenciales.

$$Y_i^1, Y_i^0 \perp D_i | X_i$$

Soporte común: Observamos individuos tratados y no tratados con probabilidades de tratamiento similares.

$$0 < P(D = 1|X) < 1$$

No existe ninguna característica que determine el tratamiento (i.e., no hay ninguna \tilde{X} tal que $P(D=1|\tilde{X})=0$ o $P(D=1|\tilde{X})=1$). Esto garantiza que el soporte común sea no vacío.

Conclusión

- PSM es una metodología no paramétrica que nos permite estimar el efecto de un tratamiento a través de la comparación de individuos similares.
- La comparabilidad entre individuos es establecida según las características observadas no afectadas por el tratamiento.
- Los individuos son emparejados de acuerdo con algún algoritmo de elección.
- Los supuestos de identificación son independencia condicional y soporte común.
- Esta metodología funciona siempre y cuando el estatus de tratamiento es altamente determinado por variables observadas.
- PSM se invalida cuando el estatus de tratamiento es influenciado por características no observadas. Así las cosas, necesitamos que todas las variables relevantes para explicar el status de tratamiento estén incluidas en el modelo.
 - ► En la práctica, es difícil encontrar escenarios donde PSM funcione completamente bien. Sin embargo, es importante pues es el corazón de muchas otras metodologías de inferencia causal.