



Enfermedades Extrañas y Costosas: El Impacto de la Ley Ricarte Soto

**TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE
MAGÍSTER EN ECONOMÍA**

**Alumno: Daniel Pailañir Vargas
Profesor Guía: Damian Clarke**

Santiago, mayo de 2023

Enfermedades Extrañas y Costosas: El Impacto de la Ley Ricarte Soto

Daniel Pailañir*

Mayo, 2023

Resumen

Realizo la evaluación del impacto de la Ley Ricarte Soto, una ley que garantizó la cobertura médica para enfermedades poco frecuentes y costosas, sobre el uso hospitalario y defunciones a nivel nacional. Utilizo Diferencias-en-Diferencias Sintéticas, una metodología que permite capturar el efecto causal, aún si las tendencias paralelas son poco creíbles a la hora de realizar estimaciones siguiendo una metodología de Diferencias-en-Diferencias. Estimo que para las patologías cubiertas por la ley, existe un aumento del 22% para los egresos hospitalarios. En contraste, encuentro un impacto negativo pero no significativo en la tasa de defunciones asociada a las patologías cubiertas por la ley bajo el diseño de Diferencias-en-Diferencias Sintéticas, pero bajo un análisis de Supervivencia (combinado con Diferencias-en-Diferencias), observo un aumento en la probabilidad de supervivencia para las patologías cubiertas por la ley. El impacto sobre los egresos hospitalarios es bastante heterogéneo, en donde observo que los tres grupos que más se ven beneficiados por la ley serían los que se encuentran cubiertos por FONASA, son mujeres y los que tienen una edad avanzada.

Códigos JEL: H75, I18, K32.

Palabras claves: Salud, Protección Financiera, Diferencias-en-Diferencias, Control Sintético.

*Agradezco los fondos provenientes de la Agencia Nacional de Investigación y Desarrollo de Chile (ANID) mediante Beca de Magíster Nacional, 22210240. Departamento de Economía, Universidad de Chile. Contacto: dpailanir@fen.uchile.cl.

1. Introducción

Cuando nos referimos a mejorar la salud de las personas se puede pensar en diversas formas de enfrentar el desafío. Por un lado se puede pensar que aumentando la cobertura, el acceso a la salud o atención sería suficiente, pero no es necesariamente así, si no se mejora la atención a las personas no se verían cambios en variables de salud, sino que solo mejoras en el acceso y cobertura. Existe bastante evidencia experimental y cuasiexperimental que muestran efectos sobre las expansiones en la cobertura y acceso médico (Sommers et al., 2017, 2016, 2015). Por ejemplo, uno de los experimentos relacionados con el acceso a la salud y la cobertura es “The Oregon Health Insurance Experiment”¹, el cual fue un experimento implementado en el estado de Oregon el año 2008 con el objetivo de entregar cobertura a adultos de bajos ingresos mediante un sorteo aleatorio. Los resultados fueron notorios desde el primer año de implementación, en donde se observaron aumentos en la utilización de la atención médica, aumentos en el gasto médico de bolsillo y deudas médicas más bajas, además de encontrarse mejoras físicas y mentales de salud, con respecto al grupo de control (Finkelstein et al., 2012). Resultados similares a este experimento ya habían sido encontrados en el llamado “RAND Health Insurance Experiment”², en donde se encontró que condujo a que más personas utilicen los servicios de salud (Normand, 1994). En la misma línea que los resultados previamente encontrados, Taubman et al. (2014) estiman que el uso médico aumentó en 0.41 visitas por persona para el uso de emergencia en comparación al grupo de control. En contraste a los resultados de acceso y atención de este experimento se encuentran nulos efectos en resultados clínicos como los asociados a hipertensión y niveles de colesterol (Baicker et al., 2013).

Si bien el experimento de Oregon no presenta impacto en variables de salud, existen otros estudios que encuentran impactos significativos. Si consideramos otra forma de estudiar si alguna reforma de salud ha generado mejoras en resultados de esta índole, sería pensar directamente si las políticas públicas de salud han ayudado en salvar vidas. Bajo este concepto, se puede estudiar el impacto directamente midiendo el efecto sobre la mortalidad de las personas. En estos casos, el efecto se consideraría favorable si la tasa de mortalidad cae cuando se implementa la medida y se mantiene o sigue cayendo en los años posteriores. Por ejemplo, si consideramos los estudios de Sommers et al. (2012) y Sommers et al. (2014), ellos encuentran bajo dos cuasiexperimentos distintos que existen impactos sobre mortalidad. Por un

¹En español “El Experimento del Seguro Médico de Oregon”.

²En español “Experimento del Seguro de salud RAND”.

lado, observaron que los estados adoptantes de una expansión médica a principios de los 2000 tuvieron una disminución significativa del 6 % en la mortalidad para los 5 años posteriores de seguimiento. Por otro lado, para el cuasiexperimento de Massachusetts, se observó una disminución significativa de la mortalidad de 2.9 % para los tratados para todas las causas susceptibles de atención médica.

Esta evidencia sugiere que en ciertos contextos las políticas médicas han ayudado a mejorar el acceso a la salud e incluso el bienestar de las personas, pero algo menos estudiado en este contexto, son un tipo de enfermedades que suelen tener un costo clínico muy alto y es recurrente que queden fuera del diseño de la política cuando el objetivo es ampliar la cobertura. En específico se refiere a enfermedades oncológicas, inmunológicas y raras o poco frecuentes, las cuales suelen tener un costo clínico elevado y altos precios de medicamentos ([Chapman et al., 2020](#); [Luzzatto et al., 2018](#)). El objetivo de este trabajo es aportar evidencia relevante para este contexto. En particular se evalúa el impacto de la Ley Ricarte Soto (LRS) sobre alguna variable que represente el acceso a la salud y otra que nos permita entender algún efecto en la salud de las personas. En específico, evaluaremos el impacto de la ley sobre los egresos hospitalarios y la mortalidad para una serie de patologías que han sido cubiertas por la LRS. Estos resultados son revisados bajo distintas especificaciones y revisiones de robustez para poder entender el comportamiento del efecto si variamos la edad, sexo o previsión de salud de las personas. Presentaremos resultados empíricos utilizando metodologías que nos permitan capturar el efecto bajo un diseño de adopción escalonada. Usaremos como estimador principal uno de los avances más recientes para poder realizar una estimación causal, la metodología de Diferencias-en-Diferencias Sintéticas (en adelante SDID por sus siglas en inglés) que nos permitirá estimar el efecto de la reforma aún cuando se observe el incumplimiento de las tendencias paralelas ([Arkhangelsky et al., 2021](#)). Además, presentaremos resultados adicionales haciendo uso de estimaciones de efectos fijos bidireccionales (FE), como también analizaremos el efecto dinámico de la ley utilizando estudios de eventos. Los datos que utilizamos en esta investigación provienen principalmente del Departamento de Estadísticas e Información de Salud (DEIS). Esta fuente de datos nos entrega información relacionada a egresos hospitalarios, la cual contiene una serie de características para cada paciente como lo es la patología por la cual está en el hospital, su previsión de salud, su edad, sexo y comuna de residencia. Por otro lado, tenemos acceso a datos de defunciones, en donde observamos la patología asociada a su fallecimiento, además de su edad, sexo y comuna de residencia. Ambas fuentes de datos son a nivel nacional entre los años 2005 y 2019. Cabe señalar que para ambas fuentes generamos un panel de datos de tal forma que clasificamos las patologías mediante el código ICD-10 para cada año, generando con ello un seguimiento de los egresos

y defunciones de cada enfermedad.

La contribución de esta tesis será extender la literatura asociada a políticas públicas de salud, específicamente para programas que apunten a patologías de alto costo, intentando con ello entender su efecto en el acceso a la salud como en la mortalidad. Cabe notar que uno de los aportes es estudiar una política que no tiene como foco puntual la entrega de la cobertura condicional en edad o variables socioeconómicas, sino que tiene un foco más general, apoyando el tratamiento a patologías poco frecuentes y de alto costo pero sin condicionar por grupo etario, previsión de salud o nivel socioeconómico.

Los principales hallazgos indican que el acceso al sistema de salud aumentó para las patologías cubiertas por la ley. Observo un aumento en la tasa de egresos hospitalarios de casi un 23 %. Además, si condiciono por sexo, previsión y grupo etario se percibe que el efecto es solo significativo para el grupo de las mujeres y el grupo que tiene previsión del Fondo Nacional de Salud (FONASA), además de ver un comportamiento heterogéneo con respecto a la edad en donde gran parte del efecto está asociado a edades tempranas y edades avanzadas. En cuanto a la tasa de mortalidad, vemos estimaciones que indicarían una posible reducción en mortalidad, pero no encontramos que este efecto sea estadísticamente significativo en el agregado como en las estimaciones condicionales en sexo, previsión y edad. En contraste, las estimaciones utilizando un análisis de supervivencia, indican un aumento significativo de la probabilidad de sobrevivir para las patologías cubiertas en el período posterior a la implementación de la ley.

Esta investigación se encuentra organizada de la siguiente manera. En la sección 2, presento una revisión sobre la literatura relacionada a diversos programas de esta índole y los antecedentes principales de la ley. En la sección 3, presento los conjuntos de datos que utilizamos para la evaluación de la política. En la sección 4, muestro la metodología que utilizo para la evaluación. En la sección 5, expongo los resultados principales. Finalmente en la sección 6, realizo la conclusión final de esta investigación.

2. Antecedentes

2.1. Enfermedades Costosas y la Ley Ricate Soto (LRS)

Es importante tener en consideración el por qué es preocupante el costo de un tratamiento médico. Una de las principales razones guarda relación con el alto copago o tarifas que debe cubrir la persona afectada por una patología que es excesivamente cara que no presenta algún tipo de seguro o ayuda

financiera. El alto costo puede significar una total *catástrofe financiera* para el afectado e incluso para su familia. Cabe señalar que un alto costo no es idéntico a catástrofe financiera, ya que, como menciona [Wyszewianski \(1986\)](#), si una persona se enfrenta a una patología de alto costo, pero por otro lado, tiene una cobertura de salud completa, esta patología no significará que ella/él ni su familia sufra la catástrofe. Las consecuencias de una catástrofe financiera van desde reducciones en el consumo de alimentos y vestimenta, hasta dificultades de pagar la educación de los hijos. Típicamente, se habla de gasto catastrófico cuando la contribución financiera al sistema de salud excede el 40 % de los ingresos, luego de deducir el gasto de subsistencia ([World Health Organization, 2005](#)).

A nivel mundial, las estimaciones indican que alrededor de 150 millones de personas sufrirían de catástrofe financiera por año y todo a causa de que deben financiar su atención médica ([Xu et al., 2007](#)). Los hogares que enfrentan gastos catastróficos de salud tienen características muy diversas, donde podemos mencionar que una de ellas radica en las características propias del país en el que residen. Los países con tasas de gasto catastróficos más altas suelen ser países latinoamericanos, los cuales se destacan por tener niveles de ingresos más bajos, lo cual se relaciona directamente con la capacidad de pago de los hogares, además de la falta de seguro médico en los sistemas de salud y la baja disponibilidad a centros de atención ([Xu et al., 2003](#)).

Si mencionamos los efectos de ciertas políticas que tienen por objetivo dar mayor acceso al sistema de salud, podemos mencionar ciertos estudios que muestran cómo expansiones en la cobertura mediante seguros de salud pueden generar una reducción de la tasa de mortalidad. Por ejemplo, [Goldin et al. \(2020\)](#) muestra, para el caso estadounidense, que la expansión de la cobertura médica generó una reducción de la tasa de mortalidad para los adultos de mediana edad. Otros estudios asociados a programas que aumentan la cobertura a grupos con bajos ingresos han encontrado resultados similares ([Borgschulte and Vogler, 2020](#); [Miller et al., 2021](#)). Cabe señalar que estos resultados corresponden a solo una parte de la evidencia, ya que estudios sobre otras reformas de salud han mostrado evidencia fuerte en aumentar el acceso a salud, pero muestran una acotada evidencia e impacto sobre variables de salud como mortalidad, en donde se encuentra un impacto limitado ([Black et al., 2019](#); [Gruber and Sommers, 2019](#)).

En Chile, existe evidencia en base a una de las reformas de salud más importante de las últimas tres décadas. El plan de Garantías Explícitas de Salud (GES de aquí en adelante) el cual asegura la cobertura (detección, diagnóstico y tratamiento) de una serie de patologías como infartos, accidente cerebrovascular isquémico, hipertensión, diabetes, neumonía y ciertos tipos de cáncer independiente del tipo de

previsión de la persona. El reciente trabajo en progreso de [Menaes and Muñoz \(2023\)](#) muestra mediante el uso de datos de defunciones y el uso de un diseño de Diferencias-en-Diferencias, una reducción de un 4.4 % sobre las muertes asociadas a enfermedades cubiertas en GES. Además, estiman un incremento en las cirugías y una reducción en las muertes hospitalarias.

Por otro lado, Chile presenta un conglomerado de patologías que quedan fuera de los seguros de salud privado y público. La historia con respecto a este grupo de patologías daría un giro radical en la cobertura a estas afecciones, el cual se daría temprano en la segunda década de los dos mil en donde diversos actores sociales y convocatorias convergieron para dar a conocer el descontento con la falta de apoyo para un cierto grupo de enfermedades. Se llevaron a cabo diversas manifestaciones, las llamadas *Marchas de los Enfermos*³, lideradas en su momento por el periodista Ricarte Soto, quien era afectado por un cáncer pulmonar. De esta manera y dada las exigencias sociales, se crea el año 2015 la Ley N° 20.850 más conocida como Ley Ricarte Soto, homenajeando póstumamente al periodista fallecido el año 2013.

La Ley Ricarte Soto, fue publicada el día 6 de julio del año 2015. Esta ley *crea un sistema de protección financiera para diagnósticos y tratamientos de alto costo y rinde homenaje póstumo a don Luis Ricarte Soto Gallegos (Ley N° 20.850, 2015)*. La ley entró en vigencia el día 16 de noviembre de 2015, en donde se determinaron los diagnósticos y tratamientos de alto costo que serían considerados en este sistema de protección financiera. Un aspecto importante de esta ley es su cobertura transversal para las personas, en este sentido, el amplio espectro de beneficiarios es muy grande, considerando a todos los chilenos y chilenas que son cotizantes de FONASA, Instituciones de Salud Previsional (ISAPRE) y de las Fuerzas Armadas y de Orden (pertenecientes a la Caja de Previsión de la Defensa Nacional (CAPREDENA), Dirección de Previsión de Carabineros de Chile (DIPRECA) y del Sistema de Salud Naval (SISAN))⁴.

La cobertura de la ley ha crecido gradualmente, podemos señalar que inicialmente LRS consideraba 11 patologías (Decreto 87), luego en diciembre del 2016 comenzó a cubrir 14 patologías (Decreto 50), a partir de marzo de 2018 cubre a 18 patologías (Decreto 47), y en la actualidad, a partir de julio de 2019, son 27 las patologías cubiertas (Decreto 2). El detalle de las patologías junto con el fármaco, insumo, ayuda técnica y alimento correspondiente puede ser visualizado en la Tabla 1.

³La primera marcha tuvo lugar el 5 de mayo de 2013, mientras que la segunda convocatoria ocurrió el 12 de abril de 2014, reuniendo a cerca de 6 mil y 10 mil participantes respectivamente.

⁴El detalle de todas las siglas se encuentran en la lista del anexo [A1](#).

Tabla 1: Patologías cubiertas por LRS

Patología	Decreto				Diagnóstico y Tratamiento
	1 ^{ro}	2 ^{do}	3 ^{ro}	4 ^{to}	
Mucopolisacaridosis Tipo I	✓	✓	✓	✓	Laronidasa
Mucopolisacaridosis Tipo II	✓	✓	✓	✓	Idursulfasa
Mucopolisacaridosis Tipo IV	✓	✓	✓	✓	Galsulfasa
Tirosinemia Tipo I	✓	✓	✓	✓	Nitisinona
Artritis Reumatoide activa refractaria a tratamiento habitual	✓	✓	✓	✓	Etanercept o Abatacept o Adalimumab o Golimumab o Tocilizumab o Tofacitinib o Rituximab
Esclerosis Múltiple recurrente remitente con falla a tratamiento con inmunomoduladores y Esclerosis Múltiple primaria progresiva	✓	✓	✓	✓	Fingolimod o Natalizumab o Alemtuzumab o Cladribina u Ocrelizumab
Enfermedad de Gaucher	✓	✓	✓	✓	Taliglucerasa o Imiglucerasa
Enfermedad de Fabry	✓	✓	✓	✓	Agalsidasa
Hipertensión Arterial Pulmonar Grupo I	✓	✓	✓	✓	Iloprost Inhalatorio o Ambrisentán o Bosentán
Profilaxis del virus respiratorio sincicial para prematuros menores de 32 semanas y lactantes menores de 1 año con cardiopatías congénitas hemodinámicamente significativas no resueltas o cardiopatías cianóticas secundarias	✓	✓	✓	✓	Palivizumab
Cáncer de Mama HER2+	✓	✓	✓	✓	Trastuzumab
Enfermedad de Crohn grave refractaria a tratamiento habitual		✓	✓	✓	Infliximab o Adalimumab
Nutrición Enteral domiciliaria total o parcial, para personas cuya condición de salud imposibilita la alimentación por vía oral		✓	✓	✓	Fórmulas de alimentación enterales (poliméricas, oligoméricas, elementales o especiales) + Dispositivos médicos necesarios para administración
Diabetes tipo 1 inestable severa		✓	✓	✓	Insulina (bombas de insulina)
Distonía Generalizada			✓	✓	Dispositivo de estimulación cerebral profunda
Enfermedad progresiva de Tumores Neuroendocrinos Pancreáticos			✓	✓	Sunitinib o Everolimus
Hipoacusia sensorineural bilateral severa o profunda postlocutiva			✓	✓	Dispositivo de Implante Coclear unilateral
Angiodema Hereditario			✓	✓	Inhibidor de C1 esterasa
Ayudas técnicas para esclerosis lateral amiotrófica moderada o severa				✓	Ayudas técnicas para el desempeño de las actividades de la vida diaria, para el tratamiento rehabilitador y para el soporte vital
Dispositivos de uso médico para epidermolisis bullosa distrófica o juntural				✓	Dispositivos de uso médico para curaciones
Tumores del Estroma Gastrointestinal no resecables o Metástasicos				✓	Imatinib o Sunitinib
Artritis Psoriásica moderada o grave refractaria a tratamiento habitual				✓	Golimumab o Etanercept o Adalimumab o Secukinumab
Tratamiento Colitis Ulcerosa moderada o grave, refractaria al tratamiento de primera línea				✓	Golimumab o Adalimumab o Infliximab
Tratamiento para la Corea en personas con Enfermedad de Huntington				✓	Tetrabenazina
Tratamiento de Inmunodeficiencias Primarias				✓	Inmunoglobulina G endovenosa o Inmunoglobulina G subcutánea
Tratamiento Lupus Eritematoso Sistémico con compromiso cutáneo o articular refractario a tratamiento habitual				✓	Belimumab
Mielofibrosis primaria o secundaria a otras neoplasias mieloproliferativas				✓	Ruxolitinib

Notas a la Tab. 1: El primer Decreto (87), corresponde a julio de 2015. El segundo Decreto (50), corresponde a diciembre de 2016. El tercer Decreto (47), corresponde a marzo de 2018. El cuarto y actual Decreto (2), corresponde a julio de 2019. El símbolo ✓ indica si la patología se encuentra cubierta en el decreto indicado en la columna, mientras que un espacio en blanco indica que la patología no se encontraba cubierta por el decreto indicado en la columna.

Para poder acceder a los beneficios de la ley es necesario cumplir una serie de etapas, en donde el primer paso es el diagnóstico del médico tratante el cual puede tener sospechas de que el paciente es afectado por una de las patologías cubiertas en la LRS. Luego, el médico tratante debe completar el “formulario de sospecha fundada” o “formulario de solicitud de tratamiento”, el cual será revisado por el comité de expertos. El siguiente paso, es la confirmación o descarte del tratamiento por parte del centro encargado de confirmar las patologías. Como cuarto paso, el médico dará a conocer los resultados y la decisión tomada por el comité, el cual confirma o descarta si el paciente padece la patología señalada. Además, se darán las respectivas indicaciones a seguir en caso de tener que recibir tratamiento médico. En el último paso el médico tratante y/o FONASA le informan al paciente sobre los centros aprobados para el tratamiento.

La adquisición de todos los productos asociados al tratamiento de las patologías que sean indicados por la ley y se contemplen como parte de la cobertura de la ley serán adquiridos mediante la Central de Abastecimiento del Sistema Nacional de Servicios de Salud (CENABAST). CENABAST podrá adquirir los productos a nivel nacional o internacional, además de poder solicitar registros sanitarios provisionales o autorizaciones. El presupuesto para la compra de productos e insumos y para el cumplimiento de la ley se dispuso de la siguiente manera: para el primer año, correspondiente al año 2015, los aportes fiscales provendrán de FONASA y 30 mil millones de pesos del Tesoro Público; para el año 2016, la Ley de Presupuestos aportará 60 mil millones de pesos; luego, a partir del tercer, cuarto y quinto año la Ley de Presupuestos aportará 100 mil millones de pesos anualmente. Los reajustes se realizarán a partir del cuarto año, considerando la variación que experimente el Índice de Precios al Consumidor (IPC).

Por último, hablaré de la definición de *diagnóstico de alto costo* que considera la LRS para una patología. La [Ley N° 20.850 \(2015\)](#), define alto costo como “El constituido por el conjunto de prestaciones demostradamente útiles para la confirmación y posterior control y tratamiento de la patología, cuando dichas prestaciones diagnósticas impiden el acceso al tratamiento o impactan catastróficamente en el gasto del beneficiario”. Los tratamientos que son cubiertos por la ley contemplan una serie de medicamentos, alimentos o elementos de uso médico asociados a enfermedades o condiciones de salud, tanto en una etapa de diagnóstico como en el seguimiento de ella. Para determinar si un diagnóstico o tratamiento se considera de alto costo, se define un *umbral* monetario. Este umbral es determinado cada 3 años por el Ministerio de Salud (MINSAL) en conjunto al Ministerio de Hacienda, en donde fijan un umbral nacional de costo anual para determinar si un diagnóstico o tratamiento se considera de alto costo (Artículo

6° de LRS). El cálculo del umbral es bastante sencillo, se considera el 40% de los ingresos familiares anuales promedio una vez que se resta el gasto básico de subsistencia. El umbral inicial (computado el año 2015), correspondía a \$2.418.399, mientras que para el reajuste del 2018 la cifra era de \$3.011.381.⁵

2.2. *El Acceso y el Uso de la Salud en Chile*

El sistema de salud nacional tiene serios problemas en entregar acceso a la salud a los grupos más vulnerables. Entre las principales razones se encuentran las largas listas de espera y la inadecuada calidad de los servicios de salud provistos por el sistema público. Estas razones generan un bajo cuidado a los grupos de mayor vulnerabilidad en la sociedad (Olavarría, 2005). Por otro lado, se evidencia una diferencia a la hora de medir el acceso a la salud cuando se diferencia por género. Primero, las mujeres visitan con mayor frecuencia los centros de salud en comparación que los hombres, además, tienen un salario más bajo y pagan primas de seguro médico más altas. Segundo, las mujeres con seguro médico privado y que se encuentran en los quintiles de ingreso más alto, tienen mejor acceso a salud que las mujeres de quintiles de ingreso más bajos pero no mejoras en atención especializada (Vega et al., 2003).

Como se destaca en la literatura, existen determinantes de salud en Chile, en donde la previsión y el sexo de la persona jugarían un rol fundamental a la hora de determinar la atención o el acceso a ella. Es por ello que dedico esta subsección para explorar de manera descriptiva el comportamiento de estos determinantes, pero utilizo un conjunto de datos más actualizados, para poder asociarlo al contexto en el cual la LRS se encuentra activa. Para lograr esto, lo que hago es estimar una serie de regresiones sobre el conjunto de datos de corte transversal a partir del año 2009 hasta el año 2019, de tal manera de observar cómo es el comportamiento del efecto de la previsión y el sexo sobre el uso hospitalario a lo largo del tiempo. Para realizar la estimación seguiremos la siguiente especificación:

$$\text{Tasa de Uso}_i = \alpha + \beta \text{FONASA}_i + \delta \text{Sexo}_i + \lambda_i + \phi_e + \varepsilon_i, \quad (1)$$

donde FONASA_i es una variable binaria que toma valor 1 si la persona tiene previsión de FONASA y 0 en caso de tener previsión de ISAPRE. Mientras que Sexo_i es otra variable binaria de interés, pero que

⁵El cálculo proviene de aplicar: $\text{Umbral} = (\text{Ingreso Familiar} - \text{Gastos Básicos de Subsistencia}) \times 0,4$. Para conocer los valores se utiliza la encuesta CASEN, por ejemplo, para el umbral del 2015 se tiene un valor de Ingreso Familiar de \$10.144.882 y de Gastos Básicos de subsistencia de \$4.098.883. Ambos valores provienen de la CASEN 2013 en donde se anualizaron y se actualizaron los valores al 2015.

en este caso toma valor 1 si la persona es hombre y toma valor 0 si la persona es mujer. Los parámetros de interés serían β y δ los cuales capturan las diferencias de la tasa de uso que vienen explicadas por la previsión y el sexo de la persona, respectivamente. Además, controlo por heterogeneidad no observada utilizando efectos fijos a nivel de establecimiento hospitalario (capturados por ϕ_e) y efectos fijos de edad (capturados por λ_i).

Un detalle importante y que no resulta trivial, es la construcción de la variable dependiente, por eso procedo a explicarla en detalle. Es complejo medir en la práctica el acceso hospitalario propiamente tal, y es por ello que me enfocaré en el uso hospitalario y en una medida que pueda ser creada a partir de los datos disponibles. Para ello, lo que realicé fue construir el ratio de uso hospitalario por cada 10 mil personas, siguiendo la ecuación 2 que viene a continuación:

$$\text{Tasa de Uso}_i = \frac{\text{Días cama}_i}{\text{Población beneficiaria}_i} \times 10,000 \quad (2)$$

donde Tasa de Uso_{*i*} es la medida de uso hospitalario para cada individuo observado en la base de datos de egresos. Esta variable se construye a partir de 2 variables que caracterizan a cada persona. La primera, son los Días cama_{*i*} que pasa el individuo *i* en el hospital antes de egresar. La segunda variable, se refiere a la Población beneficiaria_{*i*} asociada al tramo etario y previsión que tenga la persona *i*. Por ejemplo, si observamos en 2010 a una mujer de 40 años con previsión FONASA, que estuvo en el hospital 10 días, el cálculo de la tasa de uso para este caso particular sería de $10/478,388 \times 10,000 = 0.209$, en donde 478,388 es la cantidad de beneficiarios que se ajustan a su perfil etario, es decir, mujeres de entre 40 y 44 años que en el 2010 tenían previsión de FONASA⁶.

Los resultados de estimar la Ecuación 1 se encuentran en la Tabla 2. Podemos notar una diferencia sustancial en la tasa de uso hospitalaria entre las previsiones y el sexo de la persona. Se observa una diferencia en la tasa de uso hospitalaria a favor de las personas con ISAPRE de entre un 0.097 a un 0.135 de mayor uso por cada 10 mil personas beneficiarias en comparación a las personas con FONASA. El efecto negativo es económicamente grande y estadísticamente significativo, lo cual es una mala noticia para las personas que tienen previsión de FONASA porque existiría una brecha con respecto a las personas que tienen previsión privada. La brecha entre previsiones pareciera ir disminuyendo en el tiempo, ya que en 2009 se observa la mayor diferencia negativa en torno a -0.135, es decir, un 90% menos de

⁶Se utilizan rangos de 5 años ya que es el valor que reporta Fonasa e Isapre en sus datos oficiales.

la tasa de uso promedio para ese año, mientras que para el 2019 vemos una diferencia de -0.097, que se corresponde a un 80 % menos de la tasa de uso promedio para 2019. Podemos decir que la brecha se ha “cerrado” 10 puntos porcentuales, pero que sin duda sigue siendo insuficiente para alcanzar los niveles de uso hospitalario que presentarían las personas cubiertas por la previsión privada. En cuanto a las diferencias entre hombres y mujeres, podemos ver cómo para nuestra medida de uso hospitalaria las estimaciones sugieren que los hombres hacen un mayor uso, en torno a un 0.015 más para el año 2009 y alrededor de 0.017 para el año 2019, es decir, un 10 % más para el año 2009 y un 14 % más para el año 2019 si comparamos esta tasa con el promedio observado cada año. En este caso la brecha ha ido en aumento, esto es, para la tasa de uso hospitalaria vemos que los hombres están usando relativamente más el sistema de salud que las mujeres.

Una posible explicación a este resultado, se relaciona directamente con la cantidad de asegurados en el sistema de salud que son beneficiarios de FONASA. Para el año 2019 la cifra de beneficiarios de FONASA alcanzaba cerca de 14.9 millones de usuarios en el sistema, versus los 3.4 millones correspondientes a ISAPRE, es decir, alrededor de 4.4 veces menos que la previsión del sistema público. Esta gran disparidad en el volumen de beneficiarios nos entregaría diferencias notorias a la hora de “relativizar” la tasa de uso hospitalario en donde generamos el ratio de la ecuación 2 a partir de dividir por el tamaño de beneficiarios, esto generaría valores de uso menores para los beneficiarios de FONASA con respecto a los beneficiario de ISAPRE. Por otro lado, un aspecto que puede estar generando estas diferencias entre la tasa de uso para los seguros de salud, es el posible “sobre-uso” por parte de los pacientes que se atienden en el sector privado. En cuanto a los resultados por sexo, estos pueden deberse en parte a que año tras año los hombres que aparecen en los registros de egresos hospitalarios, presentan un promedio de días de estada mayor que el de las mujeres (para más detalles ver la Tabla A1).

3. Datos y Estadística Descriptiva

La totalidad de los datos utilizados provienen directamente del Departamento de Estadísticas e Información de Salud (DEIS). Los datos se encuentran desagregados a nivel usuario, es decir, observamos a una persona que egresó del hospital o fallece durante un año calendario. Los datos nos permite observar diversas características asociadas a la patología que lleva al usuario al centro de salud o aquella patología por la cual fallece. La desagregación de los datos nos permite saber el día, mes y año que la persona

Tabla 2: Efecto de FONASA y sexo sobre Tasa de Uso

Tasa de Uso	2009	2010	2011	2012	2013	2014
Fonasa	-0.135*** (0.007)	-0.129*** (0.008)	-0.123*** (0.007)	-0.119*** (0.008)	-0.105*** (0.006)	-0.102*** (0.006)
Hombre	0.015*** (0.002)	0.008 (0.007)	0.013*** (0.002)	0.015*** (0.002)	0.017*** (0.002)	0.015*** (0.001)
Observaciones	1,503,239	1,445,715	1,480,480	1,485,299	1,487,430	1,487,507

Tasa de Uso	2015	2016	2017	2018	2019	
Fonasa	-0.105*** (0.007)	-0.100*** (0.006)	-0.099*** (0.006)	-0.101*** (0.006)	-0.097*** (0.008)	
Hombre	0.016*** (0.002)	0.016*** (0.001)	0.019*** (0.002)	0.016*** (0.002)	0.017*** (0.002)	
Observaciones	1,492,168	1,462,522	1,462,286	1,511,979	1,483,783	
Edad FEs	Y	Y	Y	Y	Y	Y
Establecimiento FEs	Y	Y	Y	Y	Y	Y

Notas: Errores estándar clusterizados a nivel de patología entre paréntesis. * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$.

estuvo en el centro de salud.

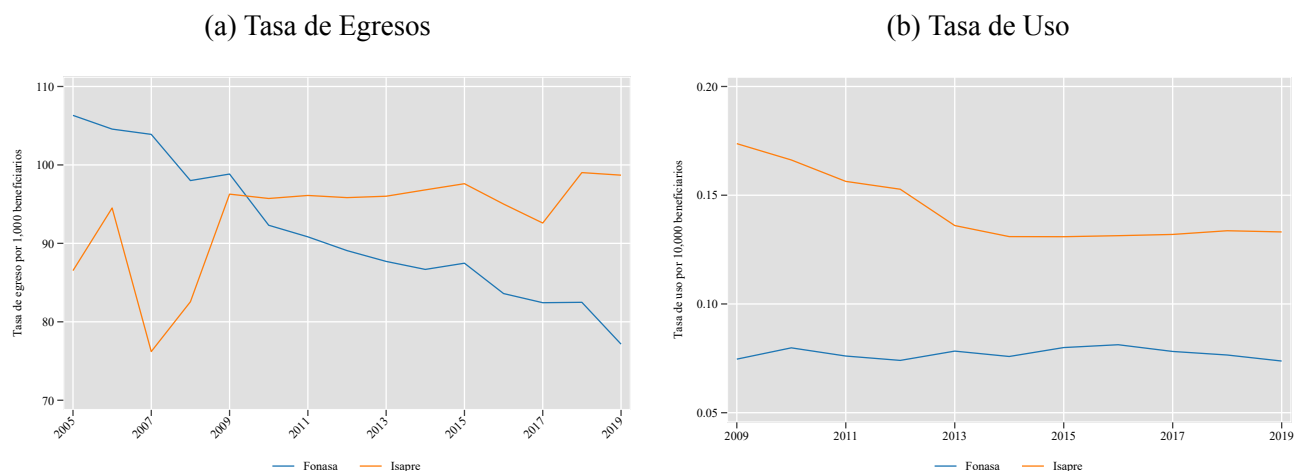
Cabe señalar que es posible tener “duplicados” de registros en los datos de egresos y defunciones. Esto ocurre cuando una persona ingresa al hospital, pero fallece estando en el centro de salud. Este hecho, causa que se reporte en los datos de egresos hospitalarios como un egreso “fallecido” y en los datos de defunciones a nivel nacional. Es por esta razón que a la hora de hablar de egreso hospitalario condicionaremos a que correspondan a egresos vivos desde el hospital en donde se atendió la persona.

3.1. Egresos Hospitalarios

Para poder evaluar el efecto de LRS sobre algún indicador relacionado al uso hospitalario, se contruye un panel balanceado en el cual observamos la cantidad total de egresos hospitalarios vivos por cada patología definida a partir del código ICD-10 estandarizado por DEIS. La definición de patología se construyó tomando como fuente la información proporcionada por la LRS, en donde, se definen las patologías beneficiarias a partir del código ICD-10 con una desagregación de 3 dígitos, en términos generales se sigue el formato “A011, A012, A013, etc.”. De igual manera, se generan las patologías de control, usando la misma desagregación de código ICD-10 pero para las enfermedades no cubiertas en la ley. El panel resultante considera los egresos hospitalarios anuales para 5,204 patologías desde el año 2005 hasta el año 2019. Además, contamos con un par de características a nivel patología como lo es la edad promedio, la cantidad de días de estada promedio, la proporción de personas por previsión y la proporción de personas por sexo. Hay que señalar, que de aquí en adelante nos centraremos en un análisis para los beneficiarios de FONASA e ISAPRE—que se corresponden con el 90 % de los datos anuales—, es decir, se excluyen los registros que no presentan previsión o se desconoce de ella, y las personas que registran cobertura mediante CAPREDENA, DIPRECA o SISAN. Un gráfico representativo de las proporciones sobre el total de egresos registrados por año, puede verse en la Figura [A2](#) del apéndice.

Un detalle relevante a la hora de describir los egresos hospitalarios, es la descomposición por sexo y edad que se puede observar. Los datos nos muestran patrones muy interesantes, como lo es el peak inicial en edades tempranas y asociadas a los nacimientos que ocurren anualmente en donde los bebés pasan por el sistema de salud y queda registro de ello durante sus primeros días de nacimiento y esto es transversal para los datos de mujeres y hombres (Figuras [A6-A7](#)). Otro patrón importante, es la distribución de egresos a lo largo de la vida y el contraste por previsión. Como se puede notar, existe una tendencia a una acumulación de egresos en edades alrededor de los 20-30 años para la previsión de FONASA, en

Figura 1: Tasas de Egresos y Uso Hospitalario



Notas: El eje izquierdo del panel (a) se corresponde con la tasa de egreso por 1,000 beneficiarios, mientras que para el panel (b) es la tasa de uso por 10,000 beneficiarios. El eje horizontal para ambos paneles es años. Las curvas azules son para FONASA, mientras que las curvas naranjas son para ISAPRE.

contraste para la previsión de ISAPRE esta acumulación se aprecia sobre los 30 años. Por último, se puede señalar que existe otra acumulación de egresos asociada al ciclo final de la vida, pero que solo es evidente para los usuarios de FONASA.

Por último, en las Figuras A10, A11 y A12, vemos las series temporales de los egresos hospitalarios a nivel de patologías y agrupadas por decreto en los cuales se han incluido en LRS. Primero, en la Figura A10 se encuentran las patologías que ingresaron con la creación de la ley en el primer decreto. Podemos ver cómo en ciertas patologías hay un alza a lo largo de tiempo que es importante durante la última década, además podemos ver cómo hay bastante variabilidad en ciertas patologías como Esclerosis múltiple e hipertensión arterial pulmonar y cabe señalar que Tirosinemia tipo I presenta muy pocos egresos o incluso nulos egresos en varios años. Segundo, en la Figura A11 se encuentran las patologías que ingresaron con la creación de la ley en el segundo decreto. Esta vez se observa un patrón más consistente en donde vemos un alza en los egresos hospitalarios para ambas nuevas patologías. Finalmente, en la Figura A12 vemos las tendencias para los egresos de las patologías que ingresan en el tercer y último decreto analizado. De nuevo, surge un patrón al alza de los egresos totales.

Un aspecto importante, y que tiene relevancia en nuestro análisis, es la eliminación del panel final de ciertas patologías que podrían generar mucho ruido en las estimaciones. Lo que hago es eliminar patologías que no presenten egresos en algún año dentro del período de análisis, por lo cual elimino las patologías Mucopolisacaridosis tipo I y Tirosinemia tipo I, del panel final previo a las estimaciones.

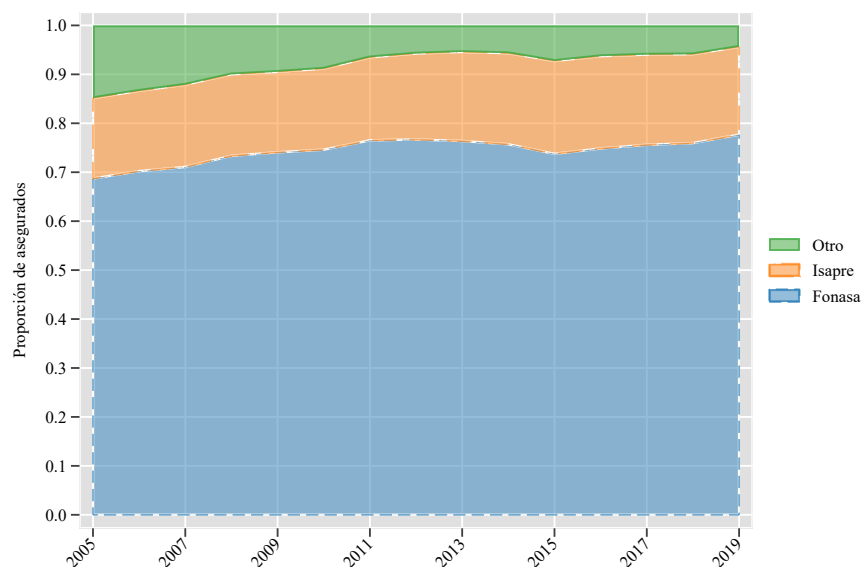
3.2. Defunciones

La segunda fuente de datos, y como se mencionó previamente, se corresponde a los registros de defunciones a nivel de nacional entre 2005-2018. Procediendo de la misma forma que para los egresos hospitalarios, se genera un panel balanceado en donde observamos la cantidad de defunciones por patología y año. El panel resultante considera 787 patologías de las cuales 10 están cubiertas por LRS. Cabe señalar que este panel es mucho más pequeño que el de egresos hospitalarios, lo cual se debe a dos motivos relacionados: el primero es que año tras años se registran más egresos hospitalarios que defunciones y segundo, la cantidad de patologías que se observan año tras años en la base de datos de defunciones contiene menos diversidad que la base de datos de egresos. Contamos con características como la edad promedio y proporción de defunciones por sexo para cada una de las patologías registradas. Además, realicé un emparejamiento utilizando el identificador único de individuo para poder crear la proporción de defunciones asociadas a personas que son cubiertas por FONASA e ISAPRE. Si observamos las tendencias de las defunciones totales por año por cada patología dentro de LRS, notamos en la Figura A13 que muchas de ellas no tienen defunciones en el período estudiado, por lo cual aplicamos el mismo criterio que para los egresos hospitalarios y descartamos estas causas de defunciones. Por ejemplo, Mucopolisacaridosis (I, II y III) y Tirosinemia tipo I, las descartamos del análisis principal por este motivo, ya que pueden entregar demasiado ruido en las estimaciones. Un patrón interesante es como el cáncer de mamas es una patología asociada a defunciones crecientes en el tiempo, ya que, es notable como crecen en todo el período. En la Figura A14 que corresponde a las patologías que ingresan en el segundo decreto, vemos que las defunciones asociadas a personas que fallecieron a causa de Diabetes mellitus tipo I ha ido decreciendo en el tiempo. Finalmente, para las patologías del tercer decreto (Figura A15) vemos un patrón similar a las del primer decreto, vemos que tres de las patologías quedarían fuera del análisis a causa de tener pocas defunciones en el período, de hecho, hipoacusia sensorineural bilateral no presenta defunciones asociadas a ellas y la única patología que se considera de este decreto es la de tumores neuroendocrinos pancreáticos en donde notamos un aumento sostenido en el tiempo.

3.3. Beneficiarios de Fonasa e Isapre

Utilizo datos auxiliares acerca de la cantidad de beneficiarios de FONASA e ISAPRE para construir las tasa de egresos y de uso hospitalario. Estos datos se obtienen desde la Superintendencia de Salud⁷ desagregado a nivel nacional por grupo etario y año a partir del 2009 hasta el 2019. Si observamos la Figura 2 podemos ver que la proporción de asegurados a nivel nacional tiene un comportamiento interesante en el cual podemos visualizar un aumento en las personas aseguradas por previsión de FONASA pasando de cerca del 69 % para el 2005 a cerca del 78 % para el año 2019, un incremento de 9 puntos porcentuales en 15 años. En cuanto a la proporción de asegurados por ISAPRE, vemos que no han existido grandes variaciones en el tiempo, en donde se puede apreciar que cerca del 16 % de la población nacional se encontraba cubierta por esta previsión el año 2005, y para el año 2019 esta relación sube a cerca del 18 %, significando un incremento en 2 puntos porcentuales. Finalmente, si vemos la composición particular de cada previsión diferenciando por sexo, vemos que para el año 2019 el 53 % de los asegurados son mujeres para FONASA, mientras que para ISAPRE esta cifra alcanza solo el 45 % de los asegurados totales (Figura A5).

Figura 2: Proporción de asegurados por tipo de previsión



Notas: Eje izquierdo vertical corresponde a la proporción del total de asegurados por previsión, en el eje horizontal tenemos años. De manera ascendente tenemos la proporción de asegurados de FONASA (azul con bordes “- -”), ISAPRE (naranja con bordes “- .”), Otros (verde)

⁷La mayor parte de los datos se encuentran disponibles en www.supersalud.gob.cl, una parte asociada a los datos de FONASA se tuvo que solicitar mediante transparencia.

4. Metodología

4.1. Egresos Hospitalarios y Defunciones

El objetivo de esta investigación es encontrar el impacto de LRS sobre aquellas patologías que adoptaron el tratamiento versus las patologías que no ingresaron en la cobertura de la ley. Entre los desafíos que tiene la investigación es lograr encontrar un efecto causal de la ley. En este sentido, podemos seguir la vasta literatura asociada a aplicaciones de efecto causal para tratamientos similares al que nos enfrentamos. Dada la naturaleza de la política podríamos considerar uno de los métodos más utilizados dentro de las investigaciones empíricas y en particular ciencias sociales para estimar un efecto causal, usando Diferencias en Diferencias (DID) mediante Efectos Fijos bidireccionales (FE) (de Chaisemartin and D'Haultfœuille, 2020; Roth et al., 2022). Un aspecto que hoy en día hay que tener en consideración a la hora de estimar modelos FE es la heterogeneidad en el efecto cuando tenemos un diseño escalonado, tal y como tenemos con LRS que incluyó patologías en distintos momentos del tiempo. Como detallan de Chaisemartin and D'Haultfœuille (2020) y Goodman-Bacon (2021) pueden generarse inconvenientes en las estimaciones asociadas a estos diseños y es por ello que recientemente se han realizado una serie de avances para remediar las estimaciones en estos casos. Un segundo aspecto muy importante que hay que tener en la mira cuando se utilizan modelos de FE, es que dada la construcción del procedimiento es que se requiere del cumplimiento de tendencias paralelas, es decir, es necesario para la correcta identificación que las tendencias de las variables dependientes entre el grupo de tratamiento y de control tengan un comportamiento similar en tendencias durante el período previo a la reforma. Este supuesto muchas veces puede resultar no creíble si es que previo a la reforma se evidencian diferencias entre los grupos. Por eso como primer paso y para poder entender el comportamiento previo y posterior a la implementación de la ley, utilizaremos un modelo de estudio de eventos tradicional al estilo de Jacobson et al. (1993). Notemos que esta metodología nos entrega información parcial de lo que serían tendencias paralelas con la cual no podemos asegurar necesariamente que posterior a la reforma los tratados y los controles se comportarían de manera similar en ausencia de tratamiento (Kahn-Lang and Lang, 2020). La ecuación a estimar corresponde a:

$$Y_{pt} = \alpha + \sum_{l=2}^{9+} \beta_l^{lead} \text{LRS}_p \times \{lead_t = l\} + \sum_{k=0}^{3+} \beta_k^{lag} \text{LRS}_p \times \{lag_t = k\} + X_{pt}\gamma + \delta_t + \phi_p + \varepsilon_{pt}, \quad (3)$$

La variable dependiente Y_{pt} , varía a nivel de patología por año, en donde consideramos el logaritmo de la tasa de egresos hospitalarios y el logaritmo de la tasa de defunciones. La variable LRS, es una variable binaria que toma valor 1 si la patología es cubierta por la ley. Esta variable se interactúa con una serie de rezagos (leads) y adelantos (lags) con respecto al año de adopción de la ley. Dado el tamaño temporal del panel, consideramos 9 rezagos y 3 adelantos. En donde el primer rezago es la categoría de referencia omitida. Incluimos una serie de efectos fijos de tiempo δ_t y patología ϕ_p . Notemos que los estimadores de β^{lag} capturan el efecto dinámico de la reforma, mientras que β^{lead} entregaría de manera parcial un test para verificar la existencia de tendencias paralelas previo a la reforma.

Como indica el propio nombre de SDID, es un estimador que reúne de cierta manera “lo mejor de 2 mundos”, por un lado combina el diseño de efectos fijos bidireccionales provenientes de DID y por otro lado, reúne ponderaciones asociadas a la construcción del contrafactual mediante los métodos de controles sintéticos (SC)⁸. El objetivo de SDID es capturar el efecto promedio de tratamiento sobre los tratados (ATT)⁸ de manera consistente. Una gran ventaja de este método es podemos relajar el supuesto de tendencias paralelas entre el promedio de los tratados y los controles, por lo que podemos no creer en el cumplimiento de esto y aún así el estimador puede hacer un buen trabajo. El proceso de estimación del ATT se puede resumir en la ecuación 4:

$$\left(\widehat{\tau}^{sdid}, \widehat{\mu}, \widehat{\alpha}, \widehat{\beta} \right) = \arg \min_{\tau, \mu, \alpha, \beta} \left\{ \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (Y_{pt} - \mu - \alpha_p - \beta_t - \text{LRS}_{pt}\tau)^2 \widehat{\omega}_p^{sdid} \widehat{\lambda}_t^{sdid} \right\}, \quad (4)$$

donde Y_{pt} puede ser la variable $\log(\text{Tasa de Egresos})$ que se corresponde con el logaritmo de la tasa de egresos hospitalarios por cada 100 mil personas o la variable $\log(\text{Tasa de defunciones})$ que es el logaritmo de la tasa de defunciones por cada 100 mil personas. LRS es una variable binaria que indica si la patología es cubierta por la ley en dicho año. El objetivo es obtener $\widehat{\tau}^{sdid}$, que es el ATT que se produce a partir de esta estimación de efectos fijos en dos dimensiones utilizando dos ponderaciones seleccionadas de manera óptima. Primero, vemos que el procedimiento considera efectos fijos por tiempo β_t y efectos fijos a nivel de unidad que son invariantes en tiempo α_p , que para nuestro interés se corresponden a

⁸Por sus siglas en inglés como se utiliza en la literatura

efectos fijos por patología. Aquí yace una diferencia notoria con la metodología de SC, ya que la existencia de efectos fijos a nivel de unidad nos indica que SDID va a emparejar solamente las pendientes previas permitiendo una diferencia constante entre el grupo tratado y el control. Recordemos que SC intenta emparejar tanto en tendencia como en nivel a ambos grupos.

Ahora, veamos la selección óptima de ponderadores. Primero tenemos la elección de un ponderador a nivel de unidad ω , el cual tiene por objetivo asegurarse que la comparación que se realice entre los tratados y los controles sigan tendencias paralelas de la mejor manera posible, dada la agrupación de donantes. Segundo, tenemos la elección del ponderador de tiempo λ , este tiene por objetivo encontrar el período de pre-tratamiento que más se asemeje al post-tratamiento. Los detalles sobre la optimización para encontrar $\hat{\omega}_p^{sdid}$ y $\hat{\lambda}_t^{sdid}$ están descritos en [Arkhangelsky et al. \(2021\)](#).

5. Resultados

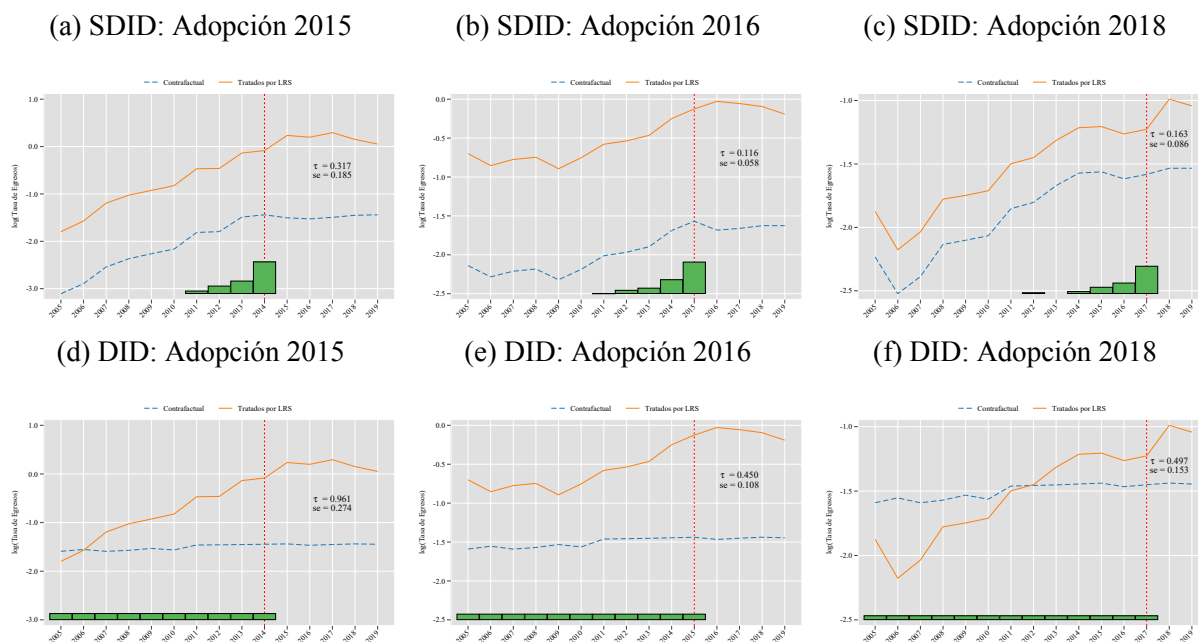
5.1. Ley Ricarte Soto: Egresos y Defunciones

En la Figura [A17a](#) vemos un estudio de eventos siguiendo la especificación de la Ecuación [3](#), en donde analizamos los estimadores puntuales de un diseño de efectos fijos bidireccionales cercanos a la adopción. Tenemos de manera visual las estimaciones para la tasa de egreso hospitalaria a lo largo de 9 períodos previos a la reforma, en donde vemos un comportamiento que nos haría pensar que es poco creíble que las tendencias paralelas se sostienen previo a la ley, por lo cual, creer que esto sucede luego de la aplicación de LRS no será lo más acertado. Otro punto a destacar de este estudio de eventos, es que al parecer la tendencia parece indicar un alza a lo largo del tiempo, incluso previo a la reforma, asociada a las patologías que adoptaron LRS. Es por esto que para enfrentarnos a estos posibles problemas optamos por utilizar el estimador de Diferencias en Diferencias Sintéticas (SDID) propuesto por [Arkhangelsky et al. \(2021\)](#). Por otro lado, en la Figura [A17b](#) tenemos el estudio de eventos para la tasa de defunciones, el cual nos indica que previo a la reforma no vemos patrones que hagan pensar que sistemáticamente las tendencias paralelas no se inclumplen. Dado que solo tenemos datos de defunciones hasta 2018 el período post-reforma solo considera 3 estimadores, y como podemos observar, se ve un pequeño efecto negativo pero no significativo sobre las patologías que tomaron LRS.

Los resultados de estimación para el estudio de los egresos y defunciones, asociados a la Ecuación [4](#),

se encuentran en la Tabla 3. Las estimaciones de las columnas (1) y (3) se corresponden a estimaciones sin controles, mientras que las columnas (2) y (4) son las estimaciones considerando controles para SDID y DID respectivamente. Como podemos ver en el Panel A, los resultados nos indican que el efecto de la LRS significaría un aumento de los egresos hospitalarios de 22.6 % utilizando el estimador SDID, mientras que bajo la especificación DID el impacto es mayor y entorno a 69.5 %. Es evidente la diferencia entre ambos estimadores, la cual recae en el contrafactual que se está utilizando en cada caso. Para profundizar en esto, podemos observar la Figura 3, en donde tenemos las tendencias promedio de las patologías tratadas y controles para ambas especificaciones. Como podemos ver, el contrafactual en cada caso es distinto, donde en el panel (a), (b) y (c) tenemos las tendencias para el estimador SDID. Podemos ver cómo se crea un control sintético que permite una diferencia en nivel y además replica bastante bien la tendencia del grupo tratado. En contraste, el estimador DID en el panel (d), (e) y (f), presenta un contrafactual muy distinto, en donde es imposible argumentar que las tendencias paralelas se sostienen en ese diseño. Podemos concluir entonces que el contrafactual que utiliza SDID sería más indicado—bajo este contexto—que el construido mediante DID. Podemos pensar en los resultados de DID como una probable cota superior ya que se encontraría sesgado al alza dado el pobre contrafactual que construye.

Figura 3: Tendencias de la tasa de egresos hospitalarios



Notas: Las líneas sólidas de color naranja presenta la tenencia promedio de las patologías tratadas, mientras que las líneas punteadas azules presentan la tendencia promedio del contrafactual. Las barras verticales verdes presentan los pesos por tiempo que se utilizan en cada estimación. Los paneles (a), (b) y (c) corresponden a las estimaciones siguiendo SDID, mientras que los paneles (d), (e) y (f) corresponden a las estimaciones siguiendo DID. Cada columna presenta un año de adopción distinto, la primera columna considera las patologías cubiertas desde 2015, la columna central considera las patologías cubiertas desde el 2016 y la última columna considera las patologías cubiertas desde 2018.

En el Panel B, tenemos los resultados para el efecto de LRS sobre la tasa de defunciones y nuevamente notamos que el efecto vuelve a ser dispar dependiendo del estimador que se utilice. Por un lado el efecto que entrega SDID está asociado a una reducción en las defunciones entorno a 12.9%, mientras que el efecto siguiendo DID tradicional, indicarían una reducción de 23.8%. Si analizamos las tendencias, tal y como lo hicimos con las estimaciones de egresos, podemos ver que entre tratados y controles (Figura A18) no se evidencia una diferencia tan notoria como para los egresos. Es fácil verificar que el contrafactual (línea punteada azul) no es sistemáticamente distinto a la tendencia de los tratados, y es por ello que la diferencias entre la estimaciones SDID y DID no son tan dispares, como la de egresos hospitalarios⁹. Finalmente, un punto a destacar para los resultados del efecto de LRS sobre defunciones, es que no son estadísticamente significativas para ninguno de los dos estimadores, por lo que no podemos rechazar la hipótesis nula de que el efecto de la ley es cero sobre la tasa de defunciones.

Por último, seguimos el procedimiento propuesto en [Clarke et al. \(2023\)](#) para poder generar un estu-

⁹La diferencia es de 10.9 puntos porcentuales entre la estimación DID y SDID para la tasa de defunciones, mientras que la misma diferencia es de 46.9 puntos porcentuales para la estimación de egresos hospitalarios.

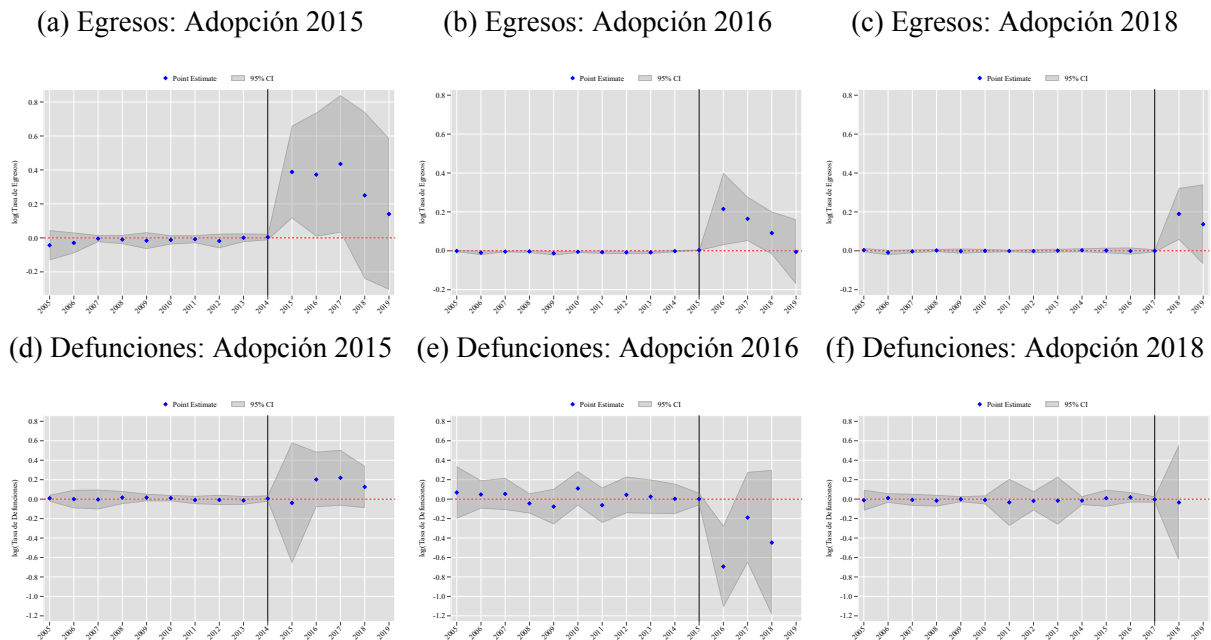
Tabla 3: Efecto de LRS

	SDID		DID	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Panel A: log(Tasa de Egresos)				
Ley Ricarte Soto	0.224** (0.093)	0.226** (0.089)	0.695*** (0.136)	0.695*** (0.137)
Observaciones	78,060	78,060	78,060	78,060
Patologías	5,204	5,204	5,204	5,204
Patologías en LRS	14	14	14	14
Panel B: log(Tasa de Defunciones)				
Ley Ricarte Soto	-0.133 (0.117)	-0.129 (0.117)	-0.239 (0.201)	-0.238 (0.200)
Observaciones	11,018	11,018	11,018	11,018
Patologías	787	787	787	787
Patologías en LRS	9	9	9	9
Controles		Y		Y
Patología FEs	Y	Y	Y	Y
Año FEs	Y	Y	Y	Y

Notes: Errores estándar bootstrap con 100 replicaciones entre paréntesis (columnas 1 y 2). Errores estándar clusterizados a nivel de patología entre paréntesis (columnas 3 y 4). * p<0.10, ** p<0.05, *** p<0.01. Las estimaciones e inferencia para SDID escalonado se realizaron utilizando el comando `sdid` de Stata que permite estimar un ATT agregado acompañado de la inferencia ([Pailañoir and Clarke, 2022](#)).

dio de eventos asociado al estimador SDID y con ello poder observar de manera visual el efecto dinámico de la ley. Los resultados los podemos ver en la Figura 4, en donde los paneles (a), (b) y (c) son los estudios de eventos de los egresos hospitalarios para cada uno de los años de adopción, mientras que en los paneles (d), (e) y (f) tenemos los estudios de eventos de las defunciones para cada uno de los años de adopción. Como podemos ver, para cada año de adopción notamos un aumento de los egresos hospitalarios desde el año de adopción en adelante y que a medida que pasan los años post reforma, el efecto se hace más pequeño, esto nos da indicios de que la mayor parte del efecto ocurre en el año de adopción y los años posteriores pero cercanos a este. En cuanto a los resultados para las defunciones, el resultados no es claro. En el panel (d) que se corresponde con los adoptantes del año 2015 vemos un aumento pero no sostenido, en el panel (e) que se corresponde con los adoptantes del año 2016 vemos una reducción, mientras que para los adoptantes del año 2018 en el panel (f) no vemos un efecto claro. Esto va en línea con que no encontramos un efecto agregado significativo sobre las defunciones.

Figura 4: Estudio de eventos de SDID



Notas: Los puntos azules representan la diferencia entre la tendencia de tratamiento y control una vez que se resta la diferencia entre las líneas bases de ambos grupos. El área en gris se corresponde al intervalo de confianza al 95% el cual se calcula realizando bootstrap de 100 replicaciones. La línea vertical indica el último año en que tenemos ausencia de tratamiento en todas las patologías. Cada columna hace referencia a cada año que ingresan nuevas patologías en la cobertura de la ley y la primera fila (panel (a) hasta el (c)) son los estudios de eventos asociados a la tasa de egreso hospitalaria mientras que la segunda fila (panel (d) hasta el (f)) son los estudios de eventos asociados a la tasa de defunciones.

Estos resultados son consistentes con la LRS actuando para expandir el acceso a la atención médica especializada en patologías extrañas o poco frecuentes. En especial, se verían beneficiados aquellas personas que previo a la ley tenían una restricción presupuestaria que no les permitía acceder al tratamiento adecuado a su enfermedad, ya sea por el alto costo médico de los medicamentos y tratamientos asociados, como por falta de atención médica para ciertas patologías.

5.1.1. Heterogeneidad

Para comprender el comportamiento del efecto de LRS, se realizaron estimaciones condicionales en sexo, previsión y edad. Para ello, lo que se hizo es colapsar por cada grupo y para cada una de las patologías, de esta manera se obtuvieron la tasa de egreso y de defunción para mujeres, hombres, personas con FONASA o ISAPRE y para 5 grupos etarios. Los resultados de estimar SDID condicionando en sexo y previsión se encuentran en la Tabla 4. Como podemos notar en el Panel A, las estimaciones nos entregan un panorama muy interesante, en donde podemos destacar el aumento de 24% de la tasa de egresos

hospitalarios cuando condicionamos por mujeres y hombres, pero es destacable que solo es significativo el impacto de LRS sobre las mujeres. Este resultado puede deberse porque gran parte de los beneficiarios desde la creación de la ley se corresponden a mujeres, de hecho, el 68 % de los beneficiarios totales hasta el año 2020 son mujeres. En la Tabla A2 se puede ver en detalle los beneficiarios por patología y sexo.

Tabla 4: Heterogeneidad en el efecto de LRS

	Mujeres		Hombres		Isapre		Fonasa	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Panel A: log(Tasa de Egresos)								
Ley Ricarte Soto	0.242** (0.097)	0.241** (0.098)	0.239 (0.164)	0.239 (0.155)	0.071 (0.079)	0.071 (0.067)	0.254** (0.107)	0.254** (0.118)
Observaciones	63,090	63,090	57,630	57,630	46,005	46,005	72,150	72,150
Patologías	4,206	4,206	3,842	3,842	3,067	3,067	4,810	4,810
Patologías en LRS	12	12	12	12	11	11	14	14
Panel B: log(Tasa de Defunciones)								
Ley Ricarte Soto	0.105 (0.123)	0.105 (0.131)	-0.205 (0.170)	-0.204 (0.152)	0.016 (0.219)	0.016 (0.216)	-0.046 (0.181)	-0.041 (0.177)
Observaciones	8,022	8,022	7,700	7,700	1,666	1,666	9,044	9,044
Patologías	573	573	550	550	119	119	646	646
Patologías en LRS	7	7	7	7	3	3	7	7
Controles		Y		Y		Y		Y
Patología FEs	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y
Año FEs	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y

Notas: Errores estándar bootstrap con 100 replicaciones entre paréntesis. * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

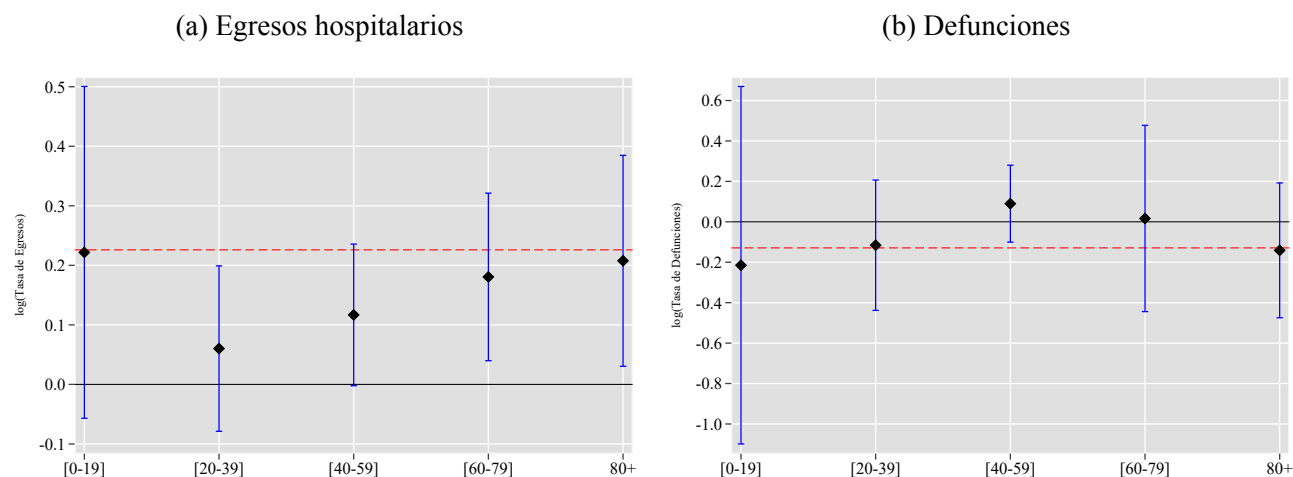
Por otro lado, analizando las columnas (5) a (8), tenemos el efecto de LRS pero condicionando por tipo de previsión de salud. Los resultados nos indican que la mayor parte del efecto de la ley recae sobre el grupo de personas que tenía previsión de FONASA, ya que el aumento de la tasa de egresos corresponde a 25.4 %, en contraste, vemos que el impacto para el grupo de ISAPRE es de solo un 7 % y que no logra ser estadísticamente significativo. Este resultado puede ser a causa de cuál es el grupo más necesitado de atención de salud costosa y a cual la ley los libera de una restricción presupuestaria muy ajustada. Si analizamos la Figura A16, que muestra los beneficiarios hasta el año 2020, podemos ver que el 76 % del total de beneficiarios de la ley se corresponden con personas que poseían previsión de FONASA a la hora de acceder al beneficio, en contraste el 22 % corresponde a beneficiarios de ISAPRE y solo el 2 % restante a FFAA.

En cuanto a los resultados asociados a la tasa de defunciones, podemos ver en el Panel B resultados diversos y sin significancia estadística. En las columnas (2) y (4) tenemos el efecto de LRS sobre la tasa

de defunciones para mujeres y hombres respectivamente. Para los hombres vemos una reducción de un 20 % en las defunciones asociadas a patologías que cubre la ley, mientras que para las mujeres vemos un aumento de esta tasa en el orden de 10 %. En cuanto a los resultados que distingue de la previsión de las personas al momento de fallecer, vemos que el efecto para las personas que tenían FONASA es de una reducción de 4 %, mientras que para las personas que tenían ISAPRE es un aumento de 1.6 %. Finalmente, cabe mencionar que para ninguno de estos resultados podemos decir que el impacto presenta significancia estadística, ya que bajo ninguna estimación se rechazaría la hipótesis nula de que el impacto de la ley es distinto a un impacto nulo.

Para finalizar el análisis de heterogeneidad, realizamos una estimación en donde agrupamos los egresos y defunciones para 5 grupos etarios, considerando los intervalos 0 a 19 años, 20 a 39 años, 40 a 59 años, 60 a 79 años y 80 años o más. Las agrupaciones fueron asignadas para tener de manera balanceada las patologías en tratamiento, ya que si consideramos intervalos de menos años, las estimaciones resultan con muy pocas patologías tratadas en cada intervalo. Los resultados de este procedimiento los podemos ver en la Figura 5a, en donde tenemos las estimaciones de la tasa de egreso hospitalaria y en la Figura 5b, en donde tenemos los resultados para la tasa de defunciones. En cuanto a la tasa de egreso, podemos destacar como el efecto es positivo a lo largo de los tramos etarios, destacando que el efecto es heterogéneo, ya que los que menos efecto recibirían serían los de mediana edad que corresponde al grupo de 20 a 39 años, mientras los que mayor efectos recibirían serían los de 80 o más, junto a los de 0 a 19 años. En cuanto a la significancia estadística, podemos ver como los grupos de mayor edad son lo que recibirían un efecto significativamente distinto de cero. Por último, para los resultados de la tasa de defunciones podemos notar que se percibe heterogeneidad a nivel de edad en donde podemos ver como el efecto oscila en torno al estimador agregado (línea roja punteada) tomando valores positivos y negativos. Vemos un efecto negativo para las defunciones que afectaron a los grupos etarios más jóvenes y mayores (menores a 39 años y mayores a 80). En cuanto a la mediana edad vemos un efecto positivo en la tasa de defunciones. Es evidente para estas estimaciones no podemos rechazar la hipótesis nula de que el efecto sea cero para todos los grupos etarios, ya que el intervalo de confianza contiene al cero a lo largo de todos los grupos, lo cual va en línea con el efecto agregado en donde tampoco se percibe significancia estadística.

Figura 5: Efecto de LRS por grupo etario



Notas: Los diamantes negros indican el estimador asociado a SDID cuando se condiciona a la cantidad de egresos o defunciones a cada grupo etario, mientras que la línea azul representa el intervalo de confianza al 95 % como resultado de 100 replicaciones bootstrap. En el eje izquierdo tenemos el logaritmo de la tasa de egreso o defunciones y en el eje horizontal tenemos la división según los 5 grupos etarios considerados cada 20 años. La línea horizontal roja punteada presenta el efecto cuando se considera la muestra total sin condicionar por edad.

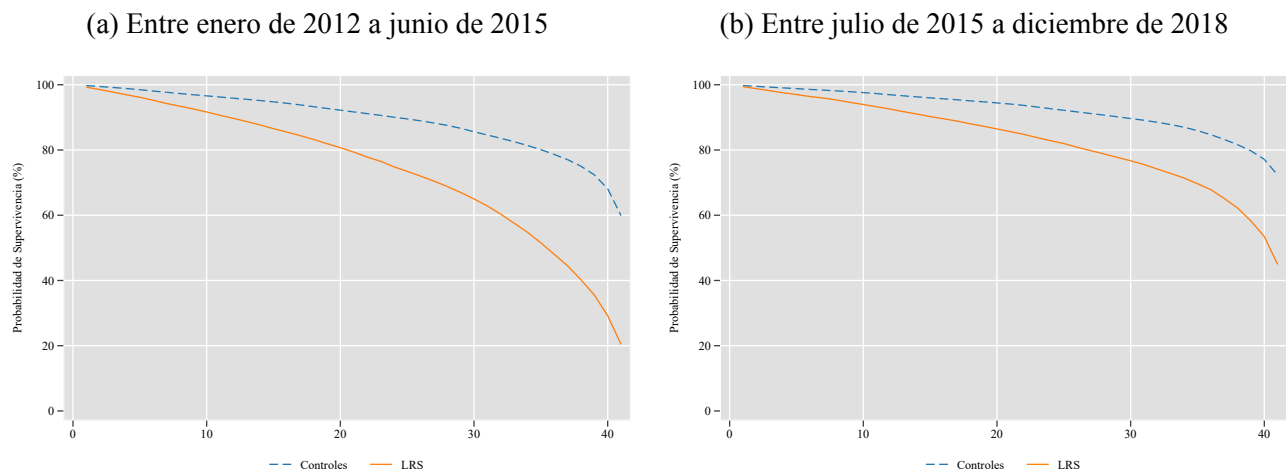
5.1.2. Supervivencia

Una estrategia muy utilizada a la hora de evaluar supervivencia en contextos clínicos, es realizar algún modelo de duración. Estos modelos toman como variable a explicar el tiempo hasta la ocurrencia de algún evento—en nuestro diseño se corresponde a fallecimiento—determinado como lo es el fallecimiento a causa de una patología en particular y cómo se puede modificar este tiempo si es que algunos son puestos bajo el tratamiento de un procedimiento distinto al resto, e incluso variables como el tiempo en desempleo o permanencia de una firma en una industria. En la Figura 6, podemos ver las curvas de supervivencia Kaplan-Meier, las cuales se construyen al calcular mes a mes y para ambos grupos la caída en la probabilidad de supervivencia mediante el ratio de “número de defunciones” sobre “pacientes en riesgo”, el cual se va restando a la probabilidad de supervivencia inicial (que se corresponde a una probabilidad igual a 1) a medida que avanza el tiempo.

Para poder estudiar el cambio de la probabilidad de supervivencia luego de la implementación de LRS, calculo la curva de Kaplan-Meier para el período pre-LRS y post-LRS, en donde hago distinción agrupando si la patología en el análisis se corresponde a una cubierta dentro de la ley o fuera de ella. Lo que se hace para realizar este análisis fue tomar todos los egresos hospitalarios y defunciones entre 2012 a 2018 (41 tiempos pre y 41 tiempos post reforma) y los unificamos en una base de datos, manteniendo

en cuenta los duplicados y las defunciones de pacientes que aparezcan en los datos de egreso y posterior defunciones. Observamos entonces, pacientes que asistieron al hospital por una patología específica y en caso de observarla en un período posterior como fallecida por otra patología (o la misma) damos cuenta de que el evento ocurre en ese mes para ese paciente y prescindimos de su información previa. Tomamos el resto de los egresos que no aparecen en la base de datos de defunciones como pacientes que no han tenido el evento en el periodo estudiado.

Figura 6: Curvas de Supervivencia Kaplan-Meier

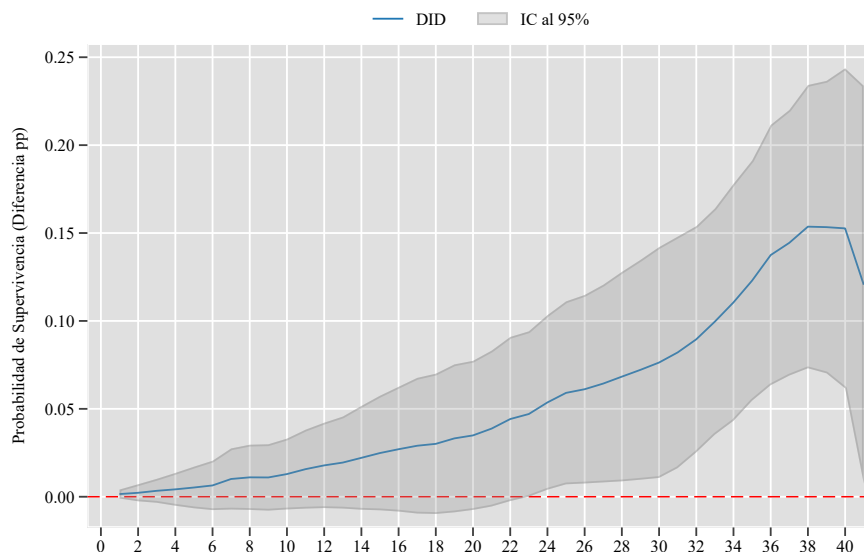


Notas: Se grafica una versión suavizada (sin escalones) de las curvas de supervivencia. El eje izquierdo corresponde a la probabilidad de supervivencia (%) y en el eje horizontal tenemos el tiempo de análisis a nivel mensual. La curva naranja sólida considera las patologías cubiertas en LRS, mientras que la línea azul punteada “--” considera las patologías fuera de LRS.

Por último, como es de interés comprender algún cambio entre el período previo y posterior a la reforma, realizo un cálculo y procedimiento similar a una estimación de Diferencias-en-Diferencias. Primero, tomo la *primera diferencia* entre la curva tratada (sólidas naranja) y las curva de control (punteadas azul) para ambos períodos, obteniendo entonces el diferencial de la probabilidad de supervivencia entre ambos grupos, para ambos periodos de tiempo. Segundo, tomo la *segunda diferencia* restando la primera diferencia del período posterior y restándole la primera diferencia correspondiente al período previo LRS, obteniendo con ello una serie de DID de la probabilidad de supervivencia que finalmente grafico en la Figura 7. Para poder realizar inferencia en este diseño, realizo un proceso de bootstrap en bloque, remuestreando con reemplazo sobre las patologías para mantener la dependencia temporal. Una descripción completa del algoritmo para realizar este procedimiento se encuentra en el Algoritmo 1. El resultado de este procedimiento nos indica que existe una diferencia que es creciente en el tiempo, en donde podemos destacar que la probabilidad de supervivencia se ha incrementado en promedio cerca de

5 puntos porcentuales y en cerca de 15 puntos porcentuales para 38 meses transcurrida la implementación de LRS, es decir, cerca de 3 años posteriores a la ley.

Figura 7: Diferencias-en-Diferencias de las Curvas de Supervivencia



Notas: Gráfico de las Diferencias-en-Diferencias de las curvas de supervivencia de la Figura 6. En el eje izquierdo tenemos la diferencia en puntos porcentuales entre la diferencia de las curvas de supervivencia del período post menos la diferencia de las curvas de supervivencia del período pre. En el eje horizontal tenemos el tiempo de supervivencia medido en meses. La línea azul sólida muestra la diferencia antes descrita, mientras que el área gris es el intervalo de confianza (IC) al 95 %, construido mediante 200 repeticiones de bootstrap.

Como se pudo ver, los resultados en los modelos para evaluar la mortalidad son distintos tanto en lo que representan como en la significancia estadística detrás. Por un lado, los modelos realizan estimaciones que son distintas por construcción, en donde las obtenidas por SDID entregan un efecto negativo, es decir, indican una reducción en la mortalidad a nivel agregado pero sin significancia estadística que respalde el impacto. Por otro lado, el análisis de supervivencia, considerando las curvas de Kaplan-Meier junto con DID, estudian la probabilidad de supervivencia, es decir, cuánto tiempo transcurre antes de que ocurra el fallecimiento de las personas en estudio, en donde se observa un aumento en la probabilidad de sobrevivir por parte de las personas tratadas y, a diferencia de las estimaciones SDID, estos resultados son significativos estadísticamente. Es claro que la pregunta detrás que se intenta abordar guarda similitud entre metodologías de estimación, pero en la práctica son fenómenos de estudio distintos.

6. Conclusiones

Chile presenta uno de los desafíos de salud pública más contingentes del último tiempo, en donde las largas listas de espera y el acceso a salud de calidad son un permanente desafío. La Ley Ricarte Soto vino a cubrir un vacío importante que por mucho tiempo estuvo de lado, las enfermedades que no suelen ocurrir con frecuencia y que por consecuencia suelen tener un costo clínico y de tratamiento alto en comparación a enfermedades más comunes. Si bien la LRS tiene una cobertura que se amplía con el tiempo, aún queda mucho por mejorar.

El Estado chileno se ha encargado de incrementar el gasto en salud para poder dar mayor acceso a los más necesitados e incluso apoyando de manera transversal. Así, es como las políticas implementadas y como, en particular, la LRS han podido incrementar los canales de acceso al tratamiento de enfermedades. Los resultados indican que la ampliación de la cobertura a ciertas patologías ha demostrado mejoras significativas en el acceso a la salud, en donde, la facilitación a ciertos tratamientos, que antes estaban fuera del alcance de los pacientes, ha significado un incremento en las atenciones hospitalarias. Por otro lado, un tema no resuelto y que puede ser la debilidad de la ley, es si realmente ha mejorado la calidad de la atención o si realmente ha tenido efectos en el bienestar y la supervivencia de las personas afectadas. Si bien expongo resultados que indicarían que no tuvo efecto en la mortalidad de las personas cubiertas por la ley, encuentro que sí se evidencia un efecto en la probabilidad de supervivencia. Es importante señalar, que si bien no encuentro un efecto directo en la mortalidad, si hay evidencia nacional que respalda este resultado para otra política de salud, me refiero a los recientes resultados expuestos en [Menares and Muñoz \(2023\)](#), en donde estiman una reducción en la mortalidad asociadas a la implementación del programa GES. Es por ello que sin duda sería interesante implementar otras metodologías y acompañar esto con un acceso a datos más recientes para complementar los resultados obtenidos en esta tesis.

Uno de los principales desafíos que se presentaron en la evaluación de esta ley, fue el ingreso en distintos momentos del tiempo de patologías dentro de la cobertura de la ley, y el no cumplimiento de las tendencias paralelas. Gracias al nuevo método de estimación de Diferencias-en-Diferencias Sintéticas, podemos elegir un contrafactual sintético de tal manera de asegurar el cumplimiento del supuesto clave en un diseño de Diferencias-en-Diferencias tradicional. Además, gracias a que observamos un gran grupo de donadores para construir el control sintético se pudo realizar un ajuste bastante preciso.

Esta investigación realizó una primera aproximación a lo que sería el efecto de esta ley, que es

relativamente reciente en Chile y sin evaluaciones de impacto. Los resultados van en línea con diversa literatura que muestra que pueden encontrarse efectos en el acceso a la salud y no necesariamente tengan impactos en la salud o bienestar de los pacientes. Además, logramos visualizar que el efecto tendría una fuerte heterogeneidad en donde los grupos más beneficiados serían las mujeres, y los pacientes que se encuentran asegurados por FONASA.

La evidencia de este estudio sugiere que la LRS ha sido una iniciativa importante que ha logrado mejorar el acceso a la salud en Chile. También, existe algo de evidencia que sugiere que la ley ha tenido impactos en la sobrevivencia. Estos importantes resultados apoyarían la continuidad y la relevancia de esta ley y cabe destacar que cuando fue promulgada, se consideró un fondo anual de 100 mil millones, de los cuales año tras año no se ha utilizado en su totalidad. Por último, a junio de 2021 la ley ha logrado cubrir en su tratamiento a 33,297 personas, por lo que podemos decir que la LRS no es la de mayor costo y que ha generado una cobertura adecuada que podría expandirse, eventualmente, aprovechando el retrasado quinto decreto.

Referencias

- D. Arkhangelsky, S. Athey, D. A. Hirshberg, G. W. Imbens, and S. Wager. Synthetic Difference-in-Differences. *American Economic Review*, 111(12):4088–4118, December 2021. doi: 10.1257/aer.20190159. URL <https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/aer.20190159>.
- K. Baicker, S. L. Taubman, H. L. Allen, M. Bernstein, J. H. Gruber, J. P. Newhouse, E. C. Schneider, B. J. Wright, A. M. Zaslavsky, and A. N. Finkelstein. The Oregon Experiment — Effects of Medicaid on Clinical Outcomes. *New England Journal of Medicine*, 368(18):1713–1722, 2013. doi: 10.1056/NEJMsa1212321. URL <https://doi.org/10.1056/NEJMsa1212321>. PMID: 23635051.
- B. Black, A. Hollingsworth, L. Nunes, and K. Simon. The Effect of Health Insurance on Mortality: What Can We Learn from the Affordable Care Act Coverage Expansions? *SSRN Electronic Journal*, 01 2019. doi: 10.2139/ssrn.3368187.
- M. Borgschulte and J. Vogler. Did the ACA Medicaid expansion save lives? *Journal of Health Economics*, 72:102333, 2020. ISSN 0167-6296. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhealeco.2020.102333>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167629619306228>.
- S. Chapman, V. Paris, and R. Lopert. Challenges in access to oncology medicines. (123), 2020. doi: <https://doi.org/https://doi.org/10.1787/4b2e9cb9-en>. URL <https://www.oecd-ilibrary.org/content/paper/4b2e9cb9-en>.
- D. Clarke and K. Tapia-Schythe. Implementing the panel event study. *The Stata Journal*, 21(4):853–884, 2021. doi: 10.1177/1536867X2111063144. URL <https://doi.org/10.1177/1536867X2111063144>.
- D. Clarke, D. Pailaño, S. Athey, and G. Imbens. Synthetic Difference In Differences Estimation, 2023. URL <https://arxiv.org/abs/2301.11859>.
- C. de Chaisemartin and X. D’Haultfœuille. Two-Way Fixed Effects Estimators with Heterogeneous Treatment Effects. *American Economic Review*, 110(9):2964–96, September 2020. doi: 10.1257/aer.20181169. URL <https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/aer.20181169>.
- A. Finkelstein, S. Taubman, B. Wright, M. Bernstein, J. Gruber, J. P. Newhouse, H. Allen, K. Baicker, and O. H. S. Group. The Oregon Health Insurance Experiment: Evidence from the First Year*. *The Quarterly Journal of Economics*, 127(3):1057–1106, 07 2012. ISSN 0033-5533. doi: 10.1093/qje/qjs020. URL <https://doi.org/10.1093/qje/qjs020>.
- J. Goldin, I. Z. Lurie, and J. McCubbin. Health Insurance and Mortality: Experimental Evidence from Taxpayer Outreach. *The Quarterly Journal of Economics*, 136(1):1–49, 09 2020. ISSN 0033-5533. doi: 10.1093/qje/qjaa029. URL <https://doi.org/10.1093/qje/qjaa029>.
- A. Goodman-Bacon. Difference-in-differences with variation in treatment timing. *Journal of Econometrics*, 225(2):254–277, 2021. ISSN 0304-4076. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2021.03.014>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304407621001445>. The-med Issue: Treatment Effect 1.

- J. Gruber and B. Sommers. The Affordable Care Act's Effects on Patients, Providers, and the Economy: What We've Learned So Far. *Journal of Policy Analysis and Management*, 38, 07 2019. doi: 10.1002/pam.22158.
- L. S. Jacobson, R. J. LaLonde, and D. G. Sullivan. Earnings Losses of Displaced Workers. *The American Economic Review*, 83(4):685–709, 1993. ISSN 00028282. URL <http://www.jstor.org/stable/2117574>.
- A. Kahn-Lang and K. Lang. The Promise and Pitfalls of Differences-in-Differences: Reflections on 16 and Pregnant and Other Applications. *Journal of Business & Economic Statistics*, 38(3):613–620, 2020. doi: 10.1080/07350015.2018.1546591. URL <https://doi.org/10.1080/07350015.2018.1546591>.
- Ley N° 20.850. *Diario Oficial de la República de Chile*, June 6 2015. URL <https://www.bcn.cl/leychile/navegar?i=1078148&f=2222-02-02&p=>.
- L. Luzzatto, H. Hyry, A. Schieppati, E. Costa, S. Simoens, F. Schaefer, J. Roos, G. Merlini, H. Kääriäinen, S. Garattini, C. Hollak, G. Remuzzi, T. Barbui, A. Benigni, E. Daina, D. Gramaglia, C. Hollak, H. Hyry, H. Kaarinen, and R. Notaro. Outrageous prices of orphan drugs: a call for collaboration. *The Lancet*, 392, 07 2018. doi: 10.1016/S0140-6736(18)31069-9. URL [https://www.thelancet.com/journals/lancet/article/PIIS0140-6736\(18\)31069-9/fulltext](https://www.thelancet.com/journals/lancet/article/PIIS0140-6736(18)31069-9/fulltext).
- F. Menares and P. Muñoz. The Impact of Disease-Specific Health Insurance Expansion on Mortality. Technical report, Munich, 2023. URL https://fmenares.github.io/web/GES_jmp_web.pdf.
- S. Miller, N. Johnson, and L. R. Wherry. Medicaid and Mortality: New Evidence From Linked Survey and Administrative Data*. *The Quarterly Journal of Economics*, 136(3):1783–1829, 01 2021. ISSN 0033-5533. doi: 10.1093/qje/qjab004. URL <https://doi.org/10.1093/qje/qjab004>.
- C. Normand. Free for All: Lessons from the RAND Health Insurance Experiment. *BMJ*, 308(6945): 1724–1725, 1994. doi: 10.1136/bmj.308.6945.1724a. URL <https://www.bmj.com/content/308/6945/1724.2>.
- M. Olavarría. Access to healthcare in Chile. *Acta Bioethica*, 11(1), Jan. 2005. URL <https://revistadematemáticas.uchile.cl/index.php/AB/article/view/16748>.
- D. Pailañir and D. Clarke. SDID: Stata module to perform synthetic difference-in-differences estimation, inference, and visualization, Apr. 2022. URL <https://ideas.repec.org/c/boc/bocode/s459058.html>.
- J. Roth, P. H. C. Sant'Anna, A. Bilinski, and J. Poe. What's Trending in Difference-in-Differences? A Synthesis of the Recent Econometrics Literature. Papers 2201.01194, arXiv.org, Jan. 2022. URL <https://ideas.repec.org/p/arx/papers/2201.01194.html>.
- B. D. Sommers, K. Baicker, and A. M. Epstein. Mortality and Access to Care among Adults after State Medicaid Expansions. *New England Journal of Medicine*, 367(11):1025–1034, 2012. doi: 10.1056/NEJMsa1202099. URL <https://doi.org/10.1056/NEJMsa1202099>. PMID: 22830435.
- B. D. Sommers, S. K. Long, and K. Baicker. Changes in Mortality After Massachusetts Health Care Reform. *Annals of Internal Medicine*, 160(9):585–593, 2014. doi: 10.7326/M13-2275. URL <https://www.acpjournals.org/doi/abs/10.7326/M13-2275>. PMID: 24798521.

- B. D. Sommers, M. Z. Gunja, K. Finegold, and T. Musco. Changes in Self-reported Insurance Coverage, Access to Care, and Health Under the Affordable Care Act. *JAMA*, 314(4):366–374, 07 2015. ISSN 0098-7484. doi: 10.1001/jama.2015.8421. URL <https://doi.org/10.1001/jama.2015.8421>.
- B. D. Sommers, R. J. Blendon, E. J. Orav, and A. M. Epstein. Changes in Utilization and Health Among Low-Income Adults After Medicaid Expansion or Expanded Private Insurance. *JAMA Internal Medicine*, 176(10):1501–1509, 10 2016. ISSN 2168-6106. doi: 10.1001/jamainternmed.2016.4419. URL <https://doi.org/10.1001/jamainternmed.2016.4419>.
- B. D. Sommers, A. A. Gawande, and K. Baicker. Health Insurance Coverage and Health — What the Recent Evidence Tells Us. *New England Journal of Medicine*, 377(6):586–593, 2017. doi: 10.1056/NEJMs1706645. URL <https://doi.org/10.1056/NEJMs1706645>. PMID: 28636831.
- S. L. Taubman, H. L. Allen, B. J. Wright, K. Baicker, and A. N. Finkelstein. Medicaid increases emergency-department use: Evidence from oregon’s health insurance experiment. *Science*, 343(6168):263–268, 2014. doi: 10.1126/science.1246183. URL <https://www.science.org/doi/abs/10.1126/science.1246183>.
- J. Vega, P. Bedregal, L. Jadue, and I. Delgado. Equidad de género en el acceso a la atención de salud en Chile. *Revista médica de Chile*, 131:669 – 678, 06 2003. ISSN 0034-9887. URL http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0034-98872003000600012&nrm=iso.
- World Health Organization. Designing health financing systems to reduce catastrophic health expenditure, 2005. URL <https://apps.who.int/iris/handle/10665/70005>.
- L. Wyszewianski. Financially Catastrophic and High-Cost Cases: Definitions, Distinctions, and Their Implications for Policy Formulation. *Inquiry*, 23(4):382–394, 1986. ISSN 00469580, 19457243. URL <http://www.jstor.org/stable/29771827>.
- K. Xu, D. B. Evans, K. Kawabata, R. Zeramdini, J. Klavus, and C. J. Murray. Household catastrophic health expenditure: a multicountry analysis. *The Lancet*, 362(9378):111–117, 2003. ISSN 0140-6736. doi: [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(03\)13861-5](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(03)13861-5). URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0140673603138615>.
- K. Xu, D. Evans, G. Carrin, A. Aguilar Rivera, P. Musgrove, and T. Evans. Protecting Households From Catastrophic Health Spending. *Health affairs (Project Hope)*, 26:972–83, 07 2007. doi: 10.1377/hlthaff.26.4.972. URL <https://www.healthaffairs.org/doi/abs/10.1377/hlthaff.26.4.972?journalCode=hlthaff>.

A1. Siglas relevantes

LRS Ley Ricarte Soto

FONASA Fondo Nacional de Salud

ISAPRE Instituciones de Salud Previsional

CAPREDENA Caja de Previsión de la Defensa Nacional

DIPRECA Dirección de Previsión de Carabineros de Chile

SISAN Sistema de Salud Naval

CENABAST Central de Abastecimiento del Sistema Nacional de Servicios de Salud

IPC Índice de Precios al Consumidor

CASEN Encuesta de Caracterización Socioeconómica Nacional

DEIS Departamento de Estadísticas e Información de Salud

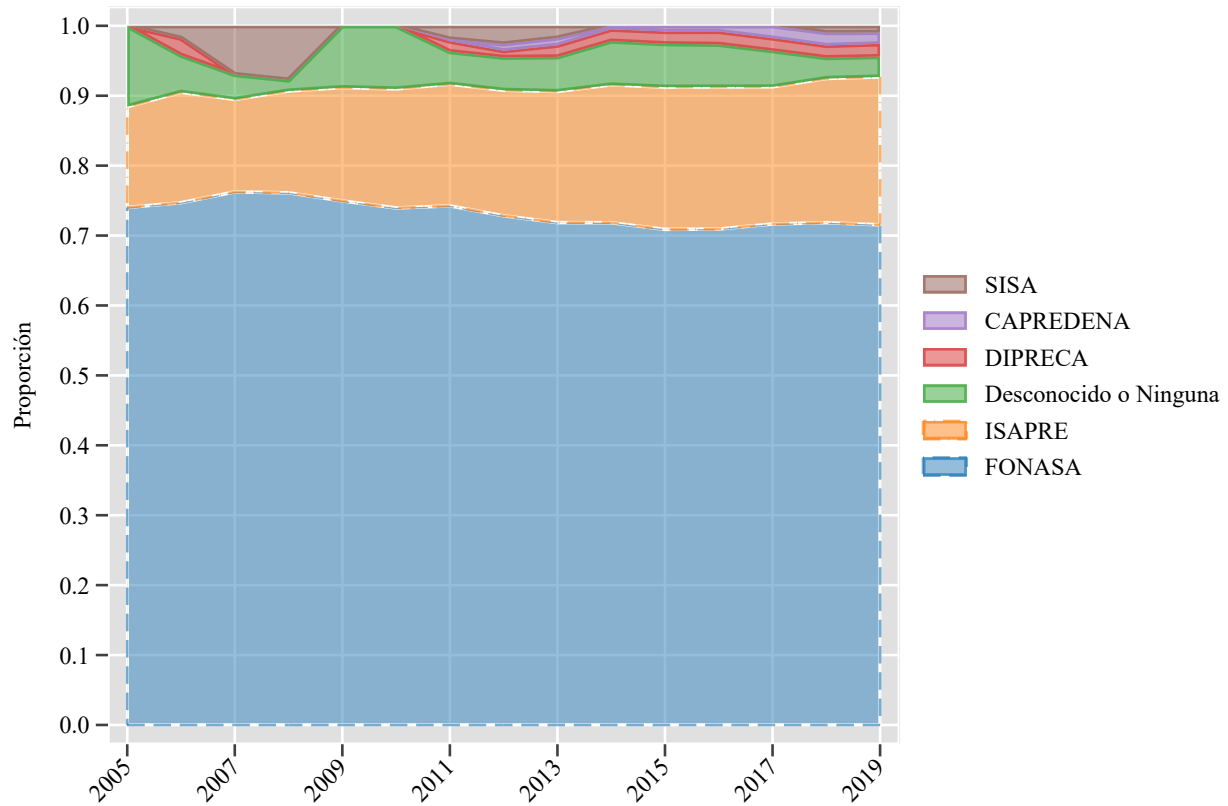
SDID Synthetic Difference in Differences

DID Difference in Differences

SC Synthetic Control method

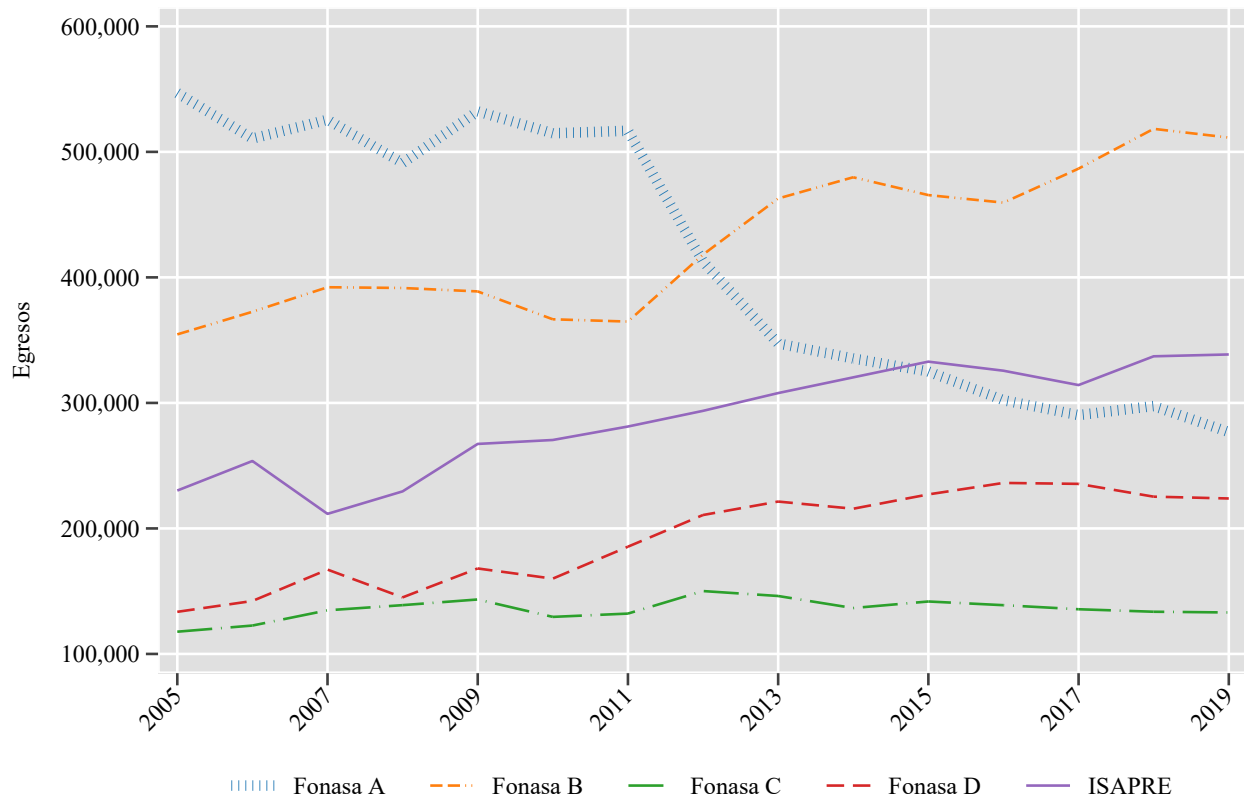
A2. Gráficos

Figura A1: Proporción de egresos por previsión



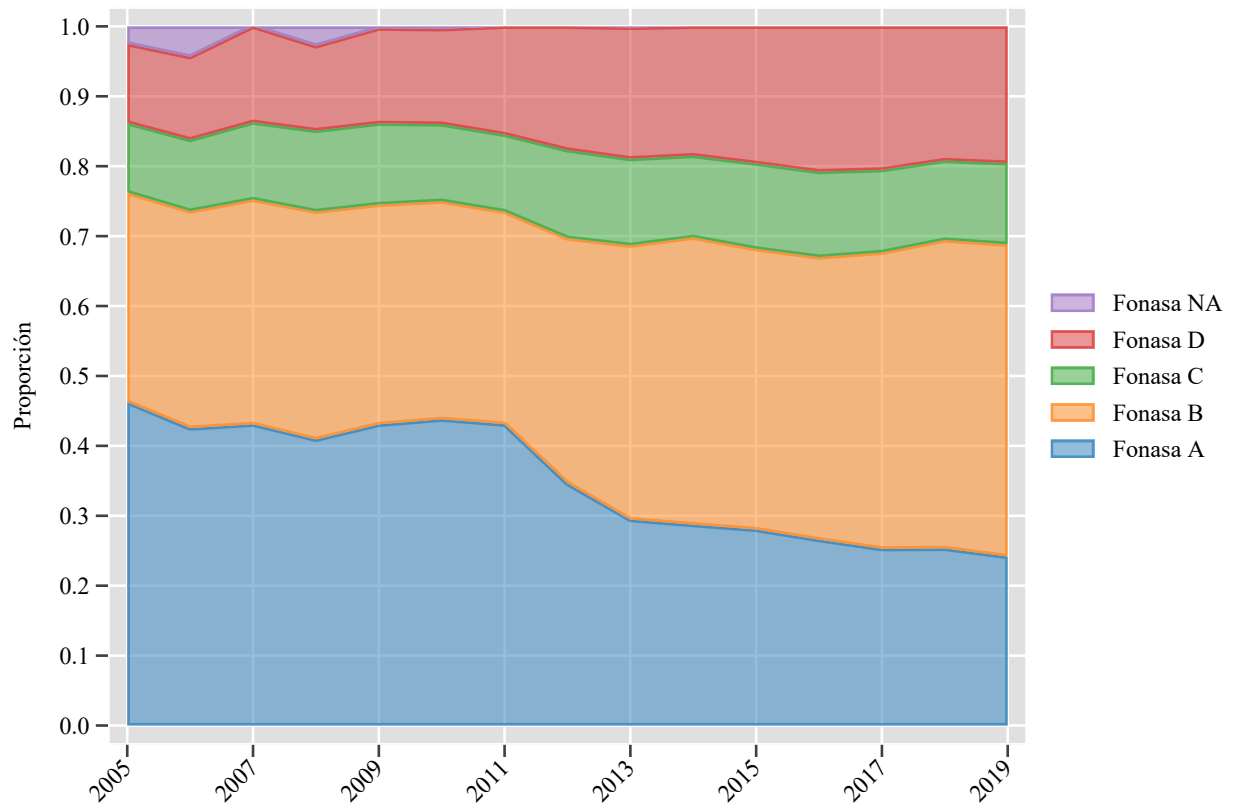
Notas: Eje izquierdo vertical corresponde a la proporción del total de egresos por previsión, en el eje horizontal tenemos años. De manera ascendente tenemos la proporción de egresos de Fonasa (azul con bordes “- -”), Isapre (naranja con bordes “- .”), Desconocido (verde) y Fuerzas Armadas.

Figura A2: Egresos totales de Fonasa e Isapre



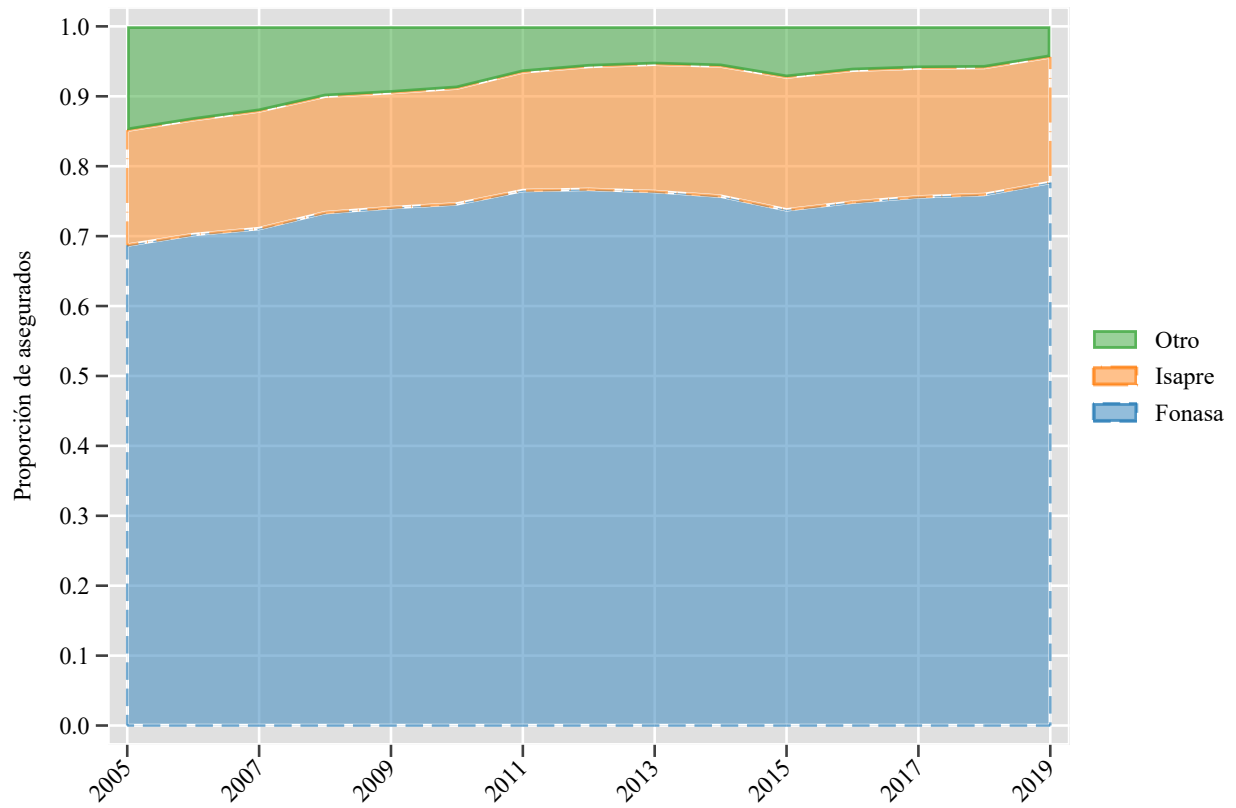
Notas: En el eje izquierdo vertical tenemos la cantidad total de egresos y en el eje horizontal tenemos años. La línea azul con sublíneas verticales “|” se corresponden a Fonasa A. La línea naranja de doble guión y puntos “- - .” es Fonasa B. La línea verde con guión largo y un punto “— .” es Fonasa C. La línea roja de doble guión “--” es Fonasa D. La línea sólida de color morado corresponde a Isapre.

Figura A3: Proporción de egresos con previsión Fonasa



Notas: En el eje vertical izquierdo tenemos la proporción del total y en el eje horizontal tenemos años. De manera ascendente tenemos en azul Fonasa A, en naranja Fonasa B, en verde Fonasa C, en rojo Fonasa D y en lila Fonasa desconocida.

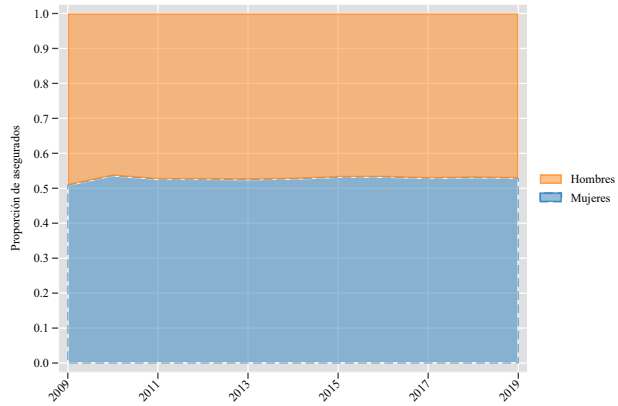
Figura A4: Proporción de asegurados por tipo de previsión



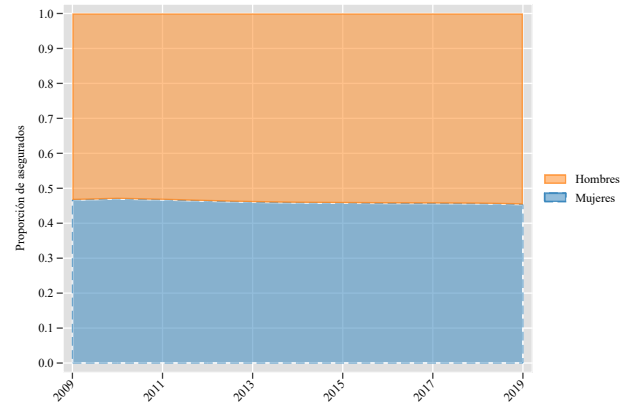
Notas: En el eje izquierdo vertical tenemos la proporción de asegurados, en el eje horizontal tenemos años. De manera ascendente tenemos la proporción del total nacional de asegurados en Fonasa (azul con bordes “- -”), luego tenemos la proporción de asegurados en Isapre (naranja con bordes “— ·”) y en el borde superior tenemos los asegurados que no pertenecen a las otras dos categorías (verde con borde sólido).

Figura A5: Proporción de asegurados por sexo y previsión

(a) Fonasa

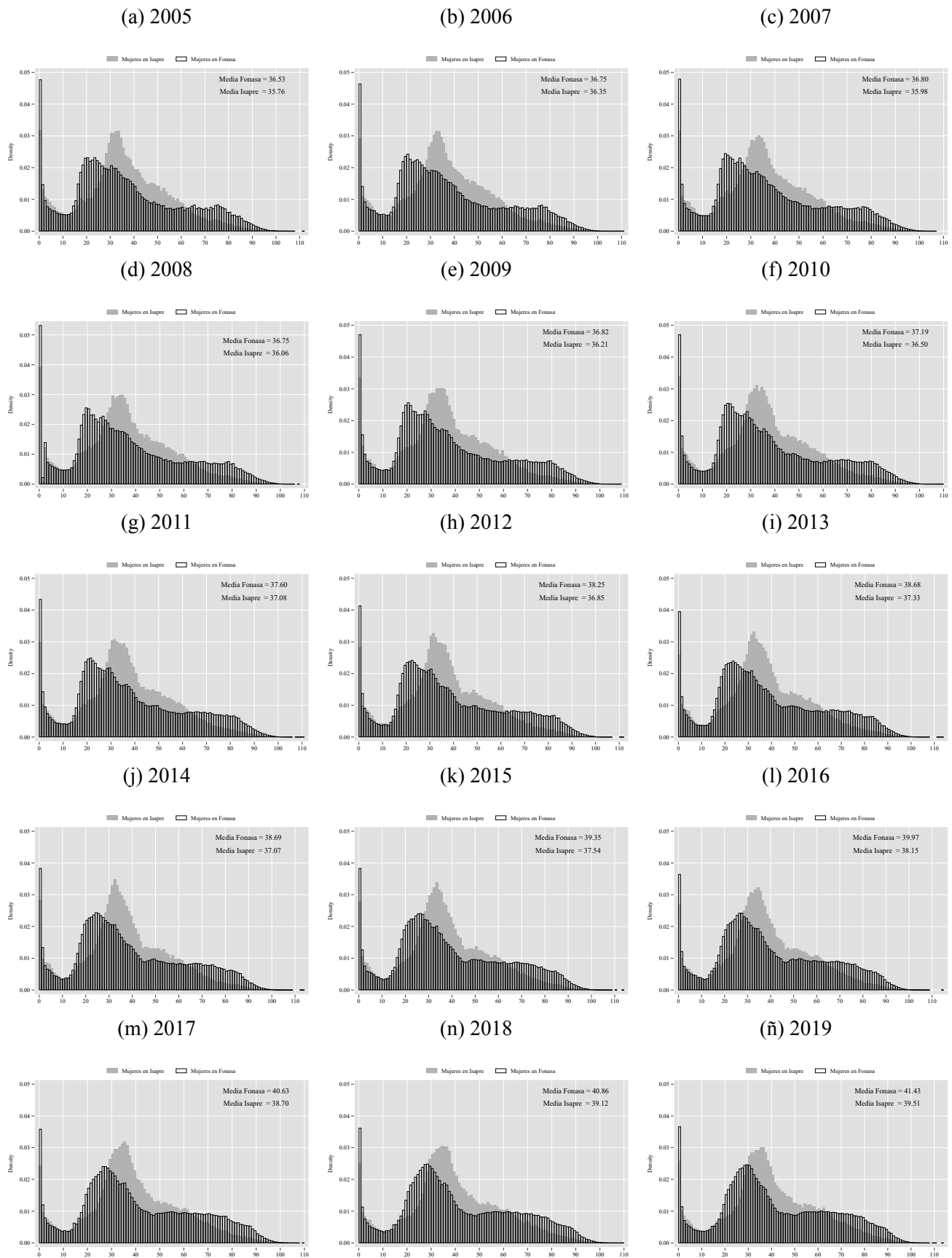


(b) Isapre



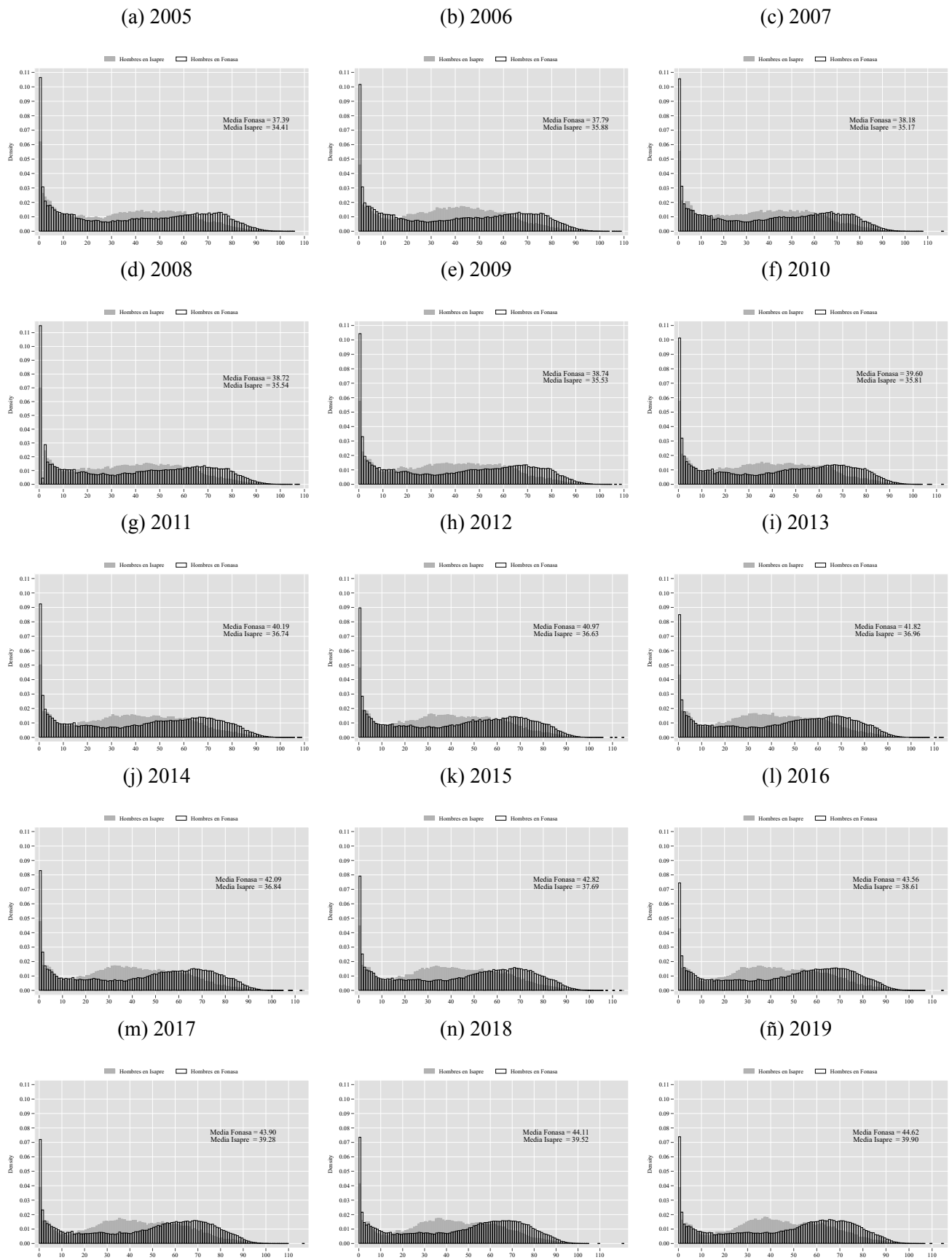
Notas: Para ambos paneles en el eje vertical izquierdo tenemos la proporción de asegurados y en el eje horizontal tenemos años. De manera ascendente tenemos la proporción de aseguradas mujeres en color azul y borde “- -”, mientras que para los hombres corresponde a color naranja y borde sólido.

Figura A6: Densidad de egresos Femeninos por edad y previsión



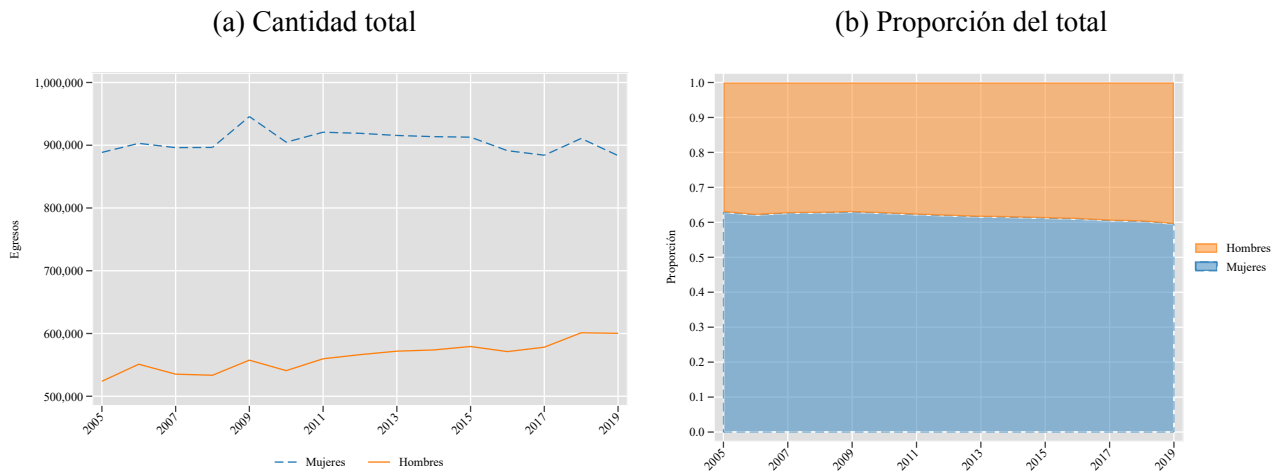
Notas: Eje izquierdo vertical presenta la densidad, eje horizontal presenta la edad. Las barras verticales blancas con borde sólido se corresponde a mujeres con previsión de Fonasa, mientras que las barras grises con bordes grises corresponde a mujeres con previsión de Isapre.

Figura A7: Densidad de egresos Masculinos por edad y previsión



Notas: Eje izquierdo vertical presenta la densidad, eje horizontal presenta la edad. Las barras verticales blancas con borde sólido se corresponde a hombres con previsión de Fonasa, mientras que las barras grises con bordes grises corresponde a hombres con previsión de Isapre.

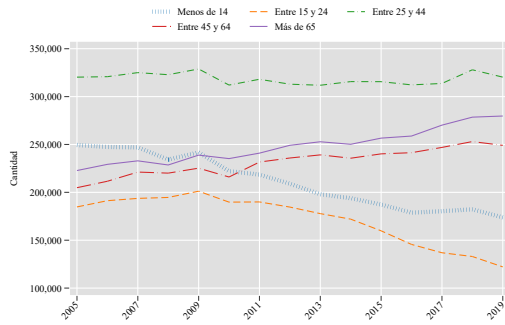
Figura A8: Cantidad de egresos vivos por sexo



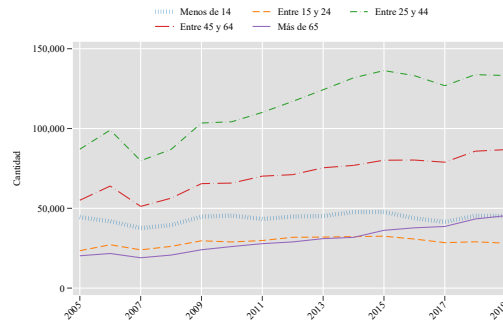
Notas: En el panel (a) el eje vertical corresponde a la cantidad de egresos totales, en el eje horizontal vemos los años. En línea azul punteada se la cantidad total por año para mujeres, mientras que en línea naranja sólida corresponde a la cantidad total para hombres. En el panel (b) vemos la proporción como parte del total a lo largo del tiempo, en el eje izquierdo vertical vemos la proporción, mientras que en el eje horizontal vemos los años. De manera ascendente vemos la proporción para mujeres (azul con bordes “- -”) mientras que en naranja con borde sólido vemos la proporción para los hombres.

Figura A9: Cantidad de egresos vivos por tramo de edad

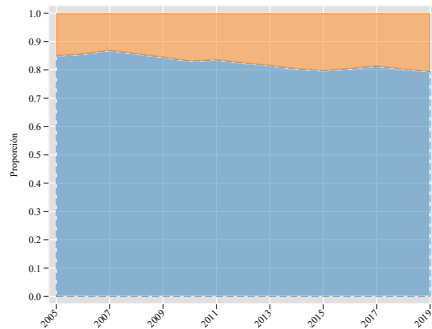
(a) Fonasa



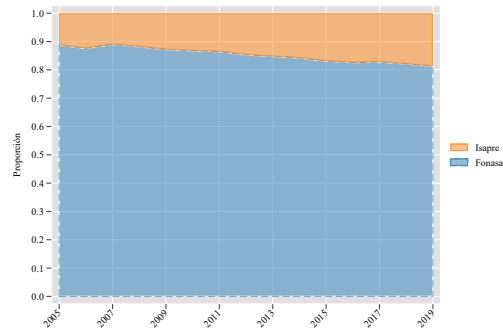
(b) Isapre



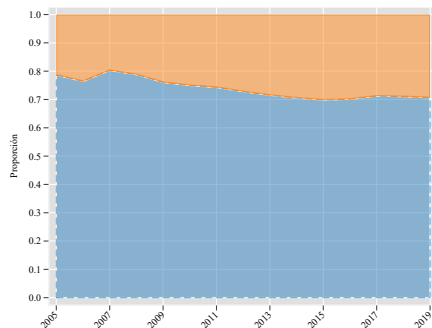
(c) Menos de 14



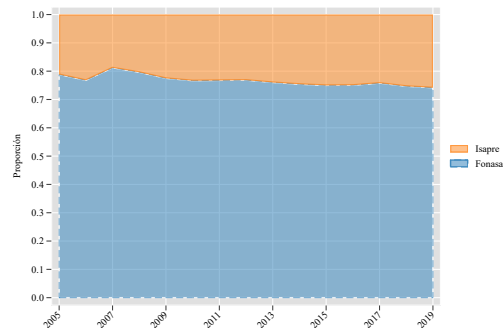
(d) Entre 15 y 24



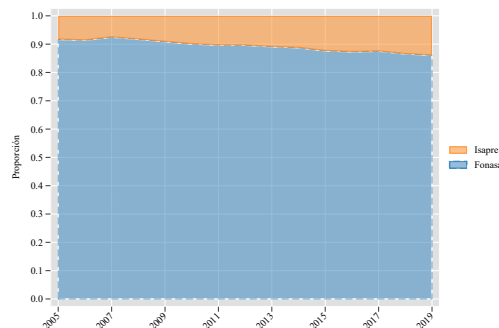
(e) Entre 25 y 44



(f) Entre 45 y 64

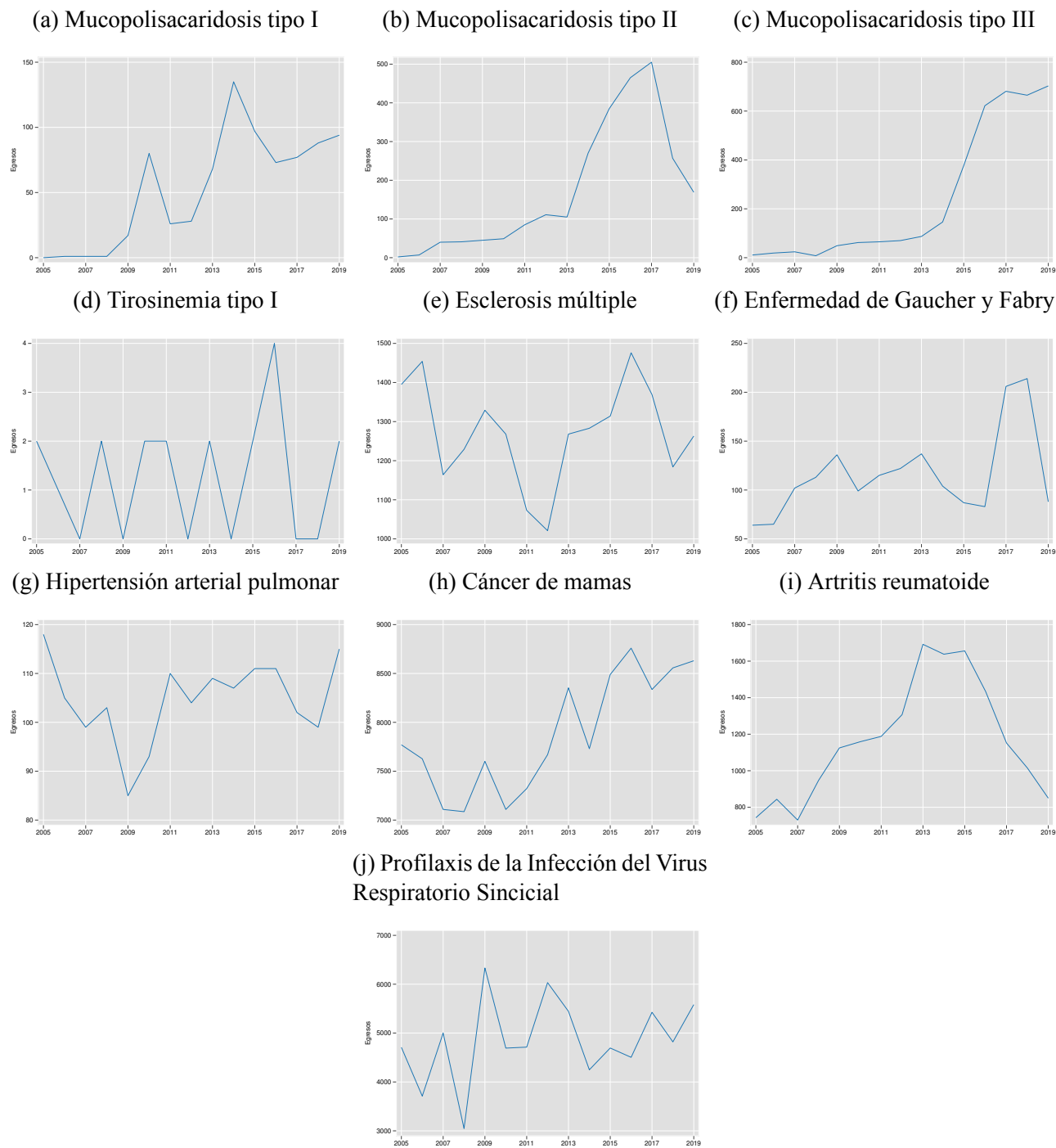


(g) Más de 65



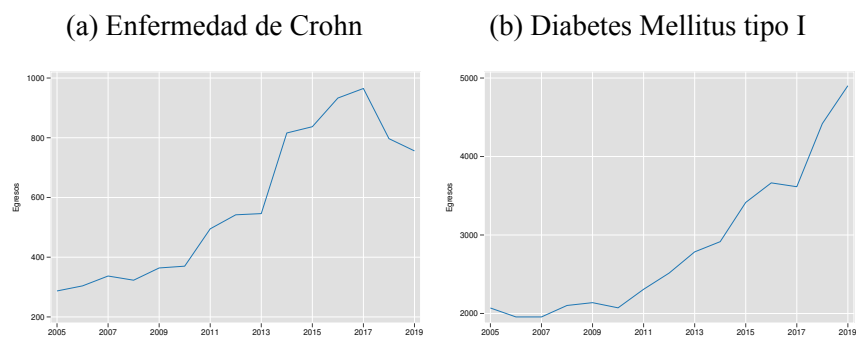
Notas: En el panel (a) y (b) tenemos en el eje vertical izquierdo la cantidad total de egresos vivos por tamos de edad. En ambos paneles la línea azul “|” se corresponde al tramo “ ≤ 14 años”, la línea naranja “- -” corresponde al tramo “entre 15 – 24 años”, la línea verde “- ·” corresponde al tramo “entre 25 – 44 años”, la línea roja “— ·” corresponde al tramo “entre 45 – 64 años” y la línea sólida morada se corresponde con el tramo “ > 65 años”. En los paneles (c), (d), (e), (f) y (g), tenemos la proporción por grupo de edad y previsión. Estos paneles en el eje vertical izquierdo persentan la proporción del total y en el eje horizontal tenemos años. De manera ascendente tenemos la proporción de egresos vivos de Fonasa en color azul y borde “- -”, mientras que para Isapre color naranja y borde sólido.

Figura A10: Cantidad de egresos vivos por patologías cubiertas por LRS–Primer Decreto



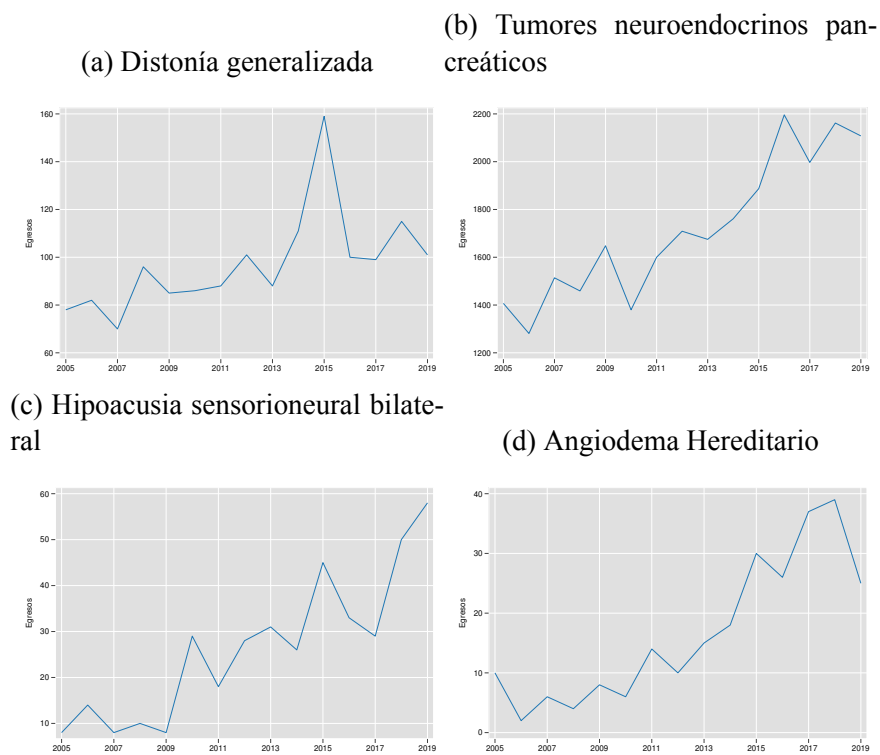
Notas: En todos los paneles en el eje vertical izquierdo tenemos la cantidad total de egresos vivos y en el eje horizontal tenemos años. La línea azul presenta la tendencia para cada una de las patologías por panel.

Figura A11: Cantidad de egresos vivos por patologías cubiertas por LRS–Segundo Decreto



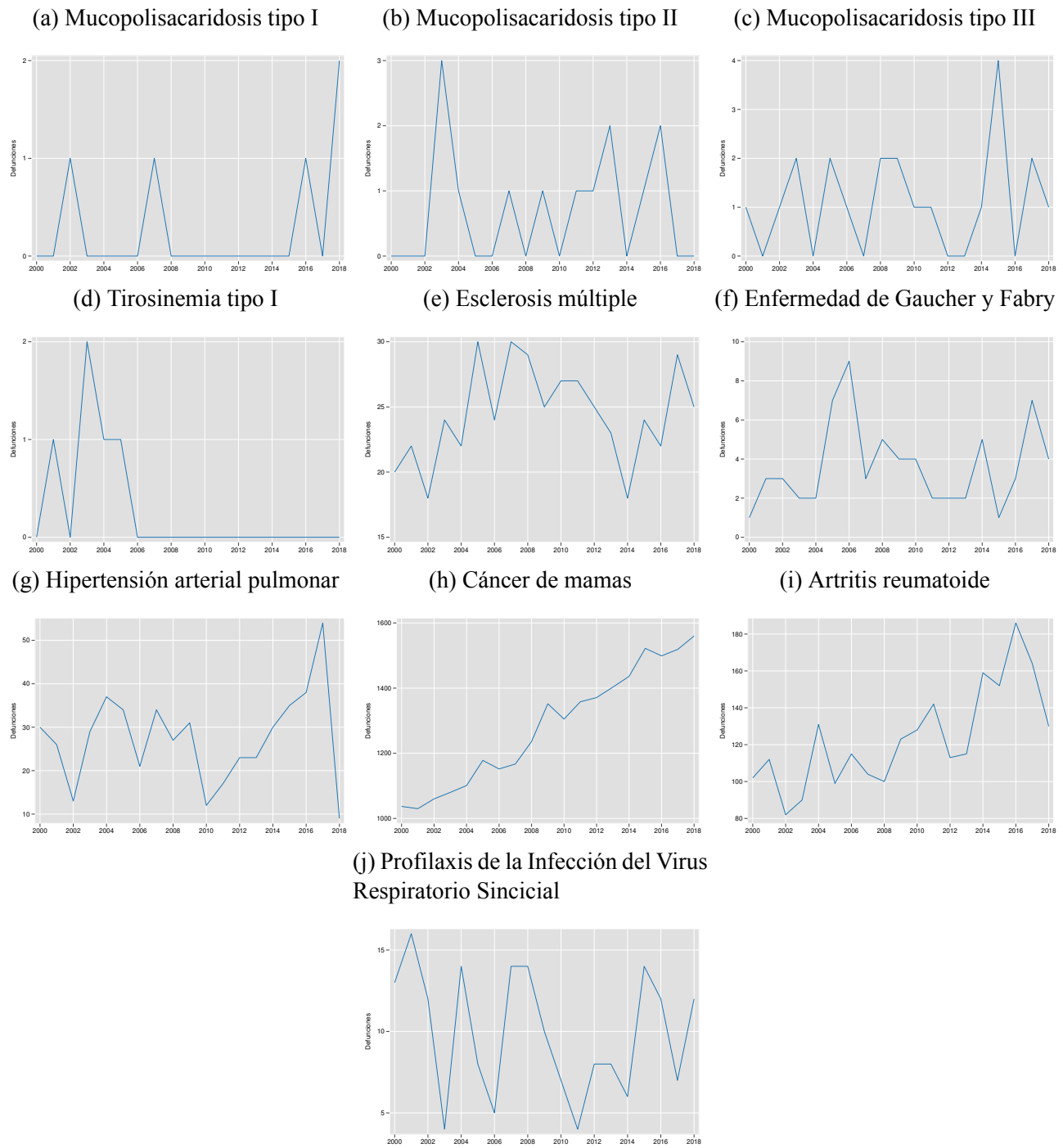
Notas: Las notas hacen referencia a las de la Figura A10.

Figura A12: Cantidad de egresos vivos por patologías cubiertas por LRS–Tercer Decreto



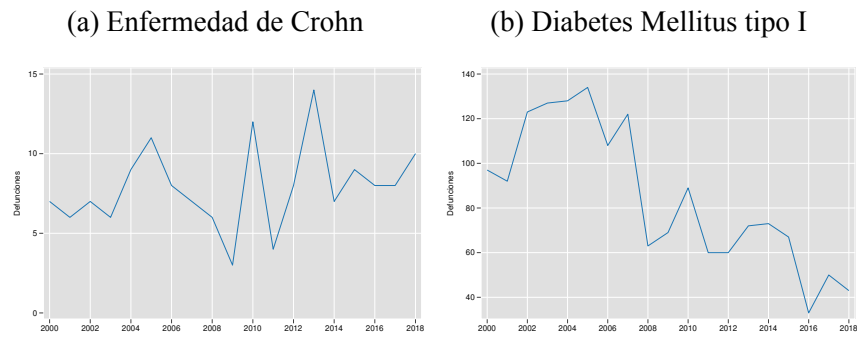
Notas: Las notas hacen referencia a las de la Figura A10.

Figura A13: Cantidad de defunciones por patologías cubiertas por LRS–Primer Decreto



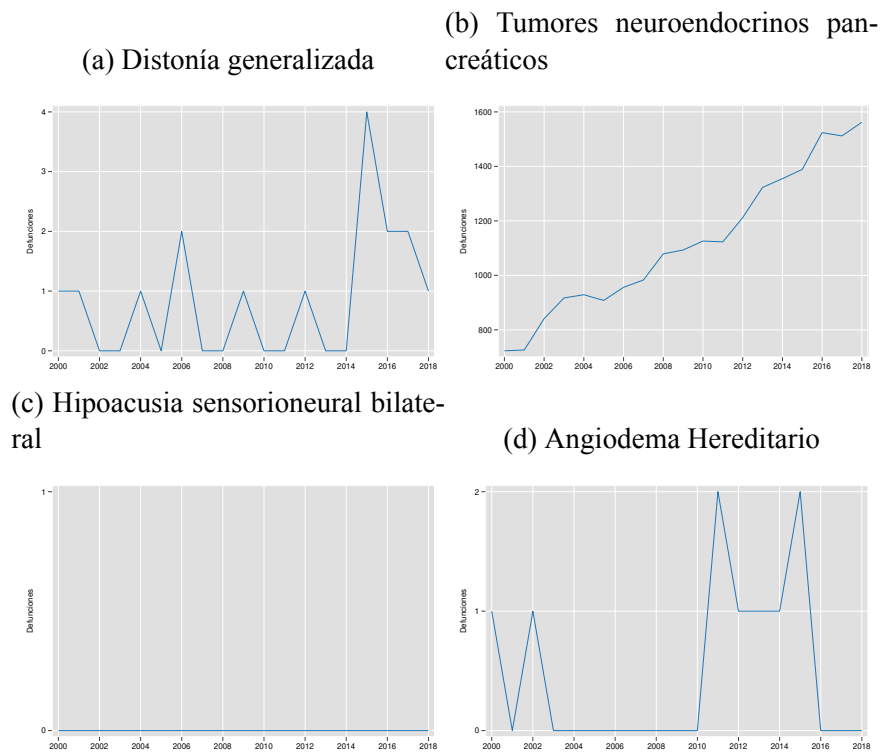
Notas: En todos los paneles en el eje vertical izquierdo tenemos la cantidad total de defunciones y en el eje horizontal tenemos años. La línea azul presenta la tendencia para cada una de las patologías por panel.

Figura A14: Cantidad de defunciones por patologías cubiertas por LRS–Segundo Decreto



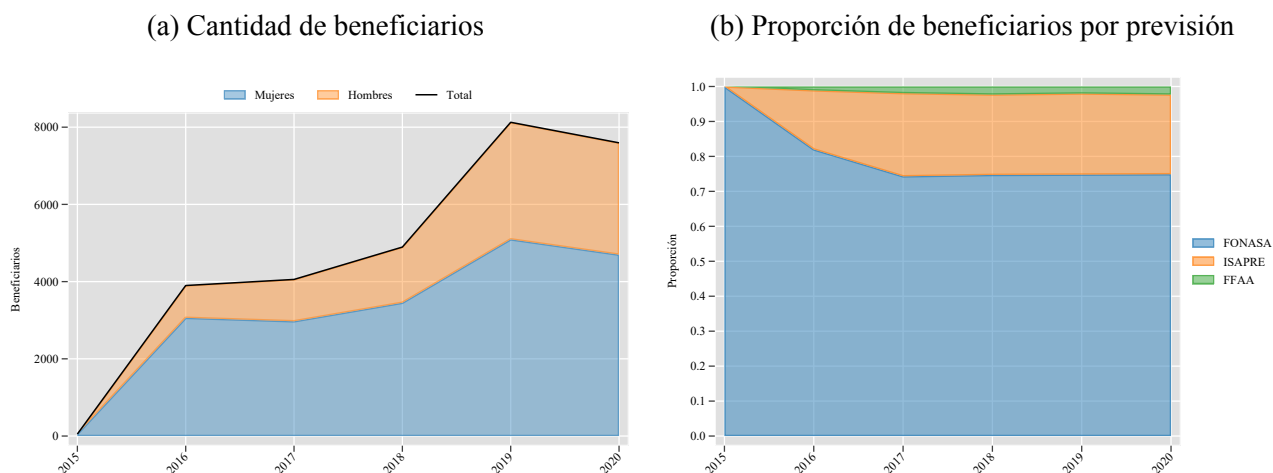
Notas: Las notas hacen referencia a las de la Figura A13.

Figura A15: Cantidad de defunciones por patologías cubiertas por LRS–Tercer Decreto



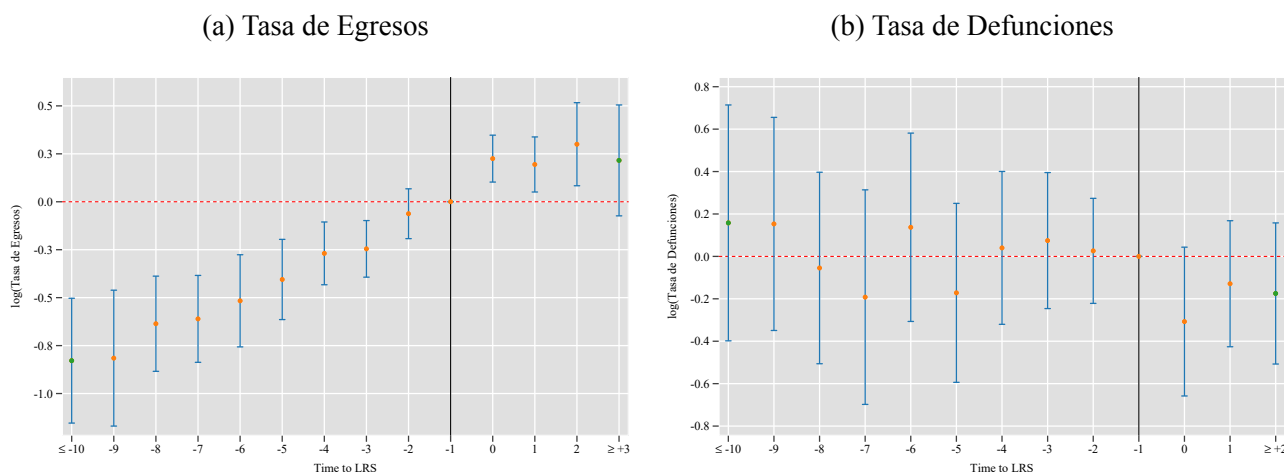
Notas: Las notas hacen referencia a las de la Figura A13.

Figura A16: Beneficiarios de la Ley Ricarte Soto



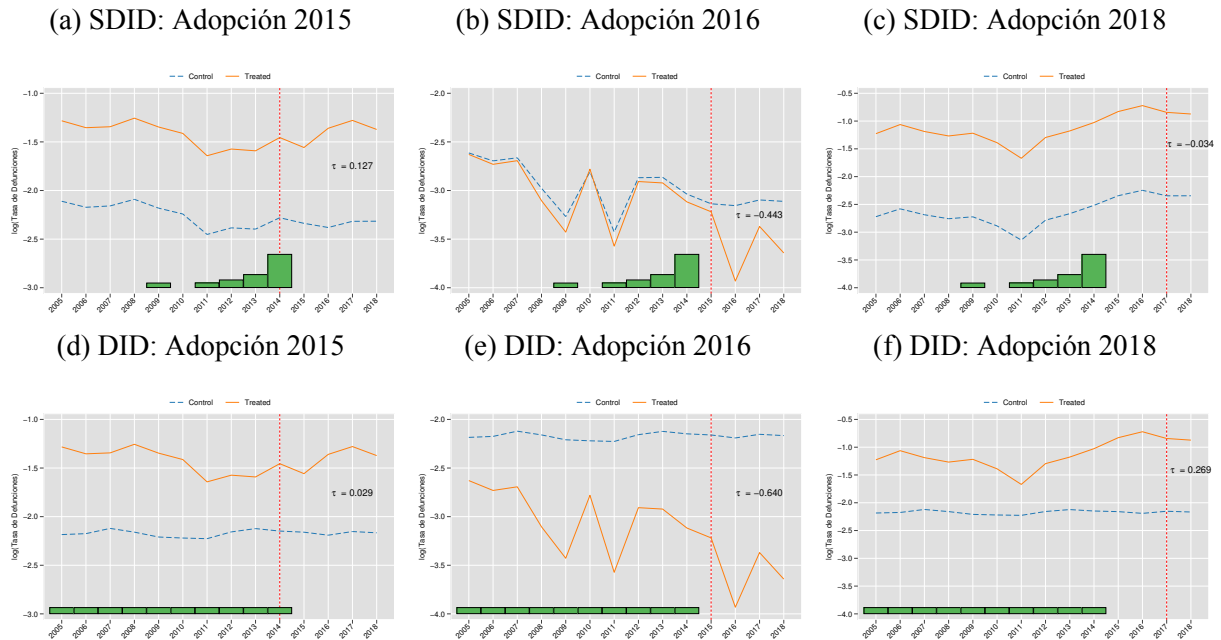
Notas: En el panel (a) tenemos en el eje izquierdo la cantidad total de beneficiarios de LRS. En el panel (b) tenemos la proporción de beneficiarios por previsión. De manera ascendente tenemos para el panel (a) la cantidad de mujeres (azul) y hombres (naranja) beneficiarios, respectivamente. De manera ascendente tenemos para el panel (b) la proporción de beneficiarios de FONASA (azul), ISAPRE (naranja) y FFAA (verde) respectivamente.

Figura A17: Estudios de Eventos



Notas: Los puntos rojos indican las estimaciones para los términos lag y lead descritos en la Ecuación 3 acompañado de su intervalo de confianza al 95%. Paneles (a) y (b) consideran efectos fijos por patología, año y no considera otros controles. Los períodos menores a 10 años antes de la reforma son representados por el único indicador “-10”, de la misma forma, los períodos mayores a 3 y 2 años son representados por los indicadores únicos de “+3” y “+2”. Para el panel (a) podemos considerar un periodo posterior más porque la disponibilidad de datos corresponde hasta 2019, mientras que para el panel (b) solo disponemos datos hasta el 2018. Los errores estándar son clusterizados a nivel patología. La categoría omitida de referencia es un año antes de la reforma representada mediante la línea negra vertical. Para la representación gráfica se utilizó el comando eventdd de Stata (Clarke and Tapia-Schyte, 2021).

Figura A18: Tendencias de la tasa de defunciones



Notas: Las líneas sólidas de color naranja presenta la tenencia promedio de las patologías tratadas, mientras que las líneas punteadas azules presentan la tendencia promedio del contrafactual. Las barras verticales verdes presentan los pesos por tiempo que se utilizan en cada estimación. Los paneles (a), (b) y (c) corresponden a las estimaciones siguiendo SDID, mientras que los paneles (d), (e) y (f) corresponden a las estimaciones siguiendo DID. Cada columna presenta un año de adopción distinto, la primera columna considera las patologías cubiertas desde 2015, la columna central considera las patologías cubiertas desde el 2016 y la última columna considera las patologías cubiertas desde 2018.

A3. Algoritmos

Algorithm 1: Estimación del error estándar bootstrap

Data: **D** (evento), **P** (patología), **A** (cobertura de LRS), **B** (repeticiones de bootstrap).
 Resultado: Una serie de errores estándar bootstrap para el análisis de supervivencia.

for $b \leftarrow 1$ **to** B **do**

1. Construir una muestra de bootstrap $(D^{(b)}, P^{(b)}, A^{(b)})$ remuestreando con reemplazo ;
2. Computar la *primera diferencia* entre las patologías tratadas y de control ;
3. Computar la *segunda diferencia* entre el tiempo post y pre reforma a partir de las diferencias del paso 2 ;
4. Guardar la diferencia computada en el paso 3 y reiniciar el bucle ;

end

6. Computar el desvío estándar para todas las series de Diferencias-en-Diferencias estimadas

A4. Tablas

Tabla A1: Diferencia de días promedio de estada total entre Fonasa - Isapre y entre Hombre - Mujer

Año	Días de estada			Días de estada		
	Hombre	Mujer	Diferencia	Fonasa	Isapre	Diferencia
2005	6.492	4.751	1.741***	5.805	3.298	2.507***
2006	6.320	4.799	1.521***	5.748	3.611	2.137***
2007	6.598	4.859	1.739***	5.860	3.489	2.371***
2008	6.787	4.745	2.042***	5.910	3.397	2.513***
2009	6.508	4.695	1.813***	5.809	3.329	2.480***
2010	6.797	4.872	1.925***	6.117	3.309	2.808***
2011	6.681	4.816	1.865***	6.059	3.225	2.834***
2012	6.660	4.704	1.956***	5.972	3.332	2.640***
2013	7.004	4.810	2.194***	6.317	3.111	3.206***
2014	6.573	4.732	1.841***	6.081	3.114	2.967***
2015	6.833	4.796	2.037***	6.276	3.185	3.091***
2016	7.109	4.951	2.158***	6.540	3.189	3.351***
2017	7.004	4.905	2.099***	6.445	3.141	3.304***
2018	6.928	4.943	1.985***	6.467	3.171	3.296***
2019	6.871	4.960	1.911***	6.490	3.173	3.317***

Notas a la Tab. A1: * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

Tabla A2: Beneficiarios de LRS por sexo y patología

Patología	2015		2016		2017		2018		2019		2020	
	Mujeres	Hombres	Mujeres	Hombres	Mujeres	Hombres	Mujeres	Hombres	Mujeres	Hombres	Mujeres	Hombres
Angioedema Hereditario	0	0	0	0	0	0	57	39	23	20	18	6
Artritis Psoriásica	0	0	0	0	0	0	0	0	274	283	287	312
Artritis Reumatoide Refractaria	0	0	718	88	1074	139	1273	168	1424	205	926	129
Bomba de Insulina	0	0	0	0	173	121	235	190	148	143	90	60
Cáncer de mama Gen Her2	51	0	1616	1	878	3	860	1	1013	1	989	3
Colitis Ulcerosa	0	0	0	0	0	0	0	0	146	101	146	100
Crohn	0	0	0	0	115	68	84	74	96	88	79	80
Enfermedad de Huntington	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	18	12
Epidermólisis	0	0	0	0	0	0	0	0	28	20	17	18
Esclerosis Lateral Amiotrófica	0	0	0	0	0	0	0	0	47	64	106	119
Esclerosis Múltiple Refractario	0	0	127	68	139	44	131	63	229	97	171	102
Estimulación Cerebral	0	0	0	0	0	0	7	7	2	10	4	5
Fabry	0	0	42	29	2	6	10	5	1	2	1	5
Gaucher	0	0	9	4	12	5	6	1	3	2	1	0
Hipertensión Arterial Pulmonar	0	0	105	13	48	7	34	2	41	12	31	7
Implante Coclear	0	0	0	0	0	0	29	23	63	41	91	69
Inmunodeficiencias primarias	0	0	0	0	0	0	0	0	10	25	64	59
Lupus Eritematoso Sistémico	0	0	0	0	0	0	0	0	14	1	27	2
Mielofibrosis	0	0	0	0	0	0	0	0	35	34	27	30
Mucopolisacaridosis I	1	0	3	3	6	3	0	0	0	0	1	0
Mucopolisacaridosis II	0	0	0	8	1	9	0	3	0	0	0	0
Mucopolisacaridosis VI	0	0	1	1	3	2	1	1	0	0	0	0
Nutrición Enteral Domiciliaria	0	0	0	0	67	79	198	215	266	324	402	436
Profilaxis VRS	0	0	432	617	454	599	512	640	1207	1533	1182	1315
Tirosinemia	0	0	9	5	0	0	2	1	2	1	0	0
Tumores del estroma GI no resecables o metastásicos	0	0	0	0	0	0	0	0	14	15	14	24
Tumores Neuroendocrinos	0	0	0	0	0	0	13	10	8	9	6	4
Total	52	0	3062	837	2972	1085	3452	1443	5095	3032	4698	2897
% del total por año	100%	0%	79%	21%	73%	27%	71%	29%	63%	37%	62%	38%

Notas a la Tab. A2: Elaboración propia en base a las estadísticas de beneficiarios de la Ley Ricarte Soto visitado en Diciembre de 2022 en la página de la Superintendencia de Salud: <https://www.supersalud.gob.cl/documentacion/666/w3-article-19865.html>.