

NOTA DE
ANTECEDENTES

4

Diseños de estudios de pseudoeventos no paramétricos: Estimación de la penalización de los ingresos por maternidad en El Salvador¹

1. Esta nota fue preparada por Carlos Felipe Balcazar y Hugo Ñopo.

Diseños de estudios de pseudoeventos no paramétricos:
Estimación de la penalización de los ingresos por maternidad en El Salvador

Resumen

Proponemos un enfoque no paramétrico de los estudios de pseudoeventos para examinar las penalizaciones de los ingresos por maternidad. Al combinar el emparejamiento no paramétrico y los estudios de pseudoeventos, abordamos las limitaciones destacadas en la literatura, como la falta de apoyo común entre hombres y mujeres entre períodos y a lo largo del tiempo, y la heterogeneidad de la asignación de tratamiento dentro de las celdas de observables utilizando la ponderación inversa de probabilidades. Nuestra metodología también proporciona un estimador de pseudoeventos más eficiente en comparación con el enfoque existente. Demostramos las ventajas de nuestra metodología utilizando datos de El Salvador, donde estudios previos han encontrado una penalización comparativamente alta de los ingresos por maternidad. Contrariamente a estos hallazgos, encontramos que la penalización de los ingresos por maternidad es menor que lo que sugieren las estimaciones estándar.

Códigos de clasificación JEL: D63, J13, J16, J22, J31

Palabras clave: Maternidad, resultados del trabajo de parto, no paramétricos, pseudopaneles, estudio de eventos

I.

Introducción

Tener hijos tiene implicaciones importantes para varios resultados a nivel individual, especialmente para las mujeres. La evidencia empírica sugiere que el nacimiento del primer hijo conduce a una disminución de los ingresos laborales de las mujeres, un fenómeno conocido como la penalización de los ingresos por maternidad², que también se extiende a otros resultados del mercado laboral³. En este artículo, proponemos una metodología para estimar esta penalización de ingresos utilizando secciones transversales repetidas, empleando una combinación de emparejamiento no paramétrico y un diseño de estudio de pseudoeventos, basándonos en investigaciones recientes de Kleven (2023), y la aplicamos a El Salvador.

Nuestra metodología presenta ventajas sobre los enfoques actuales. En primer lugar, el análisis de la penalización de ingresos se basa en la descomposición de Blinder-Oaxaca, que estima la penalización de ingresos netos del efecto de las características sociodemográficas utilizando una forma de ponderación inversa de probabilidades⁴. Sin embargo, Blinder-Oaxaca a menudo subestima la penalización de los ingresos al no restringir adecuadamente las comparaciones al apoyo común de las características observables de hombres y mujeres. Además, a medida que los mercados y las sociedades cambian con el tiempo, la distribución de las características observables también puede cambiar, lo que lleva a una falta de apoyo común al comparar secciones transversales a lo largo del tiempo.

En segundo lugar, si bien la brecha salarial de género puede interpretarse como un efecto promedio del tratamiento⁵, los controles incluidos en estas regresiones paramétricas suelen ser

posteriores al tratamiento, ya que casi todas las características observables utilizadas como controles suelen estar en función de las elecciones de género y de las decisiones de natalidad⁶. Nuestra metodología elude estos problemas hasta cierto punto mediante el uso del emparejamiento no paramétrico: existe evidencia de que ponderar según el inverso del puntaje de propensión para todo el historial de tratamiento como función de factores de confusión que varían en el tiempo, a nivel de celda, puede mejorar las comparaciones de “todo lo demás igual” sin introducir sesgo postratamiento, para obtener así estimaciones más estructurales⁷. Nuestra metodología nos permite calcular la diferencia en medias dentro de celdas en la distribución de observables como un promedio de efectos controlados dirigidos, restringidos al soporte común. Además, nos permite abordar las variaciones en la distribución debido a las diferencias en la distribución de observables entre hombres y mujeres, así como cambios en los marcos muestrales a lo largo del tiempo, mediante una reponderación adecuada. Sin embargo, el tamaño del soporte común disminuye a medida que se incluyen más características observables en el procedimiento de emparejamiento no paramétrico, lo que se conoce como la “maldición de la dimensionalidad”. Por lo tanto, el investigador debe equilibrar las preocupaciones de validez interna y externa.

Por último, nuestras estimaciones de correspondencia son aditivamente separables, lo que permite descomponer la penalización de los ingresos por maternidad “ingenua” en los términos que la componen, incluido su efecto causal. Esto permite a los investigadores investigar la heterogeneidad de la penalización a través de la distribución de los observables, con la advertencia

2. Berniell y otros (2021a); Cukrowska-Torguewska y Lovasz (2020).

3. Clarke (2018).

4. Kline (2011).

5. Słoczyński (2015).

6. Por ejemplo, Gaebler y otros (2022); Doepke y otros (2023).

7. Robins y otros (2000). El supuesto es el de ignorabilidad secuencial débil, según el cual el tratamiento se equilibra dentro de las celdas.

habitual de la maldición de la dimensionalidad.

Aplicamos nuestra metodología a El Salvador por varias razones. En primer lugar, a pesar de las notorias investigaciones sobre el impacto de la maternidad en los resultados laborales de las mujeres en las últimas décadas, la comprensión de la penalización de los ingresos por maternidad en los países en desarrollo sigue siendo limitada. Por ejemplo, en América Latina y el Caribe, los estudios previos se han centrado en algunos de sus miembros (por ejemplo, Argentina, Brasil, Chile, Colombia, México y Perú), pero la penalización estimada de la maternidad muestra altos niveles de variabilidad debido a las estrategias de estimación y la calidad de los datos⁸. Recientemente, un informe aplicó la metodología de diseño de estudios de pseudoeventos desarrollada por Kleven (2023) y estimó penalizaciones significativas en los ingresos por la maternidad, así como penalizaciones relativamente similares en todos los países⁹. Curiosamente, sus estimaciones difieren sustancialmente de estimaciones similares en otros informes¹⁰ en unos 10 puntos porcentuales en algunos casos. El problema es que las muestras utilizadas difieren en ambos casos, lo que afecta a los hallazgos de manera no trivial.

En segundo lugar, los efectos de la maternidad en los resultados del mercado laboral en los países en desarrollo pueden diferir de los de los países desarrollados, dados los mayores niveles de informalidad, la menor cobertura del cuidado infantil, la menor generosidad de las licencias y las normas sociales más conservadoras. Por ejemplo, la proporción de empleo informal (que no tiene derecho a beneficios de jubilación vinculados a sus empleos) es del 8 % en Uruguay, del 13 % en Chile, del 46 % en Perú y del 57 % en México¹¹. Según encuestas de hogares para El Salvador,

el nivel de informalidad laboral es del 56 %. Del mismo modo, es probable que los factores que contribuyen a esta brecha de ingresos difieran de los que se encuentran en los países desarrollados. La magnitud de las respuestas del mercado laboral a la maternidad es mayor en sociedades con normas sociales más conservadoras o políticas de equilibrio entre el trabajo y la vida personal más débiles¹². Por lo tanto, es importante realizar estudios de caso para comprender las idiosincrasias que pueden estar impulsando estas penalizaciones de ingresos dado el contexto socioeconómico local, incluso considerando la importancia de las evaluaciones comparativas.

En tercer lugar, un informe reciente muestra algunos resultados peculiares para El Salvador en comparación con todos los demás países, lo que lo convierte en un caso interesante en sí mismo¹³. El efecto de la maternidad en los ingresos es el más pequeño de todos los países de la muestra en una cantidad sustancial (-34 %), ya que el siguiente efecto más pequeño es el doble del estimado para El Salvador (-12 %). Es difícil entender por qué esta pena es tan baja en El Salvador en comparación con otros países de la misma región, sin mencionar que esta pena es comparable a la de algunos países desarrollados de Europa occidental y a las de Estados Unidos y Canadá¹⁴. Sin embargo, El Salvador ocupa el puesto 16 de 20 países en el Índice de Desarrollo Humano de América Latina, y es similar a otros países latinoamericanos en varios resultados de género en comparación con los países más desarrollados (anexo A).

Nuestros resultados muestran que, en general, la brecha salarial es estadísticamente comparable a la obtenida por el enfoque estándar, excepto cuando se tiene en cuenta la distribución diferencial de las mujeres en empleos a tiempo parcial en

8. Berniell y otros (2021a); Gamboa y Zuluaga (2013); Piras y Ripani (2005); Villanueva y Lin (2020).

9. Marchionni y Pedraza (2023).

10. Kleven, Landais y Leite-Mariante (2023).

11. Berniell y otros (2023).

12. Berniell y otros (2021b).

13. Marchionni y Pedraza (2023).

14. Kleven, Landais y Leite-Mariante (2023).

comparación con los hombres (después del parto). Nuestro procedimiento indica que la penalización de los ingresos por maternidad a cinco años es de aproximadamente el 3 % a favor de los hombres, en comparación con aproximadamente el 26 % cuando no se tienen en cuenta estas diferencias distributivas. Si bien a largo plazo la penalización es mayor, encontramos que es de aproximadamente el 7 % a favor de los hombres, aproximadamente un tercio de la penalización que estimamos utilizando el enfoque paramétrico estándar.

En general, nuestra nota contribuye a la literatura sobre las brechas salariales de género¹⁵, especialmente aquellas asociadas con las implicaciones de la maternidad, como la penalización de los ingresos por género¹⁶. Por un lado, proponemos un enfoque de estudio no

paramétrico de pseudoeventos para estimar la brecha de ganancias que aborda las deficiencias empíricas atribuibles a las variaciones en la distribución de las características observables a lo largo del tiempo y en la asignación del tratamiento. Mostramos que este sesgo puede ser sustantivo. Por otro lado, mostramos que nuestra metodología puede permitir a los investigadores analizar la penalización de la maternidad con mayor profundidad a través de la descomposición no paramétrica que surge como subproducto de nuestro enfoque. Por último, compartimos el optimismo de Kleven (2023) con respecto al uso de diseños de pseudoeventos en el estudio de cuestiones relevantes de la economía laboral, proporcionando una discusión sobre cómo se pueden utilizar nuestros estudios de pseudoeventos no paramétricos para investigar

II.

Metodología

Estimar el impacto de las decisiones de fertilidad en los resultados de obtención entre hombres y mujeres, es decir, la penalización por hijos para las mujeres es una tarea difícil. La decisión de tener hijos y ajustar las preferencias y opciones del mercado laboral es endógena a las circunstancias del individuo y del hogar, así como a los roles de género en juego. Por ejemplo, algunas mujeres pueden optar por una menor educación o por carreras favorables a la familia, sabiendo que en algún momento tendrán muchos hijos. Del mismo modo, en los hogares en los que los roles de género son más tradicionales, es más probable que las mujeres acepten trabajos peor remunerados que proporcionen flexibilidad para la crianza de los hijos, a expensas de los ingresos más bajos. En los hogares en los que la pareja (masculina) tiene un trabajo estable y bien remunerado, es más fácil abordar la compensación de los menores ingresos

de la mujer, independientemente de si esto proviene de dedicar menos tiempo a la evolución profesional, aceptar trabajos con salarios más bajos o la discriminación en el mercado laboral. En otros casos, es posible que las mujeres deban aceptar ingresos más bajos por necesidad, como en los hogares monoparentales de bajos ingresos.

Con todo, las fuentes de endogeneidad antes mencionadas implican que hay efectos de autoselección compuestos y determinantes potencialmente no observables de los menores ingresos de las mujeres. Estos inobservables van más allá de las disparidades de género (en igualdad de condiciones), en la medida en que la decisión de tener hijos puede exacerbar los sesgos de género. Por lo tanto, cualquier análisis naive de la penalización de género por tener hijos está sujeto a sesgos sustanciales que son difíciles de analizar.

15. Atal, Ñopo y Winder (2009); Blau y Kahn (2017).

16. Berniell y otros (2023); Kleven y otros (2019); Villanueva y otros (2020).

Para sustentarnuestra metodología, supongamos que tenemos datos de panel y que la decisión de tener un hijo por primera vez funciona

como exógena. Por lo tanto, consideramos la comparación que estima el efecto de tener un hijo por primera vez en los ingresos:

$$Y_{it} = \delta F_i \times C_{it} + X_{it} + \mu_i + \gamma_t + \varepsilon_{it}$$

donde Y_{it} denota los ingresos del trabajo; C_{it} es un indicador que toma el valor de 1 para un individuo i después del nacimiento de su primer hijo; F_i toma el valor de 1 si el individuo i es una mujer y 0 en caso contrario; X_{it} es un vector de características observables antes del parto (por ejemplo, horas de trabajo y ocupación); μ_i es un vector de efectos fijos a nivel individual que captura covariables invariantes en el tiempo; y γ_t captura cualquier tendencia no monótona común a todos los individuos de la muestra. El parámetro de interés aquí es δ , que corresponde a la penalización por

hijo en términos de ingresos que experimentan las mujeres en comparación con los hombres.

Para fundamentar aún más nuestra exposición, nos referimos a tener un hijo como el tratamiento y al género como el nivel de aceptación del tratamiento. La hipótesis estándar es que, bajo la asignación aleatoria de tener un primogénito, las mujeres se ven mucho más afectadas por este evento en comparación con los hombres. Por lo tanto, se puede estimar δ , la penalización de los ingresos por tener un hijo para las mujeres, en la ecuación anterior:

$$\begin{aligned} \delta = & E(Y_{it} \mid F_i = 1, C_{it} = 1) - E(Y_{it} \mid F_i = 0, C_{it} = 1) \\ & - [E(Y_{it} \mid F_i = 1, C_{it} = 0) - E(Y_{it} \mid F_i = 0, C_{it} = 0)] \end{aligned}$$

δ es el efecto diferencial de tener hijos entre mujeres y hombres, es decir, la penalización de los ingresos. Nótese que este diseño es esencialmente un diseño de diferencias en diferencias (DID).

La literatura sobre DID indica δ que se identifica si tenemos tendencias paralelas antes del tratamiento. Esta suposición de "tendencias paralelas" implica que, en el contexto contrafáctico en el que los que tienen hijos no las tienen, deben haber tenido las mismas trayectorias en los ingresos medios a lo largo del tiempo que los que sí los tienen. Sin embargo, la literatura reciente sobre los efectos fijos bidireccionales ha demostrado que cumplir con la hipótesis de tendencias paralelas puede ser insuficiente.

En primer lugar, la hipótesis de las tendencias paralelas establece que, condicionadas a las covariables observables, las tendencias entre el grupo de tratamiento y el grupo de control son las mismas. Sin embargo, si observamos tendencias paralelas con un conjunto de covariables, no significa que vayamos a observar lo mismo con otro¹⁷. Además, los métodos tradicionales no son necesariamente heterogéneos porque no abordan ni la heterogeneidad en la asignación del tratamiento entre los grupos ni la heterogeneidad en la aceptación del tratamiento entre los grupos¹⁸. Esto es problemático porque los efectos del tratamiento son esencialmente promedios ponderados de ponderaciones de regresión múltiple efectivas¹⁹.

17. Callaway y Sant'Anna (2020); Sol y Abraham (2021).

18. Callaway y Sant'Anna (2021); De Chaisemartin y d'Haultfoeuille (2020).

19. Aronow y Samii (2016); Sloczynski (2022).

Estos problemas se agravan cuando utilizamos secciones transversales repetidas, que a menudo se utilizan para estudiar los resultados de género, ya que no observamos los mismos datos a lo largo del tiempo. Por lo tanto, es posible que las

observaciones ni siquiera sean comparables antes y después del tratamiento, lo cual es una suposición esencial en los diseños de DID. De hecho. Reorganicemos la expresión anterior para δ :

$$\begin{aligned} \delta = & E(Y_{it} | F_i = 1, C_{it} = 1) - E(Y_{it} | F_i = 1, C_{it} = 0) \\ & - [E(Y_{it} | F_i = 0, C_{it} = 1) - E(Y_{it} | F_i = 0, C_{it} = 0)] \end{aligned}$$

Una interpretación equivalente de δ es el efecto diferencial de tener un hijo tanto para hombres como para mujeres. Esta equivalencia surge si el tratamiento o la captación del tratamiento es exógeno; como se sabe, solo necesitamos un componente exógeno en un término de interacción para interpretarlo como causal. Por el contrario, esto significa que las observaciones que se analizan deben ser similares antes y después del evento, lo que se satisface mediante la construcción en datos de panel, pero no en secciones transversales repetidas, ya que no observamos las mismas observaciones a lo largo del tiempo. En otras palabras, podríamos observar un fenómeno similar a la autoselección después del evento²⁰.

Para abordar las deficiencias, podríamos usar un diseño de estudio de eventos, ya que estos diseños nos ayudan a garantizar el equilibrio de covariables antes y después de un suceso (por ejemplo, tener un hijo), de modo que sepamos que estamos haciendo comparaciones donde "todos los demás factores se mantienen iguales". A menudo, esto implica restringir el ancho de banda del tiempo alrededor del momento del evento, "justo antes y justo después", ya que es probable que esas observaciones alejadas del momento del evento sean diferentes entre sí. Sin embargo, no podemos controlar las covariables invariantes en el tiempo a nivel individual cuando se utilizan secciones transversales.

Para sortear estos problemas, se podrían utilizar pseudopaneles para obtener estimadores consistentes a partir de agregados de cohortes cuando tenemos secciones transversales repetidas²¹. Estas cohortes son equivalentes a tener individuos sintéticos. Para obtener estimadores consistentes de un pseudopanel, las variables de agrupación no deben presentar valores faltantes para ningún individuo de la muestra, no deben variar con el tiempo y deben ser exógenas y relevantes²². Además, es importante que el número de cohortes sea lo suficientemente grande como para evitar problemas de tamaño de muestra pequeño, que el tamaño de la cohorte sea lo suficientemente grande como para evitar problemas de error de medición, y que se minimice la heterogeneidad dentro de la cohorte al tiempo que se maximiza la heterogeneidad entre cohortes²³. Kleven (2023) combina esta idea con la de un diseño de estudio de eventos para sortear algunos de los problemas mencionados anteriormente en un *diseño de estudio de pseudoeventos*.

Para la estimación de la penalización de la maternidad, el diseño de estudio de pseudoeventos tiene como objetivo aprovechar un estudio de evento centrado en el nacimiento del primer hijo, indexado como tiempo de evento $t = 0$. Luego, cada persona se empareja en el momento del evento $t = 0$ con una persona sin hijos n años menor y, por lo tanto, n años antes, utilizando un conjunto de características

20. Hausman y Rapson (2018).

21. Deaton (1985).

22. Verbeek (2008).

23. Verbeek y Nijman (1993); McKenzie (2004).

demográficas observables. Esta observación coincidente proporciona un sustituto para aquellas observaciones medidas en $t < 0$ y de manera similar para $t > 0$. Para hacer esto, necesitamos asumir que el momento de la decisión de tener un hijo es tan bueno como exógeno, condicionado a los observables y a los ingresos. El problema es que la decisión de tener hijos no es casi aleatoria en este sentido. La decisión de tener solo un hijo, o tener más, depende de la historia del niño y puede depender potencialmente de realizaciones pasadas del resultado, ya que la demanda de hijos es un proceso dinámico. En general, podemos suponer que las personas tienen hijos cuando se cumplen ciertas condiciones, como tener un cierto nivel de ingresos o estabilidad laboral²⁴, aunque en algunos casos los embarazos no deseados, la pérdida de un hijo u otras fuentes similares de variación pueden considerarse tan buenas como aleatorias.

Si bien los problemas antes mencionados pueden capturarse utilizando un enfoque estructural o abordarse hasta cierto punto utilizando los nuevos avances en materia de estimadores de efectos fijos bidireccionales, creemos que hay mucho que ganar con el uso de un diseño de pseudoeventos, ya que nos permite crear sustitutos sintéticos. Esto sigue de cerca la idea detrás de la coincidencia de controles sintéticos²⁵. Pero una advertencia importante es que debemos considerar que los marcos de muestreo pueden cambiar sustancialmente con el tiempo a medida que cambian los mercados laborales y los factores demográficos. Además, los hombres y las mujeres deben ser comparables en todo momento para controlar correctamente los efectos sintéticos individuales y fijos en el tiempo. Sin embargo, las mujeres y los hombres

tienen características observables diferentes, y estas diferencias cambian con el tiempo. Esto es relevante porque podemos tener problemas importantes de falta de apoyo común, tanto en la dimensión de género como en la de tiempo. Del mismo modo, la asignación de tratamiento observada puede variar con estas características a lo largo del tiempo. Como resultado, es difícil fundamentar los supuestos que son necesarios para estimar la penalización de la maternidad utilizando el enfoque existente. Además, esto se vuelve más preocupante cuando consideramos que los marcos de muestreo se adaptan a lo largo de los años para reflejar las condiciones socioeconómicas cambiantes (por ejemplo, a medida que surgen nuevos datos censales y se utilizan para mejorar los marcos de muestreo para las encuestas de hogares), y es importante que ajustemos los pesos de muestreo para tener en cuenta las variaciones en los observables a lo largo del tiempo debido al diseño del muestreo.

Otro problema importante que suele surgir es que, cuando controlamos las características sociodemográficas que se ven afectadas por el género, corremos el riesgo de inducir un sesgo postratamiento en el estimador paramétrico²⁶. Si bien se puede considerar el uso del análisis de (des)mediación para abordar esta preocupación, ha habido mucho debate sobre los méritos de usar la (des)mediación para abordar estos problemas en lugar de usar efectos directos controlados²⁷, dadas las fuertes suposiciones de incomparabilidad secuencial de la primera. Este último método, por el contrario, implica comparar solo individuos dentro de las celdas en la distribución de mediadores observables, pero no indica cómo agregar estas estimaciones cuando el objetivo es tener numerosos mediadores, en igualdad de condiciones.

24. Doepke y otros (2023).

25. Abadie (2021).

26. Gaebler y otros (2022).

27. Acharya y otros (2016); Acharya y otros (2021); Imai, Keele y Yamamoto (2010).

III.

El diseño del estudio de pseudoeventos no paramétrico

Recurrimos a una técnica de emparejamiento no paramétrico²⁸ y proporcionamos formalización y evidencia para el algoritmo en el contexto de diseños de estudio de pseudoeventos. El objetivo del emparejamiento no paramétrico es comparar individuos con exactamente la misma combinación de características observables a través de un proceso de reponderación que considera: i) las diferencias en la distribución de las características observables entre hombres y mujeres y ii) las diferencias en el apoyo común de las características observables entre estos grupos. Podemos ajustar estas diferencias en los observables dentro de un año y a lo largo del tiempo para abordar las preocupaciones expuestas anteriormente.

X es el vector n -dimensional de las características de los individuos; $F^M(\cdot)$ and $F^F(\cdot)$ denotan las funciones de distribución acumulativa condicional de las características de los individuos X ; y $dF^M(\cdot)$ y $dF^F(\cdot)$ son sus correspondientes medidas de probabilidad. $\mu^F(S)$ denota la medida de probabilidad del conjunto S bajo la distribución $F^F(\cdot)$, es decir, $\mu^F(S) = \int dF^F(x)$ y, de manera análoga, $\mu^M(S) = \int dF^M(x)$. Así, por ejemplo, $E[Y|M, X] = g^M(x)$ y $E[Y|F, X] = g^F(x)$, y $E[Y|M] = \int_{S^M} g^M(x) dF^M(x)$, y $E[Y|F] = \int_{S^F} g^F(x) dF^F(x)$, donde S^M denota el apoyo de la distribución de características para los hombres y S^F , el apoyo de la distribución de características para las mujeres.

Expresamos la penalización de los ingresos por tener un hijo para las mujeres de la siguiente manera:

$$\delta = \int_{S^M} g^M(x, c=1) dF^M(x, c=1) - \int_{S^F} g^F(x, c=1) dF^F(x, c=1) \\ - \left[\int_{S^M} g^M(x, c=0) dF^M(x, c=0) - \int_{S^F} g^F(x, c=0) dF^F(x, c=0) \right]$$

donde $t \in x$. Denotemos la expresión anterior por:

$$\delta = \delta_1 - \delta_0.$$

Para cada δ_c , el apoyo de la distribución de características para las mujeres, S^F , es diferente del apoyo de la distribución de características

para los hombres, S^M . Cada integral se divide en su dominio respectivo en dos partes: dentro de la intersección y fuera del soporte común.

$$\delta_c = \left[\int_{S^F \cap S^M} g^M(x, c) dF^M(x, c) + \int_{S^M \cap S^F} g^M(x, c) dF^M(x, c) \right]$$

28. Nopo (2008).

Dado que las medidas $dF^M(\cdot)$ y $dF^F(\cdot)$ son idénticamente 0 fuera de sus respectivos soportes (por definición), los dominios fuera del soporte común pueden extenderse a S^F y S^M , respectivamente, sin afectar a sus valores

correspondientes. Además, cada integral se puede reescalar adecuadamente para obtener expresiones que impliquen valores esperados de $g^M(x)$ y $g^M(x)$, condicionales en sus respectivos dominios particionados, como se muestra a continuación:

$$\begin{aligned} \delta_c &= \int_{S^M \cap S^F} g^M [g^M(x, c) - g^F(x, c)] \frac{dF^F(x, c)}{\mu^F(S^M)} \\ &+ \int_{S^M \cap S^F} g^M(x, c) \left[\frac{dF^M}{\mu^M(S^F)} - \frac{dF^F}{\mu^F(S^M)} \right] (x, c) \\ &+ \left[\int_{S^F} g^M(x, c) \frac{dF^M(x, c)}{\mu^M(S^F)} - \int_{S^F} g^M(x, c) \frac{dF^M(x, c)}{\mu^M(S^F)} \right] \mu^M(\overline{S^F}) \\ &+ \left[\int_{S^M} g^F(x) \frac{dF^F(x, c)}{\mu^F(S^M)} - \int_{S^M} g^F(x, c) \frac{dF^F(x, c)}{\mu^F(S^F)} \right] \mu^F(\overline{S^M}) \end{aligned}$$

Lo cual denotamos por:

$$\delta_K = \delta_k^R + \delta_k^X + \delta_k^M + \delta_k^F.$$

$\delta_k^M(\delta_k^F)$ es la parte de la brecha de género que desaparecería si no hubiera hombres (no mujeres) con combinaciones de características que siguen siendo totalmente incomparables con las mujeres (hombres); δ_k^X es la parte de la brecha que puede explicarse por las diferencias en la distribución de las características de hombres y mujeres sobre el apoyo común; δ_k^R corresponde a la parte que no puede atribuirse a las diferencias en las características de los individuos y, por lo

tanto, es la parte de la brecha que queda después de controlar las diferencias en la distribución de las características observables, restringiéndonos al soporte común.

Centrémonos en el último componente descrito anteriormente y reescribamos la penalización de los intereses por beneficios, concentrando nuestra atención en la parte restante:

$$\delta^R = \delta_1^R - \delta_0^R,$$

lo que equivale a:

$$\begin{aligned} \delta^R &= \int_{S^M \cap S^F} [g^M(x; c=1) - g^F(x, c=1)] \frac{dF^F(x; c=1)}{\mu^F(S^M)} \\ &- \int_{S^M \cap S^F} [g^M(x; c=0) - g^F(x, c=0)] \frac{dF^F(x; c=0)}{\mu^F(S^M)} \end{aligned}$$

Como se señaló anteriormente, la distribución de las observaciones en el soporte común de las características observables puede cambiar con el tiempo debido a los cambios sociodemográficos. Por lo tanto, es posible que la regresión anterior no compare a los mismos individuos a lo largo del tiempo, lo cual es esencial para estas estimaciones. Para abordar esto, procedemos de la siguiente manera δ^R . En primer lugar, definimos una categoría base por la cual hay un evento en el tiempo $t = 0$, caracterizado por ser

entrevistado en el mismo año de nacimiento que el primogénito. Por lo tanto, si $t < 0$, los individuos no tienen un hijo, y si $t \geq 0$, tienen al menos un hijo. En segundo lugar, la penalización por hijos se define como el efecto promedio de tener hijos en las mujeres en relación con los hombres en un horizonte temporal de eventos específico, en este caso, controlando la distribución de las características observables y restringiéndonos al apoyo común:

$$\begin{aligned} \delta^R = & \int_{S^M \cap S^F} [g^M(x, t \geq 0) - g^F(x, t \geq 0)] \frac{dF^F(x, t \geq 0)}{\mu^F(S^M)} \\ & - \int_{S^M \cap S^F} [g^M(x, t < 0) - g^F(x, t < 0)] \frac{dF^F(x, t < 0)}{\mu^F(S^M)} \end{aligned}$$

Esto es similar al enfoque de Kleven (2023), pero da cuenta de las diferencias de apoyo común en la distribución de los observables entre hombres y mujeres.

En tercer lugar, realizamos una descomposición no paramétrica adicional a lo largo del evento utilizando el tiempo $t = 0$ como categoría base, lo que nos permite crear grupos más comparables a lo

largo del tiempo²⁹. Sin embargo, también incluimos el año de nacimiento en el conjunto de covariables para seguir a los individuos sintéticos durante el periodo de estudio. Por lo tanto, definimos

$$\theta^{t=0}(S) = \int \frac{dF^F(x, b; t=0)}{\mu^F(S^M)} \text{ and } \theta^{t=0}(S) = \int \frac{dF^F(x, b; t=0)}{\mu^F(S^M)}$$

como la probabilidad del conjunto después de emparejar S , donde $b \in B$ denota el año de nacimiento. Obtenemos:

$$\begin{aligned} \delta_R = & \int_{S^{t \neq 0} \cap S^{t=0}} [\delta^{R, t \neq 0}(x, b) - \delta^{R, t=0}(x, b)] \frac{dF^{t=0}(x, b)}{\theta^{t=0}(S^{t \neq 0})} \\ & + \int_{S^{t \neq 0} \cap S^{t=0}} \delta^{R, t \neq 0}(x, b) \left[\frac{dF^{t \neq 0}}{\theta^{t \neq 0}(S^{t=0})} - \frac{dF^{t=0}}{\theta^{t=0}(S^{t \neq 0})} \right] (x, b) \\ & + \left[\int_{S^{t=0}} \delta^{R, t \neq 0}(x, b) \frac{dF^{t \neq 0}(x, b)}{\theta^{t \neq 0}(S^{t=0})} - \int_{S^F} \delta^{R, t \neq 0}(x, b) \frac{dF^{t \neq 0}(x, b)}{\theta^{t \neq 0}(S^{t=0})} \right] \theta^{t \neq 0}(\overline{S^{t=0}}) \\ & + \left[\int_{S^{t \neq 0}} \delta^{R, t=0}(x, b) \frac{dF^{t=0}(x, b)}{\theta^{t=0}(S^{t \neq 0})} - \int_{S^{t=0}} \delta^{R, t=0}(x, b) \frac{dF^{t=0}(z)}{\theta^{t=0}(S^F)} \right] \theta^{t=0}(\overline{S^{t \neq 0}}) \end{aligned}$$

Lo cual denotamos por:

$$\delta^R = \delta^{R,R} + \delta^{R,X} + \delta^{R,t \neq 0} + \delta^{R,t=0},$$

donde $\delta^{R,t \neq 0}$ ($\delta^{R,t=0}$) es la parte de la penalización atribuible al evento en la que no podemos encontrar observaciones que exhiban la misma combinación de características observables en comparación con el tiempo abierto de referencia; $\delta^{R,X}$ es la parte de la penalización que puede explicarse por las diferencias en la distribución de las características sobre el apoyo común a lo largo

del tiempo, y $\delta^{R,R}$ corresponde a la penalización que queda después de controlar las diferencias en la distribución de las características observables entre hombres y mujeres de la misma cohorte de nacimiento, restringiéndonos al apoyo común, a lo largo del tiempo, y reflejando así el enfoque de pseudopanel.

Utilizando un conjunto de secciones transversales repetidas para un país determinado, el algoritmo de coincidencia descrito anteriormente es el siguiente:

Paso 1: Coincidencia dentro del período t :

- 1.1 Seleccione a una mujer de la muestra t a la vez (sin reemplazo).
- 1.2. Seleccione a todos los hombres que tengan las mismas características X_{it} observables que la mujer previamente seleccionada, lo que incluye su edad/cohorte de nacimiento y si tienen o no un hijo.
- 1.3. Con todos los individuos seleccionados en el paso 2, construya un individuo sintético cuyos ingresos sean esencialmente el promedio de todos ellos y emparejelo con la mujer original.

- 1.4. Coloque las observaciones de ambos individuos (el hombre sintético y la mujer) en sus respectivas muestras nuevas de individuos emparejados.

- 1.5. Repita los pasos 1 a 4 hasta agotar la muestra de la mujer original.

Paso 2. Emparejamiento entre el tiempo $t = 0$ y el tiempo $t + s$ con $s \neq 0$:

- 2.1. Seleccione un individuo de la muestra del tiempo $t = 0$ (sin reemplazo).
- 2.2. Seleccione a todas las personas que tengan las mismas características observables X_{it} , incluida la cohorte de nacimiento y género en $t = 0$, que la persona seleccionada anteriormente.

—
29. Por ejemplo, Ñopo y Hoyos (2010).

- 2.3. Con todos los individuos seleccionados en el paso 2, construya un individuo sintético cuyas ingresos sean el promedio de todos ellos y emparejelo con el individuo en el tiempo $t = 0$.
- 2.4. Coloque las observaciones de ambos individuos (el hombre sintético y la mujer) en sus respectivas muestras nuevas de individuos emparejados.
- 2.5. Repita los pasos 1 a 4 hasta agotar la muestra original en el tiempo $t = 0$.

Paso 3. Estimación de la penalización de la maternidad: La estimación se basa en cambios bruscos en los resultados de las mujeres en relación con los hombres en torno al nacimiento del primer hijo, indexado para que ocurra en el momento del evento $t = 0$.

Este algoritmo nos permite descomponer las brechas teniendo en cuenta las diferencias de género en el respaldo de las características observables. También proporciona un promedio ponderado de los efectos dirigidos controlados restringidos a cada celda en la distribución de observables que equilibra la asignación de tratamiento dentro de las celdas³⁰. La limitación de este algoritmo es que, al ser no paramétrico,

está sujeto al curso de la dimensionalidad, lo que implica que el soporte común cae con el número de covariables utilizadas en el proceso de emparejamiento. Por lo tanto, es importante equilibrar las preocupaciones externas con la validez interna mostrando la solidez de las estimaciones y agregando una característica observable a la vez³¹. Además, la identidad de los grupos de tratamiento y control es importante dado el procedimiento de reponderación. Por lo tanto, si bien podemos descomponer aditivamente la penalización de ingresos, el resultado no satisface el anonimato.

30. Por ejemplo, Robins y otros (2000).

31. Por ejemplo, Ñopo (2012).

IV.

Estimación del diseño del estudio de pseudoeventos

A continuación, nos limitamos a $\delta^{R,R}$, ya que representa las diferencias en la distribución de

los observables. Lo más importante para obtener este término es la medida de probabilidad:

$$w(S) = \int \frac{dF^{t=0}(x, b)}{\theta^{t=0}(S^{t=0})}$$

dado que nos permite realizar una estimación doblemente robusta de la penalización diferencial³².

Esta expresión solo tiene apoyo positivo cuando hombres y mujeres exhiben la misma distribución de características observables tanto dentro de un período como a lo largo del tiempo. Por lo tanto, definamos la siguiente ecuación de regresión de pseudopanel:

$$w_{igt} Y_{igt} = \left[\delta^{R,R} F_{igt} \times I(t \geq 0) \right]_{igt} + \mu_g + \gamma_t + \psi_{gt} + \varepsilon_{igt} \Big] w_{igt}$$

donde Y_{igt} es el resultado para el individuo i que pertenece a la cohorte $g = \{F, M\} \times B$ en el momento t del evento y w_{igt} es el peso de probabilidad inversa definido por la medida de probabilidad $w(\cdot)$; F_{igt} es una variable dummy que toma el valor de 1 si el i individuo es una mujer, 0 en caso contrario; $I(t \geq 0)_{igt}$ denota el evento por el cual cualquier persona con al menos un hijo se considera tratada; $\mu_g, \gamma_t, \psi_{gt}$ capturan las covariables que no varían en el tiempo para cada cohorte y las tendencias no monótonas, incluidos los cambios en el diseño de la encuesta a lo largo del tiempo, y ε_{igt} es el término de error idiosincrásico. Los errores estándar se agrupan a nivel de hogar siguiendo el enfoque basado en el diseño³³.

El valor de $\delta^{R,R}$ estimado en la regresión anterior corresponde a la penalización diferencial entre hombres y mujeres, teniendo en cuenta las diferencias en la distribución de las características observables y restringiéndonos al apoyo común, lo que nos permite hacer más comparaciones donde "todos los demás factores se mantienen iguales". En este sentido, obtenemos un estimador no paramétrico doblemente robusto ponderado por probabilidad inversa que tiene en cuenta las diferencias en las características observables tanto entre grupos como dentro de períodos, así como a lo largo del tiempo.

32. Por ejemplo, Kline (2011).

33. Abadie y otros (2022).

El Salvador

Estudios previos han demostrado que El Salvador tiene una penalización de la maternidad baja en comparación con otros países similares, aunque tiene resultados de género similares a los de otros países en desarrollo, especialmente en América Latina (ver anexo A). A pesar de que la composición demográfica de género de El Salvador es similar a la de la mayoría de los países latinoamericanos (por ejemplo, proporción de mujeres por edad), es más comparable a otros países centroamericanos como Guatemala, Honduras y Nicaragua en lo que respecta a los resultados de género relevantes para el trabajo. Por ejemplo, estos países tienen bajas tasas de participación femenina (menos del 50 %), bajas proporciones de mujeres en la fuerza laboral (40 % o menos) y una baja proporción de mujeres asalariadas (alrededor del 50 %). Además, también exhiben una composición similar del mercado laboral, con alrededor del 20 % de las mujeres empleadas en la industria y alrededor del 72 % en el sector de servicios. Por lo tanto, El Salvador no es un caso único en la región, pero tiene una brecha salarial de maternidad excepcionalmente baja³⁴.

Sin embargo, existen disparidades significativas entre hombres y mujeres con respecto a los resultados del mercado laboral en El Salvador en comparación con otros países de América Latina³⁵. La participación de las mujeres en el mercado laboral durante los últimos 20 años ha sido consistentemente baja, entre las más bajas de América Latina y el Caribe: menos del 45 % de las mujeres en edad de trabajar (15 años o más) participan en el mercado laboral, mientras que alrededor del 76 % de los hombres participan en él. También hay importantes diferencias de género en los tipos de ocupaciones (asalariados, independientes y empleadores).

La inactividad de las mujeres está influenciada por factores demográficos y el cuidado de las personas dependientes dentro del hogar, en comparación con los hombres³⁶. Por ejemplo, entre las mujeres inactivas en edad de trabajar, el 65 % menciona el trabajo doméstico y de cuidados dentro del hogar como la razón principal para estar fuera del mercado laboral, en comparación con solo el 2 % de los hombres. En contraste, los hombres mencionan otras razones para su inactividad, como asistir a la escuela (31,4 %), discapacidad (23,7 %) y jubilación (11 %).

La informalidad laboral también es más frecuente entre las mujeres y ha aumentado en los últimos años. Por ejemplo, si se utiliza la seguridad social como indicador de la informalidad, los datos muestran que, si bien en 2008 tanto hombres como mujeres tenían la misma tasa de informalidad, en 2020 la brecha de género había alcanzado los 6 puntos porcentuales.

También observamos una brecha salarial persistente, ya que el promedio por hora fue de USD 1,44 (PPA) para los hombres y de USD 1,32 (PPA) para las mujeres en 2023, mientras que en 2022 estos valores fueron de USD 2,25 y USD 2,30 (PPA), respectivamente. Las mujeres también son más propensas a ser pobres. Utilizando la línea de pobreza internacional de USD 6,85 por día en PPA, con 2017 como año base, las estadísticas muestran que más de la mitad de los pobres son mujeres: 53,4 % mujeres y 46,6 % hombres. Además, los hogares encabezados por mujeres representan el 35,8 % de los hogares. igualmente, la tasa de pobreza para los hogares encabezados por mujeres con al menos un hijo menor de 6 años aumentó en 4,3 puntos porcentuales después de la política fiscal, del 38,4 % al 42,7 %.

34. Marchionni y Pedrazzi (2023); Kleven, Landais y Leite-Mariante (2023b).

35. Robayo-Abril y otros (2023).

36. Robayo-Abril y otros (2023).

V.

Datos

Nuestros principales datos provienen de la Encuesta de Hogares de Propósitos Múltiples (EHPM). En nuestro análisis, incluimos 22 rondas entre 2000 y 2023. Es importante destacar que el diseño de muestreo de la EHPM se actualiza cada cinco años. Para 2000-02, el marco muestral se basa en el censo de 1971. Para 2003-07, se utiliza el censo de 1992, y a partir de 2008, el

censo de 2007. Estas rondas de encuestas son representativas a nivel nacional. Las encuestas para el período de análisis están armonizadas por la Base de Datos Socioeconómicos de América Latina y el Caribe (SEDLAC). En todas las encuestas que utilizamos, la muestra es representativa a nivel nacional, regional y para los municipios autónomos.

VI.

Resultados

El gráfico 4.1a muestra la penalización promedio de los ingresos por los primogénitos tanto para hombres como para mujeres, dado nuestro diseño de estudio de pseudoeventos no paramétrico en puntos porcentuales. El eje X es la variable móvil que corresponde a los años que han pasado desde el nacimiento del primer hijo. En este caso, solo utilizamos el año de nacimiento tanto del encuestado como de su primer hijo como variables coincidentes. Por lo tanto, nuestras comparaciones se restringen al soporte común sobre la base de estas características observables (es decir, el 72 % de nuestra muestra). A pesar de ello, nuestros resultados siguen representando unos 6,5 millones de observaciones.

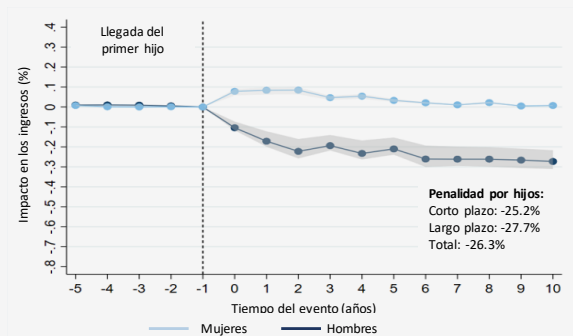
El gráfico 4.1a proporciona evidencia para la suposición de tendencias paralelas, ya que no observamos una diferencia estadísticamente significativa entre las penalizaciones salariales entre hombres y mujeres, en promedio. Después del evento de tener el primer hijo ($t=0$), observamos una divergencia de las penalizaciones contra las mujeres. De hecho, observamos que la penalización salarial es de alrededor del 20 % al principio y crece con el tiempo, y alcanza alrededor del 25 % en el quinto año, durante los principales

años de crianza de los hijos, y luego se estabiliza. En general, observamos que la penalización de los ingresos por maternidad en los primeros cinco años del primogénito es del 25 %, y para sus primeros 10 años, es de alrededor del 28 %, aunque estas brechas son estadísticamente iguales (cuadro 4B.2).

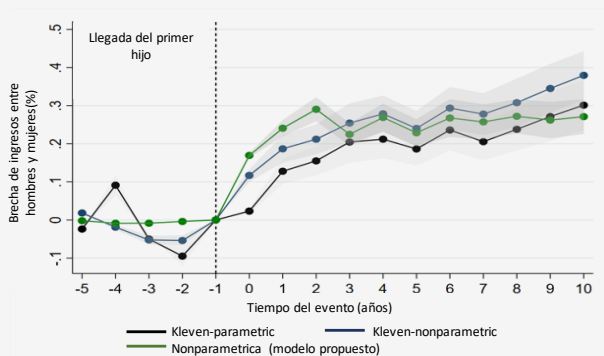
En el gráfico 4.1b se comparan las penalizaciones de la maternidad obtenidas tanto de la metodología no paramétrica como del enfoque paramétrico desarrollado por Kleven, tanto sin restricciones como restringidas al soporte común. En general, observamos que la penalización es mayor utilizando el enfoque no paramétrico, pero estas diferencias no son estadísticamente significativas para nuestras estimaciones a corto y largo plazo (cuadro 4B.2), aunque las estimaciones parecen mayores para el enfoque no paramétrico entre los períodos 0 y 3. Además, nuestras estimaciones también son más eficientes debido a la mayor flexibilidad funcional inherente al procedimiento no paramétrico. Sin embargo, mostraremos a continuación que la autoselección diferencial en el trabajo a tiempo parcial explica gran parte de la penalización diferencial de los ingresos.

GRÁFICO 4.1. EFECTOS DEL PRIMER NACIMIENTO EN LOS INGRESOS LABORALES

Enfoque no paramétrico



Enfoque paramétrico vs. no paramétrico

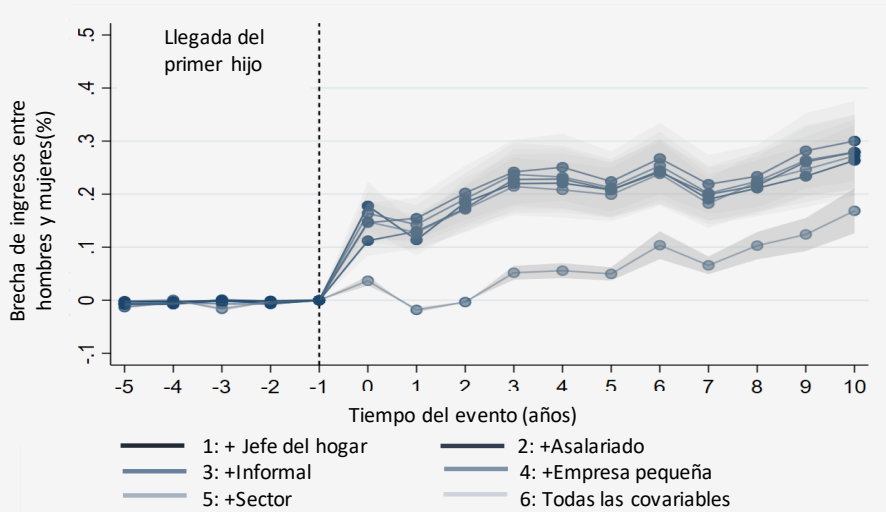


Nota: El panel b muestra las estimaciones estandarizadas de los efectos del primer nacimiento sobre los ingresos laborales de hombres y mujeres, por separado, utilizando la metodología propuesta por Kleven (2023) con un procedimiento de emparejamiento por puntajes de propensión (propensity score matching) y restringido al soporte común de características observables. Los controles incluyen el año de la entrevista y el año de nacimiento del encuestado.

A continuación, añadimos otras características observables para aumentar la comparabilidad (gráfico 4.2). Añadimos una característica observable a la vez en el siguiente orden: educación y área de residencia, es jefe de hogar, es trabajador asalariado, es trabajador informal, trabaja en una pequeña empresa, sector, y es trabajador a tiempo parcial (véase también cuadro 4b.3). En general, observamos un fuerte nivel de estabilidad en la penalización de los ingresos por maternidad, excepto cuando se

suma si la trabajadora es a tiempo parcial o no, en cuyo caso la penalización diferencial de los ingresos es mucho menor: alrededor del -3 % para las estimaciones a corto plazo y del -7 % para las estimaciones a largo plazo. Esto respalda la idea de que uno de los mecanismos por los cuales surgen las penalizaciones salariales por maternidad es la autoselección diferencial hacia el trabajo a tiempo parcial, que es mucho mayor para las mujeres con hijos (cuadro 4b.1).

GRÁFICO 4.2. EFECTOS DEL PRIMER NACIMIENTO SOBRE LOS INGRESOS DEL TRABAJO, SUMANDO COVARIABLES SIN REEMPLAZO



Nota: El coeficiente estandarizado mide el impacto de los niños como un porcentaje del resultado contrafactual ausente en relación con el año anterior al primer de nacimiento. Los controles incluyen año y edad en años. El efecto de la maternidad registrado es el efecto promedio de la maternidad de $t = 1$ a $t = 5$ (corto plazo) y de $t = 6$ a $t = 10$ (largo plazo).

VII.

Conclusiones

Las penalizaciones de los ingresos por maternidad, es decir, el impacto del nacimiento de hijos en los ingresos de las mujeres en relación con los de los hombres, representan una parte sustancial de la desigualdad de género que persiste en los países desarrollados³⁷, así como en América Latina³⁸. Por lo tanto, la eliminación de la desigualdad de género es prácticamente sinónimo de la eliminación de las penas diferenciales por hijos. En este trabajo, contribuimos al esfuerzo de medir y analizar estas penalizaciones proponiendo un enfoque de estudio de pseudoeventos no paramétrico que tiene en cuenta las diferencias en la distribución de las características observables entre hombres y mujeres, tanto en un período como en el tiempo. De esta manera, nuestra metodología establece un enfoque de regresión de pseudopanel que aumenta la comparabilidad utilizando datos transversales, lo que permite a los investigadores

realizar más comparaciones “iguales” con los datos observacionales. Además, nuestra metodología también proporciona estimadores más eficientes.

Examinamos el caso de El Salvador y encontramos que la penalización diferencial de los ingresos por el primer hijo es mucho menor que si se utiliza el enfoque paramétrico existente. Encontramos que este resultado está impulsado por una autoselección diferencial de las mujeres en trabajos a tiempo parcial, ya que las mujeres con hijos tienen más probabilidades de aceptar trabajos a tiempo parcial en comparación con sus pares, independientemente del género. Este resultado se hace eco del argumento de que el último capítulo de la convergencia de género debe implicar cambios en la estructura del mercado y la flexibilidad laboral, especialmente para las mujeres que enfrentan decisiones de maternidad³⁹.

—

37. Kleven y otros (2019).

38. Marchionni y Pedrazzi (2023).

39. Goldin (2014)

Bibliografía

- Atal, J., H. Ñopo y N. Winder (2009), *New Century, Old Disparities: Gender and Ethnic Wage Gaps in Latin America*.
- Berniell, I., L. Berniell, D. De la Mata, M. Edo y M. Marchionni (2021a), "Gender Gaps in Labor Informality: The Motherhood Effect", *Journal of Development Economics* 150: 102599.
- Berniell, I., L. Berniell, D. de la Mata, M. Edo y M. Marchionni (2023), "Motherhood and Flexible Jobs: Evidence from Latin American Countries", *World Development* 167: 106225.
- Berniell, I., L. Berniell, D. De la Mata, M. Edo, Y. Fawaz, M. P. Machado y M. Marchionni (2021b), *Motherhood and the Allocation of Talent*, documento de trabajo n.º 270, CEDLAS.
- Blau, F. D. y L. M. Kahn (2017), "The Gender Wage Gap: Extent, Trends, and Explanations", *Journal of Economic Literature* 55 (3): 789–865.
- Callaway, B. y P. H. C. Sant'Anna (2020), "Difference-in-Differences with Multiple Time Periods", *Journal of Econometrics*, <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2020.12.001>.
- Clarke, D. (2018), "Children and Their Parents: A Review of Fertility and Causality", *Journal of Economic Surveys* 32 (2): 518–540.
- Cukrowska-Torzewska, E. y A. Lovasz (2020), "The Role of Parenthood in Shaping the Gender Wage Gap—A Comparative Analysis of 26 European Countries", *Social Science Research* 85: 102355.
- De Chaisemartin, C. y X. D'Haultfœuille (2020), "Two-Way Fixed Effects Estimators with Heterogeneous Treatment Effects", *American Economic Review* 110 (9): 2964–2996.
- Deaton, A. (1985), "Panel Data from Time Series of Cross-Sections." *Journal of Econometrics* 30: 109–126.
- Doepke, M., A. Hannusch, F. Kindermann, y M. Tertilt (2023), "The economics of fertility: A new era", en *Handbook of the Economics of the Family*, vol. 1, n.º 1, págs. 151-254, North Holland.
- Gaebler, J., W. Cai, G. Basse, R. Shroff, S. Goel y J. Hill (2022), "A causal framework for observational studies of discrimination", *Statistics and public policy* 9(1):26–48.
- Gamboa, L. F. y B. Zuluaga (2013), "Is There a Motherhood Penalty? Decomposing the Family Wage Gap in Colombia", *Journal of Family and Economic Issues* 34: 421–434.
- Hausman, C. y D. S. Rapson (2018), "Regression Discontinuity in Time: Considerations for Empirical Applications", *Annual Review of Resource Economics* 10, 533–552.
- Imai, K., L. Keele y T. Yamamoto (2010), *Identification, Inference and Sensitivity Analysis for Causal Mediation Effects*.

- Kleven, H. (2023), *The Geography of Child Penalties and Gender Norms: Evidence from the United States*, informe técnico, Oficina Nacional de Investigaciones Económicas.
- Kleven, H., C. Landais y G. Leite-Mariante (2023), *The Child Penalty Atlas*, Oficina Nacional de Investigaciones Económicas.
- Kleven, H., C. Landais, J. Posch, A. Steinhauer y J. Zweimüller (2019), "Child Penalties across Countries: Evidence and Explanations", en *AEA Papers and Proceedings*, vol. 109, 122-126, American Economic Association.
- Kline, R. B. (2011), *Principles and Practice of Structural Equation Modeling*, tercera edición, Guilford Press.
- Marchionni, M. y J. Pedrazzi (2023), *The Last Hurdle? Unyielding Motherhood Effects in the Context of Declining Gender Inequality in Latin America*, documento de trabajo 321, CEDLAS.
- McKenzie, D. (2004). "Asymptotic Theory for Heterogeneous Dynamic Pseudo-Panels", *Journal of Econometrics* 120 (2): 235-262.
- Ñopo, H. (2008), "Matching as a Tool to Decompose Wage Gaps", *The Review of Economics and Statistics* 90 (2): 290-299.
- Ñopo, H. y A. Hoyos (2010), *Evolution of Gender Gaps in Latin American at the Turn of the Twentieth Century: An Addendum to "New Century, Old Disparities"*, serie de documentos de trabajo del Banco Interamericano de Desarrollo n.o 176.
- Piras, C. y L. Ripani (2005), *The Effects of Motherhood on Earnings and Labor Force Participation: Evidence from Bolivia, Brazil, Ecuador and Peru*, vol. 109, ciudad de Washington, Banco Interamericano de Desarrollo.
- Robayo-Abril, M., A. M. Tribin, & J. A. Oliva (2023), *Fiscal Policy as a Tool for Gender Equity in El Salvador*.
- Robins, James M., Miguel A. Hernán y Babette A. Brumback (2000), "Marginal Structural Models and Causal Inference in Epidemiology", *Epidemiology* 11 (5): 550-60.
- Sloczynski, T. (2015), "The Oaxaca-Blinder Unexplained Component as a Treatment Effects Estimator", *Oxford Bulletin of Economics and Statistics* 77 (4): 0305-9049.
- Sun, L. y S. Abraham (2021), "Estimating Dynamic Treatment Effects in Event Studies with Heterogeneous Treatment Effects", *Journal of Econometrics* 225: 175-199.
- Verbeek, M. (2008), *A guide to modern econometrics*, tercera edición, Nueva York, Wiley.
- Verbeek, M. y T. Nijman (1993), "Minimum MSE estimation of a regression model with fixed effects from a series of cross-sections", *Journal of Econometrics*, Elsevier, vol. 59(1-2) 125-136.
- Villanueva, A. y K. H. Lin (2020), "Motherhood Earnings Penalties in Latin America: The Significance of Labor Informality", *Social Forces* 99 (1): 59-85.

Anexo A:

Selección de casos

Elegimos a El Salvador como nuestro caso de estudio porque la penalización de los ingresos por maternidad es comparativamente menor en comparación con otros países de la región de América Latina en el análisis de Marchionni y Pedrazzi (2023) (Cuadro 4A.) y porque su penalización por la maternidad es comparable a algunos países desarrollados de Europa

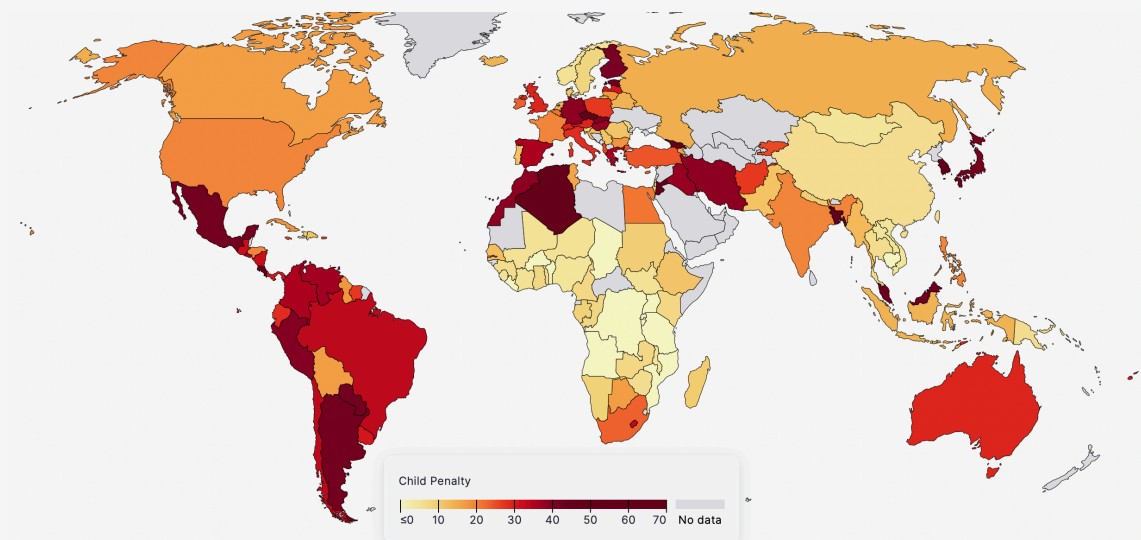
occidental en Kleven y otros (2023), como se muestra en el gráfico 4A.1. Este caso es aún más interesante si consideramos que El Salvador es especialmente similar a otros países latinoamericanos y a algunos países asiáticos, de Oriente Medio y de África en lo que respecta a los resultados de género, como mostramos a continuación.

CUADRO 4A.1. PENALIZACIÓN DE LOS INGRESOS POR MATERNIDAD EN AMÉRICA LATINA

País	Marchionni y Pedrazzi (2023)	Kleven y otros (2023)	Diferencia
El Salvador	11,8	38	-26,2
Paraguay	23,7	44	-20,3
Panamá	24	35	-11
Ecuador	25,6	33	-7,4
Honduras	26,6	25	1,6
Uruguay	26,9	35	-8,1
Bolivia	28	23	5
Costa Rica	30,8	48	-17,2
Colombia	30,8	38	-7,2
Chile	33,2	37	-3,8
México	33,9	44	-10,1
Argentina	34,8	44	-9,2
Brasil	40,3	37	3,3
Perú	40,4	42	-1,6

Fuente: Marchionni y Pedrazzi (2023).

Nota: Las estimaciones de la penalización de los ingresos por maternidad se calculan utilizando datos de encuestas de hogares de SEDLAC.

GRÁFICO 4A.1. PENALIZACIÓN DE LOS INGRESOS POR MATERNIDAD EN EL MUNDO

Fuente: Kleven y otros (2023).

Nota: Las estimaciones de la penalización de los ingresos por maternidad se calculan utilizando datos de encuestas de hogares de Encuestas Demográficas y de Salud.

Para identificar a aquellos países que probablemente muestren resultados similares en cuanto al género en comparación con El Salvador, utilizamos numerosos indicadores extraídos de los indicadores estadísticos del Banco Mundial. Para seleccionar los indicadores, utilizamos varias variables asociadas con los resultados sociodemográficos de género en relación con la educación, el mercado laboral y otros, y realizamos una subselección automatizada de indicadores para reducir la cantidad de datos faltantes que son comunes en estos datos. Definimos nuestro período de análisis como 2000-20, para ser coherentes con el período de estudio de nuestro análisis. Las variables seleccionadas de nuestro análisis se muestran en el Cuadro 4A.

Utilizamos los indicadores del Cuadro 4A. para realizar un análisis de conglomerados y encontrar

países comparables a El Salvador en las dimensiones identificadas. Para esto, elegimos la vinculación de Ward utilizando la norma L2 para medir la disimilitud entre países en un espacio multidimensional. También utilizamos Duda-Hart $J_e(2)/J_e(1)$ y pseudo-T2 para definir el número óptimo de conglomerados, para minimizar la disimilitud dentro de los grupos y maximizarla entre los grupos. Encontramos que el mayor valor de la regla de parada $J_e(2)/J_e(1)$ es 0,76, correspondiente a tres grupos, con un pseudo-T2 de 9,2, que se encuentra entre los más pequeños, utilizando 14 conglomerados de agrupamiento potenciales (Cuadro 4A.). En este sentido, una combinación de un alto $J_e(2)/J_e(1)$ con un pseudo-T2 bajo indica grupos más distintos, al tiempo que aumenta la homogeneidad dentro del conglomerado.

Encontramos que El Salvador se clasifica con otros países latinoamericanos como Guatemala, Honduras, México y Nicaragua, así como con Malasia, Maldivas, Mauricio, Sri Lanka y Tonga. Validamos aún más nuestro agrupamiento

basado en datos al observar las medias en cada indicador para los agregados del nivel de ingreso en comparación con los valores de El Salvador. En general, consideramos que El Salvador es similar a los países de ingreso mediano bajo.

CUADRO 4A.2. ANÁLISIS DE CONGLOMERADOS

Conglomerados	Je(2)/Je(1)	Pseudo R-cuadrado
1	0,6831	56,6
2	0,7558	22,95
3	0,7652	9,21
4	0,7389	17,32
5	0,673	9,23
6	0,7213	15,07
7	0,7448	10,62
8	0,4872	7,37
9	0,6996	8,59
10	0,6599	8,53
11	0,6512	5,36
12	0,6289	4,72
13	0,6981	8,65
14	0,3818	6,48

Diseños de estudios de pseudoeventos no paramétricos:
Estimación de la penalización de los ingresos por maternidad en El Salvador

CUADRO 4A.3. PROMEDIOS DE LOS PAÍSES PARA DETERMINADOS INDICADORES

Indicador	El Salvador	Guatemala	Honduras	Malasia	Maldivas	Mauricio	México	Nicaragua	Sri Lanka	Tonga	Ingresos bajos y medianos bajos	Ingresos medianos bajos	Ingresos medianos altos
Empleo femenino en la agricultura (% del empleo femenino; estimación de la OIT)	4,21 (0,19)	13,23 (0,59)	9,23 (0,36)	9,17 (0,46)	4,85 (0,49)	7,30 (0,49)	4,50 (0,21)	8,36 (0,23)	36,75 (1,31)	7,51 (0,64)	10,51 (0,67)	16,89 (1,34)	6,67 (0,27)
Empleo femenino en la industria (% del empleo femenino; estimación de la OIT)	19,62 (0,47)	20,06 (0,71)	21,78 (0,56)	22,41 (0,78)	24,10 (1,17)	24,45 (1,86)	18,11 (0,43)	15,73 (0,43)	26,49 (0,37)	48,59 (1,63)	24,13 (0,69)	21,02 (0,47)	27,53 (1,22)
Empleo femenino en el sector de los servicios (% del empleo femenino; estimación de la OIT)	76,17 (0,45)	66,71 (1,24)	68,99 (0,44)	68,42 (1,21)	71,04 (1,61)	68,24 (2,27)	77,39 (0,62)	75,92 (0,35)	36,76 (1,36)	43,90 (0,99)	65,36 (1,00)	62,09 (1,69)	65,80 (1,31)
Tasa de participación femenina en la fuerza laboral (% de la población femenina de 15+ años; estimación de la OIT)	45,64 (0,15)	40,83 (0,40)	42,78 (0,75)	46,36 (0,78)	38,36 (0,41)	42,07 (0,63)	42,23 (0,48)	43,47 (1,00)	34,82 (0,22)	43,38 (0,14)	41,99 (0,29)	40,47 (0,51)	42,48 (0,35)
Tasa de participación femenina en la fuerza laboral (% de la población femenina de 15 a 64 años de edad; estimación de la OIT)	48,87 (0,19)	42,36 (0,40)	44,03 (0,78)	49,30 (0,91)	39,54 (0,48)	47,11 (0,87)	45,07 (0,58)	45,44 (1,10)	38,27 (0,24)	45,79 (0,09)	44,58 (0,32)	42,52 (0,50)	45,36 (0,44)
Fuerza laboral femenina (% de la fuerza laboral total)	40,80 (0,16)	33,80 (0,21)	34,11 (0,35)	36,32 (0,34)	30,92 (0,56)	36,38 (0,50)	36,28 (0,31)	35,26 (0,60)	33,50 (0,15)	39,41 (0,19)	35,68 (0,23)	34,17 (0,35)	35,86 (0,33)
Población femenina (% de la población total)	52,15 (0,03)	50,41 (0,01)	49,44 (0,00)	48,76 (0,05)	45,37 (0,58)	50,32 (0,04)	51,05 (0,00)	50,72 (0,01)	51,15 (0,12)	49,68 (0,10)	49,90 (0,14)	50,43 (0,10)	49,04 (0,23)
Supervivencia hasta los 65 años, mujeres (% de la cohorte)	81,06 (0,28)	77,49 (0,38)	79,20 (0,53)	85,16 (0,28)	87,64 (0,99)	83,98 (0,40)	82,74 (0,22)	79,41 (0,81)	85,61 (0,73)	77,00 (0,06)	81,93 (0,30)	80,43 (0,42)	83,30 (0,42)
Desempleo femenino (% de la fuerza laboral femenina; estimación de la OIT)	3,87 (0,13)	3,47 (0,05)	6,32 (0,43)	3,55 (0,05)	8,04 (0,78)	12,07 (0,41)	4,27 (0,15)	6,40 (0,35)	8,90 (0,56)	3,42 (0,41)	6,03 (0,23)	6,27 (0,28)	6,27 (0,39)
Trabajadores asalariados y mujeres (% del empleo femenino; estimación de la OIT)	51,92 (0,25)	45,97 (1,23)	44,49 (0,45)	76,33 (0,52)	59,96 (1,92)	84,56 (0,34)	65,51 (0,38)	50,77 (0,26)	56,12 (0,51)	42,08 (0,48)	57,77 (0,98)	49,34 (0,57)	65,69 (1,52)

22

Nota: Errores estándar entre paréntesis. OIT = Organización Internacional del Trabajo.

Diseños de estudios de pseudoeventos no paramétricos:
Estimación de la penalización de los ingresos por maternidad en El Salvador

CUADRO 4A.4. INDICADORES SELECCIONADOS

Nombre del indicador	Descripción
Empleo femenino en la agricultura (% del empleo femenino; estimación modelizada de la OIT)	El empleo se define como las personas en edad de trabajar que se dedicaban a cualquier actividad para producir bienes o prestar servicios a cambio de una remuneración o un beneficio, ya sea que estuvieran trabajando durante el período de referencia o que no estuvieran trabajando debido a una ausencia temporal de un trabajo o de un acuerdo de tiempo de trabajo. El sector agropecuario comprende las actividades agrícolas, la caza, la silvicultura y la pesca, de conformidad con la división 1 (CIIU 2), las categorías A-B (CIIU 3) o la categoría A (CIIU 4).
Empleo femenino en la industria (% del empleo femenino; estimación modelizada de la OIT)	El empleo se define como las personas en edad de trabajar que se dedicaban a cualquier actividad para producir bienes o prestar servicios a cambio de una remuneración o un beneficio, ya sea que estuvieran trabajando durante el período de referencia o que no estuvieran trabajando debido a una ausencia temporal de un trabajo o de un acuerdo de tiempo de trabajo. El sector industrial comprende la explotación de minas y canteras, la industria manufacturera, la construcción y los servicios públicos (electricidad, gas y agua), de conformidad con las divisiones 2 a 5 (CIIU 2), las categorías C-F (CIIU 3) o las categorías B-F (CIIU 4).
Empleo femenino en el sector de los servicios (% del empleo femenino; estimación modelizada de la OIT)	El empleo se define como las personas en edad de trabajar que se dedicaban a cualquier actividad para producir bienes o prestar servicios a cambio de una remuneración o un beneficio, ya sea que estuvieran trabajando durante el período de referencia o que no estuvieran trabajando debido a una ausencia temporal de un trabajo o de un acuerdo de tiempo de trabajo. El sector de los servicios comprende el comercio al por mayor y al por menor; restaurantes y hoteles; transporte, almacenamiento y comunicaciones; financiamiento, seguros, bienes raíces y servicios empresariales, y servicios comunitarios, sociales y personales, de conformidad con las divisiones 6 a 9 (CIIU 2), las categorías G-Q (CIIU 3) o las categorías G-U (CIIU 4).
Tasa de participación femenina en la fuerza laboral (% de la población femenina de 15+ años; estimación modelizada de la OIT)	La tasa de participación en la fuerza laboral es la proporción de la población de 15 años o más que es económicamente activa: todas las personas que suministran mano de obra para la producción de bienes y servicios durante un período específico.
Tasa de participación femenina en la fuerza laboral (% de la población femenina de 15 a 64 años de edad; estimación modelizada de la OIT)	La tasa de participación en la fuerza laboral es la proporción de la población de 15 a 64 años que es económicamente activa: todas las personas que suministran mano de obra para la producción de bienes y servicios durante un período específico.
Fuerza laboral femenina (% de la fuerza laboral total)	La fuerza laboral femenina como porcentaje del total muestra el grado en que las mujeres son activas en la fuerza laboral. La fuerza laboral comprende personas de 15 años o más que suministran mano de obra para la producción de bienes y servicios durante un período específico.
Población femenina (% de la población total)	La población femenina es el porcentaje de la población de sexo femenino. La población se basa en la definición <i>de facto</i> de población, que cuenta a todos los residentes, independientemente de su situación jurídica o ciudadanía.
Supervivencia hasta los 65 años, mujeres (% de la cohorte)	La supervivencia hasta los 65 años se refiere al porcentaje de una cohorte de recién nacidos que sobreviviría hasta los 65 años si estuviera sujeto a las tasas de mortalidad específicas por edad del año especificado.
Desempleo femenino (% de la fuerza laboral femenina; estimación modelizada de la OIT)	El desempleo se refiere a la proporción de la fuerza laboral que está sin trabajo pero disponible para y busca empleo.
Trabajadores asalariados y asalariados, mujeres (% del empleo femenino; estimación modelizada de la OIT)	Los trabajadores asalariados (empleados) son aquellos que ocupan el tipo de empleos definidos como "empleos remunerados", en los que los titulares tienen contratos de trabajo explícitos (escritos u orales) o implícitos que les otorgan una remuneración básica que no depende directamente de los ingresos de la unidad para la que trabajan.

Diseños de estudios de pseudoeventos no paramétricos:
Estimación de la penalización de los ingresos por maternidad en El Salvador

Anexo B:

Anexo empírico

CUADRO 4B.1. ESTADÍSTICA DESCRIPTIVA

	Hombres		Mujeres	
	Sin niños	Con niños	Sin niños	Con niños
Resultados del mercado laboral				
Ocupados (%)	89,15	94,06	58,36	47,03
Informal (%)	44,88	42,19	56,37	55,48
Asalariado (%)	71,35	72,92	58,46	57,32
Pequeña empresa (5 trabajadores o menos, %)	41,12	43,61	30,64	31,10
Ingresos laborales por hora	1,89	2,06	1,87	2,18
Horas trabajadas	45,99	46,95	44,20	35,96
Características demográficas				
Edad en años	35	34	35	31
Jefe de hogar (%)	94,10	92,99	36,43	22,42
Número de miembros del hogar principal	2,02	3,77	2,23	3,63
Urbano (%)	66,30	58,49	68,52	61,35
Nivel educativo				
Nunca asistió (%)	8,63	6,46	11,96	5,79
Educación primaria incompleta (%)	37,52	37,06	38,14	35,16
Educación primaria completa (%)	14,22	16,03	10,62	13,40
Educación secundaria incompleta (%)	7,38	8,75	7,17	11,10
Educación secundaria completa (%)	16,78	19,47	15,45	20,77
Educación terciaria incompleta (%)	8,46	6,17	8,73	7,59
Educación terciaria completa (%)	7,00	6,06	7,93	6,19
Sector				
Agricultura, caza y silvicultura (%)	19,72	20,92	2,89	3,26
Pesca (%)	1,56	1,36	0,20	0,16
Explotación de minas y canteras (%)	0,10	0,15	0,01	0,01
Manufactura (%)	14,70	15,76	17,57	18,50
Suministro de electricidad, gas y agua (%)	0,76	0,98	0,34	0,27
Construcción (%)	11,26	11,19	0,53	0,35
Comercio al por mayor y al por menor (%)	18,92	18,25	30,44	29,88
Hoteles y restaurantes (%)	3,17	2,58	11,86	13,45
Transporte, almacenamiento y comunicaciones (%)	7,89	8,52	1,38	1,53
Intermediación financiera (%)	1,28	1,06	1,83	2,10
Actividades inmobiliarias, de alquiler y comerciales (%)	6,10	5,44	3,93	3,05
Administración pública y defensa (%)	5,54	6,13	3,21	3,37
Educación (%)	2,38	1,90	5,43	5,42
Salud y trabajo social (%)	1,63	1,80	4,53	5,06
Otras actividades de servicio comunitario, social y personal (%)	4,08	3,09	6,03	6,59
Actividades de los hogares privados como empleadores (%)	0,89	0,83	9,73	6,99
Organizaciones y órganos extraterritoriales (%)	0,02	0,01	0,08	0,01
Número de observaciones	30 145	59 891	24 239	58 655

Fuente: EHPM de El Salvador 2000–22.

Nota: En este cuadro se comparan las variables demográficas y del mercado laboral de mujeres y hombres observadas con y sin el primer hijo en los datos del pseudopanel.

Diseños de estudios de pseudoeventos no paramétricos:
Estimación de la penalización de los ingresos por maternidad en El Salvador

CUADRO 4B.2. EFECTOS DEL PRIMER PARTO EN LOS INGRESOS LABORALES

	(1)	(3)	(4)
Corto plazo: $t = 0$ a $t = 5$	-0,162 (0,059)	-0,229 (0,055)	-0,252 (0,049)
Largo plazo: $t = 6$ a $t = 10$	-0,267 (0,200)	-0,336 (0,063)	-0,277 (0,045)
Total: $t = 0$ a $t = 10$	-0,210 (0,123)	-0,277 (0,059)	-0,263 (0,047)
Procedimiento de emparejamiento	Kleven (paramétrico)	Kleven (paramétrico + soporte común de celda)	No paramétrico
Porcentaje de hombres en el apoyo común (%)	98,65	73,51	73,51
Porcentaje de mujeres en el apoyo común (%)	97,18	70,84	70,84

Nota: En las columnas 1 y 2 se muestran las estimaciones estandarizadas de los efectos del primer parto sobre los ingresos laborales de hombres y mujeres, por separado, utilizando la metodología propuesta por Kleven (2023) con un procedimiento de emparejamiento por puntajes de propensión (propensity score matching) y restringido al soporte común de características observables, respectivamente. Los controles incluyen el año de la entrevista y el año de nacimiento del encuestado.

Diseños de estudios de pseudoeventos no paramétricos:
Estimación de la penalización de los ingresos por maternidad en El Salvador

CUADRO 4B.3. EFECTO DEL PRIMER PARTO SOBRE LOS INGRESOS LABORALES, SUMANDO COVARIABLES SIN REEMPLAZO

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Corto plazo: $t = 0$ a $t = 5$	-0,187 (0,050)	-0,179 (0,048)	-0,203 (0,054)	-0,196 (0,051)	-0,178 (0,030)	-0,028 (0,016)
Largo plazo: $t = 6$ a $t = 10$	-0,228 (0,052)	-0,239 (0,050)	-0,260 (0,054)	-0,244 (0,053)	-0,232 (0,031)	-0,113 (0,015)
Total: $t = 0$ a $t = 10$	-0,206 (0,051)	-0,207 (0,049)	-0,229 (0,054)	-0,218 (0,052)	-0,202 (0,031)	-0,067 (0,016)
Variables coincidentes adicionales	+HH Jefe	+Asalariado	+Informal	+Pequeña empresa	+Sector	+Tiempo parcial
Porcentaje de hombres en el apoyo común (%)	70,9	68,0	65,1	55,7	47,9	42,1
Porcentaje de mujeres en el apoyo común (%)	61,4	61,2	57,9	45,3	48,0	35,2

Nota: En las columnas 1 y 2 se muestran las estimaciones estandarizadas de los efectos del primer parto sobre los ingresos laborales de hombres y mujeres, por separado, utilizando la metodología propuesta por Kleven (2023) con un procedimiento de emparejamiento por puntajes de propensión (propensity score matching) y restringido al soporte común de características observables, respectivamente. Los controles incluyen el año de la entrevista y el año de nacimiento del encuestado.