

YOUNG RESEARCHERS WORKING PAPER SERIES

EL EFECTO DE LA PROHIBICIÓN DE LAS TERAPIAS DE CONVERSIÓN SOBRE LOS SUICIDIOS EN ESTADOS UNIDOS

Ana Abigail Riquelme (Universidad de San Andrés)

Primera versión: Agosto 2022

Esta versión: Diciembre 2022

Young Researchers Working Paper N° 7
Departamento de Economía Universidad de San Andrés

El efecto de la prohibición de las terapias de conversión sobre los suicidios en Estados Unidos

Ana Abigail Riquelme *

Agosto 2022

Resumen

En este trabajo, se estudia el efecto de una ley que prohíbe la utilización de terapias de conversión sobre los suicidios en Estados Unidos. Debido a que la ley fue efectiva en varios estados en diferentes momentos del tiempo, mediante la implementación de un modelo de diferencias en diferencias, se hará uso de estas variabilidades de tiempo y espacio para identificar el efecto causal de la ley sobre la variable de interés. Se encuentra un efecto negativo y estadísticamente significativo que es robusto a diferentes especificaciones.

* Ana Abigail Riquelme, Universidad de San Andrés, Vito Dumas 284, (B1644BID), Victoria, Provincia de Buenos Aires, Argentina, ariquelme@udesa.edu.ar

Agradecimientos

Durante los últimos cuatro años transité mi vida académica en la Universidad de San Andrés. Esta fue una etapa increíble en donde pude crecer tanto personal como académicamente. Nada de esto hubiese sido posible sin el acompañamiento de mi familia y amigos. En particular, quiero agradecer a mis padres César y Miriam por impulsarme a seguir mis sueños y a mis amigos Catalina, Erika, Liliana, Tomás y Victoria por hacer que esta etapa sea realmente especial.

1. Introducción

En los últimos años el suicidio ha llegado a ser una de las principales 10 causas de muerte de la población en Estados Unidos ([Center for Disease Control and Prevention, 2015](#)). Si bien ha afectado a toda la sociedad, es posible notar que ciertos grupos parecen estar más expuestos a esta problemática. En particular, el patrón de tasas altas de suicidios se repite para diferentes minorías de la sociedad. Entre estas podemos encontrar a la comunidad LGBTQ+, es en esta comunidad en la que hemos decidido enfocarnos.

La comunidad LGBTQ+ en Estados Unidos ha ido creciendo notablemente a lo largo del tiempo. En líneas generales, podemos identificar en esta comunidad a aquellas personas que manifiestan que su sexo al nacer no se identifica con su identidad de género actual, reportan una orientación sexual gay, lesbiana o bisexual o que se identifican como transgéneros ([File y Marshall, 2021](#)). Algo que podemos destacar es que esta comunidad ha luchado incansablemente por el cumplimiento de derechos básicos y en reclamo a situaciones gravemente discriminadoras. Una de sus principales causas de lucha es la prohibición de terapias de conversión, estas prácticas consisten en tratamientos, tales como la terapia de conversación individual, estímulos violentos física o mentalmente o terapias grupales que intentan cambiar la orientación sexual de una persona homosexual a una orientación heterosexual ([Drescher et al., 2016a](#)).

[Drescher et al. \(2016b\)](#) argumentan que las terapias de conversión incurren en ciertas violaciones éticas. Destacan que en este tipo de terapias se les suele comunicar a los pacientes que la homosexualidad es un desorden mental. Además es común que, por ejemplo, se rompan acuerdos de confidencialidad en cuanto a temas relacionados a la sexualidad del paciente. A la vez, muchos terapeutas de este tipo no suelen responder de buena manera a aquellos pacientes que no cambian su orientación sexual, en particular los autores explican que es común el abandono a los pacientes o respuestas poco comprensivas. [Drescher et al. \(2016b\)](#) argumentan que el daño a los pacientes ocurre cuando estos intentan cambiar y no

pueden hacerlo, lo cual genera grandes niveles de estrés y frustración. Según los autores, esta situación podría desencadenar en depresión, ansiedad o pensamientos suicidas.

Ahora bien, con respecto a la relación entre la terapia de conversión y el aumento del riesgo de suicidio se pueden destacar algunos trabajos que presentan resultados empíricos. Es importante destacar que estos no son causales pero muestran una correlación entre la terapia de conversión y los suicidios. [Shidlo y Schroeder \(2002\)](#) entrevistan a 202 personas que fueron pacientes de diferentes modalidades de terapia de conversión. Encuentran que aproximadamente el 10% de estas personas manifestaron pensamientos suicidas mientras estaban siendo tratados. [Beckstead y Morrow \(2004\)](#) realizan un trabajo similar y encuentran resultados muy parecidos, la única diferencia es que se centran en individuos mormones.

En este trabajo se busca identificar si existe o no una relación causal entre la terapia de conversión y los suicidios. Con este objetivo decidimos utilizar la prohibición a nivel estado de las terapias de conversión. Debido a que esta prohibición fue a nivel estado y en diferentes momentos del tiempo es posible utilizar el estimador de TWFE. Por lo tanto, de ser correcta la creencia de los grupos LGBTQ+ sobre el tipo de terapia especificado, lo que esperaríamos encontrar una disminución en la cantidad de suicidios como producto de la prohibición.

Este trabajo se organiza de la siguiente manera, en la sección 2 describiremos brevemente el marco legal, en la sección 3 presentaremos los datos y modelos. En la sección 4 presentaremos la validación del supuesto de identificación, en la sección 5 los resultados de la estimación, en la sección 6 analizaremos la validez del SUTVA, en la sección 7 los chequeos de robustez y por último, en la sección 8, las conclusiones.

2. Marco legal

Como bien explicamos anteriormente, lo que haremos es utilizar el hecho de que la prohibición de la terapia de conversión fue realizada a nivel estado y en diferentes momentos del tiempo para utilizar el estimador de TWFE. En esta sección explicaremos con mayor detalle las características de la prohibición en el país analizado.

En Estados Unidos, 17 estados han prohibido la terapia de conversión entre los años 2017 y 2020. En particular, se ha prohibido a los proveedores de salud mental de participar en esfuerzos de cambio de orientación sexual con un paciente menor a 18 años. Se establece que las violaciones de esta ley por parte del personal de salud tendrán como consecuencias acciones disciplinarias y/o la suspensión o revocación de la licencia. Es útil notar que no se prohíbe la terapia de conversión llevada a cabo por personas que no forman parte del personal de salud.

En la Tabla (1) se presentan las fechas en las que cada estado hizo efectiva la prohibición. Es posible notar que hay tres pares de estados que fueron tratados en la misma fecha.

Tal como se explicó anteriormente en este trabajo lo que haremos es la evaluación de la prohibición de la terapia de conversión a nivel estado. Es pertinente mencionar que en algunos casos la prohibición se aplicó antes en alguno de los condados en los que a nivel estado no está prohibida la terapia de conversión. Esto sucedió en aproximadamente en 100 de los 3007 condados de Estados Unidos. Por lo que podemos decir que, los condados en los que sucede esto representan solo un 3% del total. En la sección 3 explicaremos las consecuencias de la prohibición de la terapia de conversión en los condados sobre las estimaciones.

Tabla 1: Fechas de tratamiento

Estado	Fecha de tratamiento
California	Agosto 2013
New Jersey	Agosto 2013
Oregon	Mayo 2015
Illinois	Enero 2016
Vermont	Julio 2016
New Mexico	Abril 2017
Connecticut	Mayo 2017
Rhode Island	Julio 2017
Nevada	Enero 2018
Washington	Junio 2018
Delaware	Julio 2018
Hawaii	Julio 2018
Maryland	Octubre 2018
New Hampshire	Enero 2019
New York	Enero 2019
Massachusetts	Abril 2019
Colorado	Agosto 2019
North Carolina	Agosto 2019
Maine	Septiembre 2019
Utah	Enero 2020
Virginia	Julio 2020
Wisconsin	Junio 2021
Michigan	Junio 2021
Minnesota	Julio 2021

3. Datos y modelo

Tenemos como objetivo evaluar el impacto de la efectividad de las leyes que prohíben la terapia de conversión sobre la cantidad de suicidios a nivel estado. Idealmente querríamos saber la cantidad de suicidios para los estados tratados en ausencia del tratamiento. Pero es imposible conocer este contrafactual. Por lo tanto, lo que haremos es construir un grupo control que sea lo suficientemente parecido. Para esto explotaremos una fuente de variabilidad temporal. Para esto necesitamos que la ley haya sido implementada en distintos momentos del tiempo y de manera exógena. También, es necesario que la tendencia de los controles sea un buen predictor de la tendencia de los tratados. Consideramos que se cumplen estos supuestos.

Entonces, al explotar la variabilidad temporal en un mes t del año z en el que tengamos algún estado tratado, es decir, algún estado en el que ese mes haya sido efectiva la ley, las unidades tratadas serán aquellos estados para los cuales se implementó el tratamiento en ese momento o en períodos anteriores. Por otro lado, las unidades control serán aquellos estados en los que en el mes t del año z no está aprobada la ley.

3.1. Datos y estadística descriptiva

En primer lugar, se cuenta con una base de datos que contiene la cantidad de suicidios mensuales para todos los estados de Estados Unidos desde septiembre de 2012 hasta diciembre de 2020. Es decir, contiene un total de 103 meses. Además, contamos con las fechas de tratamiento, en otras palabras, con las fechas en las que en los distintos estados se prohibió la práctica de terapias de conversión.

También obtuvimos datos sobre las muertes no naturales cuyas causas no son el suicidio para todos los estados considerados y datos sobre la temperatura promedio mensual¹.

¹No contamos con datos sobre temperatura mensual para el estado de Hawaii

Decidimos incluir otras causas de muertes como controles debido a que es razonable pensar que el suicidio se vea afectado por las cantidad de muertes que ocurren en la sociedad por causas no naturales. Consideramos que esto puede suceder debido a que situaciones como la descrita anteriormente podrían impactar en las personas cercanas al fallecido. [Keyes et al. \(2014\)](#) encuentran que después de una muerte inesperada las personas presentan se ven más expuestas a presentar trastornos depresivos, trastorno de pánico y trastorno de estrés postraumático. También, decidimos incluir la temperatura mensual como control dado que algunos estudios encuentran una asociación positiva entre las altas temperaturas y los suicidios ([Burke et al., 2018](#)).

Consideramos importante realizar algunas estadísticas descriptivas sobre la base de datos con la que contamos. Para esto, realizamos una tabla con las estadísticas básicas de las variables que utilizaremos a lo largo del trabajo (Tabla 2). Con respecto a la cantidad de suicidios podemos decir que la media es de 62.92 suicidios por mes, el mínimo es 0 y el máximo es 447. Con respecto a las otras causas de muerte (*otras causas*) podemos decir que la media por mes es 4231, el mínimo es 191 y el máximo es 41572. Por último, con respecto a la temperatura podemos decir que la temperatura promedio por mes es de 52.44° F, el mínimo es -18.8°F y el máximo 89.2°F.

Tabla 2: Estadística descriptiva

Variable	Observaciones	Media	SD	Mínimo	Máximo
Suicidios	13200	62.9266	63.3512	0	447
Log(Suicidios)	12120	3.8981	0.8119	2.3025	6.1025
Temperatura media (por mes)	12936	52.4438	17.8546	-12.8	89.2
Otras causas	13200	4231.29	4254.83	191	41572

3.2. Estrategia empírica

Con el fin de evaluar el efecto de la prohibición sobre los suicidios estimaremos el siguiente modelo mediante el estimador de *two-way fixed effects* (TWFE):

$$Suicidios_{it} = \beta TC_{it} + \gamma X_{it} + \zeta_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

Donde $Suicidios_{it}$ es la cantidad de suicidios en estado i en el momento t , con esto nos referimos a un determinado mes-año, TC_{it} es un *dummy* que toma un valor igual a uno a partir del momento t en el que el estado i implemente la ley que prohíbe la práctica de la terapia de conversión. ζ_i es un efecto fijo por estado, μ_t es un efecto fijo por mes y ε_{it} es el término de error.

Con el objetivo de identificar el parámetro β , es decir, el efecto de la prohibición de la terapia de conversión sobre la cantidad de suicidios incluimos efectos fijos. En primer lugar, tenemos los efectos fijos por mes-año, mediante estos podemos controlar por cualquier *shock* temporal común entre los estados. Un ejemplo de un *shock* por el cuál estaríamos controlando mediante un efecto fijo por mes sería la pandemia de COVID. Este hecho podría haber afectado la cantidad de suicidios en los diferentes estados mediante un aumento en el nivel de pánico e incertidumbre de los ciudadanos.

En segundo lugar, resulta útil incluir efectos fijos por estado para poder identificar el parámetro β . Dichos efectos fijos por estado controlan por las diferencias preexistentes entre estados y supone que estas se van a mantener constantes. Es decir, controla por todos los factores que hacen distintos a los estados, siempre que estas diferencias no varíen en el tiempo. Por ejemplo, la altitud de los estados es una diferencia constante en el tiempo para cada estado y hay argumentos que nos llevarían a pensar la posibilidad de que exista una relación entre la altitud a la que viven las personas y la cantidad de suicidios. [Young \(2013\)](#) presenta que un posible mecanismo puede ser el estrés metabólico asociado con la hipoxia que genera vivir a mayores altitudes.

Con respecto a la inferencia, es importante tener en cuenta que dado que estamos usando datos de panel existe la posibilidad de que los errores de un mismo estado correlacionen a lo largo del tiempo. Si esta correlación es positiva, es decir, que aumentan los errores a medida que pasa el tiempo, los errores estándar comunes serían menores de lo que realmente son, esto haría que rechazemos por demás la hipótesis nula de la significatividad de los coeficientes. Para corregir esto seguiremos el trabajo de [Bertrand, Duflo, y Mullainathan \(2004\)](#), es decir, que agrupamos los errores estándar a nivel estado para de esta forma agrupar los errores estándar dentro de cada estado. Si bien este estimador de la varianza es un estimador con propiedades asintóticas, los autores sugieren que las estimaciones son precisas si el número de *clusters* es mayor o igual a 50. Dado que nosotros tenemos los 50 estados, podemos estimar los errores siguiendo este procedimiento.

Mediante el modelo (1) identificaremos el *average treatment effect on the treated* (ATT), es decir, el efecto del tratamiento promedio para los estados que fueron tratados. Al estimar dicho modelo el supuesto de identificación es que en ausencia del tratamiento los tratados hubiesen evolucionado igual con respecto a la cantidad de suicidios que el grupo de control. En otras palabras, el grupo control es un buen contrafactual de lo que hubiese sucedido en el grupo tratado en ausencia del tratamiento. Además, suponemos SUTVA, esto quiere decir que suponemos que la intensidad del tratamiento es igual para todos los estados y la no presencia de *spillover effects*. Es decir, que el tratamiento en un estado no afecta la cantidad de suicidios en otros estados.

En este punto es importante recordar que hay estados que, si bien no fueron tratados, algunos condados pertenecientes sí prohibieron la terapia de conversión. No es descabellado pensar que el tratamiento a este nivel podría no tener un efecto significativo en la cantidad de suicidios a nivel de estado. La razón de esto es que aunque esté prohibida la terapia de conversión, el costo de ir a otro condado dentro del mismo estado es relativamente bajo en términos de cercanía. Si esto no se cumple, es decir, si hay un efecto del tratamiento a

nivel condado sobre los estados que utilizamos como control esto genera que el coeficiente del tratamiento estimado con el modelo (1) sea una cota inferior del verdadero valor.

Ahora, si bien no podemos testear nuestro supuesto de identificación, es posible ver si está presente una de las condiciones necesarias pero no suficientes para que el supuesto sea válido. Esta condición es que las tendencias previas al tratamiento de tratados y controles sean paralelas. Para esto realizaremos un test de tendencias paralelas previas al tratamiento. Esto es útil debido a que si observamos que tratados y controles se comportan de manera similar antes del tratamiento es razonable pensar que hubieran seguido comportándose de igual manera en ausencia de este. En este caso, dado que el tratamiento no se da en el mismo momento del tiempo lo normalizaremos y estimaremos un modelo de *leads-and-lags*:

$$Suicidios_{it} = \sum_{k=\text{septiembre, 2012}}^{\text{diciembre, 2020}} \beta^k TC_{it}^k + \gamma X_{it} + \zeta_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

En este caso TC_{it}^k es una variable *dummy* que toma valor 1 cuando el tratamiento se dio hace k períodos, septiembre es el pre-período antes del tratamiento y enero de 2020 es el período posterior al tratamiento.

De esta forma, podemos ver si tratados y controles se comportaban igual antes del tratamiento. Entonces, si mediante dicha especificación encontramos que la cantidad de suicidios es similar antes del tratamiento y luego disminuye podríamos pensar que, condicional en que se cumpla el supuesto de identificación, la prohibición de la terapia de conversión disminuye la cantidad de suicidios. Es importante recalcar que dada la naturaleza del análisis esperaríamos encontrar un efecto paulatino y no inmediato en la cantidad de suicidios.

Al estimar el modelo (1) mediante el estimador de TWFE es importante tener en cuenta que debido a que las unidades son tratadas en diferentes momentos del tiempo se podrían tener efectos heterogéneos del tratamiento que dependan de la fecha en la que se fue

tratado. El teorema de descomposicion de Bacon ([Goodman-Bacon, 2021](#)) muestra que si hay efectos heterogéneos del tratamiento en el tiempo, es decir, si el efecto difiere según el momento en el que se es tratado, se genera un sesgo en el estimador de TWFE. Este problema toma relevancia cuando se tiene adopción escalonada del tratamiento, algo muy común al intentar estimar el efecto de, por ejemplo, la aprobación de leyes sobre una variable, tal como es el caso de este trabajo. Es importante destacar que el cumplimiento del supuesto de tendencias paralelas, es decir, del supuesto de identificación de TWFE no soluciona este problema.

Otro punto importante a destacar es que con el estimador TWFE solo se puede identificar el efecto promedio del tratamiento y no se puede diferenciar entre las distintas intensidades de los efectos para diferentes grupos.

Frente a esto varios autores han presentado alternativas al modelo *two-way fixed effect* tradicional.

[Callaway y Sant'Anna \(2021\)](#) presentan una posible solución al problema introducido en el trabajo de [Goodman-Bacon \(2021\)](#). El concepto clave de este enfoque es el ATT por cohorte-tiempo, esto quiere decir que lo que hacen es estimar un ATT para las unidades tratadas en el mismo momento del tiempo. Específicamente lo que se hace es estimar un ATT luego de haber recibido el tratamiento para cada cohorte-tiempo. De esta forma, siendo T la última fecha del panel y g_t el momento en el que se trató el grupo, la cantidad de ATTs para cada grupo se puede expresar como $(T - G_t)$

Específicamente lo que hace el estimador propuesto por [Callaway y Sant'Anna \(2021\)](#) es estimar un *propensity score* utilizando las características pretratamiento de cada unidad. Con respecto a la elección del grupo control los autores proponen dos criterios. En primer lugar, es posible comparar a la unidades tratadas con aquellas que en un período en específico no son tratadas pero que en el futuro lo son; en segundo lugar, se puede comparar a las unidades tratadas con aquellas que nunca son tratadas.

Seguendo a [Callaway y Sant'Anna \(2021\)](#) el parámetro de interés a estimar es el siguiente:

$$ATT(g, t) = E[S_t^1 - S_t^0 | G_g = 1] \quad (3)$$

En donde S_t^i representa la cantidad de suicidios en el período T para el grupo i y G_g es la variable que indica si el grupo está siendo tratado.

Para poder identificar el parámetro [Callaway y Sant'Anna \(2021\)](#) plantean cuatro supuestos. El primero de estos supuestos es que los datos tienen una estructura de panel o de *repeated cross section*. En segundo es el supuesto de que, en ausencia del tratamiento, las tendencias del grupo tratado y control serían paralelas. El tercer supuesto es que el tratamiento no puede revertirse una vez que se introdujo. Por último, presentan como supuesto el que los grupos de tratamiento y control tengan unidades de *propensity scores* similares.

Ahora, con todos los supuestos nombrados anteriormente [Callaway y Sant'Anna \(2021\)](#) proponen el siguiente estimador:

$$ATT(g, t) = \left[\left(\frac{G_g}{E[G_g]} - \frac{\frac{\hat{p}(X)C}{1-\hat{p}(X)}}{E\left[\frac{\hat{p}(X)C}{1-\hat{p}(X)}\right]} \right) (S_t - S_{g-1}) \right] \quad (4)$$

Podemos ver que el paréntesis izquierdo nos indica la ponderación que se le va a dar al diferencial de *outcomes*. En donde, al igual que antes, G_g es una variable dicotómica que toma valor uno si la observación pertenece al grupo que está siendo tratado, C es una variable dicotómica que indica si la observación pertenece al grupo control, $E[G_g]$ es el promedio de las unidades tratadas en el período g y $\hat{p}$ representa el *propensity score* estimado. De esta forma, se le va a dar una menor ponderación a aquellas unidades que tengan un menor *propensity score*.

El estimador presentado en la ecuación (4) estima consistentemente cada uno de los ATT por cohorte-tiempo. Algo importante a destacar es que a diferencia del estimador de TWFE no se utiliza la tendencia pre-tratamiento como contrafactual sino la cohorte anterior. Este enfoque permite agrupar los ATT de tres maneras diferentes: por grupo de tratamiento, año calendario o de forma agregada. Por lo tanto, es posible tener una noción más clara del impacto del tratamiento.

Tal como se dijo anteriormente para validar la estrategia de identificación propuesta en el modelo (1) es necesario que se cumplan dos condiciones. La primera condición es que las unidades control sean un buen contrafactual de las unidades tratadas si estas últimas no hubieran sido tratadas. Para esto evaluaremos como se comportan tratados y no tratados antes del tratamiento. La segunda condición es que se cumpla SUTVA.

3.3. Tendencias paralelas

Entonces, para validar nuestro supuesto de identificación estimamos el modelo (2). En la Figura (1) se presenta un gráfico de estudio de eventos correspondiente a la estimación del modelo anteriormente nombrado, al hacer esto estamos comparando cómo se comportan las tendencias normalizadas antes del tratamiento. Visualmente se puede ver que parecería haber un efecto negativo en la cantidad de los suicidios de los estados tratados varios períodos después al tratamiento. En cambio, previo al primer tratamiento, observamos que, en la mayoría de los casos, la diferencia entre tratados y controles período a período no es estadísticamente significativa. Es posible destacar algunos períodos en los que la diferencia sí es significativa. Esto último quitaría validez a nuestro supuesto de identificación debido a que nos indica que los grupos tratados y control no se comportan de igual manera en ausencia del tratamiento. Dichos casos representan un 2 % del total de estimaciones previas al tratamiento, por lo tanto, consideramos que mediante el análisis realizado es posible validar el supuesto de identificación. Es importante destacar que las diferencias

estadísticamente significativas en la cantidad de suicidios para tratados y control previo al tratamiento son tanto positivas como negativas.

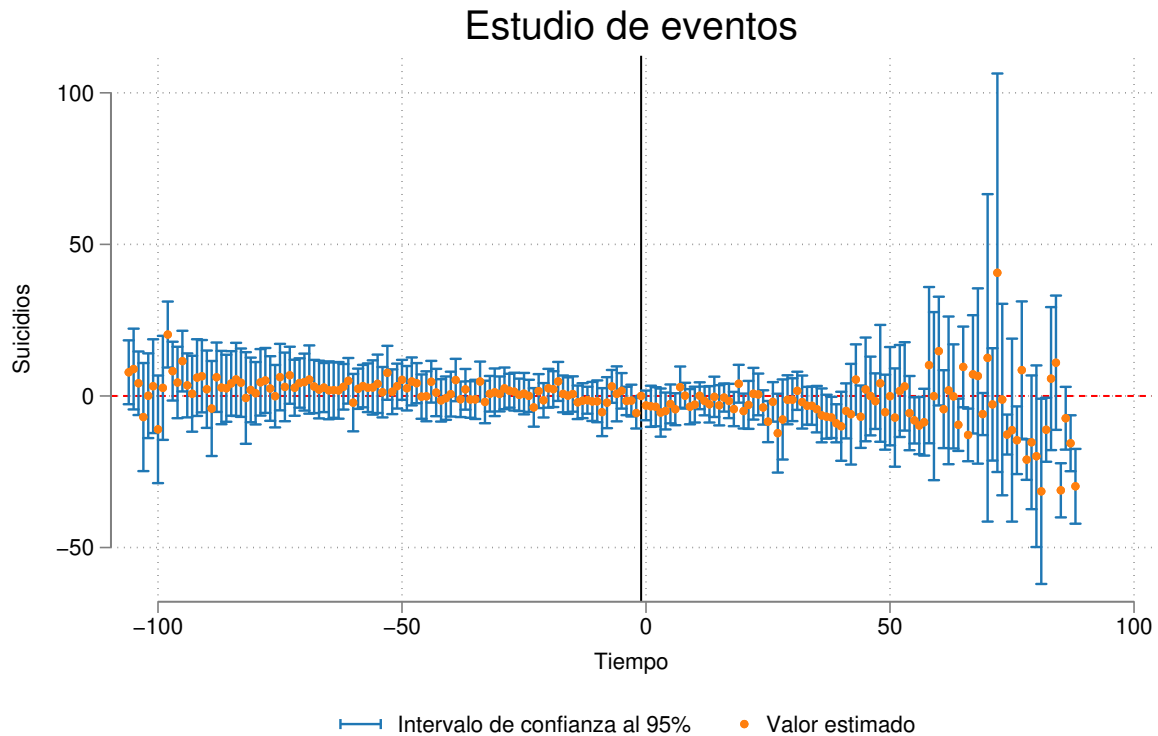


Figura 1: Estudio de eventos por mes

A la vez realizamos un test de significatividad global del efecto estimado con el enfoque de estudio de eventos como una forma de tener un resultado concreto sobre las tendencias previas y posteriores al tratamiento, esto es robusto a la estimación de los errores estándar a través de la aplicación de *bootstrap*. En ambos casos encontramos que se rechaza al 1 % la hipótesis nula de significatividad global de los coeficientes previos al tratamiento, esto quiere decir que hay diferencias estadísticamente diferentes entre tratados y no controles en las tendencias previas al tratamiento. Ahora bien, al observar detenidamente los p-valores estimados de cada lag encontramos que solo un 2 % de los coeficientes estimados son significativos al 10 %, para el resto de los casos la diferencia entre controles y tratados no es estadísticamente significativa. Por lo tanto, consideramos que es razonable el supuesto de identificación realizado.

Además, realizamos un gráfico similar al anterior, pero siguiendo el enfoque de [Callaway y Sant'Anna \(2021\)](#) (Figura 2). En este caso, al realizar el test de tendencias paralelas obtuvimos el mismo resultado que mediante el test anterior.

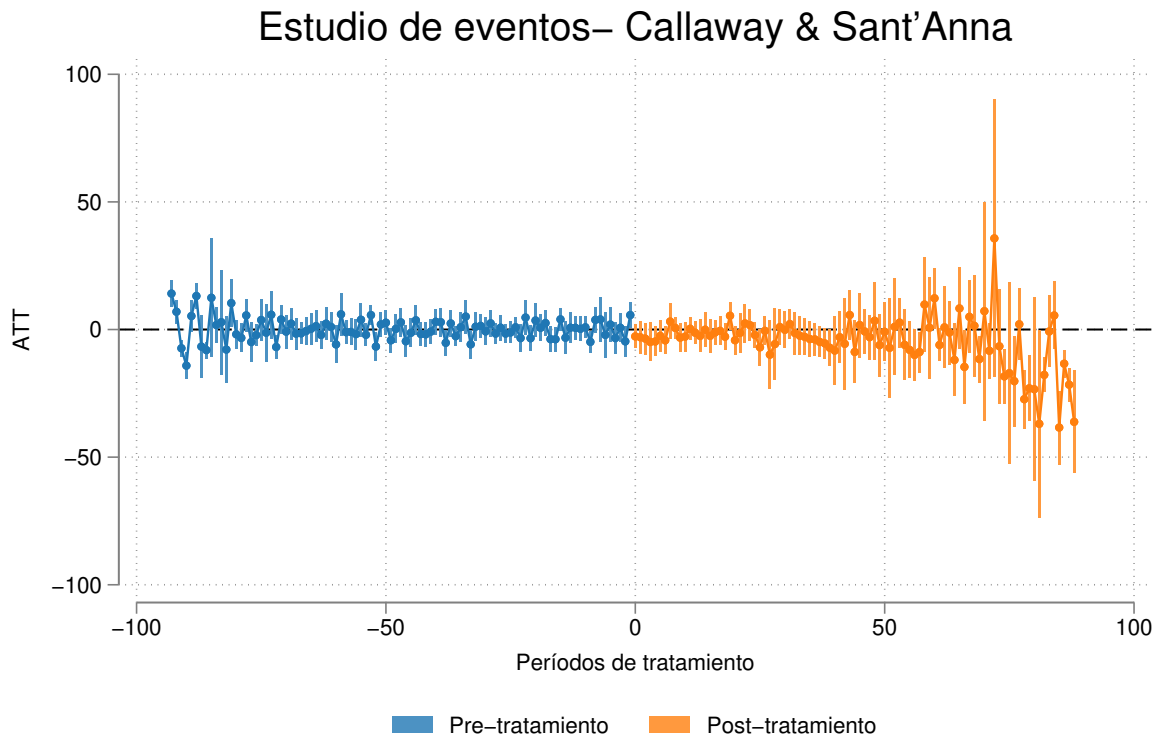


Figura 2: Estudio de eventos por mes (CS)

Una pregunta que puede surgir es si los grupos tratados y no tratados son similares en las variables de control que utilizamos. Para esto realizamos un test de medias. Encontramos que las diferencias entre los estados nunca tratados y los potencialmente tratados no son estadísticamente significativas al 1 % en las cantidades de muertes por otras causas. En cambio, dicha diferencia es significativa respecto a la temperatura media de los estados.

Entonces, en líneas generales, podemos decir que al observar los resultados de las estimaciones y los gráficos realizados, parece cumplirse nuestro supuesto de identificación debido a que en los momentos previos al tratamiento tratados y no tratados parecen comportarse

igual, por lo tanto, no es razonable pensar que, en ausencia del tratamiento, los estados tratados se hubieran comportado como los estados no tratados.

3.4. SUTVA

Tal como fue explicado en párrafos anteriores, al estimar el modelo (1) asumimos que no hay *spillover effects* del tratamiento, es decir que la cantidad de suicidios en el grupo control no se ve afectada por el tratamiento. En otras palabras, en aquellos estados que aún no implementaron la prohibición de la terapia de conversión, la cantidad de suicidios no se ve afectada por aquellos estados que si implementaron dicha política. Si este supuesto no se cumple la estimación del coeficiente de *difference in differences* está sesgada. En este caso, para que hayan *spillover effects* del tratamiento debería suceder alguna de las siguientes alternativas. La primera alternativa es que padres que quieren mandar a sus hijos a que reciban terapia de conversión decidan mudarse o viajar a otros estados cuando se prohíbe dicha práctica en el estado en el que viven. La segunda alternativa es que los profesionales de la salud decidan mudarse a otro estado para llevar adelante esta práctica.

Con respecto a la primera alternativa, consideramos que si bien podría suceder que los padres estén muy desesperados por poder mandar a sus hijos con profesionales de la salud que lleven adelante este tipo de terapias, esto implicaría un gran traslado y por lo tanto, altos costos.

Ahora, con respecto a la segunda práctica, consideramos que esto es poco probable debido a varias razones.

En primer lugar, podemos decir que el costo de mudarse a otro estado para un profesional de salud es relativamente alto debido a que a lo largo de los años van construyendo su reputación y grupo de pacientes. El mudarse implica tener que construir toda esta red

desde cero. Además, podría suceder que las regulaciones de cada estado cambien, por lo que al mudarse, el profesional de la salud debería adaptarse al nuevo sistema.

Por último, en la Figura (3) podemos ver que la distribución de tratados está concentrada en los extremos laterales de EEUU, por lo tanto, el que los profesionales de salud se muden a estados en donde la práctica de la terapia de conversión está permitida es aún menos probable debido a que requiere un traslado mayor.

Figura 3: Estados tratados

Ahora, con respecto a la diferencias en el tratamiento para cada estado, podemos decir que consideramos que es razonable pensar que se cumple debido a que en todos los casos la prohibición de la práctica de la terapia de conversión sobre menores de 18 años fue impuesta sobre los profesionales de la salud.

4. Resultados

4.1. *Two-way fixed effects*

Dado que en la sección anterior encontramos que es razonable pensar que se cumple nuestro supuesto de identificación, podremos interpretar los resultados de esta sección como causales.

Ahora, antes de presentar los resultados es importante destacar que tenemos un conjunto de dos variables control. La primera variable control son la cantidad de muertes por homicidio, intervenciones legales, sin lesiones, sin determinación y no intencionales; contamos con datos de esta variable para todas las observaciones del panel. La segunda variable control es la temperatura promedio, en este caso contamos con valores de dicha variable para todos los estados a excepción de Hawaii. Por lo tanto, nos interesa ver cómo cambian las estimaciones del parámetro de interés frente a diferentes especificaciones. En este caso consideraremos como modelo *benchmark* aquel que no tiene variables control y que considera toda la base de datos.

Las alternativas al modelo *benchmark* que estimaremos incluirán la incorporación de ambos controles y la incorporación de cada control por separado. Además, debido a que al estimar el modelo utilizando como control el clima no podemos considerar al estado de Hawaii, lo que haremos será estimar cada una de las otras especificaciones pero excluyendo de la base a dicho estado.

En la Tabla (3) se presentan los resultados de las estimaciones de diferentes especificaciones del modelo (1).

Por lo tanto, nos interesa ver si el coeficiente de interés estimado estimar seis modelos diferentes variando la inclusión o no de los controles.

Tabla 3: Estimaciones

Variables	(1) Suicidios	(2) Suicidios	(3) Suicidios	(4) Suicidios	(5) Suicidios	(6) Suicidios
Tratamiento	-2.730* (1.549)	-2.678* (1.590)	-2.625* (1.402)	-2.587* (1.456)	-2.682* (1.587)	-2.590* (1.453)
Otras causas			0.000645 (0.000887)	0.000625 (0.000892)		0.000631 (0.000891)
Temperatura promedio					-0.0851 (0.0772)	-0.0866 (0.0800)
Constante	67*** (1.754)	68.08*** (1.786)	64.46*** (4.257)	65.58*** (4.353)	73.61*** (4.617)	71.18*** (5.490)
Observaciones	5,000	4,900	5,000	4,900	4,900	4,900
R^2	0.254	0.258	0.255	0.259	0.258	0.260
Efecto fijo por estado	Si	Si	Si	Si	Si	Si
Efecto fijo por mes-año	Si	Si	Si	Si	Si	Si
Hawaii incluido	Si	No	Si	No	No	No

Nota: errores estándar agrupados a nivel estado. Niveles de significatividad: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Los resultados presentados en la Columna 1 de la Tabla (3) indican que el efecto del tratamiento es consistentemente una caída de aproximadamente 3 muertes. Dicho efecto no varía entre las diferentes especificaciones ². Los resultados se sostienen si se aplica logaritmo a la variable dependiente (ver Apéndice).

Algo que es útil destacar es que los coeficientes asociados a las variables de control no son significativos en ninguno de los modelos estimados de la Tabla (3).

²Los p-valores que resultan de comparar los diferentes β 's se encuentran entre 0.4376 y 0.8977

Decidimos utilizar el modelo (1) incluyendo solo como control las muertes que no son por suicidios como modelo base para lo que resta del trabajo para de esta forma no perder al estado de Hawaii.

4.2. Callaway and Sant’Anna

Ahora bien, tal como explicamos en la sección de metodología, estimamos el modelo (4) para intentar resolver el problema planteado por [Goodman-Bacon \(2021\)](#) respecto a la estimación del modelo (1) mediante TWFE tradicional.

Tabla 4: Estimación alternativa

Especificación	Coeficientes	SE	Z	P-valor
Calleway and Santana	-5.2772	3.03	-1.74	0.081

Utilizamos el enfoque propuesto por [Callaway y Sant’Anna \(2021\)](#). En la Tabla (4) se presenta el ATT promedio que resulta de utilizar la alternativa anteriormente nombrada. Dicho estimador es igual a -5.2772, esto nos dice que, bajo el supuesto de identificación, el efecto promedio de la prohibición de la terapia de conversión tiene un efecto negativo e igual a -5.2772 sobre la cantidad de suicidios, este resultado es significativo al 10 %. Es posible notar que en este caso el estimador del efecto del tratamiento es superior, en términos absolutos, al valor del estimador del modelo base. Esto podría indicarnos que, al usar el estimador de TWFE tradicional estamos subestimando el efecto del tratamiento, es decir, el efecto de la prohibición de la terapia de conversión sobre la cantidad de suicidios.

Al utilizar el enfoque propuesto por [Callaway y Sant’Anna \(2021\)](#) no solo podemos obtener el ATT promedio sino que también podemos obtener un ATT para cada grupo o cohorte en los períodos considerados. Estos resultados los presentamos en la Figura (5).

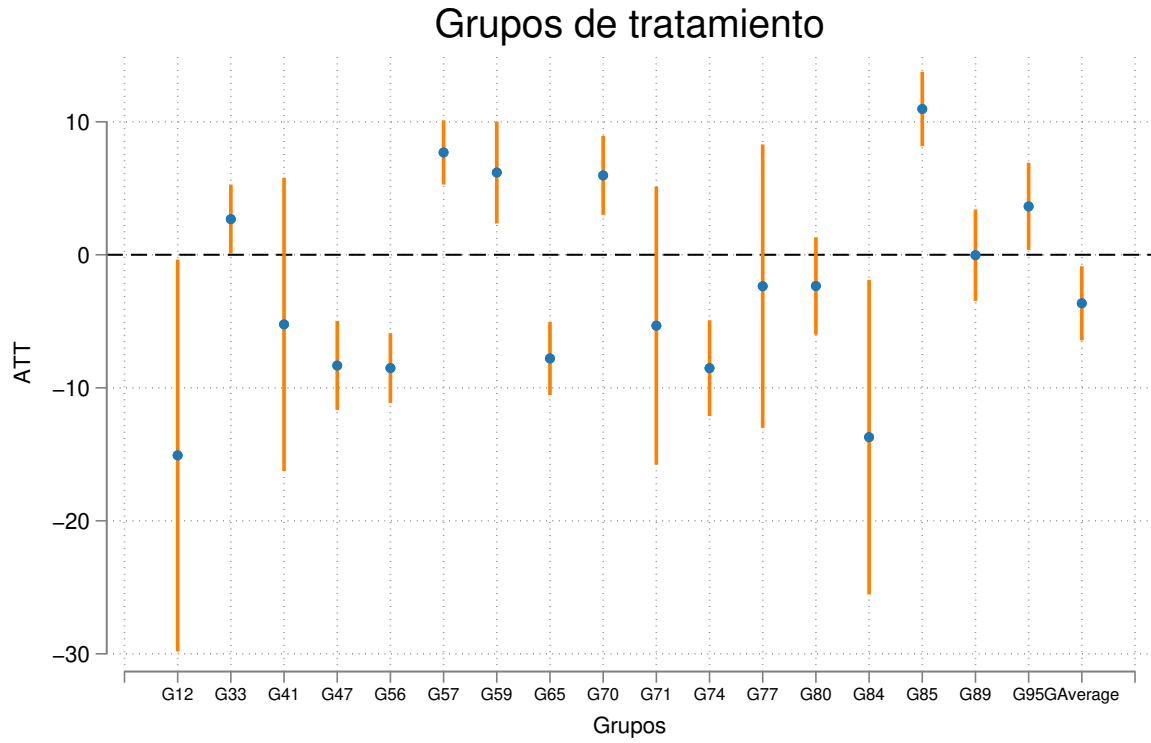


Figura 4: ATT por grupos de tratamiento

Al observar la Figura (5) podemos ver que hay un efecto negativo y significativo para los estados tratados en la mayoría de las cohortes a excepción de aquellos tratados en mayo 2015 (G33, New Jersey), julio 2016 (G47, Vermont), mayo 2017 (G57, Connecticut), julio 2017 (G59, Rhode Island), junio 2018 (G70, Washington), septiembre 2019 (G85, Maine) y julio 2020 (G95, Virginia).

En la Figura (5) presentamos el ATT calculado para cada momento del tiempo luego del primer tratamiento (agosto 2013). Es posible ver que parece identificarse un efecto negativo del tratamiento, en particular podemos decir que dichos resultados se observan con más persistencia al final del período considerado. Es importante destacar que los resultados por mes podrían ser ruidosos debido a que se tienen pocos estados tratados al principio.

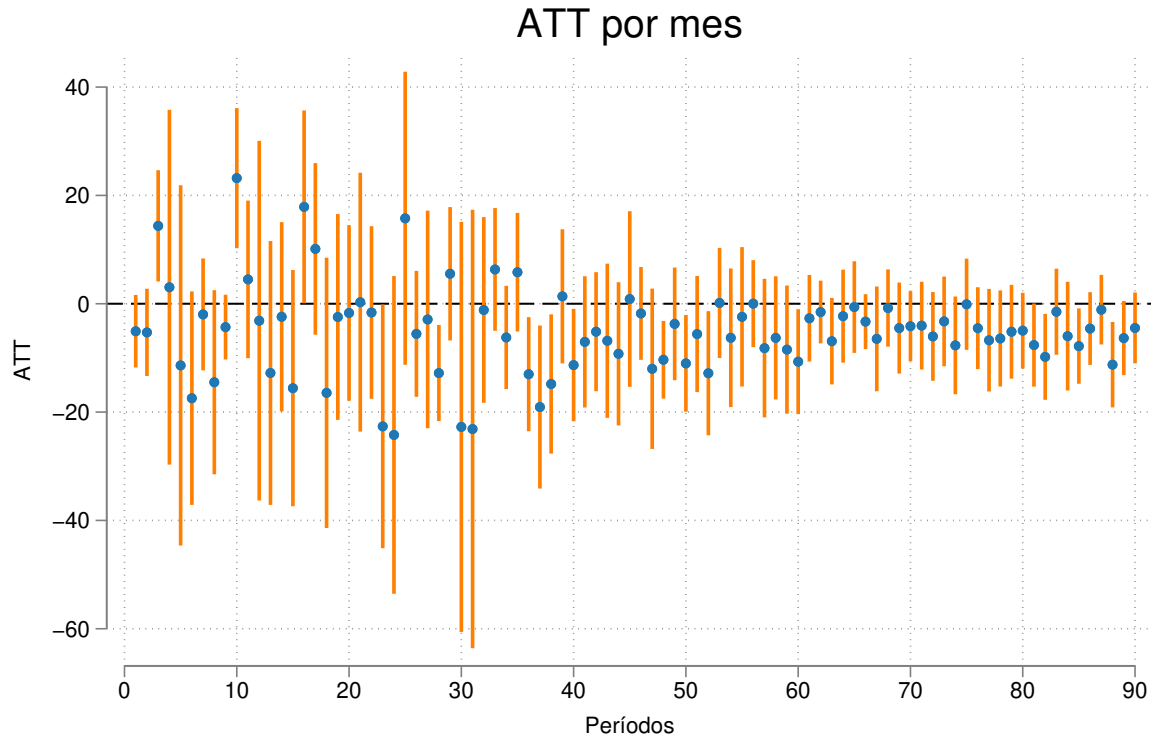


Figura 5: ATT por mes

5. Chequeos de robustez

5.1. Cambio en la variable dependiente

También, se podría pensar que la ley tiene un efecto a nivel general en las muertes causadas por, por ejemplo, homicidios debido a que busca reducir la discriminación a nivel social. Para verificar que esto no sucede estimamos el modelo (1) pero modificando la variable dependiente, específicamente lo que hicimos fue utilizar como variables dependientes las muertes en las que la causa es un homicidio, indeterminada, sin lesiones, no intencional. Además, también regresamos el modelo sobre nuestra variable control (*otras causas*). Esperaríamos encontrar que en ninguna de estas causas hay un efecto del tratamiento. Presentamos estos resultados en la Tabla (5).

Tabla 5: Estimaciones con otras causas de muerte

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
VARIABLES	Otras causas	Homicidio	Sin lesiones	Indeterminado	No intencional
Tratamiento	-162.9 (127.5)	-2.317 (2.288)	-147.6 (116.6)	2.536 (2.577)	-14.60 (12.34)
Constante	3,942*** (104.4)	32.52*** (1.488)	3,694*** (96.62)	6.744*** (1.455)	210.0*** (9.051)
Observaciones	5,000	4,200	5,000	3,900	5,000
R^2	0.340	0.313	0.329	0.040	0.400
Efecto fijo por estado	Si	Si	Si	Si	Si
Efecto fijo por mes-año	Si	Si	Si	Si	Si

Nota: errores estándar agrupados a nivel estado. Niveles de significatividad: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

En la Tabla (5) es posible ver que en ninguno de los modelos estimados, el efecto del tratamiento es significativo sobre alguna de las variables dependientes.

5.2. *Fake treatment*

En este caso cambiamos la fecha del tratamiento al mes anterior al tratamiento efectivo. Entonces, si encontramos que con este *fake treatment* hay un impacto sobre la cantidad de suicidios es porque podríamos tener un efecto sobre el *outcome* de interés por algo que no es específicamente la efectividad de la ley que prohíbe la terapia de conversión. El modelo estimado para este caso es el siguiente:

$$Suicidios_{it} = \beta TC_{it} + \gamma X_{it} + \zeta_i + \mu_t + \gamma X_{it} + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

Donde $Suicidios_{it}$ es la cantidad de suicidios en estado i en el momento t , con esto nos referimos a un determinado mes-año, TC_{it} es un dummy que toma un valor igual a un mes antes a partir del momento t en el que el estado i implemente la ley que prohíbe la

práctica de la terapia de conversión. X_{it} es un vector de variables control, ζ_i es un efecto fijo por estado, μ_t es un efecto fijo por mes y ε_{it} es el término de error.

En la Tabla (6) se presentan los resultados de la estimación del modelo (5). Encontramos que el efecto del tratamiento ficticio no es estadísticamente significativo. En este caso, dichos resultados refuerzan el efecto encontrado.

Tabla 6: Estimaciones del *fake treatment*

VARIABLES	(1)
	Suicides
Tratamiento placebo (mes anterior)	-2.474 (1.492)
Constante	71.20*** (5.494)
Observaciones	4,900
R-squared	0.259
Efecto fijo por estado	Si
Efecto fijo por mes-año	Si
Hawaii included	No

Nota: errores estándar agrupados a nivel estado.

Niveles de significatividad: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

5.3. Leave-one-out

Ahora, podría suceder que el efecto del tratamiento sobre el *outcome* de interés esté dado solo por algún el tratamiento en alguno de los estados. Para ver si esto es así lo que hicimos fue estimar el modelo (1) excluyendo de a uno aquellos estados que fueron tratados en algún momento del tiempo. Los resultados de esto se pueden ver en la Figura (6). Observamos que la mayoría de los coeficientes se encuentran entre -3 y -2 , lo cual es consistente con el coeficiente encontrado al estimar el modelo (1) utilizando la base

completa. Además, es posible notar que en la mayoría de los casos el coeficiente estimado sigue siendo significativo al 10 %. Por lo tanto, podemos decir que parece razonable pensar que el efecto del tratamiento encontrado utilizando la base completa no está dado por el tratamiento sobre algún estado particular.

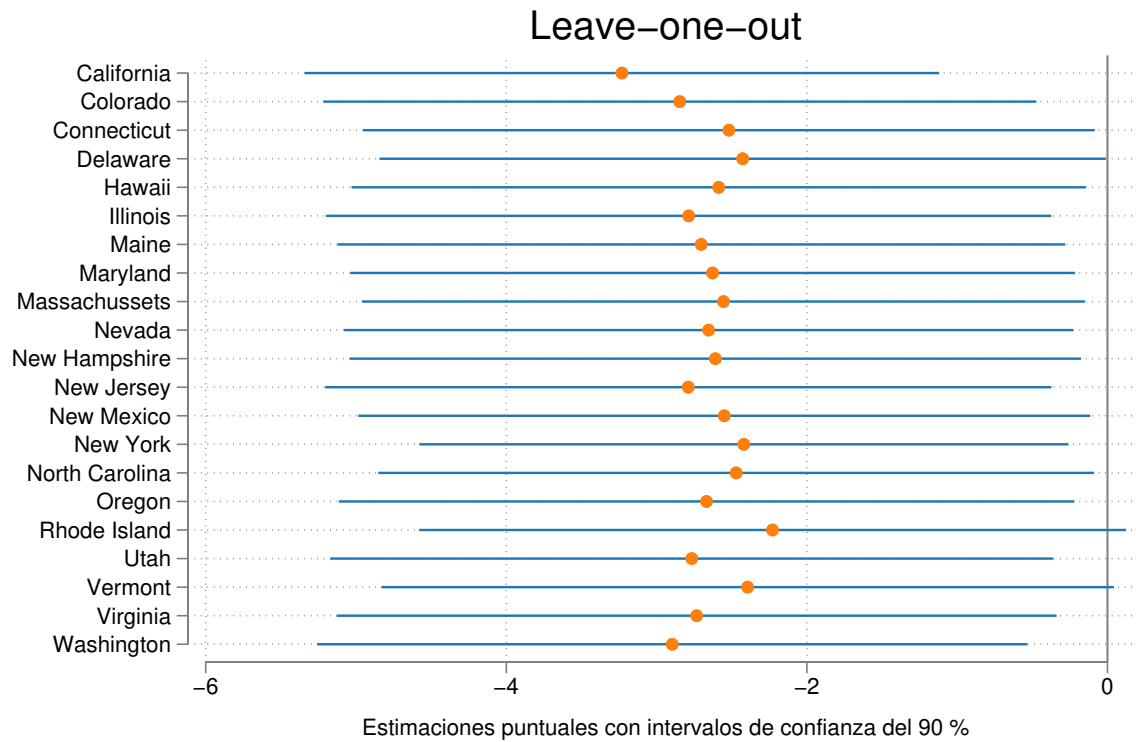


Figura 6: Coeficientes y significatividad

En resumen, podemos decir que el modelo estimado es robusto a la inclusión de las diferentes especificaciones presentadas.

6. Conclusiones

A lo largo de este trabajo hemos explicado brevemente la forma en la que Estados Unidos respondió ante la práctica de terapias de conversión y los grupos que se vieron afectados por esto. Posteriormente, planteamos un modelo econométrico que permite estimar el efecto de la prohibición de la terapia de conversión sobre la tasa de suicidios. Luego

presentamos los resultados e intentamos validar nuestro supuesto de identificación mediante varias metodologías. Los resultados encontrados indican la existencia de un efecto negativo y estadísticamente significativo de la prohibición de la terapia de conversión sobre los suicidos.

Además, podemos decir que dados los análisis realizados consideramos que es razonable el supuesto de identificación que requerimos para interpretar los resultados como causales. Por último, es importante recordar que efecto encontrado es robusto a diferentes especificaciones.

Referencias

- Beckstead, A. L., y Morrow, S. L. (2004). Mormon clients' experiences of conversion therapy: The need for a new treatment approach. *The Counseling Psychologist*, 32(5), 651–690.
- Bertrand, M., Duflo, E., y Mullainathan, S. (2004). How much should we trust differences-in-differences estimates? *The Quarterly journal of economics*, 119(1), 249–275.
- Burke, M., González, F., Baylis, P., Heft-Neal, S., Baysan, C., Basu, S., y Hsiang, S. (2018). Higher temperatures increase suicide rates in the united states and mexico. *Nature climate change*, 8(8), 723–729.
- Callaway, B., y Sant'Anna, P. H. (2021). Difference-in-differences with multiple time periods. *Journal of Econometrics*, 225(2), 200–230.
- Center for disease control and prevention. (2015, Nov). Centers for Disease Control and Prevention. Descargado de <https://www.cdc.gov/nchs/fastats/deaths.htm%7D%7BCenter%20for%20Disease%20Control%20and%20Prevention>
- Drescher, J., Schwartz, A., Casoy, F., McIntosh, C. A., Hurley, B., Ashley, K., ... others (2016a). The growing regulation of conversion therapy. *Journal of Medical Regulation*, 102(2), 7–12.

- Drescher, J., Schwartz, A., Casoy, F., McIntosh, C. A., Hurley, B., Ashley, K., ... others (2016b). The growing regulation of conversion therapy. *Journal of Medical Regulation*, 102(2), 7–12.
- File, T., y Marshall, J. (2021). Household pulse survey shows lgbt adults more likely to report living in households with food and economic insecurity than non-lgbt respondents. *United States Census Bureau*. Descargado de <https://www.census.gov/library/stories/2021/08/lgbt-community-harder-hit-by-economic-impact-of-pandemic.html>
- Goodman-Bacon, A. (2021). Difference-in-differences with variation in treatment timing. *Journal of Econometrics*, 225(2), 254–277.
- Keyes, K. M., Pratt, C., Galea, S., McLaughlin, K. A., Koenen, K. C., y Shear, M. K. (2014). The burden of loss: unexpected death of a loved one and psychiatric disorders across the life course in a national study. *American Journal of Psychiatry*, 171(8), 864–871.
- Shidlo, A., y Schroeder, M. (2002). Changing sexual orientation: A consumers' report. *Professional Psychology: Research and Practice*, 33(3), 249.
- Young, S. N. (2013). Elevated incidence of suicide in people living at altitude, smokers and patients with chronic obstructive pulmonary disease and asthma: possible role of hypoxia causing decreased serotonin synthesis. *Journal of psychiatry & neuroscience: JPN*, 38(6), 423.

Apéndice

Tabla 7: Estimación del modelo logarítmico

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
VARIABLES	ln(Suicides)	ln(Suicides)	ln(Suicides)	ln(Suicides)	ln(Suicides)	ln(Suicides)
Treatment	-0.0282** (0.0122)	-0.0295** (0.0127)	-0.0283** (0.0123)	-0.0296** (0.0127)	-0.0292** (0.0128)	-0.0294** (0.0128)
Not suicide deaths			-7.23e-07 (3.00e-06)	-1.27e-06 (3.00e-06)		-1.33e-06 (3.11e-06)
Mean temperature					0.00147*** (0.000529)	0.00147*** (0.000531)
Constant	3.931*** (0.0195)	3.957*** (0.0199)	3.934*** (0.0245)	3.963*** (0.0249)	3.862*** (0.0411)	3.867*** (0.0414)
Observations	4,774	4,679	4,774	4,679	4,679	4,679
R-squared	0.241	0.246	0.241	0.246	0.247	0.247
Number of statecode	50	49	50	49	49	49
State FE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Month FE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Hawaii included	Yes	No	Yes	No	No	No

Robust standard errors in parentheses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1