



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

MECANISMOS DE LA ECONOMÍA DEL COMPORTAMIENTO PARA DISMINUIR
LA NO PRESENTACIÓN A CITAS MÉDICAS

TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE MAGÍSTER EN ECONOMÍA APLICADA

JAVIERA NINEL KETTERER HOPPE

PROFESOR GUÍA

DANIEL SCHWARTZ PERLROTH

MIEMBROS DE LA COMISIÓN

MARCELO OLIVARES ACUÑA

ALEJANDRO CORVALÁN AGUILAR

SANTIAGO DE CHILE

2022

RESUMEN DE LA TESIS PARA OPTAR AL GRADO
DE: Magíster en Economía Aplicada
POR: Javiera Ninel Ketterer Hoppe
FECHA: 2022
PROFESOR GUÍA: Daniel Schwartz Perloth
PROFESOR CO-GUÍA: Marcelo Olivares Acuña

Mecanismos de la economía del comportamiento para disminuir la no presentación a citas médicas

La inasistencia a citas médicas es una preocupación para los centros de salud dado que afecta la eficiencia, generando capacidad ociosa y aumentando el tiempo de espera de otras personas. Lograr bajar las tasas de no presentación (*no-show*) trae beneficios para quienes asisten a su hora, en términos de bienestar y cuidado de la salud y para otros pacientes, quienes podrían conseguir una cita en un menor tiempo.

Si bien la literatura ha estudiado ampliamente el efecto de los recordatorios para disminuir el *no-show*, existe un vacío en torno al contenido del mensaje y si este genera una mayor atención, anulación o reagendamiento. En efecto, el presente estudio realiza experimentos de campo con asignación aleatoria para examinar el comportamiento de usuarios de un centro de salud ante la recepción de un mensaje de texto.

Para guiar el diseño de los experimentos de campo, se realizó un estudio de laboratorio en una plataforma online y un análisis de los datos históricos del centro de salud. El primero, busca identificar cambios en la toma de decisión de los pacientes al recibir una comunicación del centro de salud previo a la hora agendada cuando se les presenta un conflicto que dificulta cumplir lo planificado. De esta forma, se distinguen distintos mensajes que podrían relacionarse a una mayor anulación. Con el segundo, al analizar los datos históricos, se percibe que al aumentar el horizonte de agendamiento de la cita, aumenta la probabilidad que la persona no asista, y si el individuo se ha ausentado previamente, es más probable que no asista frente a una persona que siempre ha asistido. Además, se encuentra que existe una mayor probabilidad de ausentismo en las citas de la tarde frente a aquellas que se realizan en la mañana o en la hora de almuerzo.

Los experimentos de campo realizados en el centro de salud involucraron una muestra total de 34,929 citas. Los resultados muestran que el envío de un mensaje de texto previo a la cita médica reduce el *no-show* entre un 1.7% y 2.5%, mientras que la anulación pasa de 4.2% (grupo control) a 5.5% cuando, además de un mensaje de recordación, se agregaba el número de teléfono para reagendar o anular. Por lo tanto, al recibir el mensaje, aquellas personas que no se hubieran presentado tenderían a anular antes que asistir. Por último, se estima que, el aumento de la ocupación de las citas en un 1.7% generaría un ingreso extra entre los \$64,600,000 y los \$140,080,000 anuales.

TABLA DE CONTENIDO

1	Introducción	1
2	Revisión de literatura	2
2.1	Sesgos en la toma de decisiones	2
2.2	Definición y experiencias de estudio sobre no-show.....	3
2.3	Mecanismos para disminuir el no-show	5
3	Experimento laboratorio.....	5
3.1	Procedimiento	6
3.2	Descripción de la data.....	8
3.3	Resultados	9
3.3.1	Dificultades para asistir	9
3.3.2	Efecto en la inasistencia	9
4	Análisis datos históricos	11
4.1	Relación de no-show con el horizonte temporal de agendamiento de la cita	12
4.2	Relación de no-show con la frecuencia de no-show de un paciente.....	13
4.3	Relación de no-show con el horario de la cita	14
5	Estudios de campo	15
5.1	Metodología.....	16
5.2	Estudio 1	17
5.2.1	Descripción resultados.....	18
5.3	Estudio 2	20
5.3.1	Descripción resultados.....	21
5.4	Discusión en base a los resultados	24
6	Conclusiones.....	25
7	Bibliografía.....	28
	ANEXOS:.....	32

1 INTRODUCCIÓN

Las horas médicas son un bien escaso, utilizarlas de forma eficiente es relevante para hacer frente a esta estrechez de recursos. El ausentismo a las citas médicas, sin previo aviso, es un desafío que enfrentan los centros de salud. Esto afecta al sistema en su conjunto, por un lado, a otras personas que buscan una cita, al aumentar el tiempo de espera, por otro, al establecimiento de salud al subutilizar los recursos, tanto de las instalaciones como también del personal sanitario.

Para que un paciente que agendó una cita asista a ella, tiene que cumplir con el compromiso realizado, ejecutando una secuencia de decisiones y acciones que en el camino lo puede ir alejando de su propósito previo. Primero, debió reconocer que existe un beneficio futuro al realizar acciones en el presente. Luego, tendrá que seguir reconociendo que existe un beneficio al asistir a la cita pese al paso del tiempo y, además, tendrá que recordar su compromiso para cumplir con la acción.

Sin embargo, las personas pueden fallar en su actuar, por ejemplo, por falta de atención, el exceso de optimismo y/o confianza, limitaciones de la memoria, sesgos hacia el presente, la percepción del bajo beneficio, y las incertezas respecto a probabilidades de ocurrencia de un evento (Kremer et al., 2019). Abordar los sesgos para que las personas cumplan con sus compromisos, pueden ser abordados de múltiples maneras y con costos diferentes (Altmann & Traxler, 2014; Kremer et al., 2019; Madrian, 2014).

El presente trabajo, en vista de la existencia de los sesgos que pueden alejar a las personas de lo planificado, se busca reducir las inasistencias mediante la economía del comportamiento. En particular, se quiere entender la manera de actuar de las personas para empujar (*nudge*) la toma de mejores decisiones, que tiene como propósito aumentar la eficiencia de los centros de salud e impactar positivamente en el bienestar de la población.

Una herramienta utilizada es el envío de recordatorios con antelación a la cita, con el objetivo de mejorar el nivel de asistencia. El uso de recordatorios cada día tiene más adeptos por su efectividad en la reducción del nivel de *no-show*. Sin embargo, aún quedan espacios de mejora en términos de eficacia del contenido del mensaje, que va más allá de sólo recordar la fecha y hora de la cita. Conocer qué, cómo, cuándo y el medio de comunicación para enviar recordatorios en busca de disminuir el ausentismo sigue siendo un área de investigación.

Mediante esta tesis se pretende identificar mecanismos que generen un aumento en la asistencia a las consultas médicas, considerando el proceso de toma de decisión de los individuos. Para ello, se realiza un experimento de campo con asignación aleatoria, permitiendo minimizar los factores de confusión al controlar el marco de acción y el entorno, obteniendo una alta validez interna (Galizzi & Wiesen, 2018).

Para llevar a cabo esta investigación, primero, se realizó un experimento online, con asignación aleatoria. Se busca conocer cómo el contenido de un mensaje previo a la hora de la cita puede

inducir comportamientos respecto a la asistencia a la hora médica, ante la ocurrencia de un conflicto que dificulte cumplir lo planificado.

Segundo, previa realización del experimento de campo, se analizan los datos históricos de asistencia del centro de salud. Se quiere ver posibles elementos que generan ausentismo a consultas médicas previamente agendadas. Se observa la relación entre el *no-show* de un paciente con: (i) *el horizonte de tiempo de agendamiento de la cita*, (ii) *con la existencia de no-show previos* y (iii) *el horario de la cita* diferenciado entre mañana, almuerzo y tarde.

Por último, se realizaron dos experimentos de campo con asignación aleatoria junto a un centro de salud nacional privado ubicado en Santiago de Chile, que busca mejorar los niveles de *no-show*. Para ello se contactó a los pacientes previo a su cita, con el propósito de generar cambios conductuales, identificando si el recordatorio genera diferencias en términos de atención, anulación, reagendamiento y ausentismo.

La tesis tendrá la siguiente estructura: en primer lugar, se presentará la revisión de la literatura en el que se circunscribe la investigación. En segundo lugar, se da a conocer el experimento online, describiendo el procedimiento y el análisis de resultados. En tercer lugar, se continúa con el análisis de los datos históricos registrados en el centro de salud durante el año 2020 y 2021. En cuarto lugar, se exponen los estudios de campo. Se finaliza con las conclusiones.

2 REVISIÓN DE LITERATURA

2.1 SESGOS EN LA TOMA DE DECISIONES

Las personas constantemente se ven enfrentadas a sesgos en la toma de decisiones en que se confrontan beneficios y costos tanto de corto como de largo plazo. Algunos de estos sesgos se han clasificado de la siguiente manera (DellaVigna, 2009; Thaler, 1985):

- i) *Optimización imperfecta*: por limitaciones que generan obstáculos para poner atención a toda la información relevante en la toma de decisión;
- ii) *Limitaciones de auto control*: discordancia entre la intención y acción, donde lo planificado dista de lo realmente realizado;
- iii) *Preferencias que dependen del contexto*: las decisiones pueden variar dependiendo de la forma en que se presenta la información (*framing*), calculando los beneficios según un punto de referencia;
- iv) *Tendencia a mantener el statu quo*: se relaciona con mantener las cosas tal como están, posiblemente por ser ya conocido y contar con más información, visualizando un riesgo o beneficio mayor.

En el contexto de un problema de salud existen otros factores, como el autocontrol, las emociones y las habilidades cognitivas. También, el sesgo al presente (Gafni & Torrance, 1984), creencias equivocadas (por ejemplo, en cuanto a los costos de la salud y de las enfermedades) y la sobrecarga cognitiva, que pueden llevar a olvidar la hora médica (Banco Interamericano de Desarrollo, 2020;

Hallsworth et al., 2015). Dichos factores tendrían relación a acciones diferentes a la de un análisis racional costo-beneficio.

En consecuencia, los individuos que han agendado una cita médica con antelación se enfrentan a estos sesgos que los desvían de cumplir con lo planificado, pudiendo concluir en una inasistencia a la cita, sin previo aviso y ver afectada su condición de salud aumentando los costos en el largo plazo.

2.2 DEFINICIÓN Y EXPERIENCIAS DE ESTUDIO SOBRE NO-SHOW

La inasistencia, sin previo aviso, llamado *no-show*, se encuentra presente en diversos rubros, por ejemplo, en eventos deportivos, restaurantes, hoteles y citas en servicio de salud. Se han realizado distintas investigaciones buscando definir el problema, identificar los factores que están en juego en la toma de decisiones y establecer el comportamiento deseado, para plantear mecanismos que empujen (*nudge*) la disminución de la no presentación (Banco Interamericano de Desarrollo, 2020; Garuda et al., 1998).

En los eventos deportivos, se cree que las personas que compran un ticket de temporada serían asistentes cautivos, y las situaciones de *no-show* serían una excepción. Sin embargo, nuevos estudios muestran que en este sector existe un alto número de *no-show* (Schreyer, 2021). Por ejemplo, en Alemania en la temporada 2012-2013 la no presentación fue en promedio de 17%. Asimismo, en la liga suiza, se observa alrededor de un 30% de *no-show* promedio (Schreyer, 2021). Como consecuencia, los altos niveles de *no-show* pueden generar pérdidas al momento de la renovación del ticket de temporada, costo extra en servicios adicionales en el estadio y disminución de los efectos positivos que genera una alta audiencia por ejemplo, en la transmisión y en los auspiciadores (Schreyer, 2019; Schreyer et al., 2020; Schreyer & Däuper, 2018).

En el caso de los restaurantes, en ciudades grandes, la inasistencia a reservas es de alrededor de un 20%, afectando fuertemente la rentabilidad de estos recintos. Para afrontar esta situación, se han tomado diversas estrategias, como el seguimiento a las personas que no asisten, la prohibición de futuras reservas, exposición de estos casos en redes sociales, implementación de cobro por adelantado, ofrecer descuentos por asistir, recargo óptimo en las reservas y análisis de cuánta proporción del establecimiento puede ser reservada y cuanto por orden de llegada (Oh & Su, 2018).

Por otro lado, en el área de salud, los niveles de *no-show* varían según establecimiento, procedimiento y contexto en el que se encuentra. En Norteamérica se estima que el ausentismo es de alrededor de un 23.5%, con mayor índice para establecimientos estatales (Ruggeri et al., 2020). Además, se han realizado análisis de tratamientos específicos, como la continuidad de pacientes con problema de drogadicción a sus terapias, donde el abandono del tratamiento llega al 25% (Pedersen et al., 2021). En el caso de laboratorios, un estudio muestra que en exámenes vasculares el *no-show* llega a un 12% (Satiani et al., 2009), mientras que en pacientes pediátricos de zonas urbanas, los índices de ausentismo llegaban al 30.8% (Lin et al., 2016).

Si bien la inasistencia a las citas médicas tiene costos tanto para la propia persona y las que están en espera, los costos monetarios para los servicios de salud son elevados. El año 2009 se estimaba que en Inglaterra el costo para el sistema bordeaba los 600 millones de libras por año, que equivale a la administración anual de 2 hospitales de tamaño medio (BBC News, 2009), 10 años después, la cifra fue calculada en 125 millones de libras (Gutteridge, 2022). En el caso de USA, al sistema de salud le cuesta 150 billones de dólares cada año (Gier, 2017). En el caso de Chile, se estima que para el Hospital San Juan de Dios de Los Andes y Hospital San Camilo de San Felipe, las inasistencias registradas durante el 2012 representaron una pérdida de alrededor de 235 millones de pesos (Servicio de Salud Aconcagua, 2019).

En la misma línea, diversos estudios han analizado en retrospectivas para estimar el costo del *no-show*. Estudio realizado por Kheirkhah et al. (2016) muestra que al considerar los costos directos e indirectos, el costo promedio de *no-show* por pacientes para el año 2008 fue de US\$196 y que el costo marginal de las inasistencias para 10 clínicas llegaba a los US\$14.58 millones. Asimismo, considerando los datos de 15 clínicas por especialidad, se estableció que en algunas de ellas, el ausentismo produce pérdidas que pueden llegar hasta el 14% de los ingresos anuales (Perez et al., 2014). Además, se comprueba que con un nivel de inasistencia de un 13.8%, el costo anual supera los 3 millones de Euros, y que además, un 57.8% de las personas que no asistieron volvieron a solicitar cita para la misma especialidad (Jabalera Mesa et al., 2017).

Conocer las causas que rodean el *no-show* en el área de la salud es relevante para tomar acciones efectivas. Se han detectado razones como el olvido, problemas de transporte, dificultades en el trabajo (Garuda et al., 1998; Kasem et al., 2015; Paul & Hanna, 1997; Samuels et al., 2015) y la falta o error de comunicación con el paciente (Kaplan-Lewis & Percac-Lima, 2013). Además, en algunos casos, el horario de la cita afecta el nivel de *no-show*, siendo la mañana el tiempo del día con mayor asistencia (Kasem et al., 2015). Complementariamente, estudios indagan la relación entre el horizonte temporal de la cita y el nivel de no presentación, identificando que si se acorta el horizonte de la reserva se disminuye el *no-show* (Williams et al., 2008; Dantas et al., 2018; Ruggeri et al., 2020). Otro factor que cobra relevancia es la distancia entre el hogar y el centro de salud (Dantas et al., 2018). Otros elementos a considerar en menor medida son: errores administrativos, sentirse mejor, asistir a otro centro médico e inconvenientes con el médico tratante (Murdock et al., 2002).

Por otro lado, existen factores sociodemográficos correlacionados a la inasistencia. En el caso de las consultas pediátricas, se detectó que uno de los grupos con un factor de *no-show* más alto son los pacientes de mayor edad que asisten a este tipo de consultas, además de existir una correlación con la percepción de buena salud (Samuels et al., 2015). En cambio, otro estudio identifica que los mayores índices de *no-show* se presentan en pacientes más jóvenes (10 - 20 años) (Kasem et al., 2015).

2.3 MECANISMOS PARA DISMINUIR EL NO-SHOW

Se han evaluado distintas herramientas en busca de reducir de manera efectiva el *no-show*, muchos de ellos apuntan por ejemplo al uso de recordatorio, fecha y hora. En este sentido, la comunicación previa es una técnica utilizada para captar la atención y volver a la mente aquellas intenciones olvidadas o postergadas (Altmann & Traxler, 2014; Beshears & Kosowsky, 2020). En el caso del ausentismo en salud, se han realizado experimentos con resultados alentadores usando mensajes de textos o llamados telefónicos en odontología (Altmann & Traxler, 2014), tratamiento de consumo de droga (Pedersen et al., 2021), pediatría (Lin et al., 2016) y atención primaria de salud (Perron et al., 2010, 2013). Sin embargo, el contexto puede cambiar el efecto, tal como, una mala cobertura o un bajo nivel de uso de celular, (Leong et al., 2006) o bien, existen resultados distintos en relación a la especialidad médica. En este sentido, Perron et al. (2013) encuentra efectos diferentes en tratamientos por consumo de droga y en atención primaria de salud.

Asimismo, se han utilizado los recordatorios por medio de llamado telefónico o mensaje de texto, para aumentar la adherencia a tratamientos médicos. Se encontraron resultados favorables, por ejemplo, para el cumplimiento de toma de dosis de medicamentos (Luoto & Carman, 2014) y para reducir el consumo de antibióticos (Wickström Östervall, 2017). Sumando a lo anterior, se han usado en el contexto de exámenes de visión para personas diagnosticadas con diabetes (A. Williams et al., 2018) y para la realización periódica de mamografías (Duarte, 2021).

Hallsworth (2015) estudia el efecto de distintos mensajes en los niveles de ausentismo (reducción de esfuerzos de reagendar, norma social y costos específico), encontrando que el mensaje que apunta a los costos específicos es el que tiene un efecto más elevado en la reducción del *no-show*, mientras que el mensaje relacionado con norma social llevó a una mayor cancelación.

Además de investigar el tipo de mensaje, es relevante revisar el momento en que es enviado, observándose distintos efectos si estos se envían con 24 o 48 horas de anticipación. En el caso de mensajes que son enviados con 48 horas de anticipación, se observa un aumento en la cancelación y un incremento en el uso de la hora cancelada (Hashim et al., 2001; Perron et al., 2010). En cambio, cuando el mensaje de texto o llamado se realiza con 24 horas de anticipación, los espacios cancelados no son vueltos a ocupar (Perron et al., 2013).

Por otro lado, se han estudiado micro-incentivos, señales de bajo costo y fácil aplicación, que pudieran mitigar la aversión a la pérdidas y el sesgo al presente (Banco Interamericano de Desarrollo, 2020); Williams et al., 2018). Este mecanismo tuvo buenos resultados en la adherencia a un tratamiento de consumo de drogas, (Pedersen et al., 2021).

3 EXPERIMENTO LABORATORIO

El experimento busca recabar antecedentes que permitan conocer cómo la información que se entrega en una comunicación previa a la cita puede inducir comportamientos respecto a la asistencia a la hora médica cuando ocurre un conflicto que dificulta el cumplimiento de lo

planificado. En base a la economía del comportamiento, se busca identificar el encuadre que aumente la probabilidad de asistir.

El estudio se realizó por medio de una plataforma online, que permite efectuar cuestionarios para la investigación. La plataforma cuenta con usuarios registrados, en que se puede solicitar ciertas características de los participantes, que sean adecuadas para el estudio. En este caso, se solicitó que el 50% fueran de la Región Metropolitana y la mitad fueran mujeres.

3.1 PROCEDIMIENTO

En primer lugar, a las personas se les presentó un escenario hipotético en que se les presentaba su condición de salud y la necesidad de asistir a un médico. El texto inicial se presenta en la Figura 1.

Imagine que en las últimas semanas se ha sentido cansado, con dificultades para dormir, y con dolor de cabeza. Ha probado distintas cosas para sentirse mejor, sin embargo, sigue sintiéndose mal. Usted decide ir al doctor, y logra agendar una hora para 12 días después en un centro médico conocido.

Figura 1: Escenario hipotético presentado en experimento online

En seguida, se consulta sobre posibles complicaciones que podría tener para asistir, lo que se muestra en la Figura 2.

Imagine las posibles complicaciones que podría tener para ir a su cita médica. De la siguiente lista, ¿Cuál le parece la más relevante?

- Un compromiso del trabajo (por ejemplo, una reunión)
- Un compromiso familiar (por ejemplo, ir a buscar a sus hijas/os al colegio)
- Una actividad social (por ejemplo, reunión con amigas/os)
- Un viaje

Figura 2: Mensaje mostrado posterior al escenario hipotético con posibles complicaciones que se pueden presentar al tener una cita médica

A continuación, se señala que el estado de salud sigue igual y que un día antes de la cita el centro médico llama para confirmar la hora. En dicho momento el mensaje es mostrado según grupo experimental asignado aleatoriamente, existiendo 6 condiciones: 1 control y 5 tratamientos. Las condiciones son (1) *Impacto en otros*, (2) *Impacto en la propia persona*, (3) *Norma Social*, (4) *Aversión a la justificación*, (5) *Aversión a la justificación post Respuesta* y control, lo que se muestra en la Tabla 3-1. Además, se consulta si se desea confirmar, reagendar o anular la cita médica.

Tabla 3-1: Mensaje entregado a cada uno de los grupos según su asignación a tratamiento o control

	Control	Tratamiento 1 Impacto en otros	Tratamiento 2 Impacto en la persona	Tratamiento 3 Norma Social	Tratamiento 4 Aversión a la justificación	Tratamiento 5 Aversión a la justificación posterior a la confirmación
Información 1	Le llamo para confirmar su hora médica de mañana.	Le llamo para confirmar su hora médica de mañana.	Le llamo para confirmar su hora médica de mañana.	Le llamo para confirmar su hora médica de mañana.	Le llamo para confirmar su hora médica de mañana.	Le llamo para confirmar su hora médica de mañana.
Información Tratamiento		Tenga presente que no asistir a su hora afecta a otros	Tenga presente que la agenda del doctor está completa. El tiempo de espera es mayor para los días siguientes y su salud puede verse afectada	Tenga presente que 9 de cada 10 pacientes asisten a su hora	Tenga presente que no asistir a su hora le afecta a usted y a otros pacientes en espera. En caso de no asistir le contactaremos para encuestarle y conocer sus motivos	
Información 2	Agradecemos indicar si asistirá, desea cancelar o reagendar.	Agradecemos indicar si asistirá, desea cancelar o reagendar.	Agradecemos indicar si asistirá, desea cancelar o reagendar.	Agradecemos indicar si asistirá, desea cancelar o reagendar.	Agradecemos indicar si asistirá, desea cancelar o reagendar.	Agradecemos indicar si asistirá, desea cancelar o reagendar.
Respuesta	[Confirma, reagenda o anula]	[Confirma, reagenda o anula]	[Confirma, reagenda o anula]	[Confirma, reagenda o anula]	[Confirma, reagenda o anula]	[Confirma, reagenda o anula]
Información Tratamiento						Tenga presente que no asistir a su hora le afecta a usted y a otros pacientes en espera. En caso de no asistir le contactaremos para encuestarle y conocer sus motivos

Imagine que, en la mañana de su cita, se da cuenta que en ese horario usted tiene [CONFLICTO SELECCIONADO].

En una escala de 1 a 7, siendo 1 “Nada probable” y 7 “Totalmente probable” ¿qué tan probable es que asista a su hora médica?

1. Nada probable

2.

3.

4.

5.

6.

7. Totalmente probable

Figura 3: mensaje mostrado a continuación del tratamiento, presentando el conflicto que se presenta y preguntando por la probabilidad de asistir. La información sólo se les presenta a aquellas personas que confirmaron la cita.

Después, a aquellos que confirmaron su hora, quedan fuera los que anulan o reagendan, se les indica que se le presenta el conflicto indicado en un inicio y se les pregunta la probabilidad de presentarse, según lo indicado en la Figura 3. Para medir el efecto del mensaje en la asistencia a la cita, se considera como variable dependiente la probabilidad indicada de asistir a la hora médica, la que se escalona entre baja (de 1 a 3), media (4 y 5) y alta (6 y 7) probabilidad de asistir¹, sumado a reagendar y anular.

3.2 DESCRIPCIÓN DE LA DATA

El estudio cuenta con un total de 529 personas encuestadas. Se eliminaron aquellos registros que contenían error². La cantidad de encuestados por grupo experimental se presenta en la Tabla 3-2.

Complementariamente, la Tabla 0-1 en anexos entrega la descripción de las características demográficas de los distintos grupos. Sobre el grupo socioeconómico, el 16% pertenece al sector ABC1, mientras que un 28% al C2, 28% al C3 y un 28% al DE. Respecto a la ocupación, los encuestados son principalmente personas empleadas (60%), seguida de desempleados con un 12%. Sobre el nivel educacional, los dos grupos más grandes son el de personas con educación media

¹ Para transformar en variables categóricas donde se pueda incorporar reagendar y anular, la probabilidad de asistir indicada se conforman 3 grupos, bajo, medio y alta probabilidad de asistir.

² Respuestas terminadas antes de que recibieran el mensaje de tratamiento y aquellas personas que respondieron 2 veces la encuesta, tomando solamente la primera intervención.

completa (24%) y el grupo de estudios técnicos con 27%. Además, se advierte que en promedio los años de estudio de los distintos grupos se mueven entre los 14.78 y los 15.15 años.

Tabla 3-2: Cantidad de encuestados por grupo experimental

Grupo	Cantidad
Control	89
Impacto en otros	87
Impacto en la propia persona	89
Norma Social	87
Aversión a la justificación	89
Aversión a la justificación post Respuesta	88
Total	529

3.3 RESULTADOS

3.3.1 Dificultades para asistir

Ante la pregunta sobre las posibles complicaciones que podría tener la persona para asistir a la hora médica, el 48% de los participantes indicaron que la mayor complicación tiene relación con problemas en el trabajo, seguido con un 34% que identifica dificultades por temas familiares, sumando ambos el 82%. Esto se identifica en la siguiente tabla.

Tabla 3-3: Complicaciones para asistir a la cita médica

Complicación	
Trabajo	252 (48%)
Familia	182 (34%)
Social	12 (2.3%)
Viaje	83 (16%)

3.3.2 Efecto en la inasistencia

Para determinar el efecto de los tratamientos, se realiza un análisis mediante un modelo logit multinomial, cuyo resultado se presenta en la

Tabla 3-4 controlando por género, edad, años de estudio, ocupación y nivel socioeconómico. La variable dependiente de referencia es la baja probabilidad de asistir. El modelo utilizado es el siguiente:

$$\log \left[\frac{P(y = 1)}{1 - P(y = 1)} \right] = \alpha + \beta x_1 + \delta x_2 \quad (1)$$

$$y = \begin{cases} \text{Probabilidad alta de asistir} \\ \text{Probabilidad media de asistir} \\ \text{Probabilidad baja de asistir} \\ \text{Probabilidad de reagendar} \\ \text{Probabilidad de anular} \end{cases}$$

Con:

x_1 : variable independiente

x_2 : variables de control

Tabla 3-4: resultado Regresión utilizando modelo logit multinomiales

Tabla de regresiones multinomial ³

	Variable dependiente (Ref. baja probabilidad de asistir):			
	Alta (1)	Anula (2)	Media (3)	Reagenda (4)
(1) Impacto en otro	-1.116* (0.591)	-0.389 (1.350)	-1.396** (0.653)	-0.992 (0.643)
(2) Impacto en la propia persona	-0.199 (0.627)	1.067 (1.274)	-0.904 (0.694)	-0.854 (0.701)
(3) Norma Social	-0.460 (0.628)	0.714 (1.304)	-0.499 (0.674)	-0.522 (0.683)
(4) Aversión a la justificación	-0.874 (0.610)	0.422 (1.292)	-0.883 (0.658)	-0.500 (0.651)
(5) Aversión a la justificación post Respuesta	-0.489 (0.629)	-0.501 (1.539)	-0.627 (0.682)	-0.387 (0.680)
Constante	2.147 (1.693)	-1.090 (3.499)	3.361* (1.873)	3.704** (1.859)
N	258	14	94	108
Akaike Inf. Crit.	1,372.000	1,372.000	1,372.000	1,372.000

Note:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

La aplicación del tratamiento (1) *Impacto en otro* aumenta la probabilidad de que las personas no asistan a su cita generándose con mayor probabilidad un *no-show* ($p < 0.05$). Si bien el resto de los resultados no son significativos, se ve que los tratamientos no empujan a las personas a una alta probabilidad de asistir comparada con la baja probabilidad. Ahora bien, pudieran existir indicios

³ Controlada por: Si es mujer, edad, años estudio, si trabaja, grupo socioeconómico

de que las personas tenderían a anular cuando se les presente un conflicto que dificulta el asistir con los tratamientos (2), (3), (4) y (5). Mirando la Tabla 0-3 en anexos, con el tratamiento (1), cada 2 personas que tengan una baja probabilidad de asistir, existe una persona con probabilidad media de asistir. Además, la Tabla 0-1 muestra que el tratamiento (2) *Impacto en la propia persona*, aumenta en 4 puntos porcentuales las personas que seleccionan que asistirán con una alta probabilidad comparado con el control ($p > 0.05$).

Si bien los resultados no son significativos producto que la muestra es pequeña en cada grupo, se destaca que el mayor conflicto para asistir a la cita seleccionado por las personas tiene relación con problemas con el trabajo (48%) seguido a problemas familiares (34%). Por otro lado, el tratamiento (2) *Impacto en la propia persona* aumenta la probabilidad de asistir a la cita.

4 ANÁLISIS DATOS HISTÓRICOS

Para el análisis de los datos históricos se trabaja con un centro de salud privado, que cuenta con una sede en la Región Metropolitana. El centro posee distintas especialidades. Se utilizan datos de los años 2020 y 2021. Por otro lado, los experimentos de campo se realizan entre 1 de noviembre de 2021 y el 2 de mayo de 2022.

Se consideran alrededor de 61 especialidades, en términos de atención y *no-show*, en busca de identificar elementos que puedan apoyar la disminución del ausentismo, por ejemplo, al priorizar el contacto a las personas previamente a la hora de la cita. Se analizaron un total de 236,197 citas, de las cuales el 12% presentaron una inasistencia, lo que se muestra en la Tabla 4-1.

Tabla 4-1: nivel de no-show centro salud en los años 2020 y 2021 considerando las citas en la agenda del medico

Característica	Total, N = 236,197 ¹
No-Show	27,388 (12%)
Atención	208,809 (88%)
¹ n (%)	

Por otra parte, en la Tabla 0-4 en anexos, se observa que en promedio los pacientes tienen alrededor de 51 años y que se atienden más mujeres que hombres. Además, la previsión más común es Fonasa, y más gente tiende a ir en la mañana.

La Tabla 0-5 muestra que los pacientes que pagan por medio de Ley y en forma particular tienen un mayor nivel de *no-show*, al igual que los horarios de la tarde. En el sentido del género de los pacientes, tanto hombres como mujeres tienen un nivel de *no-show* de un 12%. Agrupando las especialidades por tipo de consulta, se puede notar la existencia de diferencia en los niveles de atención, siendo menor en el caso de la terapia física y cirugía, mientras que, en el caso contrario, el menor índice de *no-show* se presenta en los procedimientos.

Al estudiar aquellas especialidades que tuvieron más de 1,000 consultas, se reconoce que existen 14 especialidades con un nivel de *no-show* mayor al 15%, 2 de ellas con más de un 20%. Al ver con atención la especialidad que más consultas tiene, se observa que el nivel de *no-show* llega al 14.77%. Entre las 10 consultas con mayores citas, este nivel se encuentra entre el 13% y el 20%, lo que se presenta en las Tabla 0-7 y Tabla 0-8 en anexos.

Por otro lado, al comparar el número de citas totales de un paciente con la cantidad de atenciones y *no-show* en el periodo, se constata que la gran mayoría de los pacientes se concentra entre 0 y 50 consultas y que un importante número asiste a al menos una de las citas agendadas, mostrado en la Figura 4 en anexos.

Los modelos que se realizan son regresiones logit donde la variable de referencia es el *no-show*, lo cual se muestra en la siguiente ecuación:

$$\log \left[\frac{P(y = 1)}{1 - P(y = 1)} \right] = \alpha + \beta x_1 + \delta x_2 \quad (2)$$

Con:

$$y = \begin{cases} \text{Atencion} \\ \text{Noshow} \end{cases}$$

x_1 : variable independiente

x_2 : variables de control (edad, mujer, forma de pago⁴ y las 50 especialidades médicas)

4.1 RELACIÓN DE NO-SHOW CON EL HORIZONTE TEMPORAL DE AGENDAMIENTO DE LA CITA

El horizonte temporal de agendamiento de la cita mide con cuantos días de antelación a la fecha de la cita esta fue agendada. Se presume que entre más grande es el horizonte temporal, pudiera existir una mayor posibilidad de no asistir, ya sea por olvido, conflicto con el horario o por sentirse mejor.

Para analizar la existencia de correlación entre el horizonte temporal de agendamiento, con el ausentismo, se realiza regresión logit. Se advierte que, entre más distancia exista entre el día que se agenda la cita y la hora de ésta, mayor es la probabilidad de que exista una inasistencia, lo que se presenta en la siguiente tabla.

⁴ Isapre, Ley, particular, Fonasa, otro

Tabla 4-2: regresión modelo logit variable independiente horizonte de la cita

Tabla de regresiones logit (Ref.NoShow)			
	Variable dependiente:		
	No-show		
	(1)	(2)	(3)
Horizonte cita	-0.012*** (0.0005)	-0.012*** (0.001)	-0.011*** (0.001)
Edad		0.013*** (0.001)	0.013*** (0.001)
Mujer		0.101*** (0.017)	0.119*** (0.017)
Forma de Pago	NO	SI	SI
50 especialidades	NO	NO	SI
Constante	1.825*** (0.008)	1.252*** (0.030)	1.501*** (0.164)
Observaciones	171,868	123,859	123,231
Log Likelihood	-73,486.000	-50,480.000	-49,691.000
Akaike Inf. Crit.	146,975.000	100,976.000	99,498.000
Note:		* p<0.1; ** p<0.05; *** p<0.01	

Observando la razón de probabilidad de la Tabla 0-10 en anexos, se identifica que cuando aumenta el horizonte temporal de agendamiento de la cita, la probabilidad de asistir disminuye en un 2%.

4.2 RELACIÓN DE NO-SHOW CON LA FRECUENCIA DE NO-SHOW DE UN PACIENTE

La frecuencia del *no-show* tiene relación con la cantidad de inasistencias previas que un paciente tiene respecto a sus citas totales. La primera cita, al no existir historial, no se consideran en el modelo, luego, en la segunda cita se observa si el paciente se atendió o no, si se atendió toma un valor de 0 y si tuvo un ausentismo, toma el valor de 1, lo que se muestra en la siguiente ecuación.

$$si i > 1; Frecuencia NoShow_i = \frac{Total NoShow_{i-1}}{Total Citas_{i-1}} \quad (3)$$

Para analizar se realiza regresión logit. Se visualiza que ante la presencia de una mayor cantidad de *no-show* existentes previos a la hora médica, es más alta la probabilidad de que el paciente no se presente.

Tabla 4-3: regresión modelo logit, variable independiente frecuencia no-show

Tabla de regresiones logit (Ref.NoShow)			
	<i>Variable dependiente:</i>		
		NoShow	
	(1)	(2)	(3)
Frecuencia <i>no-show</i>	-0.179*** (0.012)	-0.126*** (0.016)	-0.182*** (0.016)
Edad		0.014*** (0.001)	0.014*** (0.001)
Mujer		0.125*** (0.016)	0.112*** (0.017)
Forma de Pago	NO	SI	SI
50 especialidades médicas	NO	NO	SI
Constante	1.990*** (0.007)	1.308*** (0.029)	1.367*** (0.160)
Observaciones	236,205	161,312	160,203
Log Likelihood	-84,649.000	-56,515.000	-53,692.000
Akaike Inf. Crit.	169,301.000	113,046.000	107,519.000
<i>Note:</i>		*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01	

Los resultados de la Tabla 0-1 en anexos, en que se presenta la razón de probabilidad, se identifica que cuando aumenta la frecuencia de inasistencias históricas, la probabilidad de asistir disminuye en un 17%.

4.3 RELACIÓN DE NO-SHOW CON EL HORARIO DE LA CITA

Otro elemento que pudiera influir en la probabilidad de que una persona no se presente a la cita es el horario de esta, diferenciando entre mañana, almuerzo y tarde⁵. Observando los resultados de la regresión logit que se presentan en la Tabla 4-4, donde la referencia son las citas de la tarde, se identifica que las citas de la tarde tienen una mayor probabilidad de que las personas no asistan ($p < 0.01$) en comparación con las horas de la mañana y el almuerzo.

⁵ Mañana de 7:30 a 11:00; almuerzo de 11:15 a 14:45; tarde 15:00 a 20:00

Tabla 4-4: regresión modelo logit, variable independiente frecuencia no-show con referencia horario de la tarde

Tabla de regresiones (Ref. NoShow; Tarde)			
	<i>Variable dependiente:</i>		
		NoShow	
	(1)	(2)	(3)
Horario almuerzo	0.173*** (0.018)	0.177*** (0.021)	0.122*** (0.023)
Horario mañana	0.175*** (0.016)	0.238*** (0.019)	0.177*** (0.021)
Edad		0.014*** (0.001)	0.013*** (0.001)
Mujer		0.125*** (0.016)	0.117*** (0.017)
Forma de Pago	NO	SI	SI
50 especialidades médicas	NO	NO	SI
Constante	1.901*** (0.012)	1.187*** (0.031)	1.309*** (0.161)
Observaciones	236,197	161,307	160,198
Log Likelihood	-84,674.000	-56,457.000	-53,715.000
Akaike Inf. Crit.	169,354.000	112,933.000	107,566.000
<i>Note:</i>		*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01	

En base a los datos de la Tabla 0-12, se puede presumir que las citas del horario de almuerzo aumentan la probabilidad de asistir en un 13% en comparación con las citas de la tarde. De manera similar, las citas de la mañana tienen una probabilidad de un 19% más de presentarse que las citas de la tarde.

5 ESTUDIOS DE CAMPO

El objetivo es evaluar el efecto del envío de mensajes de texto al teléfono celular a los individuos con citas agendadas vigentes al momento del envío del mensaje, con el propósito de disminuir el *no-show*, identificando el efecto que tiene en la anulación, la atención y el reagendamento.

Los posibles estados finales de una cita son:

1. **Atención:** paciente es atendido por médico tratante.
2. **No-show:** persona no da aviso de su ausencia, y no asiste a su hora.

3. **Reagenda:** previo a la cita se da aviso que no asistirá y al mismo tiempo solicita una nueva hora en la misma especialidad para una fecha posterior. El cupo queda liberado para el uso de alguien más.
4. **Anula:** paciente previo a la cita da aviso que no asistirá sin tomar una nueva hora para la misma especialidad. La hora medica queda liberada para el uso de otro paciente.

Las bases de datos para el envío de SMS fueron descargadas del sistema alrededor de las 18:00 hrs del día anterior a la cita. Los llamados del call center para confirmar las citas se realizaron hasta las 18:00 hrs, y se recibieron llamados hasta las 20:00 hrs. Al momento de enviar el SMS los pacientes contaban con tiempo para anular o reagendar ese mismo día.

5.1 METODOLOGÍA

Se busca mejorar la asistencia a las citas médicas, disminuyendo la no presentación a las horas previamente reservadas. La variable de estudio será principalmente el nivel de *no-show*, sin embargo, se espera generar cambios en la atención, la anulación y el reagendamento.

Se establecen grupos de tratamiento y de control asignados de forma aleatoria. La asignación a tratamiento o control se realiza al paciente usando su número de teléfono. Si una persona tiene más de una cita en el período de estudio siempre recibirá el mismo mensaje en cada uno de los experimentos. Al grupo de control no se le envía SMS, en cambio, a cada uno de los grupos de tratamiento, se le envía un SMS indicando la información de su cita (fecha y hora) sumado al mensaje de tratamiento. Realizar un experimento con asignación aleatoria permitirá, mediante un análisis empírico, observar cambios en comportamientos de personas que se deberían a la aplicación del tratamiento. La unidad de medida será la cita médica.

Luego, se analiza si las citas que presentaron *no-show*, reagendamento o anulación fueron usadas por otro paciente, en busca de identificar si un par hora-médico que presentaba estas condiciones es utilizada por alguien más. El análisis es una estimación de la capacidad ociosa que se genera en el establecimiento. Este análisis no es diferenciado por condición experimental (control, tratamiento 1 o tratamiento 2) ya que la ocupación del médico se genera por pacientes que no son parte del estudio, más bien mira si el espacio disponible, ya sea por el reagendamento, la anulación o el *no-show*, es ocupado por algún otro individuo.

Para indagar en la probabilidad de asistir, reagendar, anular o *no-show*, se realiza regresión multinomial donde la variable independiente es la asignación a los grupos de tratamiento y la variable dependiente es el resultado final de la cita tomando como referencia el *no-show*. El modelo utilizando se presenta a continuación.

$$\log \left[\frac{P(y = 1)}{1 - P(y = 1)} \right] = \alpha + \beta x_1 + \delta x_2 \quad (3)$$

Con:

$$y = \begin{cases} \text{Atencion} \\ \text{Noshow} \\ \text{Anula} \\ \text{Reagenda} \end{cases}$$

x_1 : tratamiento

x_2 : variables de control

5.2 ESTUDIO 1

El estudio se realizó entre el 1 de noviembre y el 21 de diciembre de 2021. Para aquellas citas agendadas entre las 07:30 y las 12:00 hrs, el SMS se envió el día antes de la hora médica entre las 18:15 y las 19:00 hrs. En cambio, las citas que eran posteriores a las 12:00 hrs, el SMS se envió a las 08:00 hrs del mismo día. Se consignó un total de 8,835 mensajes, la siguiente tabla muestra el detalle.

Tabla 5-1: Resultado del envío de los mensajes a los pacientes

Resultado envío SMS	Cantidad SMS
Enviado	8,578
Fallo en el envío ⁶	257

Los pacientes fueron asignados aleatoriamente a un grupo de control, tratamiento 1 o tratamiento 2. El texto incorporado en el SMS tiene relación con la aversión a la justificación que tienen las personas que podrían movilizar a disminuir el no-show para no tener que dar explicaciones. Los mensajes enviados a los grupos se presentan en la siguiente tabla:

Tabla 5-2: mensajes enviados primer experimento centro de salud

Mensaje Control	Tratamiento 1	Tratamiento 2
Mensaje	Recuerde su hora en [CENTRO DE SALUD] el [FECHA] a las [HORA]	Recuerde su hora en [CENTRO DE SALUD] el [FECHA] a las [HORA]
Tratamiento	De no asistir, podríamos llamarle para entender sus motivos. Para cancelar llame [TELÉFONO]	De no asistir, podríamos llamarle para entender sus motivos

⁶ El fallo en el envío se puede deber a un error en el registro del número celular o problemas del operador de red

Donde [FECHA] y [HORA] son reemplazados por los datos que corresponden al paciente y en [CENTRO DE SALUD] y [TELÉFONO] se indica la información del centro de salud con el cual se realiza el estudio. La tabla de más abajo muestra la cantidad de citas por condición experimental.

Tabla 5-3: Cantidad de citas por grupo experimental

Grupo	Cantidad
Control	2,904
Tratamiento 1	2,920
Tratamiento 2	3,011

Dentro de las características demográficas expuestas en la Tabla 0-13 en anexos, se distingue que la edad promedio de los pacientes es de 50 años, con un 59.3% de mujeres, concentrando una mayor forma de pago en Fonasa.

5.2.1 Descripción resultados

5.2.1.1 Análisis general

Mirando el efecto en los grupos, que se presenta en la Tabla 5-4, se identifica que con ambos tratamientos disminuye la probabilidad de *no-show*, con resultados estadísticamente significativos para el tratamiento 1 que contenía el número de teléfono ($p < 0.05$). El porcentaje de *no-show* disminuye en un 2.5% al recibir el tratamiento 1 en comparación con el control. Por otro lado, al realizar una regresión multinomial, se identifica que al recibir el tratamiento 1, aumenta la probabilidad de atenderse en comparación con no asistir ($p < 0.01$) lo que se aprecia en la Tabla 5-5.

En el caso de la anulación y el reagendamiento, se esperaba que con el tratamiento 1, que contiene el número de teléfono del centro de salud, aumentara el reagendamiento, sin embargo, es levemente superior, si bien ambos tienen un efecto positivo, en este caso, los resultados muestran que el tratamiento 2 moviliza a más pacientes a anular.

Tabla 5-4: Estado final cita paciente según grupo tratamiento⁷

Característica	N	Total, N = 8,563	Control, N = 2,812 ¹	Tratamiento 1, N = 2,830 ¹	Tratamiento 2, N = 2,921 ¹
	8,563				
Anula		390 (4.6%)	115 (4.1%)	128 (4.5%)	147 (5.0%*)
Atención		6,545 (76.4%)	2,128 (75.7%)	2,191 (77.4%)	2,226 (76.2%)
<i>No-show</i>		1,545 (18.0%)	546 (19.4%)	479 (16.9%**)	520 (17.8%)
Reagenda		83 (1.0%)	23 (0.8%)	32 (1.1%)	28 (1.0%)
¹ n (%)				Note: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$	

⁷ P-valor muestra si la diferencias en porcentaje entre control y tratado es significativo calculado con ttest

Tabla 5-5: regresión modelo logit multinomiales

Tabla de regresiones multinomial (ref. *No-show* y Control)

	Variable dependiente:					
	Anula (1)	Atención (2)	Reagenda (3)	Anula (4)	Atención (5)	Reagenda (6)
Tratamiento 1	0.184 (0.209)	0.248*** ⁸ (0.084)	0.248 (0.362)	0.213 (0.212)	0.278*** ⁹ (0.086)	0.341 (0.367)
Tratamiento 2	0.304 (0.200)	0.151* (0.083)	0.338 (0.348)	0.252 (0.203)	0.153* (0.084)	0.352 (0.352)
Mujer	0.780*** (0.192)	-0.004 (0.071)	0.408 (0.312)	0.789*** (0.199)	-0.002 (0.073)	0.416 (0.316)
Edad	-0.002 (0.005)	0.014*** (0.002)	0.009 (0.009)	0.002 (0.005)	0.015*** (0.002)	0.013 (0.010)
Forma Pago ¹⁰	SI	SI	SI	SI	SI	SI
43 especialidades médicas ¹¹	NO	NO	NO	SI	SI	SI
Constante	-2.657*** (0.340)	0.644*** (0.134)	-4.384*** (0.605)	-10.800*** (0.353)	0.215 (0.360)	-8.517*** (0.605)
Akaike Inf. Crit.	7,461.000	7,461.000	7,461.000	7,451.000	7,451.000	7,451.000
Note:	* $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$					

5.2.1.2 Análisis uso hora medica

Se utilizan los registros históricos de movimiento de una cita, existiendo pacientes que no son parte del estudio. Reparando en los resultados de la Tabla 5-6, presumiblemente, el centro de salud no logra utilizar los espacios que tienen *no-show* quedando espacio de mejora en la gestión. En el caso de los espacios liberados por la anulación se ve disminuido en 1.7 puntos porcentuales y en el caso del reagendamiento, disminuye en 0.2%. Los resultados muestran que queda un amplio espacio de gestión del *no-show*.

⁸ ODD= 1.282

⁹ ODD= 1.320

¹⁰ Dummies que identifican si la forma de pago es Isapre, Fonasa, particular u otra.

¹¹ Dummies para las 43 especialidades médicas

Tabla 5-6: Estado final de un par hora-médico.

Característica	Total, Experimento campo, N = 8,821 ¹	Uso Medico N = 8,826 ¹
Anula	390 (4.6%)	236 (2.9%)
Atención	6,545 (76.4%)	6,284 (78.0%)
No-show	1,545 (18.0%)	1,473 (18.3%)
Reagenda	83 (1.0%)	64 (0.8%)
Unknown		769
¹ n (%)		

Se debe considerar que los SMS fueron enviados con pocas horas de antelación, lo que puede generar que el centro de salud no alcance a poner a disposición de otros usuarios las citas liberadas. Conforme a ello, si se analiza separadamente aquellos SMS enviados el día previo a la cita (horas mañana) con aquellos enviados el mismo día (horas tarde), se identifica que se anulan/reagendan con mayor frecuencia las citas que recibieron el mensaje el mismo día de su hora médica, lo que se muestra en la Tabla 0-17 y siguiente en los anexos.

5.3 ESTUDIO 2

El estudio 2 se realizó entre el 12 de enero y el 2 de mayo de 2022, con un total de 26,094 citas. Se envió 19,115 SMS a los tratamientos, el detalle del estatus final se encuentra en la siguiente tabla.

Tabla 5-7: Resultado del envío de los mensajes a los pacientes

Características	N Total, N = 19,115
Enviado.	17,606
Error en el envío ¹²	1,509

Los pacientes fueron asignados aleatoriamente al grupo de control, tratamiento 1 o tratamiento 2, al igual que en el primer experimento, el grupo de control no recibe SMS. Los mensajes enviados son los siguientes:

¹² El fallo en el envío se puede deber a un error en el registro del número celular o problemas del operador de red

Tabla 5-8: mensajes enviados primer experimento centro de salud

	Mensaje Control	Tratamiento1	Tratamiento2
Mensaje	Recuerde su hora en [CENTRO DE SALUD] el [FECHA] a las [HORA]	Recuerde su hora en [CENTRO DE SALUD] el [FECHA] a las [HORA]	Recuerde su hora en [CENTRO DE SALUD] el [FECHA] a las [HORA]
Tratamiento	Por alta demanda, la proxima hora puede ser en mucho tiempo.	Por alta demanda, la proxima hora puede ser en mucho tiempo. Si desea reagendar llame a [TELÉFONO]	Por alta demanda, la proxima hora puede ser en mucho tiempo. Si desea reagendar llame a [TELÉFONO]

Donde [FECHA] y [HORA] son reemplazados por los datos que corresponden al paciente y en [CENTRO DE SALUD] y [TELÉFONO] se indica la información del centro de salud con el cual se realiza el estudio. La siguiente tabla muestra la cantidad de citas por grupo experimental.

El mensaje incorporado en los tratamientos tiene relación con los resultados del experimento online, utilizando el texto que tiene relación con el impacto que se puede generar a la propia persona el no asistir a la cita.

A diferencia del experimento 1, en este caso todos los mensajes fueron enviados en la tarde del día previo a la cita alrededor de las 19:00.

Tabla 5-9: Cantidad de citas por grupo experimental

Grupo	Cantidad
Control	8,674
Tratamiento 1	8,665
Tratamiento 2	8,755

Dentro de las características demográficas, se distingue en la Tabla 0-19 que la edad promedio de los pacientes es de 52 años, con un 60.7% de mujeres, concentrando una mayor forma de pago en Fonasa.

5.3.1 Descripción resultados

5.3.1.1 Análisis general

El efecto en cada grupo se indica en la Tabla 5-10. Se observa que con ambos existe una reducción del *no-show*, siendo más relevante el efecto del tratamiento 2, que incorporaba el número de teléfono, donde se reduce en 1.6% y 1.3% con el tratamiento 1 ($p < 0.05$). En el caso de la anulación y el reagendamiento, si bien ambos tienen un efecto favorable, el tratamiento 2 moviliza más anulaciones, con una diferencia de 1.3% respecto al control ($p < 0.01$). Con este tratamiento, se aumenta el uso del teléfono en 129 personas y con el tratamiento 1 en 53. Si bien la atención se ve incrementada en 0.7% para el tratamiento 1 y 0.1% para el tratamiento 2, los resultados no son significativos.

Tabla 5-10: Estado final cita paciente según grupo tratamiento

Característica	N	Total, N = 26,094 ¹	control, N = 8,674 ¹	Tratamiento 1, N = 8,665 ¹	Tratamiento 2, N = 8,755 ¹
	24,742				
Anula		1,180 (4.8%)	350 (4.2%)	376 (4.6%)	454 (5.5% ^{***})
Atención		18,605 (75.2%)	6,174 (74.9%)	6,227 (75.6%)	6,204 (75.0%)
No-show		4,590 (18.6%)	1,610 (19.5%)	1,501 (18.2% ^{**})	1,479 (17.9% ^{***})
Reagenda		367 (1.5%)	105 (1.3%)	132 (1.6% [*])	130 (1.6%)
Unknown		1,352	435	429	488
¹ n (%)		Note: [*] p<0.1; ^{**} p<0.05; ^{***} p<0.01			

Adicionalmente, se realiza una regresión multinomial como muestra en la Tabla 5-11. Con el tratamiento 1, existe una mayor probabilidad de atención o reagendamiento que de *no-show* ($p<0.05$). En cambio, con el tratamiento 2 la anulación y la atención es más probable que un *no-show* ($p<0.05$).

Tabla 5-11: regresión modelo logit multinomiales

Tabla de regresiones multinomial						
	Variable dependiente:					
	Anula (1)	Atención (2)	Reagenda (3)	Anula (4)	Atención (5)	Reagenda (6)
Tratamiento 1	0.174 (0.106)	0.129 ^{***} (0.045)	0.401 ^{**} (0.157)	0.197 [*] (0.108)	0.130 ^{***} (0.045)	0.443 ^{***} (0.158)
Tratamiento 2	0.323 ^{***} (0.103)	0.104 ^{**} (0.045)	0.291 [*] (0.160)	0.371 ^{***} (0.104)	0.109 ^{**} (0.045)	0.344 ^{**} (0.161)
Mujer	-0.189 ^{**} (0.090)	0.123 ^{***} (0.038)	-0.169 (0.134)	-0.207 ^{**} (0.092)	0.122 ^{***} (0.039)	-0.178 (0.138)
Edad	-0.002 (0.003)	0.013 ^{***} (0.001)	0.010 ^{**} (0.004)	-0.0001 (0.003)	0.014 ^{***} (0.001)	0.015 ^{***} (0.004)
Forma de Pago	SI	SI	SI	SI	SI	SI
37 especialidades médicas	NO	NO	NO	SI	SI	SI
Constante	-1.853 ^{***} (0.164)	0.667 ^{***} (0.072)	-3.490 ^{***} (0.257)	-2.432 ^{***} (0.184)	0.369 [*] (0.212)	-3.760 ^{***} (0.276)
Akaike Inf. Crit.	27,371.000	27,371.000	27,371.000	27,011.000	27,011.000	27,011.000
Note:	[*] p<0.1; ^{**} p<0.05; ^{***} p<0.01					

Observando la diferencia entre las citas que se realizan en la mañana y aquellas en la tarde, se identifica que en ambos grupos el tratamiento 2 aumenta la anulación ($p<0.05$), con un aumento

1.2 puntos porcentuales tanto en la mañana y como en la tarde, lo que se observa en la Tabla 0-25. Por otro lado, en la misma tabla se percibe que en el caso de las citas de la mañana el tratamiento 2 disminuye el ausentismo en 1.7% ($p < 0.05$), mientras que, en las citas de la tarde, el tratamiento 1 tiene un efecto de 2.1% en la reducción del *no-show*.

Observando los resultados según el género de los pacientes, para los hombres, tanto el tratamiento 1 como el 2 aumentan la anulación en 1 punto porcentual ($p < 0.05$), mientras que en las mujeres no se encuentran resultados significativos. En el caso del *no-show*, el tratamiento 1 reduce en 2.3 puntos porcentuales en los hombres ($p < 0.05$) y el tratamiento 2 en 1.9% en las mujeres. Se encuentran resultados significativos en el reagendamiento de las mujeres con ambos tratamientos.

Considerando el arancel 2022 del centro médico con el que se realiza el estudio, donde en promedio una consulta pagada por Fonasa nivel III tiene un valor de \$19,000 y de forma particular es de \$41,200, en el periodo de estudio el tratamiento 2 generó la reducción de la pérdida que puede ir entre los \$2, 492,000 y los \$5,410,000 considerando los valores anteriores. Si se considera que en un año el centro tiene alrededor de 200,000 citas, con una reducción del *no-show* de 1.7%, se generaría un ingreso extra que iría entre los \$64,600,00 y los \$140,080,000 siendo que el valor de un SMS bordea los \$40, en este caso, este valor se encuentra incorporado en el costo del servicio de call center lo que no generaría un costo extra.

5.3.1.2 Análisis uso hora medica

Examinando los datos de la Tabla 5-12, se identifica que un bajo porcentaje de los reagendamiento y *no-show* son utilizadas por otro paciente quedando un amplio espacio de mejora y fidelización. En cambio, la anulación baja de un 4.8% a 3.3%. Se puede inferir que el centro de salud aún tiene espacio de mejora en la gestión de las citas en busca de reducir la capacidad ociosa.

Tabla 5-12: Estado final de un par hora-médico

Característica	Total, Experimento de Campo, N = 26,094	Uso Medico N = 26,040 ¹
Anula	1,180 (4.8%)	771 (3.3%)
Atención	18,605 (75.2%)	17,649 (76.5%)
No-show	4,590 (18.6%)	4,362 (18.9%)
Reagenda	367 (1.5%)	274 (1.2%)
Unknown	1,352	2,984

n (%)

5.3.1.3 Resultados por especialidad

Revisando los resultados por especialidades que tuvieron más de 800 citas en el periodo en estudio, a excepción de cirugía, en todos los casos el *no-show* disminuye con el envío del SMS. De manera similar, se reconoce un aumento en la atención en el caso de traumatología, consulta integral, rehabilitación oral, medicina familiar. En el caso de la anulación, salvo nutrición y medicina

familiar, el tratamiento 2 ejerce un mayor efecto favorable que el tratamiento 1. Los resultados se presentan en la Tabla 0-27.

5.4 DISCUSIÓN EN BASE A LOS RESULTADOS

Se destaca que los mensajes enviados previo a la cita médica no solo tienen impacto en el nivel de *no-show*, sino que también en la anulación de una cita. Una reducción en la inasistencia no necesariamente se traduce en un aumento en la atención, si bien el porcentaje de atención aumenta entre un 0.1% y 1.7%, no se encuentran resultados significativos. Sin embargo, en el segundo estudio se detecta el aumento en 1.3 puntos porcentuales en la anulación ($p < 0.05$) con el tratamiento 2 que contenía el número de teléfono. En definitiva, al recibir un mensaje el paciente tomará la decisión entre, asistir, no ir, llamar para anular o para reagendar, mostrando indicios que lo preferente es la anulación.

Si bien un SMS no es un medio en que el paciente pueda interactuar, el envío de mensaje de texto al celular trae al presente lo planificado, e impacta positivamente al generar una acción distinta a la que se realizaría sin la recepción del SMS. En efecto, en ambos estudios el *no-show* se vio disminuido ante el envío de un SMS. En el caso del experimento 1, el tratamiento 1 presentó resultados estadísticamente significativos, reduciendo el porcentaje de inasistencia en 1.3%. Mientras que en el caso del estudio 2, ambos tratamientos tuvieron resultados estadísticamente significativos siendo más relevante el tratamiento 2 con la reducción del *no-show* en 1.6%. En ambos casos, el tratamiento más efectivo en la reducción del ausentismo fue el que incorporaba el número de teléfono.

Los resultados de las regresiones multinomial, muestra que en el estudio 1 aumentan la probabilidad atención frente al *no-show* con el tratamiento que contenía el número de teléfono. En cambio, en el estudio 2, con ambos tratamientos es más probable que las personas reagendan antes que de no asistan y es más probable que se atiendan antes de no presentarse, sólo el tratamiento 2, que contenía el número de teléfono del centro de salud es más probable la anulación que el *no-show*.

En cuanto al uso de los espacios liberados, por citas anuladas, reagendadas o que presentaron *no-show*, con lo que se identificaría la capacidad ociosa final, se distingue en el estudio 1, que de las citas que fueron anuladas, se logra ocupar alrededor de un 40%, pasando de 4.6% a 2.9%. En cambio, de los espacios reagendados, sólo en 23% es ocupado. En el caso del *no-show*, sorprendentemente, se identifica un leve aumento. Con respecto al estudio 2, las citas anuladas decrecen en un 35%, cambiando de un 4.8% a un 3.3% y tanto el ausentismo como el reagendamento disminuye en 0.3%.

Ambos estudios muestran que el centro de salud logra gestionar parte de las anulaciones, sin embargo, quedan espacios de mejora en términos de un uso eficiente de los recursos para disminuir el nivel de capacidad ociosa. Con ello, convendría seguir indagando en el efecto del mensaje para movilizar un mayor número de anulaciones y además, analizar el impacto que tiene el horizonte de

envió del SMS en la acción de un paciente, para que las anulaciones se realicen con una mayor antelación y así otra persona pueda utilizar el espacio liberado.

De manera puntual, el reagendamiento es poco usual, en estudios posteriores correspondería indagar el efecto de otros mensajes, buscando pasar de una anulación a un reagendamiento, para aumentar la fidelización.

Se identifica que los recordatorios tienen efectos positivos tanto en hombre como en mujeres, estos tienen leves diferencias que sería conveniente investigar en estudios posteriores para identificar si pudiera ser convenientes el enviar de manera diferenciada. Similar es el caso para las especialidades, las personas podrían tener distintos comportamientos según la especialidad a la que se está solicitando una cita, por ejemplo, si esta requiere atenciones reiteradas.

Realizando un análisis en cuanto al horario de la cita, para el experimento de campo 2, tanto en las citas de la mañana como las de la tarde el tratamiento 2 aumenta las anulaciones en 1.2% ($p < 0.05$). En el caso del ausentismo, en la mañana, el tratamiento 2 genera una reducción en 1.7 puntos porcentuales ($p < 0.05$) y en la tarde, el tratamiento 1 reduce en 2.1% ($p < 0.05$).

6 CONCLUSIONES

Reducir el nivel de ausentismo a las citas médicas trae beneficios para la propia persona, el centro de salud y otros pacientes en espera. En términos económicos, las pérdidas podrían ser equivalente a los costos de administración de 2 centro de salud en un año. Por ello, es relevante, por un lado, poder identificar causas o características que pueden hacer más propensa una inasistencia, en busca de concentrar los esfuerzos y, por otro lado, identificar qué mensaje puede empujar al paciente a tomar una acción que favorezca, en este caso, su salud y la utilización adecuada de recursos.

Si bien se espera que una persona que agendó una cita médica asista a ella, o en su defecto, de no requerir dicha hora o si por algún motivo se le genera un conflicto, la anule o reagende, liberando el cupo para otro paciente en espera, esto no siempre ocurre. Por diversos motivos, el individuo puede fallar en cumplir con lo comprometido y, en este caso, afectar su salud. Algunos sesgos que pueden estar involucrados en este distanciamiento del actuar racional son: exceso de optimismo, limitaciones de la memoria, sesgos hacia el presente, la percepción del bajo beneficio y las incertezas respecto a probabilidades de ocurrencia de un evento.

El ausentismo a eventos previamente comprometidos es un campo de investigación de la economía del comportamiento, encontrándose estudios en eventos deportivos, áreas de servicio como restaurantes y hoteles y en mayor medida en distintos ámbitos de la salud.

La comunicación con los pacientes previo a la cita es ampliamente usada. A pesar de ello, quedan amplios espacios de investigación respecto al cómo (mensaje de texto, llamado, correo o WhatsApp), cuando (cuantas horas o días previo a la cita) y el que se le indica al individuo que tiene una cita agendada.

En esta investigación, en primer lugar, se realizó un experimento online con asignación aleatoria, en donde a los individuos se les presentó un escenario hipotético en que por motivos de salud se agenda una hora médica. Se les pregunta cuáles pueden ser los posibles conflictos que presentarían para asistir a la cita, en que el 48% responde problemas en el trabajo y 34% problemas familiares. El restante 18% se divide entre problemas sociales y viajar.

Luego, se les presenta una conversación, cuyo mensaje depende de la condición experimental asignada. Con posterioridad se les indica que se les presenta un conflicto para concurrir a la cita y se les pide señalar la probabilidad de asistir. Con la aplicación del tratamiento (1) *Impacto en otro* aumenta la probabilidad de que las personas no asistan a su cita antes de ser indiferente ($p < 0.05$). Si bien el resto de los resultados no son significativos, pudieran existir indicios de que con los tratamientos (2) *Impacto en la propia persona*, (3) *Norma Social* y (4) *Aversión a la justificación*, tenderían a anular, antes de no asistir, cuando se les presente un conflicto.

En segundo lugar, se analizan los datos históricos de un centro de salud de Santiago con el cual se realizan los experimentos de campo, se utilizan los años 2020 y 2021 en busca de correlación entre el *no-show* con (i) *el horizonte temporal de agendamiento de la cita*, (ii) *la existencia de ausentismo previamente* y (iii) *el horario de la cita*. En los casos (i) y (ii), se detecta que a mayor el valor, mayor es la probabilidad de *no-show* que de atención. Esto quiere decir que, entre más lejos se encuentra la reserva de la hora médica de la hora en cuestión, existe una mayor probabilidad de que se produzca una inasistencia. En el otro caso, si el paciente previamente tuvo ausentismos, existe una mayor probabilidad que en la cita en materia el individuo vuelva a ausentarse. En relación al horario de la cita, horas de la tarde tiene más probabilidad que las personas no asistan que durante la hora de almuerzo o en la mañana.

Por último, se realizaron 2 experimentos de campo. Las personas que tienen citas agendadas se asignan de forma aleatoria a uno de los 2 grupos de tratamiento o al control. Al grupo de control no se le envía SMS, mientras que a los tratamientos se les envía mensaje diferenciado. Si bien un SMS es una comunicación en que no existe interacción entre el paciente y el centro de salud, se destaca que el contacto previo produce una disminución del *no-show* y un aumento en la anulación ($p < 0.05$). Si bien aumenta la atención, no se encontraron resultados significativos ($p > 0.05$)

En el primer experimento se envía un mensaje relacionado con la aversión a la justificación, mientras que en el segundo experimento el mensaje estaba relacionado con la afectación a la persona. En ambos experimentos se identifica que el envío de SMS que contenía el número de teléfono, disminuye el *no-show*, con valores estadísticamente significativos, reduciendo en 2.5 puntos porcentuales en el experimento 1 y 1.6 puntos porcentuales en el experimento 2. Además, se constata un aumento en la atención, el reagendamiento y la anulación. Los resultados del experimento 2 muestran que con el mensaje que contenía el número de teléfono, las anulaciones aumentaron, pasando de 4.2% a 5.5% ($p < 0.05$), deduciendo que, al recibir el mensaje, aquellas personas que no se hubieran presentado es más probable que anulen antes que asistan. Por ello, se destaca la importancia de estudiar más allá de la atención y el *no-show*, ya que los mensajes ejercen

un efecto en términos de la anulación y el reagendamiento no viéndose necesariamente el efecto de la reducción del ausentismo en un aumento de la atención.

Subrayar que al analizar la situación de aquellas personas que dejaron un espacio disponible por anular, reagendar o por un *no-show*, existe posibilidad de mejora en términos de la gestión que realiza el centro de salud con dichas horas. Si bien en ambos estudios se reduce los espacios que quedan anulados, en un 40% en el estudio 1 y en un 35% en el estudio 2, las horas medicas de *no-show* y reagendamiento su reducción de forma mínima, en 0.3% para el estudio 2. Dado que con los SMS las personas tenderían a anular, pudiera ser conveniente analizar el efecto de enviar los mensajes con una mayor antelación para que así el centro de salud pueda ocupar esa hora con otra persona.

En términos económicos, si se considera que el valor de una cita médica es de entre \$19,000 y \$41,200, en el periodo del estudio 2, con el tratamiento que presentó una mayor reducción en el *no-show* se genera una disminución de la pérdida que va entre los \$2,492,000 y los \$5,410,000. Lo anterior, con una reducción de la inasistencia de un 1.7%, se traduciría en una mejora anual que va entre los \$64,600,00 y los \$140,080,000. Considerando que el valor de un SMS bordea los \$40, el costo en que se incurre para disminuir la inasistencia es por creces menor a los beneficios que trae para el centro de salud.

Estudios posteriores deberían indagar, primero, que mensajes en base en la economía del comportamiento movilizan más reagendamiento que anulaciones, ya que esto significa una mayor fidelización de los pacientes y comparar el efecto entre mensajes. Segundo, ver las implicancias del canal de comunicación por medio del cual se contacta a las personas, pudiendo tener un efecto distinto dependiendo de características demográficas. Tercero, analizar el tiempo previo en que se debe contactar a los pacientes, en busca de un uso más eficiente de las capacidades del centro de salud. Cuarto, indagar por especialidad y tipo de consulta, si el mensaje enviado tiene efectos distintos, por ejemplo, en consultas que tienen características reiterativas comparado con consultas esporádicas. Por último, en aquellos pacientes que asisten con mayor frecuencia al centro de salud, si es conveniente ir modificando el mensaje.

7 BIBLIOGRAFÍA

- Altmann, S., & Traxler, C. (2014). Nudges at the dentist. *European Economic Review*, 72, 19-38. <https://doi.org/10.1016/j.euroecorev.2014.07.007>
- Banco Interamericano de Desarrollo. (2020). *Economía del comportamiento para mejores políticas públicas- Edición 10*. <https://cursos.iadb.org/es>
- BBC News. (2009). «No shows» cost the NHS millions. <http://news.bbc.co.uk/2/hi/health/8195255.stm>
- Beshears, J., & Kosowsky, H. (2020). Nudging: Progress to date and future directions. *Creating Habit Formation for Behaviors*, 161, 3-19. <https://doi.org/10.1016/j.obhdp.2020.09.001>
- Dantas, L. F., Fleck, J. L., Cyrino Oliveira, F. L., & Hamacher, S. (2018). No-shows in appointment scheduling – a systematic literature review. *Health Policy*, 122(4), 412-421. <https://doi.org/10.1016/j.healthpol.2018.02.002>
- DellaVigna, S. (2009). Psychology and Economics: Evidence from the Field. *Journal of Economic Literature*, 47(2), 315-372. <https://doi.org/10.1257/jel.47.2.315>
- Duarte, F. (2021). Encouraging Mammograms Using Behavioral Economics: A Randomized Controlled Trial in Chile. *Value in Health*. <https://doi.org/10.1016/j.jval.2021.04.1275>
- Gafni, A., & Torrance, G. W. (1984). Risk Attitude and Time Preference in Health. *Management Science*, 30(4), 440-451. JSTOR.
- Galizzi, M. M., & Wiesen, D. (2018). *Behavioral experiments in health economics*. 10.1093/acrefore/9780190625979.013.244. <https://doi.org/10.1093/acrefore/9780190625979.013.244>
- Garuda, S. R., Javalgi, R. G., & Talluri, V. S. (1998). Tackling No-Show Behavior. *Health Marketing Quarterly*, 15(4), 25-44. https://doi.org/10.1300/J026v15n04_02
- Gier, J. (2017). Missed appointments cost the US healthcare system \$150 B each year. *Health Management Technology*, 2.
- Gutteridge, N. (2022). *Rishi Sunak stands by plan for £10 fines for missing GP appointments*. <https://www.telegraph.co.uk/news/2022/10/26/rishi-sunak-stands-plan-10-fines-missing-gp-appointments/>
- Hallsworth, M., Berry, D., Sanders, M., Sallis, A., King, D., Vlaev, I., & Darzi, A. (2015). Stating appointment costs in SMS reminders reduces missed hospital appointments: Findings from two randomised controlled trials. *PloS one*, 10(9), e0137306.
- Hashim, M. J., Franks, P., & Fiscella, K. (2001). Effectiveness of telephone reminders in improving rate of appointments kept at an outpatient clinic: A randomized controlled trial. *The Journal of the American Board of Family Practice*, 14(3), 193.
- Jabalera Mesa, M. L., Morales Asencio, J. M., Rivas Ruiz, F., & Porras González, M. H. (2017). Análisis del coste económico del absentismo de pacientes en consultas externas. *Revista de Calidad Asistencial*, 32(4), 194-199. <https://doi.org/10.1016/j.cali.2017.01.004>

- Kaplan-Lewis, E., & Percac-Lima, S. (2013). No-show to primary care appointments: Why patients do not come. *Journal of primary care & community health*, 4(4), 251-255.
- Kasem, A. A., Althobaiti, T. S., Al-Jeaid, D. A. S., & Al-Osaimi, S. M. (2015). An analysis of causes behind missed scheduled appointments at outpatient ENT clinics. *The Egyptian Journal of Otolaryngology*, 31(1), 1-3.
- Kheirkhah, P., Feng, Q., Travis, L. M., Tavakoli-Tabasi, S., & Sharafkhaneh, A. (2016). Prevalence, predictors and economic consequences of no-shows. *BMC Health Services Research*, 16(1), 13. <https://doi.org/10.1186/s12913-015-1243-z>
- Kremer, M., Rao, G., & Schilbach, F. (2019). Chapter 5—Behavioral development economics. En B. D. Bernheim, S. DellaVigna, & D. Laibson (Eds.), *Handbook of Behavioral Economics: Applications and Foundations I* (Vol. 2, pp. 345-458). North-Holland. <https://doi.org/10.1016/bs.hesbe.2018.12.002>
- Leong, K. C., Chen, W. S., Leong, K. W., Mastura, I., Mimi, O., Sheikh, M. A., Zailinawati, A. H., Ng, C. J., Phua, K. L., & Teng, C. L. (2006). The use of text messaging to improve attendance in primary care: A randomized controlled trial. *Family Practice*, 23(6), 699-705. <https://doi.org/10.1093/fampra/cml044>
- Lin, C.-L., Mistry, N., Boneh, J., Li, H., & Lazebnik, R. (2016). Text Message Reminders Increase Appointment Adherence in a Pediatric Clinic: A Randomized Controlled Trial. *International Journal of Pediatrics*, 2016, 8487378. <https://doi.org/10.1155/2016/8487378>
- Luoto, J., & Carman, K. G. (2014). Behavioral economics guidelines with applications for health interventions. *Washington DC: Inter-American Development Bank*. <https://publications.iadb.org/publications/english/document/Behavioral-Economics-Guidelines-with-Applications-for-Health-Interventions.pdf>
- Madrian, B. C. (2014). Applying Insights from Behavioral Economics to Policy Design. *Annual Review of Economics*, 6, 663-688.
- Murdock, A., Rodgers, C., Lindsay, H., & Tham, T. (2002). Why do patients not keep their appointments? Prospective study in a gastroenterology outpatient clinic. *Journal of the Royal Society of Medicine*, 95(6), 284-286.
- Oh, J., & Su, X. (2018). Reservation policies in queues: Advance deposits, spot prices, and capacity allocation. *Production and Operations Management*, 27(4), 680-695.
- Paul, J., & Hanna, J. B. (1997). Applying the marketing concept in health care: The no-show problem. *Health marketing quarterly*, 14(3), 3-17.
- Pedersen, M. U., Hesse, M., Thylstrup, B., Jones, S., Pedersen, M. M., & Frederiksen, K. S. (2021). Vouchers versus reminders to prevent dropout: Findings from the randomized youth drug abuse treatment project (youthDAT project). *Drug and Alcohol Dependence*, 218, 108363. <https://doi.org/10.1016/j.drugalcdep.2020.108363>
- Perez, F. D., Xie, J., Sin, A., Tsai, R., Sanders, L., Cox, K., Haberland, C. A., & Park, K. (2014). Characteristics and Direct Costs of Academic Pediatric Subspecialty Outpatient No-Show Events. *Journal for Healthcare Quality*, 36(4), 32-42. <https://doi.org/10.1111/jhq.12007>

- Perron, N. J., Dao, M. D., Kossovsky, M. P., Miserez, V., Chuard, C., Calmy, A., & Gaspoz, J.-M. (2010). Reduction of missed appointments at an urban primary care clinic: A randomised controlled study. *BMC family practice*, *11*(1), 1-8.
- Perron, N. J., Dao, M. D., Righini, N. C., Humair, J.-P., Broers, B., Narring, F., Haller, D. M., & Gaspoz, J.-M. (2013). Text-messaging versus telephone reminders to reduce missed appointments in an academic primary care clinic: A randomized controlled trial. *BMC health services research*, *13*(1), 1-7.
- Ruggeri, K., Folke, T., Benzerga, A., Verra, S., Büttner, C., Steinbeck, V., Yee, S., & Chaiyachati, K. (2020). Nudging New York: Adaptive models and the limits of behavioral interventions to reduce no-shows and health inequalities. *BMC health services research*, *20*, 1-11.
- Samuels, R. C., Ward, V. L., Melvin, P., Macht-Greenberg, M., Wenren, L. M., Yi, J., Massey, G., & Cox, J. E. (2015). Missed Appointments: Factors Contributing to High No-Show Rates in an Urban Pediatrics Primary Care Clinic. *Clinical Pediatrics*, *54*(10), 976-982. <https://doi.org/10.1177/0009922815570613>
- Satiani, B., Miller, S., & Patel, D. (2009). No-Show Rates in the Vascular Laboratory: Analysis and Possible Solutions. *Journal of Vascular and Interventional Radiology*, *20*(1), 87-91. <https://doi.org/10.1016/j.jvir.2008.09.027>
- Schreyer, D. (2019). Football spectator no-show behaviour in the German Bundesliga. *Applied Economics*, *51*(45), 4882-4901. <https://doi.org/10.1080/00036846.2019.1602709>
- Schreyer, D. (2021). Moving Towards Behavioral Stadium Attendance Demand Research: First Lessons Learned from Exploring Football Spectator No-Show Behavior in Europe. Available at SSRN 3791938. <https://ssrn.com/abstract=3791938>
- Schreyer, D., & Däuper, D. (2018). Determinants of spectator no-show behaviour: First empirical evidence from the German Bundesliga. *Applied Economics Letters*, *25*(21), 1475-1480. <https://doi.org/10.1080/13504851.2018.1430314>
- Schreyer, D., Schmidt, S. L., & Torgler, B. (2020). *Using reminders with different reward opportunities to reduce no-show behavior: Empirical evidence from a large-scale field experiment in professional sports* (CREMA Working Paper N.º 2020-19). Center for Research in Economics, Management and the Arts (CREMA). <http://hdl.handle.net/10419/225561>
- Servicio de Salud Aconcagua. (2019). #NoPierdasTuHora Más de 23 mil pacientes no asistieron a su cita médica en los hospitales de mayor complejidad. <http://serviciodesaludaconcagua.cl/index.php/blog-noticias/546-nopierdastuhora-mas-de-23-mil-pacientes-no-asistieron-a-su-cita-medica-en-los-hospitales-de-mayor-complejidad>
- Thaler, R. (1985). Mental Accounting and Consumer Choice. *Marketing Science*, *4*(3), 199-214. JSTOR.
- Wickström Östervall, L. (2017). Nudging to prudence? The effect of reminders on antibiotics prescriptions. *Journal of Economic Behavior & Organization*, *135*, 39-52. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2017.01.001>

- Williams, A., Liu, P. J., Muir, K. W., & Waxman, E. L. (2018). Behavioral economics and diabetic eye exams. *Preventive Medicine, 112*, 76-87. <https://doi.org/10.1016/j.ypmed.2018.04.006>
- Williams, M., Latta, J., & Conversano, P. (2008). Eliminating The Wait For Mental Health Services. *The Journal of Behavioral Health Services & Research, 35*(1), 107-114. <https://doi.org/10.1007/s11414-007-9091-1>

ANEXOS:

Anexo A: Experimento online

Tabla 0-1: Tabla descriptiva de todas las personas intervenidas, del grupo de control y los distintos grupos de tratamiento.

Característica	Total, N = 529 ¹	Control, N = 89 ¹	(1) Impacto en otro, N = 87 ¹	(2) Impacto en la propia persona, N = 89 ¹	(3) Norma Social, N = 87 ¹	(4) Aversión a la justificación, N = 89 ¹	(5) Aversión a la justificación post Respuesta, N = 88 ¹
Probabilidad de Asistir							
Alta	258 (49%)	43 (49%)	41 (47%)	50 (57%)	43 (49%)	37 (42%)	44 (50%)
Anula	14 (2.7%)	1 (1.1%)	2 (2.3%)	4 (4.5%)	3 (3.4%)	3 (3.4%)	1 (1.1%)
Baja	52 (9.9%)	5 (5.7%)	13 (15%)	8 (9.1%)	8 (9.2%)	10 (11%)	8 (9.1%)
Media	94 (18%)	21 (24%)	13 (15%)	12 (14%)	17 (20%)	16 (18%)	15 (17%)
Reagenda	108 (21%)	18 (20%)	18 (21%)	14 (16%)	16 (18%)	22 (25%)	20 (23%)
Sin Información	3	1	0	1	0	1	0
Mujer							
No	267 (50%)	46 (52%)	45 (52%)	48 (54%)	41 (47%)	43 (48%)	44 (50%)
Si	262 (50%)	43 (48%)	42 (48%)	41 (46%)	46 (53%)	46 (52%)	44 (50%)
Complicación							
Trabajo	252 (48%)	40 (45%)	36 (41%)	46 (52%)	42 (48%)	43 (48%)	45 (51%)
Familia	182 (34%)	33 (37%)	26 (30%)	28 (31%)	30 (34%)	31 (35%)	34 (39%)
Social	12 (2.3%)	1 (1.1%)	5 (5.7%)	2 (2.2%)	1 (1.1%)	3 (3.4%)	0 (0%)
Viaje	83 (16%)	15 (17%)	20 (23%)	13 (15%)	14 (16%)	12 (13%)	9 (10%)
Edad	46.99 (14.63)	45.93 (14.68)	48.51 (14.54)	45.19 (14.57)	47.76 (15.85)	44.92 (14.61)	49.72 (13.21)
Trabajando							
No	206 (40%)	30 (34%)	35 (41%)	34 (40%)	37 (43%)	34 (40%)	36 (42%)
Si	308 (60%)	57 (66%)	50 (59%)	51 (60%)	49 (57%)	52 (60%)	49 (58%)
Sin Información	15	2	2	4	1	3	3
Años de estudio alcanzado	14.97 (2.71)	15.15 (2.75)	14.78 (2.93)	15.04 (2.57)	14.86 (2.89)	15.07 (2.57)	14.94 (2.55)
Sin Información	15	2	2	4	1	3	3
Nivel Socioeconómico							
ABC1	80 (15%)	12 (14%)	12 (14%)	17 (19%)	14 (16%)	13 (15%)	12 (14%)
C2	149 (28%)	26 (30%)	27 (31%)	27 (30%)	19 (22%)	25 (28%)	25 (28%)
C3	145 (27%)	23 (26%)	30 (34%)	18 (20%)	26 (30%)	23 (26%)	25 (28%)
DE	154 (29%)	27 (31%)	18 (21%)	27 (30%)	28 (32%)	28 (31%)	26 (30%)
Sin Información	1	1	0	0	0	0	0
Vive o no en la RM							
No	260 (49%)	45 (51%)	45 (52%)	47 (53%)	35 (40%)	45 (51%)	43 (49%)
Si	269 (51%)	44 (49%)	42 (48%)	42 (47%)	52 (60%)	44 (49%)	45 (51%)
¿Cómo considera su estado de salud? (1 a 7)	5.01 (1.35)	5.28 (1.27)	5.05 (1.32)	5.00 (1.35)	4.98 (1.26)	5.03 (1.24)	4.74 (1.61)
Sin Información	13	2	0	4	1	3	3

¹ n (%); Mean (SD)

Tabla 0-2: T-test de medias poblacionales

Grupo	N Control	N Grupo	p
Años de Estudio			
(1) Impacto en otro	89	87	0.368
(2) Impacto en la propia persona	89	89	0.783
(3) Norma Social	89	87	0.485
(4) Aversión a la justificación	89	89	0.847
(5) Aversión a la justificación post Respuesta	89	88	0.615
Edad			
(1) Impacto en otro	89	87	0.243
(2) Impacto en la propia persona	89	89	0.735
(3) Norma Social	89	87	0.407
(4) Aversión a la justificación	89	89	0.644
(5) Aversión a la justificación post Respuesta	89	88	0.0852
Grupo socioeconómico			
(1) Impacto en otro	89	87	0.458
(2) Impacto en la propia persona	89	89	0.445
(3) Norma Social	89	87	0.787
(4) Aversión a la justificación	89	89	0.985
(5) Aversión a la justificación post Respuesta	89	88	1
Género			
(1) Impacto en otro	89	87	0.996
(2) Impacto en la propia persona	89	89	0.765
(3) Norma Social	89	87	0.547
(4) Aversión a la justificación	89	89	0.655
(5) Aversión a la justificación post Respuesta	89	88	0.823
Vive en Region Metropolitana			
(1) Impacto en otro	89	87	0.878
(2) Impacto en la propia persona	89	89	0.765
(3) Norma Social	89	87	0.172
(4) Aversión a la justificación	89	89	1
(5) Aversión a la justificación post Respuesta	89	88	0.822
Se encuentra trabajando			
(1) Impacto en otro	89	87	0.373
(2) Impacto en la propia persona	89	89	0.463
(3) Norma Social	89	87	0.254
(4) Aversión a la justificación	89	89	0.500
(5) Aversión a la justificación post Respuesta	89	88	0.295

Tabla 0-3: razón de probabilidad basado en resultados de regresión multinomial

Tabla Razón de Probabilidad (ODD)				
	Alta	Anula	Media	Reagenda
(1) Impacto en otro	0.328*	0.678	0.248**	0.371
(2) Impacto en la propia persona	0.819	2.907	0.405	0.426
(3) Norma Social	0.631	2.042	0.607	0.593
(4) Aversión a la justificación	0.417	1.526	0.414	0.607
(5) Aversión a la justificación post Respuesta	0.613	0.606	0.534	0.679
(Intercepto)	8.56	0.336	28.81	40.62

Note: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Anexo B: Análisis histórico

Tabla 0-4: Tabla descriptiva de todas las citas durante el 2020 y 2021

Característica	Total, N = 236,205¹	Atención, N = 208,809¹	No-Show, N = 27,396¹
Edad [años]	51.41 (16.15)	51.83 (16.16)	48.19 (15.64)
Sin Información	1,548	1,288	260
Mujer			
Si	133,631 (57%)	118,114 (57%)	15,517 (57%)
No	102,505 (43%)	90,629 (43%)	11,876 (43%)
Sin Información	69	66	3
Forma de Pago			
FONASA	100,753 (62%)	90,098 (63%)	10,655 (58%)
ISAPRE	44,838 (28%)	39,325 (27%)	5,513 (30%)
Ley	3,652 (2.3%)	3,132 (2.2%)	520 (2.8%)
Otro	1,119 (0.7%)	991 (0.7%)	128 (0.7%)
Particular	11,652 (7.2%)	10,064 (7.0%)	1,588 (8.6%)
Sin Información	74,191	65,199	8,992
Frecuencia no-show	0.10 (0.22)	0.08 (0.19)	0.25 (0.34)
Horario			
Almuerzo	63,388 (27%)	56,310 (27%)	7,078 (26%)
Mañana	116,174 (49%)	103,227 (49%)	12,947 (47%)
Tarde	56,635 (24%)	49,272 (24%)	7,363 (27%)
Sin Información	8	0	8
Tipo Consulta			
cirugía	5,731 (14%)	4,967 (13%)	764 (26%)
pabellón	2,499 (5.9%)	2,208 (5.6%)	291 (9.7%)
procedimiento	26,120 (62%)	25,728 (65%)	392 (13%)
terapia física	8,020 (19%)	6,478 (16%)	1,542 (52%)
Sin Información	193,835	169,428	24,407

¹ Mean (SD); n (%)

Tabla 0-5: características demográficas por nivel de atención y no-show

Característica	Atención	No-Show	Sin Información
Forma de Pago			
Total, N = 206,938 ¹	143,610 (89%)	18,404 (11%)	44,924
FONASA, N = 127,499 ¹	90,098 (89%)	10,655 (11%)	26,746
ISAPRE, N = 57,701 ¹	39,325 (88%)	5,513 (12%)	12,863
Ley, N = 5,008 ¹	3,132 (86%)	520 (14%)	1,356
Otro, N = 1,501 ¹	991 (89%)	128 (11%)	382
Particular, N = 15,229 ¹	10,064 (86%)	1,588 (14%)	3,577
Horario día			
Total, N = 313,694 ¹	208,809 (88%)	27,388 (12%)	77,497
Almuerzo, N = 83,605 ¹	56,310 (89%)	7,078 (11%)	20,217
Mañana, N = 152,770 ¹	103,227 (89%)	12,947 (11%)	36,596
Tarde, N = 77,319 ¹	49,272 (87%)	7,363 (13%)	20,684
Género			
Total, N = 299,297 ¹	208,743 (88%)	27,393 (12%)	63,161
Mujer, N = 172,285 ¹	118,114 (88%)	15,517 (12%)	38,654
Hombre, N = 127,012 ¹	90,629 (88%)	11,876 (12%)	24,507
Tipo de consulta			
Total, n = 49,474 ¹	39,381 (93%)	2,989 (7.1%)	7,104
cirugía, n = 8,020 ¹	4,967 (87%)	764 (13%)	2,289
pabellón, n = 4,180 ¹	2,208 (88%)	291 (12%)	1,681
procedimiento, n = 27,429 ¹	25,728 (98%)	392 (1.5%)	1,309
terapia física, n = 9,845 ¹	6,478 (81%)	1,542 (19%)	1,825
¹ n (%)			

Tabla 0-6: T-test de medias poblacionales

	N	Edad	Forma de Pago	Mujer	tipo Consulta
Atención	208,809				
No-Show	27,396				
p		0.000****	0.000****	0.845	0.002**

Tabla 0-7: Diez consultas con más de 1,000 citas y mayor nivel de no-show

Especialidad consulta	Nivel de No-show [%]	Total citas
Test de esfuerzo	24.44	1,162
Consulta broncopulmonar	21.78	1,474
Terapia física medicina del	19.23	8,020
Consulta otorrinolaringólogo	18.74	6,280
Consulta medicina general	18.70	3,466
Consulta cirugía plástica	18.21	1,109
Consulta oftalmología	18.15	1,890
Consulta diabetología	18.15	1,003

Consulta psicología	17.74	1,494
Consulta dermatología	17.62	2,174

Tabla 0-8: Diez consultas con más de 1,000 citas y mayor nivel de consultas

Especialidad consulta	Nivel de No-show [%]	Total citas
Consulta integral	14.77	14,392
Consulta traumatología de columna	15.77	13,846
Terapia física medicina del	19.23	8,020
Consulta rehabilitación ora	15.29	6,945
Consulta otorrinolaringología	18.74	6,280
Consulta nutrición y obesidad	13.72	6,217
Consulta medicina general	18.70	3,466
Electromiografía	13.60	3,029
Consulta traumatología general	14.67	2,181
Consulta dermatológica	17.62	2,174

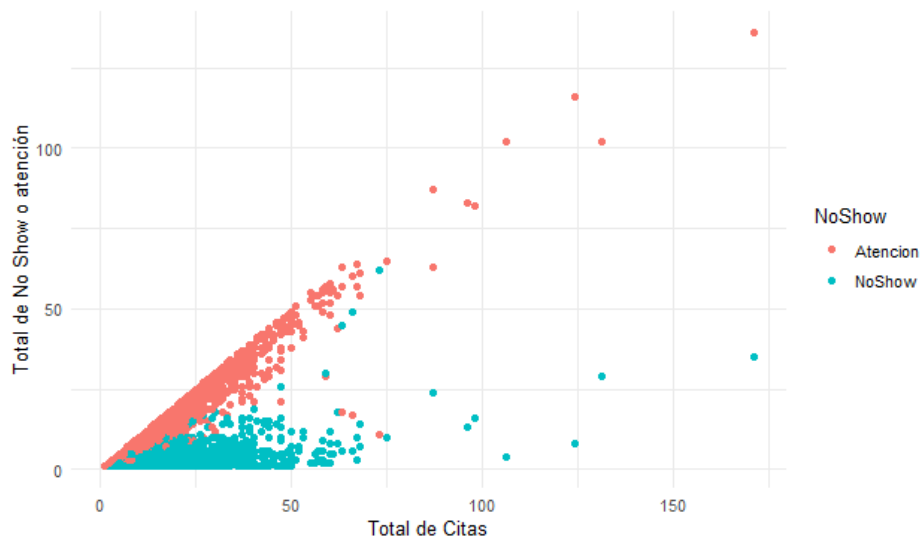


Figura 4: Limitando a paciente que tuvieron un máximo de 200 citas, total de citas versus total de no-show o atención

Tabla 0-9: Promedio de días de agendamiento previo cita

Característica	Total, N = 171,854 ¹	Atención, N = 145,416 ¹	No-Show, N = 26,438 ¹
Horizonte temporal agendamiento [días]	6 (2, 13)	6 (2, 12)	7 (2, 15)

¹ Media (IQR)

Tabla 0-10: resultados de razón de probabilidad (ODD) horizonte cita

Tabla de razón de probabilidad (Ref.NoShow)			
	<i>Variable dependiente:</i>		
	No-show		
	(1)	(2)	(3)
Horizonte cita	0.988	0.988	0.989
Edad		1.013	1.014
Mujer		1.107	1.126
Forma de Pago	NO	SI	SI
50 especialidades	NO	NO	SI
Constante	6.203	3.498	4.488

Tabla 0-11: resultados de razón de probabilidad (ODD) frecuencia no-show

Tabla de razón de probabilidad (Ref. No-show)			
	<i>Variable dependiente:</i>		
	No-show		
	(1)	(2)	(3)
Frecuencia <i>no-show</i>	0.836	0.882	0.834
Edad		1.015	1.014
Mujer		1.133	1.118
Forma de Pago	NO	SI	SI
50 especialidades	NO	NO	SI
Constante	7.317	3.699	3.924

Tabla 0-12: resultados de razón de probabilidad (ODD) según horario de la cita

Tabla de razón de probabilidad (Ref.NoShow)			
	<i>Variable dependiente:</i>		
	No-show		
	(1)	(2)	(3)
Horario almuerzo	1.189	1.194	1.13
Horario mañana	1.191	1.268	1.193
Edad		1.014	1.013
Mujer		1.134	1.124
Forma de Pago	NO	SI	SI
50 especialidades	NO	NO	SI
Constante	6.692	3.277	3.701

Anexo C: Experimento 1

Tabla 0-13: Características demográficas primer estudio

Característica	N	Total, N = 8,835 ^l	control, N = 2,904 ^l	Tratamiento 1, N = 2,920 ^l	Tratamiento 2, N = 3,011 ^l
Edad	8,422	50 (17)	50 (17)	50 (17)	50 (17)
Sin Información		413	128	147	138
Sexo	8,557				
		1 (0.0%)	1 (0.0%)	0 (0.0%)	0 (0.0%)
F		5,074 (59.3%)	1,652 (58.6%)	1,685 (59.7%)	1,737 (59.6%)
M		3,482 (40.7%)	1,166 (41.4%)	1,1 (40.3%)	1,179 (40.4%)
Sin Información		278	85	98	95
Forma Pago	5,992				
FONASA		3,707 (61.9%)	1,215 (59.6%)	1,227 (62.4%)	1,265 (63.7%)
ISAPRE		1,320 (22.0%)	495 (24.3%)	415 (21.1%)	410 (20.6%)
Otro		109 (1.8%)	33 (1.6%)	48 (2.4%)	28 (1.4%)
Particular		856 (14.3%)	297 (14.6%)	275 (14.0%)	284 (14.3%)
Sin Información		2,843	864	955	1,024
Envío	8,835				
Enviado		5,656 (64.0%)	0 (0.0%)	2,799 (95.9%)	2,857 (94.9%)
No enviado		3,179 (36.0%)	2,904 (100.0%)	121 (4.1%)	154 (5.1%)
Envío mañana	5,913				
Envío Mañana		3,075 (52.0%)	0 (NA%)	1,510 (51.8%)	1,565 (52.2%)
Envío Tarde		2,838 (48.0%)	0 (NA%)	1,406 (48.2%)	1,432 (47.8%)
Sin Información		2,922	2,904	4	14

^l

Mean (SD); n (%)

Tabla 0-14: T-test de medias poblacionales

Grupo	N Control	N Grupo	p
Edad			
Tratamiento 1	2,904	2,920	0.451
Tratamiento 2	2,904	3,011	0.956
Forma de Pago			
Tratamiento 1	2,904	2,920	0.339
Tratamiento 2	2,904	3,011	0.144
Mujer			
Tratamiento 1	2,904	2,920	0.406
Tratamiento 2	2,904	3,011	0.467

Tabla 0-15: Estado final de SMS intentado de enviar

Característica	Total, N = 8,8351	Tratamiento 1, N = 2,9201	Tratamiento 2, N = 3,0111
Enviado	5,656 (95.3%)	2,799 (95.9%)	2,857 (94.9%)
No enviado	275 (4.6%)	121 (4.1%)	154 (5.1%)

Tabla 0-16: SMS enviado exitosamente

Característica	N	Total, N = 8,560 ^l	Control, N = 2,904 ^l	Tratamiento 1, N = 2,799 ^l	Tratamiento 2, N = 2,857 ^l
	8,560				
Anula		374 (4.4%)	115 (4.0%)	120 (4.3%)	139* (4.9%)
Atención		6,415 (74.9%)	2,141 (73.7%)	2,130** (76.1%)	2,144 (75.0%)
Bloqueo		14 (0.2%)	0 (0.0%)	14 (0.5%)	0(0.0%)
No-show		1,459 (17.0%)	548 (18.9%)	432*** (15.4%)	479** (16.8%)
Reagenda		81 (0.9%)	23 (0.8%)	31* (1.1%)	27 (0.9%)
S/I		217 (2.5%)	77 (2.7%)	72 (2.6%)	68 (2.4%)
Sin Información		8,083	2,758	2,639	2,686
^l n (%); Mean (SD)				p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01	

Tabla 0-17: SMS enviados día anterior en la tarde para cita en la mañana

Característica	N	Total, N = 4,372 ^l	Control, N = 1,539 ^l	Tratamiento 1, N = 1,403 ^l	Tratamiento 2, N = 1,430 ^l
	4,372				
Anula		152.0 (3.5%)	50.0 (3.2%)	46.0 (3.3%)	56.0 (3.9%)
Atención		3,305.0 (75.6%)	1,145.0 (74.4%)	1,074.0 (76.6%)	1,086.0 (75.9%)
Bloqueo		7.0 (0.2%)	0.0 (0.0%)	7.0 (0.5%)	0.0 (0.0%)
No-show		744.0 (17.0%)	284.0 (18.5%)	218.0 (15.5%)	242.0 (16.9%)
Reagenda		34.0 (0.8%)	8.0 (0.5%)	17.0 (1.2%)	9.0 (0.6%)
S/I		130.0 (3.0%)	52.0 (3.4%)	41.0 (2.9%)	37.0 (2.6%)
^l n (%)					

Tabla 0-18: SMS enviados en la mañana del día de la cita para horas de la tarde

Característica	N	Total, N = 4,144 ^l	Control, N = 1,365 ^l	Tratamiento 1, N = 1,364 ^l	Tratamiento 2, N = 1,415 ^l
	4,144				
Anula		221.0 (5.3%)	65.0 (4.8%)	73.0 (5.4%)	83.0 (5.9%)
Atención		3,049.0 (73.6%)	996.0 (73.0%)	1,021.0 (74.9%)	1,032.0 (72.9%)
Bloqueo		5.0 (0.1%)	0.0 (0.0%)	5.0 (0.4%)	0.0 (0.0%)
No-show		737.0 (17.8%)	264.0 (19.3%)	221.0 (16.2%)	252.0 (17.8%)
Reagenda		46.0 (1.1%)	15.0 (1.1%)	13.0 (1.0%)	18.0 (1.3%)
S/I		86.0 (2.1%)	25.0 (1.8%)	31.0 (2.3%)	30.0 (2.1%)
^l n (%)					

Anexo D: Experimento 2

Tabla 0-19: Características demográficas segundo estudio

Característica	N	Total, N = 26,094 ¹	Control, N = 8,674 ¹	Tratamiento 1, N = 8,665 ¹	Tratamiento 2, N = 8,755 ¹
Edad	25,155	52 (17)	52 (17)	52 (16)	52 (17)
Sin Información		939	294	313	332
Género	25,350				
Mujer		15,392 (60.7%)	5,102 (60.4%)	5,036 (59.7%)	5,254 (62.0%)
Hombre		9,958 (39.3%)	3,340 (39.6%)	3,403 (40.3%)	3,215 (38.0%)
Sin Información		744	232	226	286
FormaPago	21,304				
FONASA		13,394 (62.9%)	4,470 (63.1%)	4,476 (63.2%)	4,448 (62.4%)
ISAPRE		4,797 (22.5%)	1,569 (22.1%)	1,599 (22.6%)	1,629 (22.8%)
Otro		365 (1.7%)	134 (1.9%)	127 (1.8%)	104 (1.5%)
Particular		2,748 (12.9%)	914 (12.9%)	885 (12.5%)	949 (13.3%)
Sin Información		4,790	1,587	1,578	1,625
Envío	26,094				
Enviado		15,864 (60.8%)	0 (0.0%)	7,892 (91.1%)	7,972 (91.1%)
No enviado		10,230 (39.2%)	8,674 (100.0%)	773 (8.9%)	783 (8.9%)

¹ Mean (SD); n (%)

Tabla 0-20: T-test de medias poblacionales

Grupo	N Control	Grupo	p
Edad			
Tratamiento 1	8674	8665	0.527
Tratamiento 2	8674	8755	0.445
Forma de Pago			
Tratamiento 1	8674	8665	0.558
Tratamiento 2	8674	8755	0.526
Mujer			
Tratamiento 1	8674	8665	0.312
Tratamiento 2	8674	8755	0.0329

Tabla 0-21: SMS enviado exitosamente

Característica	N	Total, N = 15,864 ¹	Tratamiento 1, N = 7,892 ¹	Tratamiento 2, N = 7,972 ¹
	15,864			
Anula		776 (4.9%)	348 (4.4%)	428*** (5.4%)
Atención		11,445 (72.1%)	5,723 (72.5%)	5,722 (71.8%)
No-show		2,642 (16.7%)	1,336*** (16.9%)	1,306*** (16.4%)
Reagenda		234 (1.5%)	118** (1.5%)	116* (1.5%)
S/I		767 (4.8%)	367 (4.7%)	400 (5.0%)

¹ n (%); *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Tabla 0-22: ITT: Efecto promedio de la asignación al tratamiento, sin importar la fracción de realmente tratados (ITT)

Característica	Tratamiento 1	Tratamiento 2
Anula	0.30%	1.10%
Atención	0.60%	-0.30%
No-show	-1.30%	-1.70%
Reagenda	0.40%	0.30%
S/I	0.10%	0.50%

Tabla 0-23: ODD ratio resultados regresión tabla 5-11

OOD ratio de resultados significativos (p<0.05)						
Variable dependiente:						
	Anula	Atención	Reagenda	Anula	Atención	Reagenda
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Tratamiento 1		1.137	1.494		1.139	1.557
Tratamiento 2	1.381	1.109		1.449	1.16	1.411

Tabla 0-24: Resultados cancelación para identificar llamados al call center. Cancelación agrupa anulación y reagendamento

Característica	N	Total, N = 26,094 ¹	control, N = 8,674 ¹	Tratamiento 1, N = 8,665 ¹	Tratamiento 2, N = 8,755 ¹
Cancela	24,742				
Atención		18,605.0 (75.2%)	6,174.0 (74.9%)	6,227.0 (75.6%)	6,204.0 (75.0%)
Cancela		1,547.0 (6.3%)	455.0 (5.5%)	508.0 (6.2%*)	584.0 (7.1%***)
No-Show		4,590.0 (18.6%)	1,610.0 (19.5%)	1,501.0 (18.2%**)	1,479.0 (17.9%***)
Unknown		1,352	435	429	488

¹ n (%); Mean (SD) * p<0.1; ** p<0.05; *** p<0.01

Tabla 0-25: experimento de campo 2 diferenciado según citas de la mañana y de la tarde

	Citas mañana				citas tarde					
	N	Total, N = 12,750 ¹	control, N = 4,326 ¹	Trat. 1, N = 4,258 ¹	Trat. 2, N = 4,166 ¹	N	Total, N = 13,344 ¹	control, N = 4,348 ¹	Trat. 1, N = 4,407 ¹	Trat. 2, N = 4,589 ¹
	12,158					12,584				
Anula		430 (3.5%)	132 (3.2%)	126 (3.1%)	172 (4.4% ^{***})		750 (6.0%)	218 (5.3%)	250 (6.0%)	282 (6.5% ^{**})
Atención		9,345 (76.9%)	3,165 (76.6%)	3,144 (77.2%)	3,036 (76.8%)		9,260 (73.6%)	3,009 (73.3%)	3,083 (74.0%)	3,168 (73.4%)
No-show		2,269 (18.7%)	802 (19.4%)	768 (18.9%)	699 (17.7% ^{**})		2,321 (18.4%)	808 (19.7%)	733 (17.6% ^{**})	780 (18.1% [*])
Reagenda		114 (0.9%)	34 (0.8%)	34 (0.8%)	4 (1.2%)		253 (2.0%)	71 (1.7%)	98 (2.4% [*])	84 (1.9%)
Unknown		592	193	186	213		760	242	243	275
¹ n (%)										Note: [*] p<0.1; ^{**} p<0.05; ^{***} p<0.01

Tabla 0-26: experimento de campo 2 diferenciado según género del paciente

	Hombre				Mujer					
	N	Total, N = 9,9581	control, N = 3,3401	Tratamiento 1, N = 3,4031	Tratamiento 2, N = 3,2151	N	Total, N = 15,3921	control, N = 5,1021	Tratamiento 1, N = 5,0361	Tratamiento 2, N = 5,2541
	9,557					14,787				
Anula		273 (2.9%)	71 (2.2%)	104 (3.2% ^{**})	98 (3.2% ^{**})		551 (3.7%)	173 (3.5%)	168 (3.5%)	210 (4.2% [*])
Atención		7,399 (77.4%)	2,467 (76.9%)	2,553 (78.2%)	2,379 (77.2%)		11,193 (75.7%)	3,703 (75.4%)	3,671 (75.6%)	3,819 (76.1%)
No-show		1,773 (18.6%)	632 (19.7%)	569 (17.4% ^{**})	572 (18.6%)		2,814 (19.0%)	976 (19.9%)	932 (19.2%)	906 (18.0% ^{**})
Reagenda		112 (1.2%)	39 (1.2%)	40 (1.2%)	33 (1.1%)		229 (1.5%)	58 (1.2%)	86 (1.8% ^{**})	85 (1.7% ^{**})
Unknown		401	131	137	133		605	192	179	234
¹ n (%)										Note: [*] p<0.1; ^{**} p<0.05; ^{***} p<0.01

Tabla 0-27: Resultados por especialidad

TRAUMATOLOGÍA				NUTRICIONISTA		
Característica	control, N = 2,764 ¹	Tratamiento 1, N = 2,935 ¹	Tratamiento 2, N = 2,876 ¹	control, N = 1,240 ¹	Tratamiento 1, N = 1,234 ¹	Tratamiento 2, N = 1,246 ¹
Anula	88 (3.2%)	97 (3.3%)	129 (4.5%)	46(3.7%)	69 (5.6%)	60(4.8%)
Atención	1,958(71%)	2,124(72%)	2,059(72%)	943(76%)	918(74%)	930 (75%)
No-Show	536 (19%)	503 (17%)	450 (16%)	225(18%)	201 (16%)	214 (17%)
Reagenda	19 (0.7%)	27 (0.9%)	41 (1.4%)	14 (1.1%)	28 (2.3%)	12 (1.0%)
S/I	163 (5.9%)	184 (6.3%)	197 (6.8%)	12 (1.0%)	18 (1.5%)	30 (2.4%)

CONSULTA INTEGRAL			CONSULTA MEDICINA INTERNA			
Característica	control, N = 713 ¹	Tratamiento 1, N = 633 ¹	Tratamiento 2, N = 661 ¹	control, N = 442 ¹	Tratamiento 1, N = 373 ¹	Tratamiento 2, N = 423 ¹
Anula	53 (7.4%)	40 (6.3%)	50 (7.6%)	13 (2.9%)	12 (3.2%)	29 (6.9%)
Atención	449 (63%)	428 (68%)	417 (63%)	356 81%)	303 (81%)	318 (75%)
No-show	118 (17%)	91 (14%)	99 (15%)	68 (15%)	50 (13%)	60 (14%)
Reagenda	23 (3.2%)	21 (3.3%)	23 (3.5%)	4 (0.9%)	1 (0.3%)	7 (1.7%)
S/I	70 (9.8%)	53 (8.4%)	72 (11%)	1 (0.2%)	7 (1.9%)	9 (2.1%)

CONSULTA REHABILITACIÓN ORAL			CONSULTA MEDICINA FAMILIAR			
Característica	control, N = 293 ¹	Tratamiento 1, N = 266 ¹	Tratamiento 2, N = 312 ¹	control, N = 278 ¹	Tratamiento 1, N = 295 ¹	Tratamiento 2, N = 260 ¹
Anula	8 (2.7%)	6 (2.3%)	14 (4.5%)	21 (7.6%)	16 (5.4%)	17 (6.5%)
Atención	222 (76%)	220 (83%)	248 (79%)	209 75%)	227 (77%)	198 (76%)
No-show	56 (19%)	38 (14%)	36 (12%)	40 (14%)	40 (14%)	38 (15%)
Reagenda	3 (1.0%)	0 (0%)	4 (1.3%)	3 (1.1%)	6 (2.0%)	4 (1.5%)
S/I	4 (1.4%)	2 (0.8%)	10 (3.2%)	5 (1.8%)	6 (2.0%)	3 (1.2%)

CIRUGÍA			
Característica	control, N = 259 ¹	Tratamiento 1, N = 282 ¹	Tratamiento 2, N = 277 ¹
Anula	14 (5.4%)	15 (5.3%)	19 (6.9%)
Atención	178 (69%)	194 (69%)	186 (67%)
No-show	49 (19%)	53 (19%)	59 (21%)
Reagenda	5 (1.9%)	6 (2.1%)	4 (1.4%)
S/I	13 (5.0%)	14 (5.0%)	9 (3.2%)

¹ n (%)

Anexo E: Código R modelo económico y estudio de campo

```
#MODELO ECONOMICO

BDAnalisis<- read_csv("BDAnalisis.csv")

BDAnalisis$NoShow<-as.factor(BDAnalisis$NoShow)

BDAnalisis$NoShow <- relevel(BDAnalisis$NoShow, ref="NoShow")

#ELIMINAR HORIZONTE NEGATIVOS

BDAnalisis_Post<-BDAnalisis%>%

  filter(Horizon_cita>=0)%>%

  filter(Horizon_cita<=365)

BDAnalisis_Neg_Lag<-BDAnalisis%>%

  filter(lag_Frec_NoShow<=-1)

BDAnalisis_Neg_Lag %>%

  ungroup()%>%

  select(NoShow) %>%

  tbl_summary(

    type=list(where(is.numeric) ~ "continuous"),

    statistic = list(all_continuous() ~ "{mean} ({sd})",all_categorical() ~ "{n} ({p})",all_numeric() ~ "{mean} ({sd})"),

    digits = list( all_numeric() ~ 2))

BDAnalisis_Frec<-BDAnalisis%>%

  filter(lag_Frec_NoShow>-1)

BDAnalisis$NoShow<-as.factor(BDAnalisis$NoShow)

BDAnalisis$NoShow <- relevel(BDAnalisis$NoShow, ref="NoShow")

BDAnalisis$horario<-as.factor(BDAnalisis$horario)

BDAnalisis$horario <- relevel(BDAnalisis$horario, ref="Tarde")

fit0B<-glm(NoShow ~ Horizon_cita, data = BDAnalisis,family = "binomial")

fit1B<-glm(NoShow ~ Horizon_cita +Edad + Sexo + FormaPago, data = BDAnalisis,family = "binomial")

fit2B<-glm(NoShow ~ Horizon_cita +Edad + Sexo + FormaPago+ Nombre_Consulta,data = BDAnalisis, family = "binomial")

fit0C<-glm(NoShow ~ horario, data = BDAnalisis,family = "binomial")

fit1C<-glm(NoShow ~ horario + Edad + Sexo + FormaPago, data = BDAnalisis,family = "binomial")

fit2C<-glm(NoShow ~ horario + Edad + Sexo + FormaPago+ Nombre_Consulta,data = BDAnalisis, family = "binomial")

fit0D<-glm(NoShow ~ lag_Frec_NoShow , data = BDAnalisis,family = "binomial")

fit1D<-glm(NoShow ~ lag_Frec_NoShow + Edad + Sexo + FormaPago , data = BDAnalisis,family = "binomial")
```

```

fit2D<-glm(NoShow ~ lag_Frec_NoShow + Edad + Sexo + FormaPago+ Nombre_Consulta,data = BDAnalisis, family = "binomial")
stargazer(fit0B,fit1B,fit2B,title="Tabla de regresiones (Ref.NoShow)",out="tablaGLM_NoShow_Horizonte.htm")
stargazer(fit0C,fit1C,fit2C,title="Tabla de regresiones (Ref.NoShow)",out="tablaGLM_NoShow_Horario.htm")
stargazer(fit0D,fit1D,fit2D,title="Tabla de regresiones (Ref.NoShow)",out="tablaGLM_NoShow_lag_frec.htm")

fitF<-glm(NoShow ~ horario +Horizon_cita + lag_Frec_NoShow + Edad + Sexo + FormaPago+ Nombre_Consulta,data =
BDAnalisis, family = "binomial")

stargazer(fit2B,fit2C,fit2D,fitF,title="Tabla de regresiones (Ref.NoShow)",out="tablaGLM_NoShow_TODAS.htm")

#

Expfit0B<-exp(summary(fit0B)$coefficients)
Expfit1B<-exp(summary(fit1B)$coefficients)
Expfit2B<-exp(summary(fit2B)$coefficients)
Expfit0C<-exp(summary(fit0C)$coefficients)
Expfit1C<-exp(summary(fit1C)$coefficients)
Expfit2C<-exp(summary(fit2C)$coefficients)
Expfit0D<-exp(summary(fit0D)$coefficients)
Expfit1D<-exp(summary(fit1D)$coefficients)
Expfit2D<-exp(summary(fit2D)$coefficients)

stargazer(Expfit0B,Expfit1B,Expfit2B,          title="Tabla Razón de Probabilidad (ODD) Horizonte
Cita",out="tablaRazonProbabilidad_Horizonte.htm")

stargazer(Expfit0C,Expfit1C,Expfit2C,          title="Tabla Razón de Probabilidad (ODD) Horario
cita",out="tablaRazonProbabilidad_Horario.htm")

stargazer(Expfit0D,Expfit1D,Expfit2D,          title="Tabla Razón de Probabilidad (ODD) Frecuencia
Noshow",out="tablaRazonProbabilidadFrec_Noshow.htm")

BDAnalisis %>%
  ungroup()%>%

select(Edad,Mujer,FormaPago,N_NoShow,lag_Frec_NoShow,Final,horario,tipo) %>%

tbl_summary(by=Final,
             type=list(where(is.numeric) ~ "continuous"),
             statistic = list(all_continuous() ~ "{mean} ({sd})",all_categorical() ~ "{n} ({p}%)",all_numeric() ~ "{mean} ({sd})"),
             digits = list( all_numeric() ~ 2))%>%

add_overall()

BDAnalisis %>%

  ungroup()%>%

select(NoShow,Nombre_Consulta) %>%

```



```

tbl_summary(by=NoShow,
            type=list(where(is.numeric) ~ "continuous"),
            statistic = list(all_continuous() ~ "{mean} ({sd})",all_categorical() ~ "{n} ({p})",all_numeric() ~ "{mean} ({sd}")),
            digits = list( all_numeric() ~ 2))%>%

add_overall()

#_____

#ESTUDIO CAMPO 1

BDeXP1<- read.csv("BD_Exp1.csv")

BDeXP1$Final<-as.factor(BDeXP1$Final)

levels(BDeXP1$Final)

BDeXP1$Final <- relevel(BDeXP1$Final, ref="NoShow")

BDeXP1$Grup<-as.factor(BDeXP1$Grup)

BDeXP1$Grup <- relevel(BDeXP1$Grup, ref="control")

BDeXP1$Hora_manana<-as.factor(BDeXP1$Hora_manana)

BDeXP1$Hora_manana <- relevel(BDeXP1$Hora_manana, ref="Hora_tarde")

fit1<-multinom(Final ~ Grup+Mujer+Edad+FormaPago,data = BDeXP1, family = "binomial")

fit2<-multinom(Final ~ Grup+Mujer+Edad+FormaPago+ UOTrat,data = BDeXP1, family = "binomial")

stargazer(fit1,fit2, title="Tabla de regresiones multinom",out="tabla_Multinom_Ref_NoShow.htm")

#ODD

Expfit1<-exp(summary(fit1)$coefficients)

Expfit2<-exp(summary(fit2)$coefficients)

stargazer(Expfit1,Expfit2, title="Tabla Razón de Probabilidad (ODD)",out="tablaRazonProbabilidad.htm")

#_____

BDeXP1 %>%

ungroup()%>%

filter(!Final=="Bloqueo")%>%

select("Final","Grup") %>% # Seleccionamos las variables

tbl_summary(by=Grup,

            statistic = list(all_continuous() ~ "{mean} ({sd})",all_categorical() ~ "{n} ({p})",

            digits = list(all_continuous2() ~ 1, all_categorical() ~ 1))%>%

add_overall()%>%

```

```

add_n()
BDeXP1_Treat1<-BDeXP1%>%
  filter(!Grup=="treat2")%>%
  filter(is.na(Grup)==FALSE)%>%
  filter(is.na(Final)==FALSE)
BDeXP1_Treat1$treat1<-ifelse(BDeXP1_Treat1$Grup=="treat1",1,0)
BDeXP1_Treat1$treat1<-as.factor(BDeXP1_Treat1$treat1)
BDeXP1_Treat2<-BDeXP1%>%
  filter(!Grup=="treat1")%>%
  filter(is.na(Grup)==FALSE)%>%
  filter(is.na(Final)==FALSE)
BDeXP1_Treat2$treat2<-ifelse(BDeXP1_Treat2$Grup=="treat2",1,0)
BDeXP1_Treat2$treat2<-as.factor(BDeXP1_Treat2$treat2)
#_____
#NoShow
BDeXP1_Treat1$NoShowTest<- ifelse(BDeXP1_Treat1$Final=="NoShow",1,0)
BDeXP1_Treat1$NoShowTest<-as.factor(BDeXP1_Treat1$NoShowTest)
ttest_NoShow_Treat1<-prop.test( BDeXP1_Treat1$NoShowTest ~ BDeXP1_Treat1$treat1)
BDeXP1_Treat2$NoShowTest<- ifelse(BDeXP1_Treat2$Final=="NoShow",1,0)
BDeXP1_Treat2$NoShowTest<-as.factor(BDeXP1_Treat2$NoShowTest)
ttest_NoShow_Treat2<-prop.test( BDeXP1_Treat2$NoShowTest ~ BDeXP1_Treat2$treat2)
#_____
# ATENCION
BDeXP1_Treat1$Atencion<- ifelse(BDeXP1_Treat1$Final=="Atencion",1,0)
BDeXP1_Treat1$Atencion<-as.factor(BDeXP1_Treat1$Atencion)
ttest_Atencion_Treat1<-prop.test( BDeXP1_Treat1$Atencion ~ BDeXP1_Treat1$treat1)
BDeXP1_Treat2$Atencion<- ifelse(BDeXP1_Treat2$Final=="Atencion",1,0)
BDeXP1_Treat2$Atencion<-as.factor(BDeXP1_Treat2$Atencion)
ttest_Atencion_Treat2<-prop.test( BDeXP1_Treat2$Atencion ~ BDeXP1_Treat2$treat2)
#_____
#ANULA
BDeXP1_Treat1$Anula<-ifelse(BDeXP1_Treat1$Final=="Anula",1,0)

```

```

BDeXP1_Treat1$Anula<-as.factor(BDeXP1_Treat1$Anula)
ttest_Anula_Treat1<-prop.test( BDeXP1_Treat1$Anula ~ BDeXP1_Treat1$treat1)
BDeXP1_Treat2$Anula<-ifelse(BDeXP1_Treat2$Final=="Anula",1,0)
BDeXP1_Treat2$Anula<-as.factor(BDeXP1_Treat2$Anula)
ttest_Anula_Treat2<-prop.test( BDeXP1_Treat2$Anula ~ BDeXP1_Treat2$treat2)
#_____
#REAGENDA
BDeXP1_Treat1$Reag<-ifelse(BDeXP1_Treat1$Final=="Reagenda",1,0)
BD_Total_Treat1$Reag<-as.factor(BDeXP1_Treat1$Reag)
ttest_Reag_Treat1<-prop.test( BDeXP1_Treat1$Reag ~ BDeXP1_Treat1$treat1)
BDeXP1_Treat2$Reag<-ifelse(BDeXP1_Treat2$Final=="Reagenda",1,0)
BDeXP1_Treat2$Reag<-as.factor(BDeXP1_Treat2$Reag)
ttest_Reag_Treat2<-prop.test( BDeXP1_Treat2$Reag ~ BDeXP1_Treat2$treat2)
# MEDICOS
BDFecha_Med<-BDeXP1%>%
  ungroup()%>%
  select("Medico","Fecha","Hora","Grup","UOTrat","Final")%>%
  filter(is.na(Grup)==FALSE)
BDFecha_Med$n<-substr(BDFecha_Med$Hora,5,5)
BDFecha_Med$n<-as.numeric(BDFecha_Med$n)
BDFecha_Med$n2<-ifelse(BDFecha_Med$n>=5,5,0)
BDFecha_Med$cambiohora<-paste(substr(BDFecha_Med$Hora,1,4),BDFecha_Med$n2,sep = "")
BDFecha_Med<-BDFecha_Med%>%
  ungroup()%>%
  mutate(rec=1)%>%
  group_by(Medico,Fecha,Hora,UOTrat)%>%
  mutate(cuenta=cumsum(rec))%>%
  filter(cuenta==1)
BDFecha_Med<-BDFecha_Med%>%
  ungroup()%>%
  select("Medico","Fecha","Hora","cambiohora","UOTrat")
BDMedico<-BDeXP1%>%

```

```

ungroup()%>%
select("Medico","Fecha","Hora","Edad","Mujer","RUN","Txt_consulta","UnOrg_Medica","Tipo_planificación",
      "UnOrgTratamiento","UOTrat","Final","ID_cita")
BDMedico$Final<-as.character(BDMedico$Final)
BDMedico$N<-substr(BDMedico$Hora,5,5)
BDMedico$N<-as.numeric(BDMedico$N)
BDMedico$N2<-ifelse(BDMedico$N>=5,5,0)
BDMedico$cambiohora<-paste(substr(BDMedico$Hora,1,4),BDMedico$N2,sep = "")
BDMedico<-BDMedico%>%
ungroup()%>%
mutate(rec=1)%>%
group_by(Medico,Fecha,cambiohora)%>%
arrange(ID_cita)%>%
mutate(cuenta=cumsum(rec))%>%
mutate(citamax=max(cuenta))
BDMedico$UltimaMedico<-ifelse(BDMedico$citamax==BDMedico$cuenta,1,0)
BDMedico<-BDMedico%>%
filter(UltimaMedico==1)
BDMedico$UsoMedico<-ifelse(BDMedico$UltimaMedico==1,BDMedico$Final,NA)
BDMedico<-BDMedico%>%
ungroup()%>%
select("Medico","Fecha","Hora","cambiohora","Edad","Mujer","RUN","Txt_consulta","UnOrg_Medica","Tipo_planificación",
      "UnOrgTratamiento","UOTrat","Final","ID_cita","UsoMedico")
BDMedico$UsoMedico<-as.factor(BDMedico$UsoMedico)
levels(BDMedico$UsoMedico)
UsoMedico<-merge(x=BDMedico,y=BDFecha_Med, by.x=c("Medico","Fecha","cambiohora","UOTrat"), by.y =
c("Medico","Fecha","Hora","UOTrat"),all.y = TRUE)
UsoMedico %>%
ungroup()%>%
select("UsoMedico") %>% # Seleccionamos las variables
tbl_summary(
  statistic = list(all_continuous() ~ "{mean} ({sd})",all_categorical() ~ "{n} ({p})"),

```

```

digits = list(all_continuous2() ~ 1, all_categorical() ~ 1))

UsoMedico %>%
  ungroup()%>%
  select("UOTrat", "UsoMedico") %>% # Seleccionamos las variables
tbl_summary(by=UsoMedico,
  statistic = list(all_continuous() ~ "{mean} ({sd})", all_categorical() ~ "{n} ({p}%)"),
  digits = list(all_continuous2() ~ 1, all_categorical() ~ 1))%>%
  add_overall()%>%
  add_n()
# _____
#ESTUDIO CAMPO 2
BD_Total<- read.csv("BD_Exp2.csv")
BD_Total$Final<- as.factor(BD_Total$Final)
BD_Total$Final <- relevel(BD_Total$Final, ref="NoShow")
BD_Total$Grup<-as.factor(BD_Total$Grup)
BD_Total$Grup <- relevel(BD_Total$Grup, ref="control")
BD_Total$Hora_manana<-as.factor(BD_Total$Hora_manana)
BD_Total$Hora_manana <- relevel(BD_Total$Hora_manana, ref="Hora_tarde")
fit1<-multinom(Final ~ Grup+Sexo+Edad+FormaPago,data = BD_Total, family = "binomial")
fit2<-multinom(Final ~ Grup+Sexo+Edad+FormaPago+ UOTrat,data = BD_Total, family = "binomial")
stargazer(fit1,fit2, title="Tabla de regresiones multinom",out="tabla_Multinom_Ref_NoShow.htm")
#ODD
Expfit1<-exp(summary(fit1)$coefficients)
Expfit2<-exp(summary(fit2)$coefficients)
stargazer(Expfit1,Expfit2, title="Tabla Razón de Probabilidad (ODD)",out="tablaRazonProbabilidad.htm")
BD_Total %>%
  ungroup()%>%
  select("Final", "Grup") %>% # Seleccionamos las variables
tbl_summary(by=Grup,
  statistic = list(all_continuous() ~ "{mean} ({sd})", all_categorical() ~ "{n} ({p}%)"),
  digits = list(all_continuous2() ~ 1, all_categorical() ~ 1))%>%
  add_overall()%>%

```

```

#PROP TES
BD_Total$treat1<-ifelse(BD_Total$Grup=="treat1",1,0)
BD_Total$treat1<-as.factor(BD_Total$treat1)
BD_Total$treat2<-ifelse(BD_Total$Grup=="treat2",1,0)
BD_Total$treat2<-as.factor(BD_Total$treat2)
BD_Total$NoShowTest<- ifelse(BD_Total$Final=="NoShow",1,0)
BD_Total$NoShowTest<-as.factor(BD_Total$NoShowTest)
BD_Total$Atencion<- ifelse(BD_Total$Final=="Atencion",1,0)
BD_Total$Atencion<-as.factor(BD_Total$Atencion)
BD_Total$Anula<-ifelse(BD_Total$Final=="Anula",1,0)
BD_Total$Anula<-as.factor(BD_Total$Anula)
BD_Total$Reag<-ifelse(BD_Total$Final=="Reagenda",1,0)
BD_Total$Reag<-as.factor(BD_Total$Reag)
BD_Total_Treat1<-BD_Total%>%
  filter(!Grup=="treat2")%>%
  filter(is.na(Grup)==FALSE)%>%
  filter(is.na(Final)==FALSE)
BD_Total_Treat1$treat1<-ifelse(BD_Total_Treat1$Grup=="treat1",1,0)
BD_Total_Treat1$treat1<-as.factor(BD_Total_Treat1$treat1)
BD_Total_Treat2<-BD_Total%>%
  filter(!Grup=="treat1")%>%
  filter(is.na(Grup)==FALSE)%>%
  filter(is.na(Final)==FALSE)
BD_Total_Treat2$treat2<-ifelse(BD_Total_Treat2$Grup=="treat2",1,0)
BD_Total_Treat2$treat2<-as.factor(BD_Total_Treat2$treat2)
#NoShow
ttest_NoShow_Treat1<-prop.test( BD_Total_Treat1$NoShowTest ~ BD_Total_Treat1$treat1)
ttest_NoShow_Treat2<-prop.test( BD_Total_Treat2$NoShowTest ~ BD_Total_Treat2$treat2)
# _____
# ATENCION
ttest_Atencion_Treat1<-prop.test( BD_Total_Treat1$Atencion ~ BD_Total_Treat1$treat1)
ttest_Atencion_Treat2<-prop.test( BD_Total_Treat2$Atencion ~ BD_Total_Treat2$treat2)

```

```

#_____
#ANULA
ttest_Anula_Treat1<-prop.test( BD_Total_Treat1$Anula ~ BD_Total_Treat1$treat1)
ttest_Anula_Treat2<-prop.test( BD_Total_Treat2$Anula ~ BD_Total_Treat2$treat2)
#_____
#REAGENDA
ttest_Reag_Treat1<-prop.test( BD_Total_Treat1$Reag ~ BD_Total_Treat1$treat1)
ttest_Reag_Treat2<-prop.test( BD_Total_Treat2$Reag ~ BD_Total_Treat2$treat2)
# MEDICOS
BDFecha_Med<-BD_Total%>%
  ungroup()%>%
  select("Medico","Fecha","Hora","Grup","UOTrat","Final")%>%
  filter(is.na(Grup)==FALSE)
BDFecha_Med$n<-substr(BDFecha_Med$Hora,5,5)
BDFecha_Med$n<-as.numeric(BDFecha_Med$n)
BDFecha_Med$n2<-ifelse(BDFecha_Med$n>=5,5,0)
BDFecha_Med$cambiohora<-paste(substr(BDFecha_Med$Hora,1,4),BDFecha_Med$n2,sep = "")
BDFecha_Med<-BDFecha_Med%>%
  ungroup()%>%
  mutate(rec=1)%>%
  group_by(Medico,Fecha,Hora,UOTrat)%>%
  mutate(cuenta=cumsum(rec))%>%
  filter(cuenta==1)
BDFecha_Med<-BDFecha_Med%>%
  ungroup()%>%
  select("Medico","Fecha","Hora","cambiohora","UOTrat")
BDMedico<-BD_Total%>%
  ungroup()%>%
  select("Medico","Fecha","Hora","Edad","Sexo","RUN","Txt_consulta","UnOrg_Medica","Tipo_planificación",
        "UnOrgTratamiento","UOTrat","Final","ID_cita")
BDMedico$Final<-as.character(BDMedico$Final)
BDMedico$n<-substr(BDMedico$Hora,5,5)

```

```

BDMedico$N<-as.numeric(BDMedico$N)
BDMedico$N2<-ifelse(BDMedico$N>=5,5,0)
BDMedico$cambiohora<-paste(substr(BDMedico$Hora,1,4),BDMedico$N2,sep = "")
BDMedico<-BDMedico%>%
  ungroup()%>%
  mutate(rec=1)%>%
  group_by(Medico,Fecha,cambiohora)%>%
  arrange(ID_cita)%>%
  mutate(cuenta=cumsum(rec))%>%
  mutate(citamax=max(cuenta))
BDMedico$UltimaMedico<-ifelse(BDMedico$citamax==BDMedico$cuenta,1,0)
BDMedico<-BDMedico%>%
  filter(UltimaMedico==1)
BDMedico$UsoMedico<-ifelse(BDMedico$UltimaMedico==1,BDMedico$Final,NA)
BDMedico<-BDMedico%>%
  ungroup()%>%
  select("Medico","Fecha","Hora","cambiohora","Edad","Sexo","RUN","Txt_consulta","UnOrg_Medica","Tipo_planificación",
        "UnOrgTratamiento","UOTrat","Final","ID_cita","UsoMedico")
BDMedico$UsoMedico<-as.factor(BDMedico$UsoMedico)
levels(BDMedico$UsoMedico)
UsoMedico<-merge(x=BDMedico,y=BDFecha_Med, by.x=c("Medico","Fecha","cambiohora","UOTrat"), by.y =
c("Medico","Fecha","Hora","UOTrat"),all.y = TRUE)
UsoMedico %>%
  ungroup()%>%
  select("UsoMedico") %>% # Seleccionamos las variables
  tbl_summary(
    statistic = list(all_continuous() ~ "{mean} ({sd})",all_categorical() ~ "{n} ({p}%)" ),
    digits = list(all_continuous2() ~ 1, all_categorical() ~ 1))
UsoMedico %>%
  ungroup()%>%
  select("UOTrat","UsoMedico") %>% # Seleccionamos las variables
  tbl_summary(by=UsoMedico,

```



```
statistic = list(all_continuous() ~ "{mean} ({sd})", all_categorical() ~ "{n} ({p}%"),
digits = list(all_continuous2() ~ 1, all_categorical() ~ 1))%>%
add_overall()%>%
add_n()
```