

Agosto 2024

# NUDGES PARA REDUCIR EL USO FRAUDULENTO DE LICENCIAS MÉDICAS EN EL SISTEMA PÚBLICO DE SALUD

Pablo A. Celhay  
Nicolás Figueroa  
María Isabel Romero



DIRECCIÓN DE PRESUPUESTOS

**EVALUACIÓN DE IMPACTO:  
NUDGES PARA REDUCIR EL USO FRAUDULENTO DE LICENCIAS  
MÉDICAS EN EL SISTEMA PÚBLICO DE SALUD**

La evaluación presentada en este informe fue adjudicada y desarrollada en el marco del Fondo de Evaluación de Impacto de Dipres.

Los juicios evaluativos y recomendaciones aquí contenidas pertenecen al equipo de investigación y no necesariamente son compartidas por la Dirección de Presupuestos ni el Ministerio de Hacienda.

Este documento se encuentra disponible en la página web de la Dirección de Presupuestos: <https://www.dipres.gob.cl/>

**Fecha de publicación:** Agosto, 2024



# Informe Final

## Nudges para reducir el uso fraudulento de licencias médicas en el sistema público de salud

Pablo A. Celhay, Nicolás Figueroa, María Isabel Romero

14 de agosto de 2024

### Índice

<b>1. Introducción</b>	<b>3</b>
1.1. Marco Institucional . . . . .	5
<b>2. Literatura relacionada</b>	<b>7</b>
2.1. Licencias médicas como seguros contra la enfermedad . . . . .	7
2.2. Determinantes de duración de licencias médicas . . . . .	7
2.3. Estudios de intervenciones relacionadas . . . . .	8
<b>3. Piloto experimental sobre grandes emisores</b>	<b>9</b>
3.1. Descripción . . . . .	9
3.2. Datos . . . . .	11
3.3. Estrategia empírica . . . . .	14
3.4. Resultados . . . . .	15
3.4.1. Efectos del tratamiento en códigos específicos CIE-10 . . . . .	18
3.4.2. Efectos en la distribución de días asignados . . . . .	19
3.4.3. Efectos dinámicos . . . . .	20
<b>4. Piloto experimental sobre sistema de referencias</b>	<b>21</b>
4.1. Descripción . . . . .	21
4.2. Datos . . . . .	23

4.3. Estrategia empírica . . . . .	23
4.3.1. Balance en observables . . . . .	24
4.4. Resultados . . . . .	25
<b>5. Coste efectividad de las intervenciones</b>	<b>27</b>
<b>6. Conclusión</b>	<b>28</b>

## 1. Introducción

Al año 2022, en Chile, se emitían más de 6 millones de licencias médicas por año, lo que genera pérdidas de productividad, días de trabajo y un alto gasto fiscal en el Subsidio por Incapacidad Laboral (SIL). Esta problemática es especialmente relevante para instituciones de la Seguridad Social como el Fondo Nacional de Salud (Fonasa), la Comisión de Medicina Preventiva e Invalidez (Compin) y la Superintendencia de Seguridad Social (SUSESO), las cuales tienen la responsabilidad de garantizar el uso adecuado de los recursos en este programa de la Seguridad Social.

Los médicos son fundamentales en el sistema de salud, tomando decisiones críticas que afectan los resultados de los pacientes y la eficiencia del sistema (Arrow, 1965). Las decisiones y comportamientos de los médicos están influenciados no solo por las necesidades de los pacientes, sino también por sus propios incentivos y preferencias (McGuire, 2000). Así, los médicos, como agentes que actúan en nombre de los pacientes, pueden priorizar factores como incentivos financieros, normas profesionales o creencias personales al tomar decisiones clínicas (Alexander & Schnell, 2024; Celhay et al., 2019; Clemens & Gottlieb, 2014; Cutler et al., 2019; Gaynor et al., 2004; Kolstad, 2013). Esta dinámica puede crear situaciones donde las acciones del médico, como la elección de tratamientos, derivaciones o pruebas diagnósticas, están influenciadas por factores más allá del cuidado óptimo del paciente o la eficiencia de costos. Entender la agencia de los médicos es crucial en la economía de la salud, ya que ilumina cómo se asignan los recursos de atención médica y cómo se pueden diseñar políticas para alinear incentivos con resultados deseados, como mejorar la calidad de la atención mientras se gestionan los costos de manera efectiva.

La literatura en estos temas dentro de la economía de la salud incluye investigaciones sobre las razones detrás de la atención de baja calidad (Barber et al., 2007; Currie et al., 2011; Das et al., 2008; Gertler & Kwan, 2024), la prescripción de medicamentos potencialmente dañinos (Kwan et al., 2022) y la recomendación de pruebas y tratamientos innecesarios (Daniels, 2020; Kwan et al., 2018). La literatura también ha examinado los resultados de la prescripción y la sobreprescripción de tratamientos y medicamentos por parte de los médicos, revelando desafíos significativos en la regulación (Currie & MacLeod, 2020; Schnell, 2017).

Las preocupaciones en torno a la sobreprescripción se han intensificado en los últimos años, lo que ha llevado a un examen crítico de sus impulsores y consecuencias dentro de los sistemas de atención médica. La sobreprescripción ocurre cuando los profesionales médicos recomiendan procedimientos o servicios innecesarios, lo que resulta en costos inflados, daño a los pacientes y presión sobre los recursos de atención médica. Este problema tiene importantes implicaciones para la seguridad del paciente, la salud pública y las responsabilidades éticas de los proveedores de atención médica.

Varios factores contribuyen a la sobreprescripción, que abarcan las habilidades de los médicos (Chan et al., 2022), incentivos financieros que priorizan la cantidad sobre la necesidad (Burkhard et al., 2019; Bodnar et al., 2024; Stacherl et al., 2023) y, entre otros, normas profesionales o preferencias que pueden no alinearse con el cuidado óptimo del paciente (Attema et al., 2023; Crea et al., 2019; Lagarde & Blaauw, 2022; Li et al., 2022). Además, marcos regulatorios inconsistentes pueden crear entornos donde las prácticas de prescripción inapropiada persisten con una mínima repercusión, comprometiendo potencialmente el bienestar del paciente. Entender la sobreprescripción en diferentes contextos es relevante para diseñar intervenciones efectivas y reformas políticas que promuevan y hagan cumplir las prácticas adecuadas de prescripción.

Este estudio se relaciona con los impulsores y las ramificaciones de la sobreprescripción de licencias médicas o licencias por enfermedad. La emisión e impacto de las licencias por enfermedad han generado una atención significativa en la literatura económica. Por un lado, los estudios han destacado los resultados sanitarios positivos asociados con la ausencia por enfermedad, como tasas de contagio más bajas de enfermedades similares a la gripe (Pichler et al., 2021). Por otro lado, las políticas que reducen los beneficios de la licencia por enfermedad se han relacionado con efectos adversos como un aumento en los accidentes laborales debido a regresos prematuros (Marie & Vall Castelló, 2023). Además, las implicaciones del mercado laboral de la emisión de licencias por enfermedad han sido exploradas extensamente. La investigación sugiere que niveles más altos de emisión de licencias por enfermedad se correlacionan con tasas de empleo futuro reducidas y un aumento en los riesgos de desempleo (Ahammer, 2018). Además, se ha encontrado que el ausentismo resultante de la licencia por enfermedad de un trabajador influye en las tasas de ausentismo entre sus colegas, ilustrando externalidades negativas dentro de los lugares de trabajo

(Godøy & Dale-Olsen, 2018; Hesselius et al., 2009).

En este informe, detallamos los efectos de una intervención aleatoria diseñada para reducir la emisión de licencias médicas entre los médicos identificados como grandes emisores. En colaboración con las autoridades y la plataforma en línea i-Med, asignamos aleatoriamente la presentación de mensajes de advertencia a los médicos de alta emisión. Los mensajes se presentaron en dos versiones: una recordaba al médico su nivel de emisión en comparación con otros médicos, y la otra incluía además un recordatorio sobre la posibilidad de fiscalización por parte de las autoridades. Los resultados de este informe indican que el primer tipo de mensaje logra una reducción de aproximadamente 6-7 licencias médicas emitidas por mes, en comparación con las 72 licencias del grupo de control. El segundo mensaje logra una disminución de 12 licencias médicas emitidas por mes en comparación con el grupo de control. Un análisis más detallado revela que aproximadamente un tercio de estas reducciones se debe a una menor emisión de licencias por problemas osteomusculares, y que los mensajes no afectan la emisión de licencias médicas por motivos de salud mental.

Nuestro segundo resultado principal revela que esta disminución en la emisión se traduce en una asignación menor de días de reposo. Mientras el grupo que no fue intervenido emite aproximadamente 965 días de licencia promedio mensual la intervención logra reducir el total de días asignados. El primer tipo de mensaje reduce los días asignados en 140, y el otro mensaje disminuye los días asignados en 193.

En las secciones siguientes, describimos el marco institucional del Subsidio por Incapacidad Laboral, revisamos la literatura sobre la emisión de licencias médicas, explicamos el diseño experimental de la intervención y la información utilizada, y finalmente presentamos los impactos de la intervención

## **1.1. Marco Institucional**

En Chile, existen siete tipos de licencias médicas por incapacidad laboral. En esta investigación nos centraremos en las licencias por enfermedad o accidente común (licencias curativas), las cuales

serán referidas como “licencias” o “licencias médicas” a lo largo del informe.<sup>1</sup>

Estas licencias tienen dos beneficios asociados. En primer lugar, otorgan el derecho de ausentarse del trabajo y, en segundo lugar, el Subsidio por Incapacidad Laboral (SIL) proporciona al trabajador una compensación por el salario perdido debido a la ausencia laboral.

El financiamiento del Subsidio por Incapacidad Laboral (SIL) es provisto por el Fondo Nacional de Salud (Fonasa) a través de la Comisión de Medicina Preventiva e Invalidez (Compin) o por las Instituciones de Salud Previsional (ISAPRES), dependiendo de la afiliación del trabajador y siempre y cuando cumpla con los requisitos para acceder al subsidio. Por otro lado, el monto del subsidio varía según tramos determinados por la ley, los cuales están basados en la cantidad de días de ausencia laboral indicados en la licencia. Los tramos se establecen de la siguiente manera:

- 1: Licencias de 1 a 3 días no acceden al subsidio.
- 2: Licencias de 4 a 10 días tienen acceso al SIL, pero la cobertura comienza a partir del cuarto día de ausencia (se descuentan 3 días de salario).
- 3: Licencias de más de 11 días reciben el subsidio completo de los días de ausencia (sin descuento).

El proceso para tramitar las licencias médicas comienza con su emisión por parte del médico. Luego, el trabajador tiene 2 días para presentar la licencia al empleador en el caso de una institución privada, y 3 días en caso de una institución pública. Finalmente, es responsabilidad del empleador hacer llegar la licencia a la Compin (en caso de que el trabajador sea afiliado a Fonasa) o a la ISAPRE correspondiente. Las ISAPRES/Compin pueden autorizar, rechazar o modificar el período de reposo requerido, según distintas causales médicas, jurídicas o administrativas, de acuerdo a lo establecido por la Superintendencia de Salud. Es posible apelar estas decisiones, primero ante la Compin, luego ante la Superintendencia de Seguridad Social (SUSESO) y, en última instancia, ante los tribunales de justicia.

---

<sup>1</sup>Los tipos de licencia médica incluyen enfermedad o accidente común, medicina preventiva, pre y postnatal, enfermedad grave del niño menor de un año, accidente del trabajo o del trayecto, enfermedad profesional y patologías del embarazo.

## 2. Literatura relacionada

La literatura revisada se resume en tres grupos: (1) licencias médicas como seguros contra la enfermedad, (2) determinantes de la duración de las licencias médicas y (3) estudios de intervenciones relacionadas. Se describe la evidencia de cada grupo a continuación.

### 2.1. Licencias médicas como seguros contra la enfermedad

Las licencias médicas, consideradas como seguros de salud, desempeñan un papel crucial en la reducción del riesgo de mortalidad y la prevención de la presencialidad contagiosa, evitando que compañeros de trabajo enfermos asistan (Pichler & Ziebarth, 2017; Pomeranz et al., 2022). No obstante, existe evidencia adversa asociada a su uso. Investigaciones de Markussen (2009) sugieren que el día inicial de licencia se traduce en una disminución del salario futuro en 0,6 %, con un efecto linealmente creciente por cada día adicional, manteniéndose en el tiempo. Otros estudios, como el de Ahammer (2018), indican que un aumento en los días de licencia conlleva a una disminución de la probabilidad de empleo en los siguientes 18 meses. Además, se documenta una posible reacción agregada en el mercado laboral, caracterizada por una caída en la oferta, específicamente generada por el riesgo moral (Sepúlveda et al., 2013; Pichler & Ziebarth, 2017; Lindbeck & Persson, 2013).

### 2.2. Determinantes de duración de licencias médicas

Sobre esta temática, existe evidencia que sugiere correlaciones entre diversos determinantes y la duración de las licencias médicas. En particular, se han identificado vínculos con tasas de desempleo, salarios, duración del empleo, características laborales, sector público/privado, edad, sexo, estatus socioeconómico, así como elementos directamente relacionados con el subsidio, como el deducible y la cobertura (Allebeck & Mastekaasa, 2004; Flach et al., 2008; Beemsterboer et al., 2008, 2009, 2010; Sepúlveda et al., 2013; Starzmann et al., 2015). Todos estos factores estarían asociados a períodos de licencia médica más extensos, concomitantes a un incremento en el número de licencias médicas.

En el ámbito de los médicos que emiten licencias médicas, la evidencia señala que existe una falta

de consenso significativa entre ellos en cuanto al número de días recomendados para una licencia (Brouwer et al., 2002). Se observa también que hay divergencias en los criterios de duración de licencias entre médicos especialistas y generales (Dell-Kuster et al., 2014). Además, se destaca que el otorgamiento de licencias médicas es un proceso discrecional por parte de los médicos (Sepúlveda et al., 2013).

Esta falta de consenso podría explicarse, en parte, por la observación de Torén & Järholm (2015), quienes indican que los médicos pueden carecer de entrenamiento para evaluar la capacidad de un paciente para trabajar. En esta misma línea, Reiso et al. (2004) encuentran que los médicos son más precisos al predecir la duración de la ausencia laboral a corto plazo. Sin embargo, a largo plazo, podría surgir un enfoque más negociado entre pacientes y médicos, basándose menos en criterios técnicos (Wrapson & Mewse, 2011).

Un factor crucial a considerar son los incentivos que pueden influir en los médicos al otorgar licencias médicas. Según Markussen & Røed (2017), en un entorno competitivo entre médicos, los pacientes podrían buscar a aquellos que sean más permisivos para obtener una licencia médica. En esta misma línea, existe evidencia que sugiere que los médicos podrían no estar controlando adecuadamente el uso indebido de las licencias médicas (Engström & Johansson, 2012; Beteta & Willington, 2010).

### **2.3. Estudios de intervenciones relacionadas**

En esta sección se revisan algunas intervenciones similares. Específicamente, Foster & Alschuler (2011) sugieren que la inclusión de una comparación entre pares en las facturas de consumo de energía del hogar podría resultar en una reducción del consumo, especialmente para aquellos que se encuentran en la parte superior de la distribución de consumo. En línea con esta idea, Ayres et al. (2013) proporcionan evidencia que respalda este comportamiento, al demostrar una disminución en el consumo de electricidad y gas natural cuando se suministra información sobre el comportamiento de otros. Asimismo, Allcott (2011) y Allcott & Rogers (2014) encuentran efectos similares sobre el consumo propio mediante la entrega de comparaciones sociales.

Otro aspecto abordado por Allcott (2011) y Allcott & Rogers (2014) es la posibilidad de que los

hogares con un menor consumo, al recibir esta información, puedan aumentar su consumo como una adaptación a la norma social; sin embargo, no encuentran evidencia que respalde esta hipótesis. En contraste, [Schultz et al. \(2007\)](#) observa un aumento en el consumo para hogares con un menor consumo. En una línea similar, [Fuentes et al. \(2022\)](#) encuentra que las personas que estaban ahorrando en exceso en un contexto de seguridad social a través de pensiones disminuyen su nivel de ahorro posterior a la recepción de información.

En relación a estudios similares a la temática de este estudio, se destaca el trabajo de [Engström & Johansson \(2012\)](#), quienes investigaron la notificación a médicos sobre un mayor monitoreo de la cantidad de días de reposo que otorgaban. En este estudio, los autores no encontraron un efecto significativo sobre el total de días de licencia, pero sí observaron un aumento significativo en la cantidad de licencias médicas otorgadas.

### **3. Piloto experimental sobre grandes emisores**

#### **3.1. Descripción**

Durante el último tiempo ha estado latente el problema existente con la alta emisión de de licencias médicas en Chile, si bien la Compin ha sancionado a un grupo de médicos de alta emisión, en Fonasa se ha diseñado una intervención a 1,500 profesionales con el objetivo de disminuir el número de licencias totales emitidas por los doctores de la muestra.<sup>2</sup> Se busca entender la efectividad de intervenciones de notificación automática a médicos cuando el nivel de licencias entregadas es muy alto.

Durante 11 meses (entre febrero y diciembre del 2022) se realizó una intervención al momento de emitir licencias médicas en el sistema de salud estatal de Chile. A través de un experimento aleatorio controlado (RCT), se incorporó un sistema de notificaciones online en la plataforma de emisión Imed, la cual tiene como función mantener el sistema de emisión de licencias electrónicas en Chile.

---

<sup>2</sup>El equipo de investigadores UC asesoró y participó en conjunto con Fonasa en el diseño de la intervención. Fonasa es el implementador y responsable de los piloto, y los investigadores son usuarios secundarios de los datos de este experimento.

Para el experimento aleatorio controlado, se seleccionó al 2-3 % de médicos que tuvieron mayor emisión de licencias médicas Fonasa previ6 al comienzo del experimento, considerando el a6o 2019 - 2021, los cuales son aproximadamente 1,500 profesionales. Posteriormente, se dividi6 la muestra en 3 grupos aleatorizados de 500 m6dicos, en donde el muestreo fue estratificado por cantidad de licencias m6dicas en l6nea de base y tipo de especialidad.

Durante los meses de estudio, fueron enviadas notificaciones autom6ticas a trav6s de la plataforma Imed al momento de emitir la primera licencia del d6a. La notificaci6n del tipo “pop-up”, fue diferenciada para cada grupo aleatorizado, con el objetivo de evaluar la efectividad del mensaje en el n6mero total de licencias emitidas para cada grupo experimental.

A continuaci6n, se presentan los mensajes enviados, seg6n grupo de tratamiento:

**T1:** “Estimado(a) Dr(a). *Apellido* le informamos que durante este a6o usted ha emitido XXXX licencias m6dicas. Esto lo(a) sit6a en el percentil # % respecto de otros profesionales del pa6s.”

**T2:** “Estimado(a) Dr(a). *Apellido* le informamos que durante este a6o usted ha emitido XXXX licencias m6dicas. Esto lo(a) sit6a en el percentil # % respecto de otros profesionales del pa6s. Por lo anterior, bajo el amparo del Art. 21 del DS 3 y de la Ley 20.585 dichas licencias podr6n ser consideradas para un proceso de fiscalizaci6n”.

**C:** No recibe nada

De esta forma se busca diferenciar entre simple informaci6n sobre posici6n relativa (grupo) de un efecto de informaci6n sobre fiscalizaci6n asociada al comportamiento de mayor emisi6n (Tratamiento 2).<sup>3</sup>

Con la intervenci6n se busca testear dos hip6tesis. En primer lugar, que una intervenci6n a trav6s del canal electr6nico utilizado para emitir licencias (Imed), puede inducir una moderaci6n en el comportamiento de los m6dicos que emiten una alta cantidad de licencias. En segundo lugar, dado que no todos los grandes emisores son iguales, es esperable que la intervenci6n tenga un efecto heterog6neo en los doctores involucrados.

---

<sup>3</sup>Esta informaci6n fue enviada diariamente a los m6dicos. El n6mero de licencias m6dicas incluidas en el mensaje se actualizaba d6a a d6a mientras que el percentil se mantuvo fijo por razones log6sticas.

### 3.2. Datos

Con la finalidad de estimar el impacto de la intervención a través de la estrategia empírica mencionada anteriormente, el equipo de investigación en convenio formal con Fonasa cuenta con acceso a distintas bases de datos.

En primer lugar, se utilizó la base de datos LM.2018\_2022, la cual contiene una recopilación de todas las licencias médicas emitidas entre 2018 y 2022 por Fonasa. Durante el año 2022, mes a mes fue actualizada la base de datos con la información enviada por Fonasa. La base de datos contiene variables de interés, tales como; fecha de emisión, código CIE, rut encriptado trabajador, rut encriptado profesional, días otorgados, entre otros.

En segundo lugar, se cuenta con acceso a la base de datos Sample\_i1, en donde se encuentra el rut encriptado de los 1.500 médicos del experimento, con el grupo asociado según la aleatorización controlada y el set perteneciente. La base tiene información sobre el percentil de emisión al cual pertenece el profesional y la cantidad de licencias médicas, ambos valores correspondientes a los años previos de intervención. Con esto se tiene un sólo valor por percentil y número de licencias. Este último corresponde al percentil acumulado al día del mensaje en los últimos 12 meses. Además se especifica si dicho médico pertenece al grupo, Tratamiento 2 o Grupo de Control.

En tercer lugar, la base Caracterización\_Medicos\_LME contiene información sobre los profesionales que trabajan en Fonasa, con información relevante para verificar una aleatorización exitosa, tales como; edad, región, número de prestadores en los que trabaja cada doctor, especialidad, entre otros.

Para evaluar el impacto de la intervención sobre los grupos del experimento, se construyó una base de datos que contiene las licencias médicas curativas (enfermedad o accidente común, tipo 1) emitidas entre febrero y diciembre del 2022 de los 1.500 médicos tratados, especificando el set y grupo al que pertenece cada uno. Cabe destacar, que no se eliminaron las licencias emitidas en papel o por la plataforma electrónica Medipass.<sup>4</sup> También se construyó una base de datos que contiene la caracterización de los 1.500 médicos tratados, con el grupo de tratamiento e información relevante para realizar el balance y verificar la aleatorización exitosa.

---

<sup>4</sup>Cada médico puede ocupar Medipass o Imed o emitir licencias electrónicas o de papel. Si bien sólo se trabaja con el prestador de licencias Imed, para efectos del análisis de datos, se utilizan todas las licencias médicas emitidas.

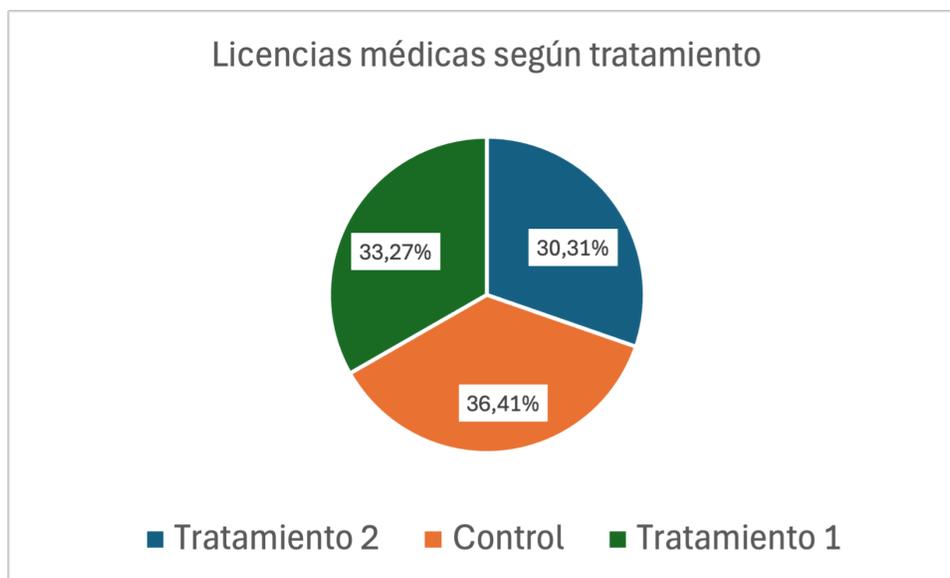
La base de datos proporcionada por Fonasa contiene 5.731.093 licencias médicas, de las cuales 5.473.191 corresponden a licencias médicas de Tipo 1 ( Enfermedad o accidente común). De este total 905.701 fueron emitidas por los 1.500 médicos del tratamiento entre febrero y diciembre del 2022. Por lo tanto, los profesionales pertenecientes al experimento emitieron el 16,55 % de las licencias médicas curativas del total de licencias Fonasa que se emitieron en Chile en ese período.

En relación a los porcentajes correspondientes a la emisión de cada grupo, el 36,41 % fueron emitidas por el Grupo de Control, es decir, aquel grupo que no recibió ninguna notificación, mientras que aquellos pertenecientes al grupo de grupo, y por lo tanto, recibieron un mensaje de alerta simple, emitieron el 33,27 %. Finalmente, el grupo del Tratamiento 2 emitió un 30,31 % de las licencias médicas, siendo ellos el grupo que fue notificado con el mensaje que menciona las fiscalizaciones. Dichos resultados se observan en la [Figura 1](#).

En los datos existe una tendencia clara hacia la emisión de ciertas licencias médicas, según el código específico de especialidad, siendo éste el código CIE. Se observa que el 27,45 % de la emisión se concentra en enfermedades correspondientes al código CIE "F", el cual contiene aquellas enfermedades curativas de salud mental. En segundo lugar, el 25,48 % de la emisión corresponde al código CIE "M", el cual incluye aquellas enfermedades musculoesqueléticas. Los resultados muestran que más del 50 % de la emisión de los médicos del experimento se concentra en enfermedades de salud mental y musculoesqueléticas. Durante los meses de estudio, el 10,32 % de las licencias emitidas por los profesionales con grandes emisiones, corresponden al código CIE "U", que incluye aquellas licencias por Covid-19.

Además de lo mencionado anteriormente, el código CIE "S" que indica traumatismos o envenenamiento por causas externas, tiene una frecuencia del 6,71 %. Finalmente, dentro de las enfermedades con más del 5 % de predominancia, se encuentra el código CIE "J" que corresponde a enfermedades respiratorias, con una frecuencia del 12,25 %.

Si bien el grupo experimental se aleatorizó (RCT) para obtener grupos homogéneos y poder estimar los efectos evitando la endogeneidad, se llevó a cabo un análisis preliminar sobre las características de los profesionales que forman parte de los 1.500 médicos seleccionados. La [Tabla 1](#) muestra el equilibrio a través de los grupos. Algunas observaciones asignadas al experimento no cuentan con



**Figura 1:** Porcentaje de LM emitidas por los grupos de tratamiento. Fuente: Elaboración propia con los datos de Fonasa

información de características sociodemográficas, por lo que la tabla no incluye el total de médicos por grupo.

**Tabla 1:** Tabla de balance entre grupos

Variable	(1) Control Promedio	(2) T1 Promedio	(3) T2 Promedio	(4) p-value (2)-(1)	(5) p-value (3)-(1)
Edad	46,255	44,606	45,859	0,033	0,633
RM	0,578	0,604	0,582	0,427	0,884
Medicina General	0,621	0,653	0,663	0,298	0,168
Psiquiatría	0,039	0,018	0,446	0,061	0,654
Pediatría	0,002	0	0	0,318	0,318
Trauma	0,164	0,173	0,125	0,697	0,080
Número prestadores	2,215	2,214	2,133	0,994	0,371
Obs	493	490	496		

Nota: La tabla presenta el nivel promedio de cada grupo asignado al control, grupo de tratamiento 1, y grupo de tratamiento 2. En las 2 últimas columnas presentamos tests de comparación de medias entre el grupo control y los grupos de tratamiento 1 y 2, respectivamente. Los errores estándar son estimados con conglomeración a nivel de cada grupo de aleatorización. Los datos utilizados para esta tabla provienen de la base de caracterización de prestadores de Fonasa donde se incluye edad, lugar de residencia, especialidad, y prestadores para los que trabaja.

### 3.3. Estrategia empírica

En el experimento aleatorio realizado se busca estimar el impacto de la intervención en la emisión de licencias y los días otorgados, tanto para el primer grupo de tratamiento como para el segundo. Para obtener resultados cuantitativos se realizó una comparación de medias entre los grupos determinados al comienzo de la intervención. El objetivo es cuantificar el cambio en la emisión de licencias de aquellos médicos que fueron notificados y aquellos que no fueron notificados, todo dentro del funcionamiento normal de la plataforma de emisión de licencias Imed.

Empíricamente, dada la estratificación y los múltiples brazos del tratamiento, se estima la siguiente regresión lineal:

$$y_{ti} = \alpha + \beta_1 D_{1,i} + \beta_2 D_{2,i} + X_{ti}'\lambda + \mu_t + \varepsilon_{ti} \quad (1)$$

Donde la variable de resultado  $y_{ti}$  corresponde al total de de licencias médicas o días otorgados por el profesional  $i$  durante un mes  $t$ . Las variables  $D_{1,i}$  y  $D_{2,i}$  corresponden a un indicador  $\{0,1\}$ , con las cuales se identifica si el médico  $i$  pertenece al primer grupo de tratamiento, al segundo grupo, o al grupo control.  $X_{ti}$  es un vector de características que incluyen variables de control a nivel de médico y estrato de aleatorización. La variable  $\mu_t$  es un efecto fijo específico de cada mes, el cual captura la estacionalidad en la emisión. Finalmente, el término de error  $\varepsilon_{ti}$  corresponde a la heterogeneidad no observada en la estimación. Los errores están conglomerados (*cluster*) a nivel de cada grupo de autorización.

La regresión es estimada utilizando la muestra de 1.500 doctores considerados en el experimento. Los parámetros de interés son los coeficientes  $\beta_1$  y  $\beta_2$ , los cuales se interpretan como el efecto de cada intervención, *ceteris paribus*, sobre el total de días otorgados y cantidad de licencias en el grupo de Tratamiento 1 y Tratamiento 2, respectivamente. Se estimará la misma regresión para grupos específicos de condiciones de salud.

En segundo lugar, se incorporó al análisis un efecto dinámico para estimar el impacto de la intervención en los grupos tratados entre febrero y diciembre del 2022. Dicha estimación busca

observar el cambio en la tendencia de la emisión de licencias en médicos del estudio. En particular, los efectos dinámicos muestran el cambio mes a mes, en vez de promediar sobre todos los meses; esto permite identificar cambios en la efectividad de los mensajes a través del tiempo. Se cuantifica el impacto tanto para la cantidad de licencias no Covid-19 como para el total de días otorgados (no Covid-19). La regresión con la cual se obtienen los resultados es la siguiente:

$$y_{sti} = \alpha + \sum_{t=FEB}^{t=OCT} \gamma_{1,t} D_{1,i} + \sum_{t=FEB}^{t=OCT} \gamma_{2,t} D_{2,i} + X'_{sti} \lambda + \mu_t + \varepsilon_{sti}$$

La única variación realizada en dicha regresión, es sobre las variables  $\gamma_{1,t}$  y  $\gamma_{2,t}$ , los cuales corresponden a indicadores de cada mes del experimento. Estas variables permiten obtener el efecto dinámico, que representa el impacto de la intervención en cada mes particular del estudio.

### 3.4. Resultados

A continuación se presentan resultados de la intervención en la [Tabla 2](#). La tabla muestra los coeficientes relacionados a los efectos de las distintas intervenciones,  $\beta_1$  y  $\beta_2$ , definidos en la ecuación (1), los cuales capturan la diferencia promedio entre el grupo control y los grupos de tratamiento en un mes dado.

Los resultados revelan que el mensaje 1 generó una disminución de 6,5 licencias médicas respecto a un total de 73 licencias mensuales promedio en el grupo control durante el período de la intervención. Por su parte, el mensaje entregado al segundo grupo de médicos genera una mayor disminución, siendo la reducción en el total de licencias igual a 11,9 por mes. Estos dos resultados son estadísticamente distintos. Además, ambas estimaciones son robustas a la inclusión de variables de control (ver columna 2). En términos relativos el efecto de la intervención corresponde a una caída en un 9% en la emisión de licencias mensuales para médicos en el primer grupo de tratamiento y de 16% para médicos en el segundo grupo respecto al promedio del grupo de control.

En las siguientes columnas (3 a la 6) se muestra el impacto de las intervenciones en el grupo de licencias no relacionadas al Covid-19 y en el grupo de licencias relacionadas al Covid-19. Los resultados muestran que el efecto de una disminución en la emisión viene explicado por el grupo de

licencias cuya cause de emisión es distinta al Covid-19. El primer grupo de tratamiento experimenta una caída de 7,4 licencias promedio mensual durante el período de tratamiento mientras que la emisión del grupo dos cae en 12,3 licencias por mes. En términos relativos el efecto de la intervención corresponde a una caída en un 11 % en la emisión de licencias mensuales para médicos en el primer grupo de tratamiento y de 18 % para médicos en el segundo grupo respecto el promedio del grupo de control (67,8 licencias). esto es esperable dado que, en el margen, las licencias por Covid-19 deben estar respaldadas por exámenes médicos o son sujetas a un mayor escrutinio ya que es una enfermedad de notificación obligatoria e inmediata a las autoridades sanitarias nacionales.

Las columnas 7 y 8 muestran los efectos en el total de días otorgados en cada mes durante el período de la intervención. Los resultados muestran una caída de 139 días y 196 días en cada grupo de intervención respectivamente. esto corresponde a una disminución de un 14 % en el número de días otorgados por el primer grupo de tratamiento respecto al grupo de control (971,5 días) y de una caída de un 20 % en el número de días otorgados por el segundo grupo respecto al grupo de control. Sin embargo estos dos no son estadísticamente distintos entre sí. Los resultados son robustos a la inclusión de variables de control.

**Tabla 2:** Efecto del tratamiento en la emisión mensual de licencias médicas

	Total emitido		Total No covid emitido		Total Covid emitido	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
T1=Aviso	-6,469*** ( 2,272)	-6,272*** ( 1,922)	-7,405*** ( 2,236)	-6,943*** ( 1,854)	0,936 ( 0,636)	0,672 ( 0,605)
T2=Aviso + Ley	-11,907*** ( 2,279)	-10,442*** ( 1,983)	-12,253*** ( 2,229)	-10,878*** ( 1,905)	0,345 ( 0,626)	0,437 ( 0,598)
Promedio control	73,02	73,02	67,79	67,79	5,23	5,23
Test T2=T1 (p-value)	0,015	0,028	0,030	0,035	0,340	0,692
Observaciones	16.500	16.500	16.500	16.500	16.500	16.500
Controles	No	Sí	No	Sí	No	Sí

	Total días asignados		Total días por licencia	
	(7)	(8)	(9)	(10)
T1=Aviso	-139,431*** ( 49,120)	-128,823*** ( 40,274)	-1,076** ( 0,452)	-0,985*** ( 0,373)
T2=Aviso + Ley	-195,703*** ( 49,017)	-159,126*** ( 42,348)	-0,808* ( 0,459)	-0,560 ( 0,379)
Promedio control	971,50	971,50	12,33	12,33
Test T2=T1 (p-value)	0,243	0,453	0,535	0,247
Observaciones	16.500	16.500	16.500	16.500
Controles	No	Sí	No	Sí

Notas: Esta tabla presenta el efecto de los dos tratamientos en la prescripción de licencias por enfermedad y el total de días de licencia concedidos. Solo se consideran las prescripciones de origen de enfermedad común (95 % de todas las prescripciones de licencia). Todas las regresiones controlan los efectos fijos por mes. Los errores se agrupan a nivel de médico. Errores estándar entre paréntesis. \*  $\leq 0,1$ , \*\*  $\leq 0,05$ , \*\*\*  $\leq 0,01$

Finalmente, estudiamos la variable de días promedio por licencia otorgada con el fin de estimar el impacto sobre un posible ajuste de días por cada licencia emitida. Los resultados en la columna 9 y 10 de la [Tabla 2](#) muestran que en promedio el número de días por licencia cae en 1 día para médicos en el primer grupo pero que la caída es marginalmente significativa para el grupo 2. En términos relativos la caída en el grupo uno representa una disminución de un 8 % en el número de días por licencia otorgada respecto al promedio del grupo de control (12,3 días por licencia médica).

**Tabla 3: Efectos del tratamiento en códigos específicos CIE-10**

	Salud mental 30-39 años		Salud mental 40-49 años	
	(1)	(2)	(3)	(4)
T1=Aviso	-0,437 (0,627)	0,129 (0,556)	-1,820* (1,038)	-1,046 (0,865)
T2=Aviso + Ley	-0,510 (0,549)	-0,439 (0,516)	-1,406 (1,137)	-1,874* (0,969)
Promedio control	3,29	3,29	11,87	11,87
Test T2=T1 (p-value)	0,908	0,258	0,697	0,350
Observaciones	16.500	16.500	16.500	16.500
Controles	No	Sí	No	Sí
	Osteomusculares emitidas		Otras causas emitidas	
	(5)	(6)	(7)	(8)
T1=Aviso	-2,671** (1,102)	-3,244*** (0,952)	-1,442 (1,122)	-2,118** (1,016)
T2=Aviso + Ley	-5,522*** (1,084)	-4,151*** (0,916)	-4,397*** (1,143)	-3,798*** (1,012)
Promedio control	19,64	19,64	27,56	27,56
Test T2=T1 (p-value)	0,006	0,310	0,006	0,088
Observaciones	16.500	16.500	16.500	16.500
Controles	No	Sí	No	Sí

Notas: Esta tabla presenta el efecto de los dos tratamientos en la prescripción de licencias por enfermedad y el total de días de licencia concedidos. Solo se consideran las prescripciones de origen de enfermedad común (95% de todas las prescripciones de licencia). Todas las regresiones controlan los efectos fijos por mes. Los errores se agrupan a nivel de médico. Errores estándar entre paréntesis. \*  $\leq 0,1$ , \*\*  $\leq 0,05$ , \*\*\*  $\leq 0,01$

### 3.4.1. Efectos del tratamiento en códigos específicos CIE-10

En lo que sigue, examinamos los resultados según los grupos de diagnóstico del CIE-10. Antes del análisis, y basándonos en la información proporcionada por Fonasa y Compín, se espera que la mayor parte de la emisión potencialmente fraudulenta se concentrara en los grupos de diagnóstico de condiciones osteomusculares (letra M) y de salud mental (letra F).

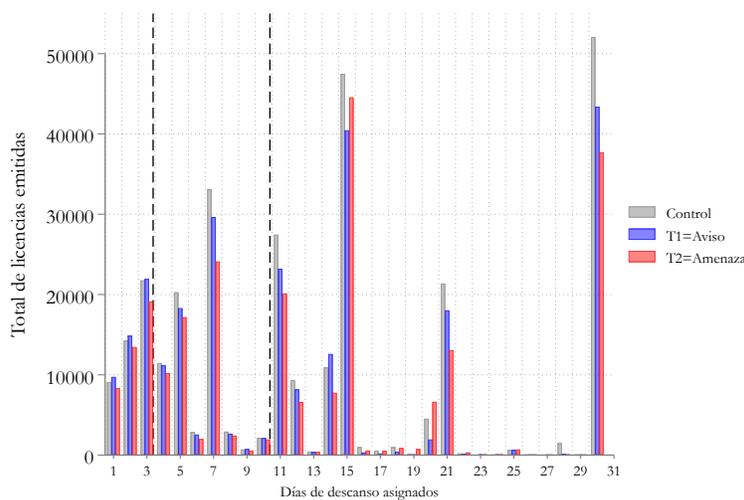
La [Tabla 3](#) presenta los resultados de este análisis, desglosando los diferentes recuentos de licencias emitidas según la letra y, para las licencias de salud mental, en los dos subgrupos principales de emisión (30-39 y 40-49).<sup>5</sup> Se observan resultados heterogéneos en los distintos diagnósticos: la mitad de la reducción observada en la [Tabla 2](#) proviene de problemas musculares, mientras que no

<sup>5</sup>Los resultados se desglosan según el tipo de diagnóstico CIE-10 y la edad del paciente.

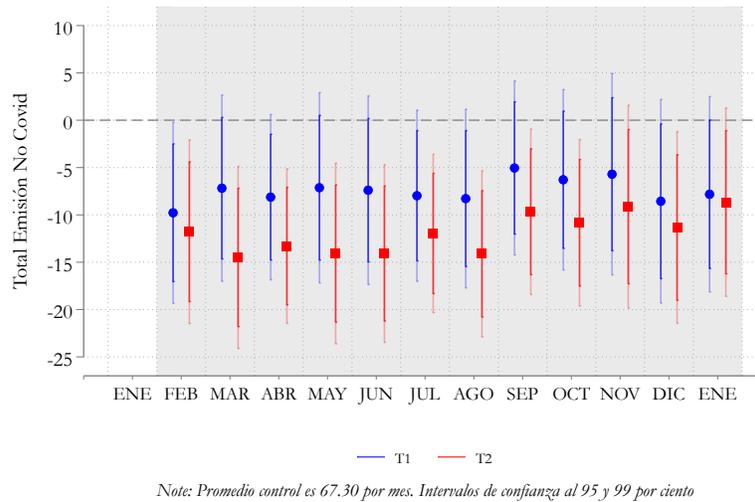
se encuentran efectos significativos en enfermedades específicas de salud mental. Esta discrepancia puede explicarse considerando que las condiciones osteomusculares y de salud mental son difíciles de verificar para el fiscalizador.

### 3.4.2. Efectos en la distribución de días asignados

Otro resultado que se analiza es la cantidad de licencias entregadas según días de descanso por cada grupo del experimento. Fonasa tiene establecido que cuando las licencias tienen una duración igual o mayor a 11 días se paga la totalidad de días ausentes al trabajador. Teniendo dicha información presente, se puede observar en la **Figura 2**, el comportamiento de los doctores en relación a lo mencionado anteriormente. La emisión de licencias con duración de 8, 9 y 10 días durante los meses de estudio del 2022, es claramente inferior a la cantidad de licencias emitidas de 11 o más días. Al observar el comportamiento del grupo experimental que recibe el mensaje 1 y 2, se puede observar que el efecto de la intervención varía para las distintas frecuencias de días. Por ejemplo, los médicos del primer grupo emiten una mayor cantidad de licencias que aquellos del segundo grupo, sin embargo, éstos últimos emiten más licencias de 15 días que aquellos del grupo 1. Los resultados se encuentran en la **Figura 2** presentado a continuación.



**Figura 2:** Licencias otorgadas según días de descanso



**Figura 3:** Efecto dinámico sobre Licencias No Covid-19

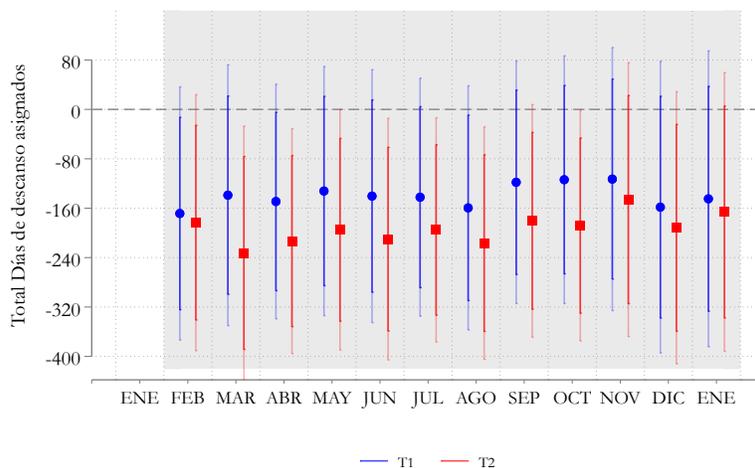
### 3.4.3. Efectos dinámicos

Con la finalidad de estudiar los efectos dinámicos de la intervención, se agrega en la regresión una interacción de cada variable de tratamiento  $D_i$  con cada periodo de tiempo  $T_t$ .

La **Figura 3** presenta los coeficientes de tratamiento para ambos grupos, mes a mes, es decir el efecto del tratamiento en un mes específico. Al observar el número de licencias no Covid-19 emitida por los distintos grupos, los resultados indican que el primer grupo experimenta un menor efecto a lo largo de todos los meses observados y que el segundo grupo experimenta una caída de aproximadamente 10 licencias al mes que equivale a una caída de un 19% respecto al promedio del grupo de control control.

En segundo lugar, la **Figura 4** muestra el comportamiento de los días otorgados por parte de los grupos de tratamiento respecto al grupo de control. Se observa nuevamente un menor efecto en el primer grupo, mientras que en el segundo grupo se observa una caída de aproximadamente 158 días otorgados al mes.

Por otro lado, en la figura **Figura 5**, presentamos la emisión de licencias con códigos CIE asociados a salud mental. Los resultados indican que ambos tratamientos son poco efectivos, es decir, no existe una caída importante en la emisión de licencias de salud mental por parte de los médicos



Note: Promedio control es 966 por mes. Intervalos de confianza al 95 y 99 por ciento

**Figura 4:** Efecto dinámico sobre Días Otorgados

tratados a lo largo del experimento.

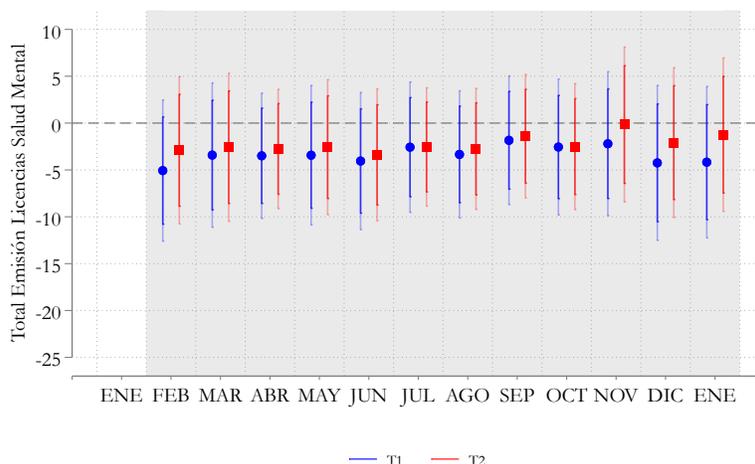
En base a esta evidencia, podemos llegar a una conclusión preocupante: el efecto de la intervención disminuye a medida que se vuelve demasiado frecuente. Esto sugiere un potencial rol para refrescar o cambiar el modelo del mensaje a los doctores emisores. Un último comentario es que, a futuro, esperamos poder estudiar el efecto adicional de la acción realizada por la PDI en el mes de Diciembre 2022, el cual se podría corresponder a una amenaza cumplida en el contexto de nuestro experimento.

## 4. Piloto experimental sobre sistema de referencias

### 4.1. Descripción

Durante 8 meses (entre enero y agosto de 2022) se intervino en el proceso de emisión de licencias médicas del sistema estatal de salud chileno, mediante un experimento aleatorio controlado (RCT) incorporando un sistema de alerta para los profesionales, con avisos y recomendaciones en línea en la plataforma Imed, que actualmente es la encargada de mantener el sistema de emisión de licencias electrónicas en Chile. Estos son profesionales que no participan en el piloto anterior.

La intervención consistió en enviar notificaciones automatizadas a médicos que emitían una



Note: Promedio control es 20.63 por mes. Intervalos de confianza al 95 y 99 por ciento

**Figura 5:** Efecto dinámico sobre Licencias Salud Mental

cantidad igual o mayor al percentil 70 de la distribución nacional de días de cada licencia para un diagnóstico específico. Se consideró como distribución de referencia la distribución de días por diagnóstico de los años 2019 al 2021.

En términos concretos, existieron dos tratamientos y un grupo de control. El primer tratamiento (T1) consistió en un mensaje de referencia con datos reales, mientras que el segundo (T2) tenía estos datos junto a un componente de norma social. El grupo de control no recibió ninguna notificación (C). Específicamente, los mensajes siguieron la siguiente estructura:

**T1:** “Estimado(a) Dr(a). [NOMBRE DEL MÉDICO], le informamos que para este mismo diagnóstico el promedio nacional de días de licencia es de [DÍAS PROMEDIO] días con un intervalo de [INTERVALO DE CONFIANZA AL 95 %]”.

**T2:** “Estimado(a) Dr(a). [NOMBRE DEL MÉDICO], le informamos que para este mismo diagnóstico el promedio nacional de días de licencia es de [DÍAS PROMEDIO] días con un intervalo de [INTERVALO DE CONFIANZA AL 95 %]. La licencia que usted está otorgando se encuentra en el percentil [PERCENTIL] % más alto para este mismo diagnóstico”.

**C:** No recibe mensaje.

## 4.2. Datos

Se utilizan datos de todas las licencias médicas emitidas por Fonasa entre 2018 y 2022, toda la población de Fonasa con información de afiliados y datos de los prestadores de servicios de salud.

Por otra parte, se cuenta con acceso a otras tres bases de datos relacionadas particularmente a esta intervención: la base de tratamientos que identifica a los 28 mil profesionales asignados al grupo de tratamiento 1, grupo de tratamiento 2 o al grupo de control (en una proporción correspondiente a 1/3, en cada caso); la base de parámetros, que identifica los umbrales en la distribución de la duración de las licencias médicas (percentil 70, 75, 80, ... , 95) para cada diagnóstico que formó parte de la intervención; y, finalmente, a la base de intervención, que identifica aquellas licencias médicas que recibieron una notificación como parte de la intervención, entre marzo y agosto del 2022.

## 4.3. Estrategia empírica

Considerando que la intervención se realizó vía un experimento aleatorio, la estrategia empírica consiste en comparar medias de grupos tratados con su respectivo control. Para esto, se estima la siguiente ecuación:

$$y_{ijk} = \alpha + \beta_1 D_{1,ij} + \beta_2 D_{2,ij} + X'_{ijk} \lambda + \varepsilon_{ijk} \quad (2)$$

donde  $y_{ijk}$  son variables de resultado como el número de días de licencia médica y el número de días de licencia médica sujetos al subsidio por incapacidad laboral (SIL) asociados a la licencia  $i$  por el médico  $j$  al paciente  $k$ . Adicionalmente se considera como variable de resultado una variable binaria que toma el valor de uno si la licencia médica está sobre el percentil 70 de duración.

El resto de los elementos de la ecuación (2) son una variable binaria  $D_{s,ij}$  que toma el valor de 1 si el médico  $j$  que emite la licencia  $i$  fue asignado a algún tratamiento  $s$  de notificación. También se incluye una matriz de características de pacientes  $X_{ijk}$ , que consideran edad, sexo, nacionalidad y registro social de hogares (RSH), efectos fijos por enfermedad del paciente  $k$  cubierta por el GES, y características de médicos que considera la edad del médico y efectos fijos por estrato de aleatorización.

#### 4.3.1. Balance en observables

Un elemento relevante para la estrategia empírica es que exista balance en características observables, tanto de pacientes como de los médicos. Esto considera tanto edad, sexo y porcentaje de pacientes con morbilidades cubiertas por el GES, por ejemplo. Este test de balance se presenta en la [Tabla 4](#).

De las 35 variables estudiadas, ninguna presenta diferencias estadísticamente significativas para el segundo grupo de tratamiento, mientras que únicamente 3 de las 35 variables presentan diferencias significativas entre el primero grupo y el grupo de control. Específicamente, la proporción promedio de licencias médicas que superan el percentil 70 de duración, la proporción de licencias médicas para pacientes con una enfermedad pulmonar crónica y la proporción de licencias médicas por enfermedades infecciosas presentan diferencias estadísticamente significativas.

Ahora, considerando el número de variables en las que se revisa balance, se espera que aleatoriamente exista un nivel de desbalance. En particular, para la comparación entre el primer grupo y el grupo de control, 3 de 35 de las variables están desbalanceadas, lo que implica un balance sobre el 90%. Esto confirma la validez de la estrategia empírica planteada anteriormente.

**Tabla 4:** Balance en observables (LM de 2021, a nivel de profesional)

Variable	(1)	(2)	(3)	Diferencia (2)–(1)		Diferencia (3)–(1)	
	Media control	Media T1	Media T2	Dif. medias	valor- <i>p</i>	Dif. medias	valor- <i>p</i>
Sexo pacientes	0,57	0,57	0,56	0,001	0,77	-0,004	0,29
Edad pacientes	45,33	45,26	45,4	-0,9	0,42	0,04	0,7
Nacionalidad	0,07	0,06	0,07	-0,001	0,33	0	0,81
RSH	61,78	61,57	61,57	-0,21	0,18	-0,14	0,38
Prop. enfermedades GES	0,32	0,33	0,33	0,003	0,34	0,004	0,22
ACV	0,02	0,02	0,02	0	0,73	0	0,49
Alzheimer	0	0	0	-0	0,61	-0	0,19
Artritis idiopática juvenil	0	0	0	0	0,13	-0	0,65
Artritis reumatoide	0,005	0,005	0,006	0	0,71	0	0,28
Cáncer de pulmón	0,001	0,001	0,001	-0	0,86	-0	0,49
Asma bronquial	0,004	0,005	0,004	0	0,37	0	0,2
Diabetes mellitus tipo 2	0,1	0,1	0,1	-0,001	0,41	0	0,65
Enf. pulmonar obst. crónica	0,007	0,006	0,008	-0*	0,08	0	0,48
Enf. renal etapa 4 y 5	0,007	0,007	0,008	0	0,69	0	0,35
Hipertensión arterial	0,18	0,18	0,18	0	0,77	0,002	0,43
Infarto agudo del miocardio	0,07	0,07	0,07	0,002	0,18	0	0,98
Leucemia adulto	0,001	0,001	0,001	0	0,43	0	0,66
Linfoma en adultos	0,003	0,003	0,003	-0	0,49	0	0,2
Lupus eritematoso sistémico	0,002	0,003	0,003	0	0,56	-0	0,79
Mieloma múltiple 15 años	0	0,001	0,001	0	0,36	0	0,29
VIH/SIDA	0,07	0,07	0,07	-0	0,84	0,001	0,44
T. mentales y del comp.	0,15	0,16	0,15	0,004	0,31	-0	0,97
Enf. sis. osteomuscular	0,16	0,16	0,16	-0,003	0,3	-0	0,85
Enf. sis. respiratorio	0,07	0,07	0,07	0,001	0,54	0,001	0,58
Traumatismos y envenenamiento	0,08	0,08	0,08	0	0,99	0,001	0,4
Enf. sis digestivo	0,11	0,11	0,1	0,002	0,46	-0,002	0,43
Enf. sis nervioso	0,04	0,04	0,04	-0,001	0,42	0,002	0,18
Enf. infecciosas	0,05	0,04	0,05	-0,002*	0,08	-0,002	0,17
LM por médico	82,79	81,82	82,5	-0,93	0,36	0,25	0,86
Edad médico	41,97	41,85	41,97	-0,17	0,38	0,009	0,96
Días LM promedio por médico	16,24	16,28	16,42	0,009	0,948	0,19	0,22
Días LM sujetas a SIL por médico	15,24	15,29	15,45	0,01	0,93	0,21	0,19
Prop. LM autorizadas	0,95	0,95	0,95	-0,001	0,43	-0,001	0,47
Prop. LM rechazadas	0,03	0,03	0,03	0,001	0,33	0	0,44
Prop. LM que superan el p70	0,47	0,46	0,47	-0,009**	0,04	-0	0,89
Observaciones	9.404	9.404	9.404				

Nota: \*\*\**p* < 0,01, \*\**p* < 0,05, \**p* < 0,1.

#### 4.4. Resultados

La primera estimación de la ecuación (2) se realiza sobre el promedio de días de licencia y luego sobre el gasto. Los resultados se resumen en la [Tabla 5](#). Estos muestran que no existen efectos de la intervención sobre el promedio de días de licencia o el gasto tanto para el primer grupo como para el segundo grupo de tratamiento.

Ahora bien, este efecto nulo en el agregado puede deberse a dos efectos que se cancelan entre sí:

uno en el que las licencias que hubiesen sido de mayor duración se reducen y luego al contar con un grupo de referencia las licencias que hubiesen sido de menor duración que la referencia aumentan, anulándose el efecto en el promedio. Esto es importante de destacar ya que la conclusión del efecto en el promedio indica que la intervención no genera reacción por parte de los médicos.

Para verificar esto, nos concentramos en estudiar el número de días promedio de las licencias por sobre el percentil 70, es decir aquellas licencias que sí fueron intervenidas con el mensaje.

Se encuentra que el efecto del primer mensaje es una reducción, en promedio, de 2,3 días en la duración de licencias. Considerando la duración promedio de las licencias en el grupo de control este efecto corresponde a una caída de un 9,5%. Considerando el costo por día de licencia, esto equivale el efecto corresponde a una caída de un \$48,684 CLP en el gasto por cada licencia médica por sobre el percentil 70.

Por otra parte, el segundo grupo experimenta una baja de 1,82 días en las licencias con una duración mayor al percentil 70 de la distribución, lo cual representa una disminución del 7.5% respecto al grupo de control y de una caída de \$38,633 CLP en el gasto por cada licencia médica.

**Tabla 5:** Efecto del tratamiento en la emisión mensual de licencias médicas

	(1)	(2)
	Días de licencias médicas	Gasto por licencia (CLP)
<b>Panel A: Todas las licencias</b>		
T1	-0,20 (0,20)	-4.136,02 (4.386,99)
T2	0,05 (0,21)	746,02 (4.579,53)
Promedio control	16,68	327.663,65
Valor- <i>p</i> T1-T2	0,244	0,285
Observaciones	817.561	817.561
<b>Panel B: Licencias sobre P70</b>		
T1	-2,30*** (0,23)	-48.684,56*** (4.830,53)
T2	-1,82*** (0,22)	-38.633,80*** (4.729,81)
Promedio control	24,13	492.372,75
Valor- <i>p</i> T1-T2	0,038	0,046
Observaciones	205.079	205.079

Notas: Esta tabla presenta el efecto de los dos tratamientos en la prescripción de número de días de licencias por enfermedad y el total del gasto por días de licencia concedidos. Solo se consideran las prescripciones de origen de enfermedad común (95 % de todas las prescripciones de licencia). Los errores se agrupan a nivel de médico. Errores estándar entre paréntesis. \*  $\leq 0,1$ , \*\*  $\leq 0,05$ , \*\*\*  $\leq 0,01$

## 5. Coste efectividad de las intervenciones

El análisis de los resultados de la intervención de un sistema de referencias diseñado muestra que, en general, no existen efectos netos en el número de licencias emitidas, lo que indica que el beneficio de esta intervención es nulo. Por lo tanto, se propone rediseñar los mensajes, ya que de todas formas se observa que los médicos si reaccionan a la intervención, y que podrían existir efectos sobre licencias con valores altos y bajos de días asignados, m que al anularse entre sí generan un impacto nulo en el agregado

Por otro lado, se observa que la intervención en los grandes emisores sí genera un impacto significativo, reduciendo considerablemente el número de emisiones. Sin embargo, esta disminución se observa únicamente en la muestra intervenida.

Durante el curso del tratamiento, los resultados indican una disminución promedio de 9,8 licencias

médicas (columna 3 en [Tabla 2](#)). En el grupo de control, el número promedio de licencias médicas emitidas fue de 73, lo que representa una reducción del 13,4 % en comparación con el grupo de intervención.

De manera similar, en el grupo de control se emitieron en promedio 971 días de licencias médicas, lo que resultó en una disminución del 14,8 % en comparación con el grupo de intervención. Cada día de licencia médica tiene un costo promedio de \$22.500. Por cada médico, hay una reducción de 143 días de licencias médicas emitidas, lo que genera un ahorro mensual de 3,2 millones de pesos por médico. Al extrapolarlo a un año y considerando un total de 1.500 médicos piloto, el ahorro asciende a aproximadamente 63 millones de dólares. El alcance del ahorro está directamente relacionado con el número de médicos que reciben el mensaje. Además esta asume que el total de licencias que dejaron de emitir este grupo de médicos no fue reemplazada por otros.

La intervención se caracteriza por su bajo costo, que incluye horas del personal y el costo Imed, estimado en aproximadamente 10-15 millones de CLP. por lo tanto se considera como una intervención muy costo efectiva.

## 6. Conclusión

En este informe detallamos los efectos de una intervención aleatoria de mensajes de alerta en la emisión de licencias por parte de médicos que previamente emitían en niveles altos. Nuestros resultados muestran que los mensajes logran reducir la emisión. Específicamente, los mensajes son efectivos en la reducción de la emisión de licencias por razones musculoesqueléticas, mientras que no afectan la emisión por motivos de salud mental.

En otra intervención, se buscó identificar el efecto de una intervención que consistió en enviar notificaciones a médicos que emitían licencias médicas que superaban el percentil 70 de duración en la distribución nacional para un diagnóstico específico. Esta intervención tuvo dos tratamientos: uno en el que se incluyó un componente de datos reales y otro en el que también hubo un componente de norma social, es decir, una comparación con el resto de las licencias emitidas para ese diagnóstico.

Aprovechando el hecho de que la intervención se llevó a cabo a través de un ensayo controlado

aleatorio, se estimó el impacto de cada una de las intervenciones por separado. Se encontró que ambas tienen un efecto estadísticamente significativo en la duración de las licencias que superan el percentil 70 de la distribución, reduciendo su extensión. Sin embargo, se obtiene que las intervenciones no tuvieron un efecto estadísticamente diferente de cero a mirar el promedio general. Esto implica que el efecto de una posible externalidad hacia licencias de menor duración es lo suficientemente grande como para contrarrestar el efecto de reducción en la duración de las licencias a largo plazo originalmente encontrado.

En conclusión, estos estudios proporcionan información valiosa para mejorar la gestión y la emisión de licencias médicas, destacando la eficacia de las intervenciones dirigidas a médicos con altos niveles de emisión. Aunque existen desafíos, la identificación de estos patrones nos brinda la oportunidad de ajustar y mejorar las estrategias de intervención. Con una comprensión más profunda de cómo estas intervenciones afectan el comportamiento de emisión de licencias médicas, podemos trabajar hacia sistemas de salud más eficientes y equitativos, promoviendo una atención médica de calidad para todos.

## Referencias

- Ahammer, A. (2018). Physicians, sick leave certificates, and patients' subsequent employment outcomes. Health economics, 27(6):923–936.
- Alexander, D. duck Schnell, M. (2024). The impacts of physician payments on patient access, use, and health. American Economic Journal: Applied Economics, 16(3):142–177.
- Allcott, H. (2011). Social norms and energy conservation. Journal of public Economics, 95(9-10):1082–1095.
- Allcott, H. duck Rogers, T. (2014). The short-run and long-run effects of behavioral interventions: Experimental evidence from energy conservation. American Economic Review, 104(10):3003–3037.
- Allebeck, P. duck Mastekaasa, A. (2004). Chapter 5. risk factors for sick leave-general studies. Scandinavian Journal of public health, 32(63\_suppl):49–108.
- Arrow, K. J. (1965). Uncertainty and the welfare economics of medical care: Reply (the implications of transaction costs and adjustment lags). The American Economic Review, 55(1/2):154–158.
- Attema, A. E., Galizzi, M. M., Groß, M., Hennig-Schmidt, H., Karay, Y., L'haridon, O., duck Wiesen, D. (2023). The formation of physician altruism. Journal of health economics, 87:102716.
- Ayres, I., Raseman, S., duck Shih, A. (2013). Evidence from two large field experiments that peer comparison feedback can reduce residential energy usage. The Journal of Law, Economics, and Organization, 29(5):992–1022.
- Barber, S. L., Bertozzi, S. M., duck Gertler, P. J. (2007). Variations in prenatal care quality for the rural poor in mexico: Indigenous women received fewer procedures than other women in private health facilities; disparities were much less prominent in public facilities. Health Affairs, 26(Suppl2):w310–w323.
- Beemsterboer, W., Stewart, R., Groothoff, J., duck Nijhuis, F. (2008). On regional differences in sick leave: the role of work, individual and health characteristics and socio-cultural environment. International journal of occupational medicine and environmental health, 21(4):345–361.
- Beemsterboer, W., Stewart, R., Groothoff, J., duck Nijhuis, F. (2009). A literature review on sick leave determinants (1984-2004). International journal of occupational medicine and environmental health.
- Beemsterboer, W., Stewart, R., Groothoff, J., duck Nijhuis, F. (2010). Determinants of regional differences in sick leave duration for homogeneous groups in the netherlands: Their implications for social security policy-making. Central european journal of public health, 18(1):43.
- Beteta, E. duck Willington, M. (2010). Determinantes del uso y abuso de licencias médicas en chile. Documento de Investigación I-251, Universidad Alberto Hurtado.
- Bodnar, O., Gravelle, H., Gutacker, N., duck Herr, A. (2024). Financial incentives and prescribing behavior in primary care. Health Economics, 33(4):696–713.

- Brouwer, S., Dijkstra, P. U., Schellekens, J. M., duck Geertzen, J. H. (2002). Intra-and inter-rater reliability'functional information system'and'functional ability list. Tijdschrift voor Bedrijfs-en Verzekeringsgeneeskunde, 11:360–367.
- Burkhard, D., Schmid, C. P., duck Wüthrich, K. (2019). Financial incentives and physician prescription behavior: Evidence from dispensing regulations. Health economics, 28(9):1114–1129.
- Celhay, P. A., Gertler, P. J., Giovagnoli, P., duck Vermeersch, C. (2019). Long-run effects of temporary incentives on medical care productivity. American Economic Journal: Applied Economics, 11(3):92–127.
- Chan, D. C., Gentzkow, M., duck Yu, C. (2022). Selection with variation in diagnostic skill: Evidence from radiologists. The Quarterly Journal of Economics, 137(2):729–783.
- Clemens, J. duck Gottlieb, J. D. (2014). Do physicians' financial incentives affect medical treatment and patient health? American Economic Review, 104(4):1320–1349.
- Crea, G., Galizzi, M. M., Linnosmaa, I., duck Miraldo, M. (2019). Physician altruism and moral hazard:(no) evidence from finnish national prescriptions data. Journal of health economics, 65:153–169.
- Currie, J., Lin, W., duck Zhang, W. (2011). Patient knowledge and antibiotic abuse: Evidence from an audit study in china. Journal of health economics, 30(5):933–949.
- Currie, J. M. duck MacLeod, W. B. (2020). Understanding doctor decision making: The case of depression treatment. Econometrica, 88(3):847–878.
- Cutler, D., Skinner, J. S., Stern, A. D., duck Wennberg, D. (2019). Physician beliefs and patient preferences: a new look at regional variation in health care spending. American Economic Journal: Economic Policy, 11(1):192–221.
- Daniels, B. (2020). Primary care providers are, fundamentally, risk managers—and this is a challenge for health policy. The Lancet Regional Health–Western Pacific, 3.
- Das, J., Hammer, J., duck Leonard, K. (2008). The quality of medical advice in low-income countries. Journal of Economic perspectives, 22(2):93–114.
- Dell-Kuster, S., Lauper, S., Koehler, J., Zwimpfer, J., Altermatt, B., Zwimpfer, T., Zwimpfer, L., Young, J., Bucher, H. C., duck Nordmann, A. J. (2014). Assessing work ability—a cross-sectional study of interrater agreement between disability claimants, treating physicians, and medical experts. Scandinavian journal of work, environment & health, pages 493–501.
- Engström, P. duck Johansson, P. (2012). The medical doctors as gatekeepers in the sickness insurance? Applied Economics, 44(28):3615–3625.
- Flach, P. A., Krol, B., duck Groothoff, J. W. (2008). Determinants of sick-leave duration: A tool for managers? Scandinavian journal of public health, 36(7):713–719.
- Foster, B. duck Alschuler, E. F. (2011). The state of the utility bill. American Council for an Energy-Efficient Economy.
- Fuentes, O., Lafortune, J., Riutort, J., Tessada, J., duck Villatoro, F. (2022). Personalized information as a tool to improve pension savings: results from a randomized control trial in chile.

- Gaynor, M., Rebitzer, J. B., duck Taylor, L. J. (2004). Physician incentives in health maintenance organizations. Journal of Political Economy, 112(4):915–931.
- Gertler, P. duck Kwan, A. (2024). The essential role of altruism in medical decision making. Technical report, National Bureau of Economic Research.
- Godøy, A. duck Dale-Olsen, H. (2018). Spillovers from gatekeeping–peer effects in absenteeism. Journal of Public Economics, 167:190–204.
- Hesselius, P., Nilsson, J. P., duck Johansson, P. (2009). Sick of your colleagues ‘absence? Journal of the European Economic Association, 7(2-3):583–594.
- Kolstad, J. T. (2013). Information and quality when motivation is intrinsic: Evidence from surgeon report cards. American Economic Review, 103(7):2875–2910.
- Kwan, A., Boone, C. E., Sulis, G., duck Gertler, P. J. (2022). Do private providers give patients what they demand, even if it is inappropriate? a randomised study using unannounced standardised patients in kenya. BMJ open, 12(3):e058746.
- Kwan, A., Daniels, B., Saria, V., Satyanarayana, S., Subbaraman, R., McDowell, A., Bergkvist, S., Das, R. K., Das, V., Das, J., et al. (2018). Variations in the quality of tuberculosis care in urban india: a cross-sectional, standardized patient study in two cities. PLoS medicine, 15(9):e1002653.
- Lagarde, M. duck Blaauw, D. (2022). Overtreatment and benevolent provider moral hazard: evidence from south african doctors. Journal of Development Economics, 158:102917.
- Li, J., Casalino, L. P., Fisman, R., Kariv, S., duck Markovits, D. (2022). Experimental evidence of physician social preferences. Proceedings of the National Academy of Sciences, 119(28):e2112726119.
- Lindbeck, A. duck Persson, M. (2013). A continuous model of income insurance. International Tax and Public Finance, 20:938–960.
- Marie, O. duck Vall Castelló, J. (2023). Sick leave cuts and (unhealthy) returns to work. Journal of Labor Economics, 41(4):923–956.
- Markussen, S. (2009). The effects of sick-leaves on earnings. Technical report, Memorandum.
- Markussen, S. duck Røed, K. (2017). The market for paid sick leave. Journal of health economics, 55:244–261.
- McGuire, T. G. (2000). Physician agency. Handbook of health economics, 1:461–536.
- Pichler, S., Wen, K., duck Ziebarth, N. R. (2021). Positive health externalities of mandating paid sick leave. Journal of Policy Analysis and Management, 40(3):715–743.
- Pichler, S. duck Ziebarth, N. R. (2017). The pros and cons of sick pay schemes: Testing for contagious presenteeism and noncontagious absenteeism behavior. Journal of Public Economics, 156:14–33.
- Pomeranz, J. L., Silver, D., Lieff, S. A., duck Pagán, J. A. (2022). State paid sick leave and paid sick-leave preemption laws across 50 us states, 2009–2020. American journal of preventive medicine, 62(5):688–695.

- Reiso, H., Gulbrandsen, P., duck Brage, S. (2004). Doctors' prediction of certified sickness absence. Family practice, 21(2):192–198.
- Schnell, M. (2017). Physician behavior in the presence of a secondary market: The case of prescription opioids. Princeton University Department of Economics Working Paper, 5:383–410.
- Schultz, P. W., Nolan, J. M., Cialdini, R. B., Goldstein, N. J., duck Griskevicius, V. (2007). The constructive, destructive, and reconstructive power of social norms. Psychological science, 18(5):429–434.
- Sepúlveda, J., Castro, R., duck Jadue, L. (2013). Los determinantes de la duración de licencias médicas en Chile: Evidencia desde Fonasa.
- Stacherl, B., Renner, A.-T., duck Weber, D. (2023). Financial incentives and antibiotic prescribing patterns: Evidence from dispensing physicians in a public healthcare system. Social Science & Medicine, 321:115791.
- Starzmann, K., Hjerpe, P., Dalemo, S., Ohlsson, H., Björkelund, C., duck Bengtsson Boström, K. (2015). Diagnoses have the greatest impact on variation in sick-leave certification rate among primary-care patients in Sweden: a multilevel analysis including patient, physician and primary health-care centre levels. Scandinavian journal of public health, 43(7):704–712.
- Torén, K. duck Järvholm, B. (2015). Who is the expert for the evaluation of work ability? Scandinavian Journal of Work, Environment & Health, pages 102–104.
- Wrapson, W. duck Mewse, A. J. (2011). Does the doctor or the patient control sick leave certification? a qualitative study interpreting patients' interview dialogue. Family Practice, 28(2):202–209.





DIRECCIÓN DE PRESUPUESTOS