

MINISTERIO DE SALUD

# INFORME

---

MODELO DE PRIORIZACIÓN LISTA DE ESPERA NO GES  
CON ENFOQUE DE RIESGO Y TIEMPOS RAZONABLES DE  
ESPERA

---

DIVISIÓN DE PLANIFICACIÓN SANITARIA

DICIEMBRE 2017

Versión 1.1

**Autores**

***Departamento de Estadística e Información de Salud***

Verónica Rojas Villar, Médico Cirujano Especialista en Medicina Familiar

Javiera Burgos Laborde, Psicóloga, Msc Bioestadística

Patricio Aguilera Vásquez, Ingeniero Informático

***Departamento de Evaluación de Tecnología Sanitaria y Salud Basada en Evidencia***

Cecilia Muñoz Cerda – Barrios, Médico Cirujano



Contenido

<b>ANTECEDENTES .....</b>	<b>3</b>
<b>MARCO TEÓRICO .....</b>	<b>5</b>
<b>MODELO DE PRIORIZACIÓN BASADO EN CRITERIOS EXPLÍCITOS.....</b>	<b>7</b>
<i>Criterios de priorización: .....</i>	<i>7</i>
<i>Determinación del Peso Relativo de los Criterios de Priorización .....</i>	<i>9</i>
<i>Cálculo de coeficientes para determinación de puntaje y posición en la Lista de Espera .....</i>	<i>9</i>
<i>Implementación de Algoritmo de Priorización .....</i>	<i>10</i>
<b>TIEMPOS RAZONABLES DE ESPERA.....</b>	<b>11</b>
<i>Implementación de Tiempo de Espera Razonable .....</i>	<i>12</i>
<b>ANEXO 1: INTERVENCIONES QUIRURGICAS RELEVANTES QUE FUERON INCLUIDAS EN EL ANÁLISI DE ACUERDO A LAS QUE TIENEN RELACIÓN CON TUMORES MALIGNOS, ENFERMEDADES DEL HIGADO, CARDIOVASCULARES .....</b>	<b>14</b>
<b>ANEXO 2: METODOLOGIA PARA LA ESTIMACIÓN DE FACTORES DE RIESGO SIGNIFICATIVOS PARA MORIR ESTANDO EN LISTA DE ESPERA NO GES .....</b>	<b>17</b>
Resultados de los Modelos exploratorios .....	20
Modelo exploratorio para Intervenciones Quirúrgicas relevantes a nivel país y con los Servicios de Salud como variable de riesgo para explorar inequidades entre los Servicios.....	20
Modelo IQ por Servicio de Salud.....	21
Modelo país, sin los Servicios de Salud, IQ .....	36
Modelo CNE relevantes a nivel país y con los Servicios de Salud como variable de riesgo.....	37
Modelo para Consultas Nuevas de Especialidad por Servicio de Salud.....	38
<b>ANEXO 3: DETERMINACIÓN DEL PESO RELATIVO (OR) DE LOS FACTORES DE RIESGO SIGNIFICATIVOS PARA MORIR ESTANDO EN LISTA DE ESPERA POR ESPECIALIDAD DERIVADA EN UNA CNE .....</b>	<b>53</b>
MODELO INICIAL PARA ONCOLOGÍA.....	53
MODELO PARA CNE CARDIOLOGÍA.....	53
MODELO PARA CNE GASTROENTEROLOGÍA .....	54
MODELO PARA MEDICINA INTERNA RELACIONADA A SOSPECHA DE CÁNCER, ENFERMEDADES DEL HÍGADO Y ENFERMEDADES CARDÍACAS .....	54
MODELO PARA PSIQUIATRÍA COMO ALERTA PARA PREVENIR LA MUERTE POR SUICIDIO.....	55
<b>ANEXO 4: COEFICIENTES DE CADA VARIABLE QUE REPRESENTA EL AUMENTO O DISMINUCIÓN PROMEDIO DEL RIESGO SEGÚN EL VALOR QUE TENGA CADA VARIABLE PARA CNE E IQ.....</b>	<b>57</b>
Modelo IQ país (sin los Servicios de Salud como criterio de riesgo).....	57

Modelo CNE país (sin los Servicios de Salud como criterio de riesgo).....	58
COEFICIENTES PARA ONCOLOGÍA .....	59
ECUACIÓN DEL PUNTAJE DE PRIORIZACIÓN PARA ONCOLOGÍA .....	59
COEFICIENTES PARA CNE CARDIOLOGÍA.....	59
ECUACIÓN DEL PUNTAJE DE PRIORIZACIÓN .....	60
COEFICIENTES PARA CNE GASTROENTEROLOGÍA.....	60
ECUACIÓN DEL PUNTAJE DE PRIORIZACIÓN GASTROENTEROLOGÍA.....	60
COEFICIENTES PARA MEDICINA INTERNA RELACIONADA A SOSPECHA DE CÁNCER, ENFERMEDADES DEL HÍGADO Y ENFERMEDADES CARDÍACAS .....	60
ECUACIÓN DEL PUNTAJE DE PRIORIZACIÓN MEDICINA INTERNA RELACIONADA A PATOLOGIAS RELEVANTES .....	61
COEFICIENTES PARA PSIQUIATRÍA COMO ALERTA PARA PREVENIR LA MUERTE POR SUICIDIO.....	61
ECUACIÓN DEL PUNTAJE DE PRIORIZACIÓN PARA PSIQUIATRIA.....	61
<b>ANEXO 5: REVISIÓN EXPERIENCIAS INTERNACIONALES DE TIEMPO DE ESPERA MÁXIMOS .....</b>	<b>62</b>
Referencias Bibliográficas .....	67

## ANTECEDENTES

En mayo del 2017, la Sra. Ministra de Salud convocó a una Comisión Médica Asesora Ministerial (Decreto N° 16 del 11 de mayo del 2017), para efectos de “Analizar la situación de personas que fallecen habiendo estado en una Lista de Espera o con una Garantía de Oportunidad GES retrasada, así como proponer la forma de validar los antecedentes y entregar la información, desempeñando un rol consultivo y de asesoría a la función Ministerial de disminuir los tiempos de espera para Consulta nueva de Especialidad y para Cirugía Electiva”. Como parte del informe emanado de la Comisión, se recomienda asumir buenas prácticas nacionales e internacionales para la gestión de tiempos y listas de espera, destacando:

1. Poner el foco en gestionar el tiempo de espera, más que la cantidad de derivaciones en espera.
2. Contar con procesos de priorización de atención de personas en Lista de Espera No GES, basados en criterios de riesgo, que a su vez deben ser definidos con una visión integral, considerando rangos de tiempos máximos de espera por patología, criterio clínico asociado a la gravedad de la patología y discapacidad que genera y criterio social asociado a deterioro de la situación de salud del paciente y sus costos asociados.
3. Definir mediciones (indicadores) para el monitoreo de la gestión de los tiempos de espera, basado en definiciones claras de tiempo de atención o resolución y tiempo de espera o demora; que midan la aplicación de los criterios de riesgo con que se prioricen las derivaciones y el resultado de ello; que mida la situación de las personas y no de las derivaciones, es decir, con análisis centrado en el paciente; que aborden todos los tipos de prestación, especialmente los procedimientos que son muchas veces un paso requerido para aumentar el acceso a intervenciones quirúrgicas y, finalmente que permita identificar alertas oportunas de situaciones de riesgo.

Por otra parte, en el informe de la Comisión se presenta un análisis de las personas fallecidas estando en lista de espera, en que se detectó un grupo de personas con una potencial asociación entre la causa de muerte y la espera de atención. A su vez dentro de dicho grupo se observó un subconjunto de personas que presentaron un patrón de combinación de condiciones de riesgo que equivalen a una primera aproximación a perfiles de riesgo en la lista de espera No GES.

Basado en el análisis de las recomendaciones de la Comisión, la Sra. Ministra compromete, ante la Comisión de Salud del Congreso, la elaboración de una estrategia de priorización y tiempos de espera razonables para mejorar la Gestión de Tiempos de Espera a diciembre del 2017. Esta tarea es encargada a la DIPLAS de la Subsecretaría de Salud Pública.

El presente documento describe un Modelo de Priorización de LE No GES basado en criterios explícitos y tiempos de espera razonables a implementar desde enero del 2018. Este Modelo ha sido elaborado en conjunto con la División de Prevención y Control de Enfermedades de la Subsecretaría de Salud Pública y la División de Gestión de Redes Asistenciales de la Subsecretaría de Redes Asistenciales.

Para la definición del algoritmo de priorización, así como para los tiempos de espera razonables, se revisaron modelos nacionales e internacionales, que recomiendan diferentes criterios explícitos de priorización (clínicos y sociales) y diferentes rangos de tiempos según tipo de atención. Si bien estos modelos de referencia son aplicables al sector público, en ellos se utilizan datos que actualmente no están disponibles en los sistemas de información del sector, especialmente los relativos a criterios sociales, de calidad de vida y de comportamiento de las personas.

Dado lo anterior, este Modelo de priorización constituye una primera versión basada en un algoritmo de priorización ajustado a la información que actualmente está disponible en el sector público de salud, tanto del Sistema de Información de Gestión de Tiempos de Espera (SIGTE), como de otras bases de datos que permiten obtener mayor información de la condición de salud y riesgo de los pacientes en lista de espera. Esta adaptación determina un trabajo permanente en tres líneas paralelas, por una parte, mejorar los sistemas de información para obtener datos para ampliar los criterios explícitos de priorización, por otra, perfeccionar el algoritmo incorporando esos criterios nuevos y más precisos y, por último, establecer un monitoreo permanente del impacto de estas medidas en los tiempos y listas de espera. Asimismo, la automatización del algoritmo será progresiva en función del perfeccionamiento del mismo.

## MARCO TEÓRICO

Las listas de espera y los tiempos de espera son un motivo de preocupación en el mundo. En las últimas dos décadas se han desarrollado múltiples estrategias enfocadas a reducir el tamaño o a disminuir el tiempo de espera, o simplemente, orientadas a racionalizar la listas; a nivel internacional han adquirido importancia<sup>1</sup>:

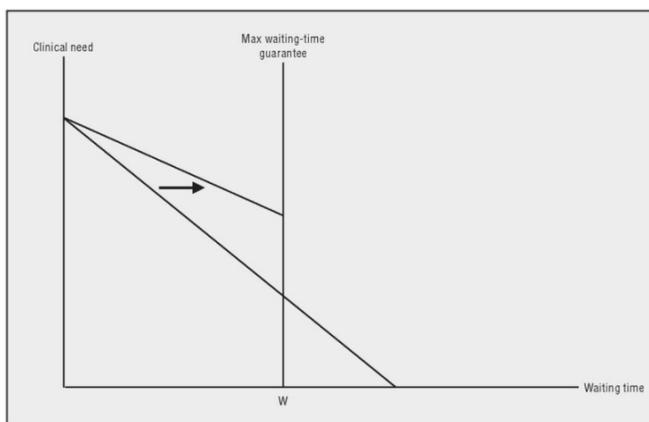
1. Aplicación de tiempos de atención garantizada: plantea garantizarle al usuario del servicio de salud su atención en un tiempo determinado. La forma de implementarlo, por ej. en la Comunidad Autónoma de Castilla-La Mancha en España, ha sido a través de un cambio estructural en el sistema nacional de salud, incorporando la posibilidad de elección de un proveedor no estatal, cuando no se cumple con los plazos establecido en la ley, en cuyo caso el servicio público asumiría los gastos de hospitalización en centros privados.
2. La priorización de las listas en función de criterios explícitos: el objetivo de este modelo es que aquellos pacientes con mayores necesidades sean atendidos antes. Para ello se propone un sistema de priorización que incorpore no sólo los factores clínicos, sino también factores sociales (vivir solo, tener personas a cargo, etc.), que se dirigen a modular la priorización introduciendo variables de calidad de vida, con el fin de poner foco no sólo en la menor mortalidad asociada (riesgo de morir), sino también por la ganancia en calidad de vida que pueden generar.
3. La incorporación de estrategias para mejorar la indicación de una intervención o prueba: se refiere fundamentalmente a incorporar programas de segunda opinión, utilizar estrategias educativas para la reducción de la variabilidad de la práctica clínica e incorporar las mejores evidencias en la definición de las indicaciones médicas.

La OCDE<sup>2</sup> señala que los procesos de priorización de listas de espera funcionan disminuyendo el tiempo de espera, pero son difíciles de implementar. También señalan que cuando se introduce una garantía de tiempo de espera, dado un volumen fijo de oferta, asumiendo que los doctores priorizan bien, el foco en cumplir la garantía de tiempo hace que se resuelvan más rápido los pacientes con necesidades clínicas menos complejas, y el tiempo de espera para los pacientes más complejos aumente, produciéndose una “mis-prioritisation”. Esto puede observarse en la siguiente figura:

---

<sup>1</sup> Arce R. Claudio. “Las listas y tiempos de espera: sus razones y su efecto sobre la gobernanza en la Caja Costarricense de Seguro Social”. Rev. cienc. adm. financ. segur. soc vol.11 n.2 San José Jan. 2003. Disponible en [http://www.scielo.sa.cr/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1409-12592003000200003](http://www.scielo.sa.cr/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1409-12592003000200003)

<sup>2</sup> Waiting time policies in the health sector: whatwork?, OCDE 2013



Source: Michael Borowitz, Valerie Moran and Luigi Siciliani for the OECD.

La forma de evitar este efecto, al agregar foco en garantías de tiempo de espera, es aumentar la eficiencia de la provisión de servicios y desviar recursos desde otras partes del sistema. Holanda es un ejemplo de esta estrategia dual y ha logrado disminuir la lista de espera y los tiempos de espera.

En Chile, en el Hospital Dr. Exequiel González Cortés, se ha implementado una estrategia para dar mayor eficiencia al modelo de gestión clínica de las listas de espera, con foco en cirugías electivas, estableciendo un sistema inteligente que incorpora criterios clínicos a la gestión de listas de espera, permitiendo priorizar casos de acuerdo a complejidad, severidad, y otros criterios que exijan oportunidad, justicia y expectativas de los pacientes. En esta experiencia el método de priorización permite definir la posición de cada paciente en una lista de pacientes categorizados; el método considera una definición de categorías de urgencia asociadas a un tiempo máximo de espera y una definición de agravantes asociadas a diagnóstico clínico; luego ambas se combinan y por cada agrupación de diagnóstico y agravantes se asigna una categoría de urgencia y tiempo de espera respectivo. Todo ello por especialidad.

# MODELO DE PRIORIZACIÓN BASADO EN CRITERIOS EXPLÍCITOS

Basado en los antecedentes de los análisis de la Comisión Médica Asesora, recomendaciones internacionales y experiencia nacional, se propone un modelo basado en la identificación de combinaciones de condiciones de mayor gravedad clínica. Se busca establecer un algoritmo de priorización que, basado en criterios clínicos, genere un score de riesgo que defina una mayor prioridad a mayor riesgo. Este modelo podrá incorporar más criterios de priorización en función de la disponibilidad de datos que puedan incorporarse al algoritmo de priorización.

En una primera fase se definieron los criterios de priorización de acuerdo a las variables que se esperaba representaran una mayor inestabilidad o gravedad de los pacientes. Luego se calculó el peso relativo (OR) de estas variables para detectar su comportamiento como factor de riesgo de morir y posteriormente se calcularon coeficientes, asociados al peso relativo, que permitieran calcular un puntaje que definiera la posición de cada caso (derivación) en la lista de espera.

## ***Criterios de priorización:***

Tomando como eje el riesgo de morir y, considerando las combinaciones de variables encontradas en los análisis y recomendaciones de la Comisión, se consideraron criterios clínicos que podrían representar una mayor gravedad del paciente que se encuentra en lista de espera.

1. Diagnóstico clínico: se definieron tomando como referencia los grupos de mayor riesgo de morir de los análisis de la Comisión.
  - a. Tumores malignos
  - b. Enfermedades del hígado
  - c. Enfermedades cardiovasculares
  - d. Lesiones autoinfligidas intencionalmente

Dado los registros actuales de derivaciones, tanto para especialidad, como para intervenciones quirúrgicas, que no tienen diagnóstico clínico estandarizado, se definió una variable equivalente al diagnóstico:

Respecto a las consultas nuevas de especialidad se consideraron las especialidades de:

- a. Oncología
- b. Gastroenterología
- c. Cardiología
- d. Medicina interna
- e. Psiquiatría

Respecto de las intervenciones quirúrgicas, se consideraron aquellas que tienen relación con tumores malignos, enfermedades del hígado, cardiovasculares (ver anexo 1)

2. Edad y Sexo: se tomaron como referencia los patrones de variables observados en el análisis de la Comisión:
  - a. para los tumores malignos y enfermedades del hígado se consideran hombre y mujeres de 20 a 45 años
  - b. para enfermedades del hígado se consideran hombre y mujeres mayores de 45 años
  - c. para las lesiones autoinflingidas (suicidio) se consideran hombres y mujeres todas las edades
3. Condición crónica asociada: se han considerado los grupos de patologías incluidas en la definición de paciente complejo y frágil (HTA, DM, ICC, IRC, EPOC), que reflejan una condición de mayor gravedad del paciente, así como mayor consumo de recursos del sector.
4. N° de hospitalizaciones previas: se consideran las hospitalizaciones consignadas en el sistema de egresos hospitalarios, que tiene cobertura 100% de los hospitales del país.
5. N° de Derivaciones en la Lista de Espera no GES: se consideraron las derivaciones a Consulta Nueva de Especialidad, Intervenciones Quirúrgicas e Intervenciones Quirúrgicas complejas que actualmente se gestionan en el Repositorio Nacional de Listas de Espera y pasarán al Sistema de Gestión de Tiempos de Espera.
6. Presencia de una Patología GES: se consideran los diagnósticos de las 86 patologías GES. En una primera fase se consideran los diagnósticos GES consignados en las derivaciones como un proxy de las patologías GES del paciente. En una segunda fase se contará con los datos de garantías GES creadas en el Sistema de Gestión de Garantías GES.
7. Uso de medicamentos (3 o más): se considera una condición de mayor complejidad del paciente.
8. Tiempo de espera observado: se entiende como tal el tiempo que ha transcurrido entre el ingreso a la lista de espera y la fecha de fallecimiento o fecha de corte para los no atendidos.

Otros criterios de priorización en exploración actual, para obtener y/o crear las fuentes de datos correspondientes, son:

- a. Atenciones de urgencia (ingreso a hospitalización o atenciones previas por causa relacionada)
- b. Garantía GES activada
- c. Motivo de la derivación
- d. Factores sociales (vivir solo, tener personas a cargo)
- e. Calidad de vida
- f. Comportamiento

### ***Determinación del Peso Relativo de los Criterios de Priorización***

Para establecer el peso de estas variables como factor de riesgo de morir, se realizó un modelo de regresión logística que permitió calcular el OR de cada una a nivel país y por Servicio de Salud, tanto para intervenciones quirúrgicas (IQ) como para consultas nueva de especialidad (CNE). Este análisis mostró que a nivel país las variables que representan un mayor riesgo de morir son: presentar una comorbilidad crónica (IQ OR= 2.71, CNE OR=2.2), ser hombre (IQ OR= 1.90, CNE OR= 1.78), el número de egresos previos (IQ OR= 1.23, CNE OR=1.27), la edad de entrada a la Lista de Espera (IQ OR= 1.06, CNE OR=1.05) y el número de derivaciones (IQ OR= 1.05, CNE OR=1.09). (ver detalles en anexo 2)

Al calcular el peso relativo de estas variables por Servicio de Salud se observó un comportamiento diferente entre ellos, encontrando que para IQ, por ej, el OR de la variable n° de egresos previos llega a 3.04 en Iquique y 5.93 en Magallanes, para la variable sexo el OR es 5.04 en Atacama, llegando a 5,88 en Magallanes, para la variable comorbilidad crónica en Valparaíso el OR es 3.77, mientras que en SSMN es 5.03 y en Aysen llega a 6.66. Del mismo modo, variables como tiempo de espera, GES y tres o más medicamentos que tienen OR<1 (factor protector) en el análisis a nivel país, por servicio de Salud muestran diferencias, por ej. en Atacama el OR de la variable tiempo de espera es 1.00, en SSMN el OR de la variable GES es 1.85 y llega a 3.42 en SSMO. (ver detalles en anexo 2)

Por otra parte, para el grupo de especialidades al calcular el peso relativo de estas variables por especialidad (simil de la patología), se observó un comportamiento diferente entre ellas (ver anexo 3), destacando que para cardiovascular, ya sea como factor de riesgo o como factor protector, todas las variables eran significativas, no así para oncología en que tener problemas GES y el n° de derivaciones no fueron significativas. Para psiquiatría, asociado a lesiones autoinflingidas, se requirió un modelamiento específico, donde los factores de riesgo significativos fueron ser hombre y tener antecedente de intento suicida previo.

Finalmente, no fue posible calcular el peso relativo por especialidad y Servicio de Salud dado el n° pequeño de casos en algunos Servicios de Salud.

### ***Cálculo de coeficientes para determinación de puntaje y posición en la Lista de Espera***

El modelo de regresión permitió obtener los coeficientes (ver anexo 4) de cada variable que representa el aumento o disminución promedio del riesgo según el valor que tenga cada variable. La multiplicación de este coeficiente por el valor observado de la variable, determinará un puntaje para cada variable de cada caso (derivación), la suma de estos puntajes determina un puntaje final que representará el riesgo de morir de esa persona esperando la atención de especialidad o IQ por la que fue derivada. Este puntaje permitirá definir la posición del caso en la Lista de Espera, para ese grupo de especialidades, en su respectivo Servicio de Salud, serán más prioritarios aquellos casos que tienen un mayor puntaje.

### ***Implementación de Algoritmo de Priorización***

Identificado el comportamiento de los criterios de priorización, en términos de su peso relativo como factor de riesgo o factor protector y su significancia estadística a nivel país y por especialidad, se define un Modelo de Priorización que, considere las variables de priorización significativas para cada especialidad o IQ y se aplique al conjunto de Servicios de Salud; si bien este modelo no recoge las diferencias en el comportamiento de los criterios entre los diferentes Servicios de Salud, sí recoge las diferencias entre las especialidades e IQ, y por tanto discrimina el riesgo de morir dentro de los pacientes derivados a las mismas especialidades e IQ.

Este proceso implica un ejercicio periódico de consolidación y análisis de datos que combine todas las variables significativas para cada especialidad e IQ y determine un puntaje total de cada caso. Dado que el modelo se aplica a todos los casos país, este modelo permite tener una vista nacional de la posición de cada caso a nivel nacional y también dentro de cada Servicio de Salud.

Dado que se está definiendo una posición relativa en la lista de espera por especialidad o IQ, podría haber OR semejantes para casos en grupos diferentes de patologías; se ha definido de esta manera porque, siendo el eje del modelo el riesgo de morir y dado que las cuatro patologías fueron identificadas como las que tenían relación entre la espera y la causa de muerte, se asume que estas cuatro patologías pesan lo mismo entre ellas y son prioritarias en el conjunto global de derivaciones. Siendo así se espera que este algoritmo se comporte como un elemento de análisis para la decisión del Gestor de Red en cada Servicio de Salud, priorizando las atenciones para los casos prioritarios de los cuatro problemas de salud.

Este proceso se implementará, inicialmente cada 15 a 30 días, de forma semi automatizada y con períodos de latencia iniciales de 15 días, los que se reducirán en la medida que mejore la calidad de los datos. Este proceso será acumulativo y cada vez actualizará la posición en la Lista de Espera por especialidad o IQ para los cuatro grupos de patologías y Servicio de Salud, emitiendo un listado al Servicio de Salud correspondiente.

## TIEMPOS RAZONABLES DE ESPERA

El tiempo razonable de espera se entiende como el tiempo máximo de espera para la atención de un paciente por la patología y tipo de atención por cual fue derivado. Esta definición implica tener claridad respecto de cuando se inicia y cuando finaliza el tiempo de espera; en tal sentido para este modelo de toman las definiciones del CIHI 2004, que considera que:

- Inicio para la medición del tiempo de espera: "La espera de un servicio de salud comienza con la reserva de un servicio, que es cuando el paciente y el médico apropiado acuerdan un servicio y el paciente está listo para recibirlo".
- Finalización para la medición del tiempo de espera: "La espera de un servicio finaliza cuando el paciente recibe el servicio o el servicio inicial en una serie de tratamientos o servicios".

Cabe señalar que estas definiciones requieren de una gestión dirigida a lograr que la emisión de las derivaciones y su ingreso al registro nacional, así como su salida del mismo, cumplan con estas definiciones.

De la revisión realizada se observó diversidad en los modelos de definición de tiempos de espera, en general no se definen en torno a patologías, sino a tipos de atención para determinados grupos de patologías (ver revisión experiencias en anexo 5).

En el marco de dicha diversidad, se han tomado como referencia aquellos países que definen tiempos de espera menores o en el rango de las medianas observadas en el Repositorio Nacional de Listas de Espera No GES para los pacientes atendidos por las patologías priorizadas (Tumores malignos 50 días, Enfermedades del hígado 30 días, Enfermedades cardiovasculares 50 días y Lesiones auto infligidas intencionalmente 15 días).

Dado lo anterior, los tiempos de espera razonables se han definido como sigue:

### 1. *Tumores Malignos:*

Para IQ: se considera el concepto de tiempo de espera desde la decisión del tratamiento hasta la fecha del procedimiento quirúrgico de CIHI Canadá.		
Prioridad	Definición	Período de Tiempo
1	Los pacientes requieren cirugía de emergencia inmediata	Dentro de 24 hrs
2	Los pacientes son diagnosticados con neoplasias muy agresivas	Dentro de 14 días
3	Los pacientes tienen cáncer invasivo conocido o sospechado que no cumple con los criterios de las Prioridades 2 o 4	Dentro de 28 días
4	Pacientes diagnosticados con neoplasias indolentes (de crecimiento lento)	Dentro de 84 días

Para consultas de especialidad relacionadas con cáncer: se considera el tiempo máximo de espera definido en Inglaterra.

Se establecen tiempos máximos de espera por rangos para cada tratamiento específico

Tipo de Atención	Tiempo de espera
Sospecha de cáncer	2 semanas desde la derivación o recepción de carta por el hospital

## 2. Enfermedades Cardiovasculares:

Para IQ y Consultas se toman los tiempos de espera del Servicio Gallego, de España, en sus prioridades 1 y 2

Tipo de prioridad	Tipo de riesgo y tiempos de espera medios en ayudas diagnósticas y consultas	Nº de días
Prioridad 1	Riesgo vital inminente	30 días
	Tiempos medios de espera en ayudas diagnósticas y consultas	56,7 ds
Prioridad 2	Riesgo a corto plazo, impacto en la calidad de vida	Menor a 65 días
	Tiempos medios de espera en ayudas diagnósticas y consultas	82,1 días

En España en general se estableció una espera máxima de 180 ds para: Reemplazo de válvula cardíaca, cirugía de arterias coronarias.

## 3. Enfermedades del Hígado

Para IQ y Consultas se toman los mismos criterios de espera del Servicio Gallego, de España, en sus prioridades 1 y 2

## 4. Lesiones autoinflingidas

En este ámbito son relevantes las Consultas de especialidad. Considerando la revisión de tiempo de espera de Países bajos (Holanda- Netherlands) para Salud Mental, dónde los tiempos de espera establecidos comienzan en 4 semanas y el tiempo de espera para protección de la vida es de 13 semanas, se recomienda utilizar la mediana observada de atención de 15 días.

## ***Implementación de Tiempo de Espera Razonable***

Como se describió en experiencias internacionales, la forma de implementar los tiempos máximos de espera ha sido:

- Como un punto de referencia para complementar la priorización de casos (derivaciones) a partir del algoritmo de priorización, considerando que el tiempo de espera más allá del tiempo definido como razonable, debe permitir posicionarlo como caso más prioritario. Este modelo genera un

conflicto con el modelo de priorización, por cuanto un caso que tiene una prioridad 1 por la combinación de factores de riesgo de morir, si está dentro del tiempo de espera razonable, pierde esta prioridad en favor de otros casos que, teniendo menos factores de riesgo, son priorizados porque sobrepasaron el tiempo razonable de espera. Este es el fenómeno que se describe en la OCDE como “mis-prioritisation”.

- Como una garantía que una vez cumplida, permite la paciente exigir el servicio en otro prestador, ya sea público (modelo Inglaterra) o en un prestador privado (Comunidad Autónoma Castilla-la Mancha en España).

Dado que el objetivo este diseño es la reducción de los tiempos de espera y que se recomienda combinar las estrategias de forma virtuosa, respetando los criterios explícitos clínicos de priorización, sumado a que el modelo descrito permite estratificar los casos por riesgo de morir, se recomienda no aplicar los tiempos de espera máximos como un elemento de priorización, sino como una garantía, destinando los recursos para la resolución de estos casos en prestadores diferentes a aquellos a los que pertenecen los casos que se priorizan con el modelo propuesto.

**ANEXO 1: INTERVENCIONES QUIRURGICAS RELEVANTES QUE FUERON INCLUIDAS EN EL ANÁLISI DE ACUERDO A LAS QUE TIENEN RELACIÓN CON TUMORES MALIGNOS, ENFERMEDADES DEL HIGADO, CARDIOVASCULARES**

CODIGO	NOMBRE
17-03-001	Operaciones sobre el sistema arterial Embolectomía y/o trombectomía, unilateral, miembro superior o inferior (proc. aut.)
17-03-014	Puentes (by pass) y otros Endarterectomía carotídea, subclavia, vertebral, femoral, o similar c/s injerto (proc. aut.)
17-03-015	Puentes (by pass) y otros Endarterectomía femoral común, superficial o profunda, poplítea u otras c/s injerto (proc. aut.)
17-03-016	Puentes (by pass) y otros Endarterectomía renal, c/s injerto (proc. aut.)
17-03-029	Resección cutáneo-aponeurótica unilateral (incluye fasciotomía interna o posterior)
17-03-031	Trombectomía de venas profundas
17-03-045	Simpatectomia:Cérvico-torácica
17-03-046	Simpatectomia:lumbar
17-03-056	Pericardiectomía y/o extirp. de quistes y/o tumores
17-03-058	Pericardiotomía
17-04-007	Toracofrenolaparatomía exploradora c/s reparación vísceras torácicas y abdominales
17-04-008	Toracofrenotomía exploradora
17-04-009	Toracotomía exploradora, c/s biopsia, c/s debridación, c/s drenaje
17-04-010	Toracotomía mínima c/s resección costal, c/s biopsia, c/s drenaje
17-04-011	Mediastinotomía exploradora ant. o post. c/s biopsia proc. Aut
17-04-014	Timectomía:- Vía cervical
17-04-015	Timectomía:- Vía torácica medioesternal
17-04-024	Decorticación pleuropulmonar (pleurectomía parcial o total)
17-04-025	Pleurodesis por pleurotomía
17-04-026	Pleurodesis por toracotomía
17-04-027	Pleurotomía única o doble c/s biopsia con trócar
17-04-029	Broncotomía o traqueobroncotomía exploradora o terapéutica por toracotomía (proc. aut.)
17-04-030	Cirugía ruptura traqueobronquial o tratamiento quirúrgico fístula postneumonectomía por esternotomía media
17-04-032	Tratamiento quirúrgico fístula bronquial por toracotomía
17-04-034	Absceso pulmonar, drenaje por toracotomía
17-04-035	Biopsia pulmonar por toracotomía
17-04-040	Cirugía del Pulmón Lobectomía o bilobectomía
17-04-041	Cirugía del Pulmón Metástasis bilateral, trat. quir. por esternotomía
17-04-043	Neumonectomía c/s resección de pared costal
17-04-044	Neumostomía (proc. aut.)
17-04-045	Cirugía del Pulmón Quistectomía simple
17-04-049	Esofagostomía cervical (proc. aut.)
17-04-056	Esofagectomía con restitución del tránsito mediante estómago o intestino, parcial o total
17-04-057	Esofagectomía total con esofagostomía, gastrostomía y yeyunostomía
17-04-058	Esofagogastrectomía proximal
18-02-004	Laparotomía exploradora, c/s liberación de adherencias, c/s drenaje, c/s biopsias como proc. aut. o como resultado de una herida penetrante abdominal no complicada o de un emoperitoneo postoperatorio ...
18-02-010	Antrectomía y vagotomía troncular o selectiva (proc. aut.)
18-02-011	Desgastrectomía y neoanastomosis, c/s vaguectomía

CODIGO	NOMBRE
18-02-014	Gastrotomía y/o gastrostomía (proc. aut.)
18-02-017	Gastrectomía sub-total distal:- Con disección ganglionar
18-02-018	Gastrectomía sub-total distal:- Sin disección ganglionar
18-02-020	Gastrectomía sub-total con vagotomía
18-02-021	Gastrectomía sub-total proximal con esófago-gastro-anastomosis u otra derivación
18-02-022	Gastrectomía total
18-02-023	Gastrectomía total o sub-total ampliada (incluye esplenectomía y pancreatometomía corporocaudal y disección ganglionar)
18-02-024	Gastropexia y/u otra cirugía antirreflujo, c/s vagotomía
18-02-025	Vagotomía selectiva y superselectiva c/s dren. gástrico, c/s piloroplastia (proc. aut.)
18-02-028	Colecistectomía c/s colangiografía operatoria
18-02-029	Colecistectomía y coledocostomía (sonda T y colangiografía postoperatoria) c/s colangiografía operatoria
18-02-031	Colecistostomía (proc. aut.)
18-02-033	Coledocostomía supraduodenal o hepaticostomía (proc. aut.)
18-02-039	Hepatectomía segmentaria (proc. aut.)
18-02-041	Lobectomía hepática (proc. aut.)
18-02-045	Pancreatectomía parcial
18-02-046	Pancreatectomía total c/s esplenectomía
18-02-047	Pancreatoduodenectomía
18-02-050	Esplenectomía total o parcial (proc. aut.)
18-02-051	Operación de etapificación (incluye esplenectomía, biopsias hepáticas, de ganglios abdominales y de cresta ilíaca)
18-02-060	Ileostomía terminal o en asa (proc. aut.)
18-02-067	Colectomía parcial o hemicolectomía
18-02-068	Colectomía total abdominal
18-02-079	Gastrectomía total con ostomías proximal y distal
18-02-081	Colecistectomía por videolaparoscopia, proc. completo
18-02-082	Resección intestinal con ostomías proximal y distal
18-02-148	Yeyunopancreatostomía
18-03-005	Criptectomía y/o papilectomía (cualquier número, proc. aut.)
18-03-010	Esfinterotomía (proc. aut.)
18-03-029	Panproctocolectomía (2 equipos)
20-02-002	Mastectomía parcial (cuadrantectomía o similar) o total s/vaciamiento ganglionar
20-02-003	Mastectomía radical o tumorectomía c/vaciamiento ganglionar o mastectomía total c/vaciamiento ganglionar
20-03-001	Ooforectomía parcial o total, uni o bilateral (proc. aut.)
20-03-002	Anexectomía y/o vac. de absceso tubo-ovárico, uni o bilateral.
20-03-005	Salpingectomía uni o bilateral
20-03-008	Miomectomía
20-03-014	Histerectomía por vía vaginal
20-03-015	Histerectomía radical con disección pelviana completa de territorios ganglionares, incluye ganglios lumboaórticos (operación de Wertheim o similares)
20-03-016	Histerectomía total c/intervención incontinencia urinaria, cualquier técnica
20-03-021	Colpoceliotomía
20-03-027	Bartolinocistoneostomía o extirp. de la glándula

CODIGO	NOMBRE
20-03-028	Vulvectomía- Radical
20-03-029	Vulvectomía- Simple
70-03-001	Operaciones sobre el sistema arterial Embolectomía y/o trombectomía, unilateral, miembro superior o inferior (proc. aut.)
18-03-029	Panproctocolectomía (2 equipos)
18-02-028	Colecistectomía c/s colangiografía operatoria
18-02-081	Colecistectomía por videolaparoscopia, proc. completo
18-02-029	Colecistectomía y coledocostomía (sonda T y colangiografía postoperatoria) c/s colangiografía operatoria
18-02-031	Colecistostomía (proc. aut.)
18-02-033	Coledocostomía supraduodenal o hepaticostomía (proc. aut.)
18-02-039	Hepatectomía segmentaria (proc. aut.)
18-02-041	Lobectomía hepática (proc. aut.)

## ANEXO 2: METODOLOGIA PARA LA ESTIMACIÓN DE FACTORES DE RIESGO SIGNIFICATIVOS PARA MORIR ESTANDO EN LISTA DE ESPERA NO GES

**Objetivo:** identificar qué características en Lista de Espera No Ges para cirugías relevantes o para consultas nuevas de especialidad relevantes y relacionadas con tumores malignos, enfermedades del hígado, cardiovasculares e intentos de suicidio representan factores de riesgo significativos para morir que permitan posteriormente establecer criterios de priorización.

**Unidad de estudio:** personas que no han sido atendidas y que están esperando para al menos una consulta de oncología, cardiología, gastroenterología, psiquiatría o intervenciones quirúrgicas relevantes relacionadas con tumores malignos, enfermedades del hígado y enfermedades cardíacas.

### Material y métodos estadísticos:

Base de datos del Repositorio Nacional de Lista de Espera No GES (RNLE No GES) hasta 19 mayo 2017 cruzada con defunciones 2012-2017.

Base de datos de calculadora de riesgo creada en el DEIS que incluye los egresos hospitalarios agrupados por enfermedades crónicas relevantes persona por persona desde el 2012 hasta el 2017 (Fecha de corte del estudio 19 mayo 2017) Y medicamentos del Fondo de Farmacia de APS que incluye medicamentos hipotensores, hipoglicemiantes y para las dislipidemias.

Se seleccionan los registros cuyo año de entrada al repositorio fue del 2012 en adelante y los casos no atendidos de años anteriores.

De la BBDD del RNLE No GES seleccionan los registros que tienen como causal de salida:

Causal de salida	Descripción de la causal	Utilidad en el estudio
0	Ges	Proximidad que la persona tiene una patología GES y por ende es un factor de riesgo.
1	Atención realizada	Estas 3 categorías de causal de salida agruparán en una sola categoría "Atendidos"
16	Atención por Resolutividad	
17	Atención por Telemedicina	
3	Indicación médica para reevaluación	Estas 3 categorías de causal de salida agruparán en una sola categoría "No Atendidos"
9	Fallecimiento	
NULL	No ha recibido aún la atención	

Se define un modelo logístico para Intervenciones Quirúrgicas (IQ) relevantes por Servicio de Salud: casos que pertenecen a personas que están a la espera de al menos una IQ consideradas como relevantes para tumores malignos, enfermedades del hígado y cardiovasculares.

MODELO LOGÍSTICO PARA IQ RELEVANTES POR SERVICIO DE SALUD			
Variable dependiente	Nombre de la variable	Valores	Descripción
Fallecimiento	riesgo_muerte	1=si, 0=no	Indica si la persona falleció o está viva a la fecha de corte 19 mayo 2017
<b>VARIABLES INDEPENDIENTES</b>			
Sexo	Sexo	1=hombre, 0=mujer	Sexo biológico
edad a la entrada en LE	edad_a_entrada	años cumplidos	edad en años cumplidos a la fecha de entrada en LE
número de derivaciones a al menos 1 IQ relevante	n_derivaciones	número entero	indica cuántas derivaciones tiene la persona a al menos una de las IQ consideradas como relevantes para tumores malignos, enfermedades del hígado y cardiovasculares, proxi a complejidad del caso
tres o más medicamentos	tres_o_mas_meds	1= 3 o más medicamentos, 0= menos de 3 medicamentos	indica si el caso es de una persona toma más de 2 medicamentos hipoglicemiantes, hipotensores o aspirina como anticoagulante
Número de egresos hospitalarios previos	n_egresos_previos	Indica cuántos egresos hospitalarios por patologías crónicas tuvo la persona en los últimos 5 años.	Número de egresos hospitalarios previos
Comorbilidades crónicas	comorb_cronica	1=si, 0=no	Indica si el caso es de una persona que tiene o no tiene una comorbilidad crónica en función del número de egresos previos por al menos una
Patología GES	GES	1=si, 0=no	Indica si la persona tiene una patología GES. Es un proxi a partir de la causal de salida del RNLE =0
Tiempo de espera	t_espera	Número de días	Describe el tiempo que llevan esperando los casos para atención o el tiempo que esperaron los que fallecieron sin atención

Se define un modelo logístico para consultas nuevas de especialidades relevantes por servicio de salud: casos que pertenecen a personas que están a la espera de al menos una de las siguientes especialidades que tienen que ver con patologías complejas: oncología, medicina interna, cardiología, cardiocirugía, gastroenterología o psiquiatría.

MODELO LOGISTICO PARA CONSULTAS POR SERVICIO DE SALUD			
Variable dependiente	Nombre de la variable	Valores	Descripción
Fallecimiento	riesgo_muerte	1=si, 0=no	Indica si la persona falleció o está viva a la fecha de corte 19 mayo 2017
<b>VARIABLES INDEPENDIENTES</b>			
Sexo	Sexo	1=hombre, 0=mujer	Sexo biológico
edad a la entrada en LE	edad_a_entrada	años cumplidos	edad en años cumplidos a la fecha de entrada en LE

número de derivaciones	n_derivaciones	número entero	indica cuántas derivaciones tiene la persona, proxi a complejidad del caso
tres o más medicamentos	tres_o_mas_meds	1= 3 o más, 0= menos de 3	indica si el caso es de una persona toma más de 2 medicamentos hipoglicemiantes, hipotensores o aspirina como anticoagulante
Número de egresos hospitalarios previos	n_egresos_previos	Indica cuántos egresos hospitalarios por patologías crónicas tuvo la persona en los últimos 5 años.	Número de egresos hospitalarios previos
Patología GES	GES	1=si, 0=no	Indica si la persona tiene una patología GES. Es un proxi a partir de la causal de salida del RNLE =0
Tiempo de espera	t_espera	Número de días	Describe el tiempo que llevan esperando los casos para atención o el tiempo que esperaron los que fallecieron sin atención
Intento suicida previo entre 2012-2017	Suicida	1=si, 0=no	Indica si el caso es de una persona tuvo o no tuvo al menos un intento suicida previo
Comorbilidades crónicas	comorb_cronica	1=si, 0=no	Indica si el caso es de una persona que tiene o no tiene una comorbilidad crónica en función del número de egresos previos por al menos una



Al agregar la variable pertenecer a un Servicio de Salud (Si/No), se observan diferencias entre ellos, para aquellos que son significativos como factor de riesgo ( $P < 0,5$ ), Arica tiene un OR de 3.64, mientras que Antofagasta representa menor riesgo (OR 1.98).

Esta distinción generó un análisis del conjunto de IQ para cada Servicio de Salud:

## Modelo IQ por Servicio de Salud

```
-> serv_salud = Arica
note: tres_o_mas_meds != 0 predicts failure perfectly
      tres_o_mas_meds dropped and 19 obs not used
```

```
Logistic regression                Number of obs    =          584
                                   LR chi2(7)           =          107.63
                                   Prob > chi2          =           0.0000
Log likelihood = -164.2649          Pseudo R2        =           0.2468
```

	riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
sexo		1.759418	.5308728	1.87	0.061	.9739444 3.178365
edad_entrada		1.040198	.0117187	3.50	0.000	1.017482 1.063422
t_espera		.9971968	.0004846	-5.78	0.000	.9962474 .9981471
GES		.3947864	.4488432	-0.82	0.414	.0425215 3.665355
n_egresos_previos		1.317106	.2096024	1.73	0.083	.9641883 1.799202
comorb_cronica		2.090013	1.155331	1.33	0.182	.7073207 6.175636
tres_o_mas_meds		1	(omitted)			
n_derivaciones		.9215499	.2140269	-0.35	0.725	.5845614 1.452806
_cons		.0272415	.0214341	-4.58	0.000	.0058276 .1273422

```
-> serv_salud = Iquique
note: GES != 0 predicts failure perfectly
      GES dropped and 2 obs not used
```

```
note: tres_o_mas_meds != 0 predicts failure perfectly
      tres_o_mas_meds dropped and 24 obs not used
```

```
Logistic regression                Number of obs    =          738
                                   LR chi2(6)           =           22.65
                                   Prob > chi2          =           0.0009
Log likelihood = -65.800964          Pseudo R2        =           0.1468
```

	riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
sexo		1.698105	.9488184	0.95	0.343	.5680084 5.076618
edad_entrada		1.02659	.0192812	1.40	0.162	.9894868 1.065085
t_espera		.999361	.0007424	-0.86	0.390	.997907 1.000817
GES		1	(omitted)			
n_egresos_previos		3.049191	1.410384	2.41	0.016	1.231591 7.54923
comorb_cronica		.4586527	.6589822	-0.54	0.587	.0274471 7.664286
tres_o_mas_meds		1	(omitted)			
n_derivaciones		.7538533	.4650274	-0.46	0.647	.2250134 2.525604
_cons		.0049637	.0063636	-4.14	0.000	.0004023 .0612441

-> serv\_salud = Antofagasta

Logistic regression

Number of obs = 1,058  
LR chi2(8) = 127.21  
Prob > chi2 = 0.0000  
Pseudo R2 = 0.2575

Log likelihood = -183.40717

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	1.510659	.440708	1.41	0.157	.852793	2.676021
edad_entrada	1.075101	.0135384	5.75	0.000	1.048891	1.101966
t_espera	.9979971	.0005825	-3.44	0.001	.9968561	.9991394
GES	.6682078	.5293605	-0.51	0.611	.1414431	3.156759
n_egresos_previos	1.651603	.2599797	3.19	0.001	1.213158	2.248504
comorb_cronica	1.496385	.7776221	0.78	0.438	.5403832	4.143667
tres_o_mas_meds	.0299074	.0457072	-2.30	0.022	.0014959	.5979468
n_derivaciones	.7370397	.1670942	-1.35	0.178	.4726232	1.149388
_cons	.0015574	.0013712	-7.34	0.000	.0002773	.0087468

-> serv\_salud = Atacama

note: GES != 0 predicts failure perfectly  
GES dropped and 3 obs not used

note: tres\_o\_mas\_meds != 0 predicts failure perfectly  
tres\_o\_mas\_meds dropped and 9 obs not used

Logistic regression

Number of obs = 162  
LR chi2(6) = 22.70  
Prob > chi2 = 0.0009  
Pseudo R2 = 0.3936

Log likelihood = -17.487111

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	5.041358	5.033516	1.62	0.105	.7123115	35.68002
edad_entrada	1.106092	.0510296	2.19	0.029	1.010465	1.210769
t_espera	1.002378	.0016831	1.41	0.157	.9990844	1.005682
GES	1	(omitted)				
n_egresos_previos	2.989702	2.007598	1.63	0.103	.8017564	11.14842
comorb_cronica	.0221902	.0680861	-1.24	0.215	.0000543	9.076033
tres_o_mas_meds	1	(omitted)				
n_derivaciones	1.021211	.9181113	0.02	0.981	.1753273	5.948141
_cons	.0000181	.0000551	-3.59	0.000	4.64e-08	.0070659

```
-> serv_salud = Coquimbo
note: tres_o_mas_meds != 0 predicts failure perfectly
      tres_o_mas_meds dropped and 36 obs not used
```

```
Logistic regression                Number of obs    =    1,024
                                   LR chi2(7)           =    89.13
                                   Prob > chi2          =    0.0000
Log likelihood = -213.39775         Pseudo R2        =    0.1728
```

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	1.500064	.4146757	1.47	0.142	.8725787	2.578783
edad_entrada	1.052472	.0120894	4.45	0.000	1.029042	1.076435
t_espera	.9982817	.0004478	-3.83	0.000	.9974045	.9991597
GES	.8792003	.2875192	-0.39	0.694	.4631534	1.668979
n_egresos_previos	1.329673	.2114506	1.79	0.073	.9736054	1.815962
comorb_cronica	2.989513	1.515033	2.16	0.031	1.107201	8.071877
tres_o_mas_meds	1	(omitted)				
n_derivaciones	.8803061	.165601	-0.68	0.498	.6088464	1.272798
_cons	.0051059	.0040504	-6.65	0.000	.0010785	.0241717

```
-> serv_salud = Valparaíso San Antonio
```

```
Logistic regression                Number of obs    =    2,585
                                   LR chi2(8)           =    796.35
                                   Prob > chi2          =    0.0000
Log likelihood = -585.22266         Pseudo R2        =    0.4049
```

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	2.072995	.3145404	4.80	0.000	1.539726	2.790957
edad_entrada	1.076648	.0063412	12.54	0.000	1.064291	1.089148
t_espera	.9964053	.0002962	-12.11	0.000	.9958249	.9969861
GES	.673052	.3415341	-0.78	0.435	.2489511	1.81963
n_egresos_previos	1.172971	.0395395	4.73	0.000	1.09798	1.253084
comorb_cronica	3.773345	.7264782	6.90	0.000	2.587292	5.503101
tres_o_mas_meds	.020451	.015213	-5.23	0.000	.0047591	.0878823
n_derivaciones	.9640109	.0905676	-0.39	0.696	.801886	1.158914
_cons	.0025945	.0011177	-13.82	0.000	.0011153	.0060358







-> serv\_salud = Metropolitano Sur

Logistic regression

Number of obs = 2,309  
LR chi2(8) = 257.77  
Prob > chi2 = 0.0000  
Pseudo R2 = 0.2356

Log likelihood = -418.19056

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	3.56963	.674125	6.74	0.000	2.465322	5.168597
edad_entrada	1.055877	.0074512	7.70	0.000	1.041374	1.070583
t_espera	.9978992	.0003104	-6.76	0.000	.997291	.9985077
GES	.6148354	.5003917	-0.60	0.550	.1247377	3.030541
n_egresos_previos	1.500133	.1614954	3.77	0.000	1.214771	1.852529
comorb_cronica	1.038722	.3744545	0.11	0.916	.512442	2.105492
tres_o_mas_meds	.2791792	.1523364	-2.34	0.019	.0958116	.8134825
n_derivaciones	.9425	.1205909	-0.46	0.643	.7334524	1.21113
_cons	.0032403	.0016951	-10.96	0.000	.0011622	.0090341

-> serv\_salud = Metropolitano Sur Oriente

note: tres\_o\_mas\_meds != 0 predicts failure perfectly  
tres\_o\_mas\_meds dropped and 84 obs not used

Logistic regression

Number of obs = 2,014  
LR chi2(7) = 213.25  
Prob > chi2 = 0.0000  
Pseudo R2 = 0.2403

Log likelihood = -337.06361

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	1.428436	.3180174	1.60	0.109	.9233262	2.209869
edad_entrada	1.053416	.0085868	6.38	0.000	1.03672	1.070381
t_espera	.998282	.0002961	-5.80	0.000	.9977017	.9988626
GES	1.275012	.6939642	0.45	0.655	.4387546	3.705158
n_egresos_previos	1.24566	.1264732	2.16	0.031	1.020883	1.519927
comorb_cronica	4.468409	1.599148	4.18	0.000	2.215777	9.01114
tres_o_mas_meds	1	(omitted)				
n_derivaciones	1.372309	.1493183	2.91	0.004	1.108752	1.698515
_cons	.0020307	.001168	-10.78	0.000	.0006578	.0062694

-> serv\_salud = Libertador B. O'Higgins

Logistic regression

Number of obs = 2,106  
LR chi2(8) = 141.70  
Prob > chi2 = 0.0000  
Pseudo R2 = 0.2166

Log likelihood = -256.21948

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	2.124468	.5396202	2.97	0.003	1.291347	3.495083
edad_entrada	1.07705	.0123979	6.45	0.000	1.053023	1.101626
t_espera	.9998605	.0003698	-0.38	0.706	.9991361	1.000586
GES	1.111666	.6324656	0.19	0.852	.364499	3.390413
n_egresos_previos	1.409645	.1434103	3.37	0.001	1.154815	1.720706
comorb_cronica	2.162083	.8418351	1.98	0.048	1.007966	4.637658
tres_o_mas_meds	.0617567	.0643525	-2.67	0.008	.0080113	.4760627
n_derivaciones	1.143126	.2064129	0.74	0.459	.8024047	1.628525
_cons	.0001725	.0001459	-10.25	0.000	.0000329	.0009045

-> serv\_salud = Del Maule

Logistic regression

Number of obs = 2,477  
LR chi2(8) = 409.18  
Prob > chi2 = 0.0000  
Pseudo R2 = 0.2755

Log likelihood = -537.99697

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	1.829351	.3036904	3.64	0.000	1.321262	2.532823
edad_entrada	1.072204	.007438	10.05	0.000	1.057724	1.086882
t_espera	.9978445	.0003435	-6.27	0.000	.9971715	.9985179
GES	.8101232	.9218928	-0.19	0.853	.0870788	7.536847
n_egresos_previos	1.567391	.1157527	6.09	0.000	1.356174	1.811502
comorb_cronica	1.114662	.3025052	0.40	0.689	.6548443	1.897355
tres_o_mas_meds	.010996	.0117512	-4.22	0.000	.0013539	.089309
n_derivaciones	1.278333	.1154009	2.72	0.007	1.071031	1.525758
_cons	.0010984	.0005278	-14.18	0.000	.0004283	.0028168



-> serv\_salud = Talcahuano

Logistic regression

Number of obs = 609  
LR chi2(8) = 58.38  
Prob > chi2 = 0.0000  
Pseudo R2 = 0.2275

Log likelihood = -99.102728

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
sexo	1.890446	.8104726	1.49	0.137	.8158997 4.380177
edad_entrada	1.054804	.0168884	3.33	0.001	1.022218 1.08843
t_espera	.9991002	.0010688	-0.84	0.400	.9970076 1.001197
GES	1.408833	1.257643	0.38	0.701	.2449096 8.104261
n_egresos_previos	1.611658	.2514794	3.06	0.002	1.187008 2.188228
comorb_cronica	1.206821	.7456135	0.30	0.761	.3595363 4.05082
tres_o_mas_meds	.0905551	.0625501	-3.48	0.001	.0233859 .3506485
n_derivaciones	1.373676	.3017286	1.45	0.148	.8931354 2.112765
_cons	.0007639	.0008956	-6.12	0.000	.0000767 .0076032

-> serv\_salud = Biobío

note: tres\_o\_mas\_meds != 0 predicts failure perfectly  
tres\_o\_mas\_meds dropped and 40 obs not used

Logistic regression

Number of obs = 976  
LR chi2(7) = 61.69  
Prob > chi2 = 0.0000  
Pseudo R2 = 0.1781

Log likelihood = -142.36118

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
sexo	1.086361	.4111852	0.22	0.827	.5173641 2.28114
edad_entrada	1.081295	.0166179	5.09	0.000	1.04921 1.114361
t_espera	.998923	.0006961	-1.55	0.122	.9975597 1.000288
GES	.9948523	.681628	-0.01	0.994	.2597488 3.810339
n_egresos_previos	1.679471	.2622818	3.32	0.001	1.236634 2.280889
comorb_cronica	.4669358	.2810191	-1.27	0.206	.14354 1.518943
tres_o_mas_meds	1	(omitted)			
n_derivaciones	.9702644	.2145268	-0.14	0.891	.6290544 1.496553
_cons	.0004797	.0005007	-7.32	0.000	.000062 .00371

-> serv\_salud = Araucanía Sur

Logistic regression

Number of obs = 3,289  
LR chi2(8) = 383.96  
Prob > chi2 = 0.0000  
Pseudo R2 = 0.2117

Log likelihood = -714.79466

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
sexo	2.152454	.3158407	5.22	0.000	1.61448 2.86969
edad_entrada	1.043078	.0055026	7.99	0.000	1.032349 1.053919
t_espera	.9982481	.0002569	-6.81	0.000	.9977447 .9987518
GES	.7186817	.4733714	-0.50	0.616	.1976418 2.61333
n_egresos_previos	1.068842	.0282038	2.52	0.012	1.014968 1.125575
comorb_cronica	3.857341	.6703998	7.77	0.000	2.743788 5.422824
tres_o_mas_meds	.2040189	.1090902	-2.97	0.003	.0715364 .5818531
n_derivaciones	1.119017	.1003232	1.25	0.210	.9386938 1.33398
_cons	.0055094	.0019994	-14.33	0.000	.0027052 .0112205

-> serv\_salud = Valdivia

note: GES != 0 predicts failure perfectly  
GES dropped and 27 obs not used

Logistic regression

Number of obs = 2,569  
LR chi2(7) = 148.92  
Prob > chi2 = 0.0000  
Pseudo R2 = 0.2974

Log likelihood = -175.92042

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
sexo	1.10448	.3793833	0.29	0.772	.5633452 2.165416
edad_entrada	1.067915	.0138826	5.05	0.000	1.041049 1.095474
t_espera	.9975694	.0006351	-3.82	0.000	.9963254 .9988151
GES	1	(omitted)			
n_egresos_previos	1.712795	.185494	4.97	0.000	1.385227 2.117823
comorb_cronica	2.120841	.9994036	1.60	0.111	.8421638 5.340965
tres_o_mas_meds	.0492591	.0609934	-2.43	0.015	.0043503 .5577728
n_derivaciones	.9339551	.211658	-0.30	0.763	.5989934 1.45623
_cons	.0005501	.0004882	-8.46	0.000	.0000966 .0031327

-> serv\_salud = Osorno

Logistic regression

Number of obs = 643  
LR chi2(8) = 70.39  
Prob > chi2 = 0.0000  
Pseudo R2 = 0.2767

Log likelihood = -92.005891

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
sexo	2.35113	.9777385	2.06	0.040	1.040632 5.31198
edad_entrada	1.047021	.0179746	2.68	0.007	1.012377 1.08285
t_espera	.9985342	.0008384	-1.75	0.081	.9968922 1.000179
GES	1.669397	1.889333	0.45	0.651	.1816419 15.34276
n_egresos_previos	1.190719	.1194536	1.74	0.082	.978174 1.449446
comorb_cronica	4.612977	2.515844	2.80	0.005	1.58398 13.43424
tres_o_mas_meds	.1501023	.1616069	-1.76	0.078	.0181947 1.238311
n_derivaciones	1.851567	.5955289	1.92	0.055	.9857415 3.477889
_cons	.0007791	.0009431	-5.91	0.000	.0000726 .0083565

-> serv\_salud = Del Reloncavi

note: tres\_o\_mas\_meds != 0 predicts failure perfectly  
tres\_o\_mas\_meds dropped and 42 obs not used

Logistic regression

Number of obs = 751  
LR chi2(7) = 102.53  
Prob > chi2 = 0.0000  
Pseudo R2 = 0.4537

Log likelihood = -61.727468

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
sexo	2.699072	1.404957	1.91	0.056	.9730517 7.486746
edad_entrada	1.113545	.0268474	4.46	0.000	1.062149 1.167428
t_espera	.9976872	.0008063	-2.87	0.004	.9961082 .9992688
GES	.6640558	.3753078	-0.72	0.469	.2193445 2.0104
n_egresos_previos	1.348269	.3218346	1.25	0.211	.8444867 2.152584
comorb_cronica	5.831342	4.970087	2.07	0.039	1.097196 30.99222
tres_o_mas_meds	1	(omitted)			
n_derivaciones	1.889812	.4477136	2.69	0.007	1.187849 3.006602
_cons	.0000165	.0000303	-6.00	0.000	4.54e-07 .0006008





```
-> serv_salud = Chiloé
note: tres_o_mas_meds != 0 predicts failure perfectly
      tres_o_mas_meds dropped and 21 obs not used
```

```
Logistic regression          Number of obs   =      327
                             LR chi2(7)            =      21.69
                             Prob > chi2           =      0.0029
Log likelihood = -37.28121   Pseudo R2       =      0.2253
```

<i>riesgo_muerte</i>	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
<i>sexo</i>	1.0536	.8143604	0.07	0.946	.2316092	4.792874
<i>edad_entrada</i>	1.064839	.0271056	2.47	0.014	1.013016	1.119312
<i>t_espera</i>	.9997384	.0011001	-0.24	0.812	.9975846	1.001897
<i>GES</i>	2.378494	3.026344	0.68	0.496	.1964499	28.79734
<i>n_egresos_previos</i>	.8753647	.2714474	-0.43	0.668	.4766884	1.607472
<i>comorb_cronica</i>	6.201928	6.525653	1.73	0.083	.7886687	48.77068
<i>tres_o_mas_meds</i>	1	(omitted)				
<i>n_derivaciones</i>	1.92375	.7329298	1.72	0.086	.9116941	4.059271
<i>_cons</i>	.0003016	.0005371	-4.55	0.000	9.20e-06	.0098886

## MODELO FINAL PARA IQ

### Modelo país, sin los Servicios de Salud, IQ

#### Odds Ratio:

```

Logistic regression                               Number of obs   =   36,260
                                                    LR chi2(8)      =   4365.26
                                                    Prob > chi2     =   0.0000
Log likelihood = -6541.1607                       Pseudo R2      =   0.2502
    
```

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
sexo	1.942456	.0939701	13.72	0.000	1.76674 2.135648
edad_entrada	1.063018	.0020365	31.90	0.000	1.059034 1.067017
t_espera	.9982078	.0000812	-22.04	0.000	.9980485 .998367
GES	.7921295	.1105892	-1.67	0.095	.602504 1.041436
n_egresos_previos	1.248748	.0209852	13.22	0.000	1.208287 1.290563
comorb_cronica	2.674994	.188195	13.99	0.000	2.33044 3.07049
tres_o_mas_meds	.0429477	.0097455	-13.87	0.000	.0275289 .0670023
n_derivaciones	1.081295	.0322658	2.62	0.009	1.019869 1.146421
_cons	.0016488	.0002242	-47.12	0.000	.001263 .0021523

#### Coefficientes:

```

Logistic regression                               Number of obs   =   36,260
                                                    LR chi2(8)      =   4365.26
                                                    Prob > chi2     =   0.0000
Log likelihood = -6541.1607                       Pseudo R2      =   0.2502
    
```

riesgo_muerte	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
sexo	.663953	.0483769	13.72	0.000	.569136 .7587701
edad_entrada	.0611117	.0019158	31.90	0.000	.0573568 .0648666
t_espera	-.0017938	.0000814	-22.04	0.000	-.0019534 -.0016343
GES	-.2330304	.13961	-1.67	0.095	-.506661 .0406002
n_egresos_previos	.2221411	.016805	13.22	0.000	.1892039 .2550783
comorb_cronica	.9839471	.0703534	13.99	0.000	.8460569 1.121837
tres_o_mas_meds	-3.147773	.226915	-13.87	0.000	-3.592519 -2.703028
n_derivaciones	.0781593	.0298399	2.62	0.009	.0196741 .1366445
_cons	-6.407733	.1359865	-47.12	0.000	-6.674261 -6.141204

Puntaje de priorización IQ=-6.407733+(sexo\*.663953)+(edad\_entrada\*.0611117 )+(t\_espera\*-.0017938)+(GES\*-.2330304)+(n\_egresos\_previos\*.2221411)+(comorb\_cronica\*.9839471)+(tres\_o\_mas\_meds\*-3.147773)+(n\_derivaciones\*.0781593)



Se observa que todas las variables son significativas; de ellas tener comorbilidad crónica, ser hombre, el n° de egresos previos, la edad de entrada y el n° de derivaciones se comportan como factor de riesgo, mientras que tiempo de espera y tres o más medicamentos se comportan como factor protector.

Al agregar la variable pertenecer a un Servicio de Salud (Si /No), se observan diferencias entre ellos, para aquellos que son significativos como factor de riesgo (OR <1 y P<0,5), Arauco tiene un OR de 3.94, mientras que Iquique representa menor riesgo (OR 1.62). Se observa que estar o no estar en un servicio de salud también puede ser un factor de riesgo o un factor protector

## Modelo para Consultas Nuevas de Especialidad por Servicio de Salud

```
-----
-----
-> serv_salud = Arica
```

```
Logistic regression                Number of obs    =      2,468
                                   LR chi2(8)         =      397.58
                                   Prob > chi2          =      0.0000
Log likelihood = -614.88191        Pseudo R2        =      0.2443
```

```
-----
riesgo_muerte | Odds Ratio   Std. Err.      z    P>|z|    [95% Conf. Interval]
-----+-----
             sexo |   1.114804   .166061     0.73   0.466   .8325368   1.492771
          edad_entrada |   1.067811   .0062664   11.18   0.000   1.055599   1.080163
             t_espera |   .9966642   .0004663    -7.14   0.000   .9957508   .9975785
                GES |   .3672575   .1646347    -2.23   0.025   .1525432   .8841959
n_egresos_previos |   1.207028   .084829     2.68   0.007   1.051709   1.385285
          comorb_cronica |   2.049691   .5868843     2.51   0.012   1.169407   3.592621
          tres_o_mas_meds |   .0368351   .037851    -3.21   0.001   .0049157   .2760187
          n_derivaciones |   1.133789   .1095633     1.30   0.194   .9381598   1.370212
                _cons |   .0024759   .0010931   -13.59   0.000   .0010422   .0058822
-----
-----
```

-> serv\_salud = Iquique

```
Logistic regression                               Number of obs   =    1,141
                                                    LR chi2(8)      =    314.78
                                                    Prob > chi2     =    0.0000
Log likelihood = -345.00194                       Pseudo R2      =    0.3133
```

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	2.415854	.4739146	4.50	0.000	1.644719	3.54854
edad_entrada	1.047243	.007266	6.65	0.000	1.033098	1.061582
t_espera	.9967502	.0003774	-8.60	0.000	.9960108	.9974902
GES	2.159174	3.896175	0.43	0.670	.0628516	74.17529
n_egresos_previos	2.000506	.273197	5.08	0.000	1.530722	2.614468
comorb_cronica	.9569965	.4126153	-0.10	0.919	.4110638	2.227981
tres_o_mas_meds	.0323344	.0219777	-5.05	0.000	.008533	.1225257
n_derivaciones	1.116378	.1790456	0.69	0.492	.8152576	1.528719
_cons	.0141673	.0071458	-8.44	0.000	.0052717	.0380735

-> serv\_salud = Antofagasta

```
Logistic regression                               Number of obs   =    3,642
                                                    LR chi2(8)      =    531.11
                                                    Prob > chi2     =    0.0000
Log likelihood = -1204.083                       Pseudo R2      =    0.1807
```

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	1.894358	.1983598	6.10	0.000	1.542879	2.325905
edad_entrada	1.050194	.0038653	13.31	0.000	1.042646	1.057797
t_espera	.9979992	.000328	-6.09	0.000	.9973564	.9986423
GES	.6390222	.1615298	-1.77	0.076	.3893608	1.048769
n_egresos_previos	1.349106	.0761877	5.30	0.000	1.207748	1.507009
comorb_cronica	1.361156	.2839999	1.48	0.139	.9042909	2.048839
tres_o_mas_meds	.0792435	.0355378	-5.65	0.000	.0329026	.1908518
n_derivaciones	1.121326	.0576669	2.23	0.026	1.013811	1.240244
_cons	.0066888	.0017605	-19.02	0.000	.0039931	.0112044

-> serv\_salud = Atacama

```
Logistic regression                Number of obs    =      2,168
                                   LR chi2(8)           =      689.39
                                   Prob > chi2          =      0.0000
Log likelihood = -751.72279        Pseudo R2       =      0.3144
```

---

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	1.768008	.2321466	4.34	0.000	1.366841	2.286917
edad_entrada	1.059147	.0046172	13.18	0.000	1.050136	1.068235
t_espera	1.003964	.0003914	10.15	0.000	1.003197	1.004731
GES	.3848287	.1472308	-2.50	0.013	.1818059	.8145673
n_egresos_previos	1.695596	.1728283	5.18	0.000	1.388549	2.070539
comorb_cronica	.7898774	.2449768	-0.76	0.447	.4300941	1.450627
tres_o_mas_meds	.0188409	.0142889	-5.24	0.000	.0042614	.0833011
n_derivaciones	1.724385	.1513766	6.21	0.000	1.451813	2.04813
_cons	.0015807	.0005315	-19.18	0.000	.0008178	.0030553

---

-> serv\_salud = Coquimbo

```
Logistic regression                Number of obs    =      9,313
                                   LR chi2(8)           =     1535.87
                                   Prob > chi2          =      0.0000
Log likelihood = -2530.7923        Pseudo R2       =      0.2328
```

---

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	1.99387	.1462318	9.41	0.000	1.726908	2.302102
edad_entrada	1.054003	.0026022	21.30	0.000	1.048915	1.059116
t_espera	.9988326	.0001499	-7.79	0.000	.9985389	.9991264
GES	.6242769	.0544914	-5.40	0.000	.5261121	.7407578
n_egresos_previos	1.284241	.0438068	7.33	0.000	1.201188	1.373036
comorb_cronica	2.467862	.3225459	6.91	0.000	1.910161	3.188391
tres_o_mas_meds	.0402503	.0137927	-9.38	0.000	.020563	.0787867
n_derivaciones	1.010513	.0482896	0.22	0.827	.920164	1.109733
_cons	.0036312	.0006768	-30.14	0.000	.0025199	.0052324

---

-> serv\_salud = Valparaíso San Antonio

```
Logistic regression                Number of obs    =    4,681
                                   LR chi2(8)           =    1396.41
                                   Prob > chi2          =    0.0000
Log likelihood = -1952.3304        Pseudo R2        =    0.2634
```

```
-----+-----
riesgo_muerte | Odds Ratio   Std. Err.      z    P>|z|     [95% Conf. Interval]
-----+-----
      sexo |    1.801696   .1445406     7.34  0.000     1.539551    2.108478
  edad_entrada |    1.038759   .0025433    15.53  0.000     1.033786    1.043756
    t_espera |    .9969281   .0002297   -13.35  0.000     .9964779    .9973784
        GES |    .4439801   .1206095     -2.99  0.003     .2606935    .7561305
n_egresos_previos |    1.173154   .0307269     6.10  0.000     1.11445    1.23495
  comorb_cronica |    2.925794   .3482644     9.02  0.000     2.316985    3.694574
 tres_o_mas_meds |    .0198431   .0073546   -10.58  0.000     .0095967    .0410298
  n_derivaciones |    1.099882   .0605636     1.73  0.084     .9873606    1.225226
        _cons |    .0272368   .0050819   -19.31  0.000     .0188945    .0392624
-----+-----
```

-> serv\_salud = Viña del Mar Quillota

```
Logistic regression                Number of obs    =    16,615
                                   LR chi2(8)           =    3046.44
                                   Prob > chi2          =    0.0000
Log likelihood = -3863.7366        Pseudo R2        =    0.2828
```

```
-----+-----
riesgo_muerte | Odds Ratio   Std. Err.      z    P>|z|     [95% Conf. Interval]
-----+-----
      sexo |    1.734256   .1032614     9.25  0.000     1.543231    1.948927
  edad_entrada |    1.065377   .0024536    27.50  0.000     1.060579    1.070197
    t_espera |    .996145   .0001799   -21.38  0.000     .9957924    .9964977
        GES |    1.028932   .2560625     0.11  0.909     .6317634    1.675787
n_egresos_previos |    1.343407   .0387958    10.22  0.000     1.26948    1.421638
  comorb_cronica |    2.483391   .2720052     8.30  0.000     2.00361    3.07806
 tres_o_mas_meds |    .05034   .0114823   -13.10  0.000     .0321927    .0787169
  n_derivaciones |    .9071042   .0391043     -2.26  0.024     .8336097    .9870782
        _cons |    .0024673   .0004384   -33.79  0.000     .0017417    .0034953
-----+-----
```

-> serv\_salud = Aconcagua

```
Logistic regression                Number of obs    =    1,596
                                   LR chi2(8)           =    409.50
                                   Prob > chi2          =    0.0000
Log likelihood = -314.96013        Pseudo R2       =    0.3940
```

---

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	1.593576	.3324406	2.23	0.026	1.058768	2.398526
edad_entrada	1.07353	.0089408	8.52	0.000	1.056149	1.091197
t_espera	.9702063	.0033841	-8.67	0.000	.9635962	.9768617
GES	1.496786	1.30271	0.46	0.643	.2718479	8.241252
n_egresos_previos	1.368467	.1150745	3.73	0.000	1.160531	1.61366
comorb_cronica	2.985501	1.008521	3.24	0.001	1.539841	5.788401
tres_o_mas_meds	.0355565	.0244815	-4.85	0.000	.0092224	.1370854
n_derivaciones	.6054363	.12979	-2.34	0.019	.3977339	.9216038
_cons	.0033473	.0021623	-8.82	0.000	.0009437	.0118726

---

Note: 4 failures and 0 successes completely determined.

---

-> serv\_salud = Metropolitano Norte

```
Logistic regression                Number of obs    =    11,942
                                   LR chi2(8)           =    2165.10
                                   Prob > chi2          =    0.0000
Log likelihood = -3382.1783        Pseudo R2       =    0.2425
```

---

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	1.663883	.1047678	8.09	0.000	1.470707	1.882433
edad_entrada	1.059026	.0020884	29.08	0.000	1.054941	1.063128
t_espera	.9983729	.0000916	-17.74	0.000	.9981934	.9985526
GES	.7568699	.2129074	-0.99	0.322	.4360922	1.313603
n_egresos_previos	1.367394	.0487301	8.78	0.000	1.275144	1.466318
comorb_cronica	1.502371	.1973788	3.10	0.002	1.161309	1.943598
tres_o_mas_meds	.0980464	.0376227	-6.05	0.000	.0462174	.2079971
n_derivaciones	.8271398	.0294899	-5.32	0.000	.771314	.8870062
_cons	.0064408	.0009471	-34.31	0.000	.004828	.0085923

---

-> serv\_salud = Metropolitano Occidente

```
Logistic regression                               Number of obs   =    13,564
                                                  LR chi2(8)      =    2528.32
                                                  Prob > chi2     =     0.0000
Log likelihood = -4838.1222                    Pseudo R2      =     0.2072
```

---

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	2.061792	.1065082	14.01	0.000	1.86326	2.281478
edad_entrada	1.052545	.0018211	29.60	0.000	1.048982	1.056121
t_espera	.9986627	.0001316	-10.16	0.000	.9984049	.9989206
GES	.3855204	.1055415	-3.48	0.000	.225434	.6592883
n_egresos_previos	1.554054	.0592078	11.57	0.000	1.442236	1.674542
comorb_cronica	1.262202	.1534705	1.92	0.055	.9945616	1.601865
tres_o_mas_meds	.0428554	.0094029	-14.36	0.000	.0278769	.0658821
n_derivaciones	1.21458	.0435454	5.42	0.000	1.132162	1.302997
_cons	.0056103	.0007331	-39.67	0.000	.0043428	.0072478

---

-> serv\_salud = Metropolitano Central

```
Logistic regression                               Number of obs   =    18,533
                                                  LR chi2(8)      =    3920.71
                                                  Prob > chi2     =     0.0000
Log likelihood = -5277.5461                    Pseudo R2      =     0.2708
```

---

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	1.885637	.0948742	12.61	0.000	1.708562	2.081065
edad_entrada	1.059517	.0019291	31.75	0.000	1.055743	1.063305
t_espera	.9976686	.0001006	-23.16	0.000	.9974716	.9978658
GES	.7649082	.10456	-1.96	0.050	.5851312	.9999201
n_egresos_previos	1.41239	.0405261	12.03	0.000	1.335152	1.494096
comorb_cronica	2.283561	.2333079	8.08	0.000	1.86916	2.789835
tres_o_mas_meds	.0300281	.0060323	-17.45	0.000	.020255	.0445168
n_derivaciones	.9645229	.0251163	-1.39	0.165	.916531	1.015028
_cons	.0048697	.0006857	-37.82	0.000	.0036953	.0064173

---

-> serv\_salud = Metropolitano Oriente

```
Logistic regression                               Number of obs   =    5,385
                                                  LR chi2(8)      =   1193.72
                                                  Prob > chi2     =    0.0000
Log likelihood = -1963.748                      Pseudo R2      =    0.2331
```

```
-----+-----
riesgo_muerte | Odds Ratio   Std. Err.      z    P>|z|    [95% Conf. Interval]
-----+-----
      sexo |    1.787006   .1435681     7.23  0.000    1.526653    2.091759
  edad_entrada |    1.059674   .0028846    21.29  0.000    1.054035    1.065343
    t_espera |    .9994978   .0001417    -3.54  0.000    .9992202    .9997755
        GES |    .4265566   .1660618     -2.19  0.029    .1988829    .9148628
n_egresos_previos |    1.476695   .0913063     6.30  0.000    1.308157    1.666948
  comorb_cronica |    1.176449   .2160836     0.88  0.376    .8207841    1.686231
 tres_o_mas_meds |    .0342554   .0123245    -9.38  0.000    .0169232    .0693387
  n_derivaciones |    .9017589   .0548812     -1.70  0.089    .8003615    1.016002
        _cons |    .0041326   .0008478    -26.76  0.000    .0027644    .0061778
-----+-----
```

-> serv\_salud = Metropolitano Sur

```
Logistic regression                               Number of obs   =    7,257
                                                  LR chi2(8)      =   1753.27
                                                  Prob > chi2     =    0.0000
Log likelihood = -3055.9947                      Pseudo R2      =    0.2229
```

```
-----+-----
riesgo_muerte | Odds Ratio   Std. Err.      z    P>|z|    [95% Conf. Interval]
-----+-----
      sexo |    1.922557   .1233791    10.19  0.000    1.695329    2.180242
  edad_entrada |    1.052655   .0022478    24.03  0.000    1.048258    1.05707
    t_espera |    .9981667   .000171    -10.71  0.000    .9978316    .9985019
        GES |    .6115588   .138592     -2.17  0.030    .3922276    .9535387
n_egresos_previos |    1.317298   .0452776     8.02  0.000    1.231478    1.409098
  comorb_cronica |    1.669149   .2129691     4.02  0.000    1.299838    2.14339
 tres_o_mas_meds |    .0252515   .0084842   -10.95  0.000    .0130705    .0487845
  n_derivaciones |    1.100877   .0492151     2.15  0.032    1.008523    1.201689
        _cons |    .0096218   .001561    -28.62  0.000    .0070009    .0132238
-----+-----
```

-> serv\_salud = Metropolitano Sur Oriente

```
Logistic regression                               Number of obs   =    19,572
                                                  LR chi2(8)      =    4543.70
                                                  Prob > chi2     =     0.0000
Log likelihood =  -6260.84                    Pseudo R2      =     0.2663
```

```
-----+-----
riesgo_muerte | Odds Ratio   Std. Err.      z    P>|z|     [95% Conf. Interval]
-----+-----
      sexo |      1.6938   .0770382    11.59  0.000    1.549343    1.851727
  edad_entrada |    1.054284   .0016283    34.23  0.000    1.051098    1.057481
    t_espera |    .9978016   .0000091   -24.13  0.000    .9976232    .99798
        GES |    .5037499   .0766735    -4.50  0.000    .3738156    .6788479
n_egresos_previos |  1.249021   .0257682    10.78  0.000    1.199523    1.30056
  comorb_cronica |  2.004604   .1636047     8.52  0.000    1.708276    2.352334
 tres_o_mas_meds |  .0538799   .0094379   -16.68  0.000    .038223    .07595
  n_derivaciones |  1.256916   .0311265     9.23  0.000    1.197367    1.319428
        _cons |  .0075231   .0008669   -42.43  0.000    .0060022    .0094294
-----+-----
```

-> serv\_salud = Libertador B. O'Higgins

```
Logistic regression                               Number of obs   =     5,470
                                                  LR chi2(8)      =     1012.49
                                                  Prob > chi2     =     0.0000
Log likelihood = -1842.9401                    Pseudo R2      =     0.2155
```

```
-----+-----
riesgo_muerte | Odds Ratio   Std. Err.      z    P>|z|     [95% Conf. Interval]
-----+-----
      sexo |      1.626979   .1367809     5.79  0.000    1.379816    1.918416
  edad_entrada |    1.051278   .0029089    18.07  0.000    1.045592    1.056995
    t_espera |    .9989143   .0002335    -4.65  0.000    .9984567    .9993721
        GES |    .9958667   .1502954    -0.03  0.978    .7408641    1.33864
n_egresos_previos |  1.311623   .0547809     6.49  0.000    1.208531    1.423508
  comorb_cronica |  1.827023   .280622     3.92  0.000    1.352084    2.468792
 tres_o_mas_meds |  .0272933   .013095    -7.51  0.000    .0106576    .0698962
  n_derivaciones |  1.478625   .0860478     6.72  0.000    1.319237    1.65727
        _cons |  .005506   .0011461   -24.99  0.000    .0036614    .0082799
-----+-----
```

-> serv\_salud = Del Maule

```
Logistic regression          Number of obs   =    14,147
                             LR chi2(8)             =    3054.04
                             Prob > chi2            =     0.0000
Log likelihood = -4808.5649   Pseudo R2       =     0.2410
```

---

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	1.774479	.0921956	11.04	0.000	1.602675	1.9647
edad_entrada	1.057251	.0019333	30.44	0.000	1.053468	1.061047
t_espera	.9997047	.0000864	-3.42	0.001	.9995355	.999874
GES	.6309364	.219792	-1.32	0.186	.3187589	1.248846
n_egresos_previos	1.214941	.0250425	9.45	0.000	1.166836	1.265028
comorb_cronica	2.494904	.2189901	10.42	0.000	2.100582	2.963248
tres_o_mas_meds	.0319665	.0070746	-15.56	0.000	.0207164	.049326
n_derivaciones	1.183262	.037345	5.33	0.000	1.112285	1.258768
_cons	.0032464	.0004444	-41.86	0.000	.0024825	.0042453

---

-> serv\_salud = Ñuble

```
Logistic regression          Number of obs   =     9,094
                             LR chi2(8)             =    1963.28
                             Prob > chi2            =     0.0000
Log likelihood = -2429.5956   Pseudo R2       =     0.2878
```

---

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	1.452953	.1082515	5.01	0.000	1.255548	1.681395
edad_entrada	1.057533	.0026675	22.18	0.000	1.052317	1.062774
t_espera	.9975976	.0001771	-13.55	0.000	.9972504	.9979448
GES	.6175274	.2992144	-0.99	0.320	.2389012	1.596225
n_egresos_previos	1.316312	.0409603	8.83	0.000	1.23843	1.399091
comorb_cronica	2.758673	.3415416	8.20	0.000	2.164292	3.516288
tres_o_mas_meds	.0389371	.0090872	-13.91	0.000	.024644	.0615202
n_derivaciones	1.051658	.0489527	1.08	0.279	.9599595	1.152117
_cons	.0044951	.0008491	-28.61	0.000	.0031043	.0065091

---

-> serv\_salud = Concepción

```
Logistic regression                Number of obs    =    4,359
                                   LR chi2(8)           =    1181.88
                                   Prob > chi2          =    0.0000
Log likelihood = -1663.3752         Pseudo R2        =    0.2621
```

---

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	1.713827	.1494722	6.18	0.000	1.444538	2.033316
edad_entrada	1.05011	.0027363	18.76	0.000	1.044761	1.055487
t_espera	.9969349	.0003233	-9.47	0.000	.9963014	.9975688
GES	.9021017	.3310198	-0.28	0.779	.4394537	1.851816
n_egresos_previos	1.155605	.0362995	4.60	0.000	1.086605	1.228986
comorb_cronica	3.328292	.4657887	8.59	0.000	2.529864	4.378704
tres_o_mas_meds	.0573668	.0183593	-8.93	0.000	.0306371	.107417
n_derivaciones	1.065063	.0641277	1.05	0.295	.9465076	1.198468
_cons	.0120454	.0023975	-22.20	0.000	.0081546	.0177927

---

---

-> serv\_salud = Talcahuano

```
Logistic regression                Number of obs    =    7,124
                                   LR chi2(8)           =    982.22
                                   Prob > chi2          =    0.0000
Log likelihood = -1576.9902         Pseudo R2        =    0.2375
```

---

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	1.489361	.1411586	4.20	0.000	1.236872	1.793392
edad_entrada	1.065785	.0041088	16.53	0.000	1.057762	1.073868
t_espera	.9964141	.0003539	-10.11	0.000	.9957207	.9971079
GES	.4791423	.1235604	-2.85	0.004	.2890401	.7942752
n_egresos_previos	1.137892	.0268181	5.48	0.000	1.086525	1.191687
comorb_cronica	3.294061	.4293824	9.15	0.000	2.551392	4.25291
tres_o_mas_meds	.0792559	.0181788	-11.05	0.000	.0505583	.1242425
n_derivaciones	.992804	.0599888	-0.12	0.905	.8819233	1.117625
_cons	.0017431	.0005051	-21.92	0.000	.0009878	.0030758

---

---

-> serv\_salud = Biobío

Logistic regression

Number of obs = 4,472

LR chi2(8) = 811.88

Prob > chi2 = 0.0000

Log likelihood = -1467.3309

Pseudo R2 = 0.2167

---

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	1.656316	.1569741	5.32	0.000	1.375537	1.994409
edad_entrada	1.054497	.003652	15.32	0.000	1.047364	1.061679
t_espera	.9988143	.0002472	-4.79	0.000	.99833	.9992988
GES	.5836648	.1166093	-2.69	0.007	.3945514	.8634228
n_egresos_previos	1.162248	.0422044	4.14	0.000	1.082404	1.247982
comorb_cronica	2.780344	.4289394	6.63	0.000	2.054844	3.761995
tres_o_mas_meds	.0289828	.0172367	-5.95	0.000	.0090347	.0929752
n_derivaciones	.9471929	.0601041	-0.85	0.393	.8364219	1.072634
_cons	.0045313	.0011639	-21.01	0.000	.0027389	.0074964

---

---

-> serv\_salud = Araucanía Sur

Logistic regression

Number of obs = 6,469

LR chi2(8) = 1033.05

Prob > chi2 = 0.0000

Log likelihood = -2315.9969

Pseudo R2 = 0.1824

---

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	1.709388	.1283045	7.14	0.000	1.475538	1.980299
edad_entrada	1.048917	.0026269	19.07	0.000	1.043781	1.054078
t_espera	1.000362	.0001984	1.83	0.068	.9999736	1.000751
GES	.3234514	.2073229	-1.76	0.078	.0920902	1.136068
n_egresos_previos	1.244203	.0391836	6.94	0.000	1.169727	1.323422
comorb_cronica	1.716358	.2265943	4.09	0.000	1.325049	2.223228
tres_o_mas_meds	.1204899	.0541274	-4.71	0.000	.0499536	.2906258
n_derivaciones	1.214227	.0598274	3.94	0.000	1.102452	1.337336
_cons	.0043102	.0008236	-28.50	0.000	.0029638	.0062684

---

---

-> serv\_salud = Valdivia

```
Logistic regression                Number of obs    =    1,915
                                   LR chi2(8)           =    698.74
                                   Prob > chi2          =    0.0000
Log likelihood = -763.52131        Pseudo R2        =    0.3139
```

---

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
sexo	2.142132	.2764489	5.90	0.000	1.663397 2.758649
edad_entrada	1.05893	.0041554	14.59	0.000	1.050817 1.067106
t_espera	1.000039	.0003507	0.11	0.913	.9993513 1.000726
GES	.1170363	.0835081	-3.01	0.003	.0289047 .4738844
n_egresos_previos	1.271167	.0559029	5.46	0.000	1.166189 1.385596
comorb_cronica	2.002038	.4030969	3.45	0.001	1.349238 2.970681
tres_o_mas_meds	.0307591	.0137432	-7.79	0.000	.0128131 .0738401
n_derivaciones	1.279002	.1140564	2.76	0.006	1.073901 1.523274
_cons	.0046844	.0014354	-17.50	0.000	.0025694 .0085403

---

-> serv\_salud = Osorno

```
Logistic regression                Number of obs    =    1,440
                                   LR chi2(8)           =    479.25
                                   Prob > chi2          =    0.0000
Log likelihood = -591.37554        Pseudo R2        =    0.2884
```

---

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
sexo	1.890227	.274669	4.38	0.000	1.421759 2.513056
edad_entrada	1.048635	.0047446	10.50	0.000	1.039377 1.057976
t_espera	.995975	.0006689	-6.01	0.000	.9946648 .9972869
GES	.6871119	.3133452	-0.82	0.411	.2810943 1.679588
n_egresos_previos	1.410962	.0901695	5.39	0.000	1.244853 1.599236
comorb_cronica	1.360113	.3269625	1.28	0.201	.8490859 2.178705
tres_o_mas_meds	.0043907	.004624	-5.15	0.000	.0005573 .0345911
n_derivaciones	1.190419	.139999	1.48	0.138	.9453536 1.499012
_cons	.0135027	.0045059	-12.90	0.000	.0070206 .02597

---

-> serv\_salud = Del Reloncavi

```
Logistic regression                               Number of obs   =    2,591
                                                  LR chi2(8)      =    705.87
                                                  Prob > chi2     =    0.0000
Log likelihood = -704.02945                    Pseudo R2      =    0.3339
```

```
-----+-----
riesgo_muerte | Odds Ratio   Std. Err.      z    P>|z|     [95% Conf. Interval]
-----+-----
      sexo |    2.064346   .2870487     5.21  0.000     1.571891    2.711082
  edad_entrada |    1.068562   .0052891    13.40  0.000     1.058245    1.078979
    t_espera |    .999927   .0002568     -0.28  0.776     .9994238    1.00043
      GES |    .338086   .0543963     -6.74  0.000     .2466456    .4634267
n_egresos_previos |    1.340518   .0934478     4.20  0.000     1.169325    1.536774
  comorb_cronica |    3.813495   .9941524     5.13  0.000     2.287814    6.356611
 tres_o_mas_meds |    .0120571   .0087837     -6.06  0.000     .0028915    .0502751
  n_derivaciones |    1.673998   .1274367     6.77  0.000     1.441967    1.943365
      _cons |    .0012991   .0004767    -18.11  0.000     .0006328    .0026669
-----+-----
```

-> serv\_salud = Aisén

```
Logistic regression                               Number of obs   =    1,312
                                                  LR chi2(8)      =    347.30
                                                  Prob > chi2     =    0.0000
Log likelihood = -430.70767                    Pseudo R2      =    0.2873
```

```
-----+-----
riesgo_muerte | Odds Ratio   Std. Err.      z    P>|z|     [95% Conf. Interval]
-----+-----
      sexo |    1.870984   .3258788     3.60  0.000     1.329878    2.632256
  edad_entrada |    1.053557   .0055605     9.89  0.000     1.042715    1.064512
    t_espera |    .9982213   .0004753     -3.74  0.000     .9972903    .9991533
      GES |    .5558939   .4150869     -0.79  0.432     .1286466    2.402069
n_egresos_previos |    1.332004   .1001173     3.81  0.000     1.149547    1.54342
  comorb_cronica |    1.918002   .5677984     2.20  0.028     1.073649    3.426381
 tres_o_mas_meds |    .0431772   .0259001     -5.24  0.000     .0133247    .1399111
  n_derivaciones |    1.483968   .170779     3.43  0.001     1.184311    1.859444
      _cons |    .0057365   .002219    -13.34  0.000     .0026877    .0122434
-----+-----
```

-> serv\_salud = Magallanes

```
Logistic regression                Number of obs    =      2,385
                                   LR chi2(8)          =      649.46
                                   Prob > chi2         =      0.0000
Log likelihood = -934.85123        Pseudo R2       =      0.2578
```

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	2.090996	.2435401	6.33	0.000	1.664229	2.627201
edad_entrada	1.061278	.0041694	15.14	0.000	1.053137	1.069481
t_espera	.9998005	.0002544	-0.78	0.433	.9993019	1.000299
GES	.5943939	.1501442	-2.06	0.039	.3622934	.9751877
n_egresos_previos	1.283764	.0652432	4.92	0.000	1.162052	1.418223
comorb_cronica	1.612493	.3237542	2.38	0.017	1.087915	2.390017
tres_o_mas_meds	.0408681	.0246331	-5.30	0.000	.0125408	.1331812
n_derivaciones	1.068921	.0604203	1.18	0.238	.9568233	1.194151
_cons	.0032851	.0009872	-19.03	0.000	.0018229	.0059202

-> serv\_salud = Arauco

note: tres\_o\_mas\_meds != 0 predicts failure perfectly  
tres\_o\_mas\_meds dropped and 28 obs not used

```
Logistic regression                Number of obs    =      832
                                   LR chi2(7)          =      496.21
                                   Prob > chi2         =      0.0000
Log likelihood = -238.51113        Pseudo R2       =      0.5099
```

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	1.213699	.2872295	0.82	0.413	.7632536	1.929982
edad_entrada	1.069749	.006271	11.50	0.000	1.057529	1.082111
t_espera	.9982613	.0007232	-2.40	0.016	.9968449	.9996797
GES	.6726695	.463852	-0.57	0.565	.1741163	2.598746
n_egresos_previos	2.437402	.4554886	4.77	0.000	1.689893	3.515565
comorb_cronica	.636404	.3563193	-0.81	0.420	.2123976	1.906849
tres_o_mas_meds	1	(omitted)				
n_derivaciones	.7930791	.128887	-1.43	0.154	.5767449	1.090559
_cons	.0088947	.003572	-11.76	0.000	.0040485	.0195416

-> serv\_salud = Araucanía Norte

```
Logistic regression                Number of obs    =      2,230
                                   LR chi2(8)          =      601.00
                                   Prob > chi2         =      0.0000
Log likelihood = -781.30956        Pseudo R2       =      0.2778
```

---

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	1.531095	.1967221	3.32	0.001	1.190244	1.969557
edad_entrada	1.049436	.0045317	11.17	0.000	1.040591	1.058356
t_espera	.9969199	.0003999	-7.69	0.000	.9961364	.997704
GES	.1910305	.2181439	-1.45	0.147	.0203746	1.79109
n_egresos_previos	1.269969	.0749205	4.05	0.000	1.131299	1.425637
comorb_cronica	3.237784	.7223756	5.27	0.000	2.090923	5.013693
tres_o_mas_meds	.0228805	.0108416	-7.97	0.000	.0090393	.0579155
n_derivaciones	1.276715	.1264667	2.47	0.014	1.051422	1.550282
_cons	.0095291	.0030343	-14.61	0.000	.0051051	.0177869

---

-> serv\_salud = Chiloé

note: tres\_o\_mas\_meds != 0 predicts failure perfectly  
tres\_o\_mas\_meds dropped and 46 obs not used

```
Logistic regression                Number of obs    =      1,024
                                   LR chi2(7)          =      259.22
                                   Prob > chi2         =      0.0000
Log likelihood = -314.18819        Pseudo R2       =      0.2921
```

---

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	1.534051	.3134864	2.09	0.036	1.027768	2.289732
edad_entrada	1.053959	.006269	8.84	0.000	1.041743	1.066318
t_espera	.997009	.0007185	-4.16	0.000	.9956017	.9984184
GES	1.18777	.605261	0.34	0.736	.4375011	3.224672
n_egresos_previos	1.112062	.0702653	1.68	0.093	.9825308	1.25867
comorb_cronica	2.738037	.8262991	3.34	0.001	1.515512	4.946743
tres_o_mas_meds	1	(omitted)				
n_derivaciones	1.634445	.2575349	3.12	0.002	1.200187	2.225828
_cons	.0064164	.0029444	-11.00	0.000	.0026103	.0157723

---

### ANEXO 3: DETERMINACIÓN DEL PESO RELATIVO (OR) DE LOS FACTORES DE RIESGO SIGNIFICATIVOS PARA MORIR ESTANDO EN LISTA DE ESPERA POR ESPECIALIDAD DERIVADA EN UNA CNE

#### MODELO INICIAL PARA ONCOLOGÍA

##### Odds- Ratio

```

begin with full model
p = 0.9279 >= 0.0500 removing GES
p = 0.0791 >= 0.0500 removing n_derivaciones

```

```

Logistic regression
Log likelihood = -2261.073
Number of obs = 4,717
LR chi2(6) = 1601.86
Prob > chi2 = 0.0000
Pseudo R2 = 0.2616

```

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	1.54576	.115185	5.84	0.000	1.335714	1.788837
edad_entrada	1.040897	.0025755	16.20	0.000	1.035861	1.045957
t_espera	.9952322	.0002172	-21.89	0.000	.9948065	.9956581
tres_o_mas_meds	.0305445	.0082188	-12.97	0.000	.0180259	.0517572
n_egresos_previos	1.128603	.0316451	4.31	0.000	1.068253	1.192362
comorb_cronica	1.299189	.1414729	2.40	0.016	1.049499	1.608283
_cons	.209212	.035946	-9.11	0.000	.1493951	.2929791

#### MODELO PARA CNE CARDIOLOGÍA

##### Odds- Ratio

```

Logistic regression
Log likelihood = -20483.915
Number of obs = 60,743
LR chi2(8) = 10217.02
Prob > chi2 = 0.0000
Pseudo R2 = 0.1996

```

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sexo	1.376231	.0347341	12.65	0.000	1.30981	1.446021
edad_entrada	1.056706	.0010592	55.03	0.000	1.054632	1.058784
t_espera	.999122	.0000518	-16.93	0.000	.9990204	.9992236
GES	.547961	.0349659	-9.43	0.000	.4835415	.6209627
n_egresos_previos	1.244378	.0130902	20.78	0.000	1.218984	1.270301
comorb_cronica	2.123786	.090902	17.60	0.000	1.95289	2.309637
tres_o_mas_meds	.0414477	.0040326	-32.72	0.000	.0342518	.0501554
n_derivaciones	1.137857	.0176462	8.33	0.000	1.103792	1.172974
_cons	.0029367	.0002405	-71.19	0.000	.0025012	.003448

## MODELO PARA CNE GASTROENTEROLOGÍA

### Odds- Ratio

Logistic regression	Number of obs	=	47,270
	LR chi2(8)	=	12106.82
	Prob > chi2	=	0.0000
Log likelihood = -15559.795	Pseudo R2	=	0.2801

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
sexo	2.522302	.0729053	32.01	0.000	2.383383 2.669319
edad_entrada	1.057274	.0010562	55.75	0.000	1.055206 1.059346
t_espera	.9976873	.0000606	-38.10	0.000	.9975685 .9978062
GES	.4704818	.0401363	-8.84	0.000	.3980409 .5561064
n_egresos_previos	1.339054	.0211599	18.48	0.000	1.298217 1.381175
comorb_cronica	2.191046	.1251612	13.73	0.000	1.958969 2.450618
tres_o_mas_meds	.041845	.0058989	-22.51	0.000	.0317431 .0551616
n_derivaciones	.967677	.0164553	-1.93	0.053	.9359567 1.000472
_cons	.0072106	.0005397	-65.89	0.000	.0062267 .00835

## MODELO PARA MEDICINA INTERNA RELACIONADA A SOSPECHA DE CÁNCER, ENFERMEDADES DEL HÍGADO Y ENFERMEDADES CARDÍACAS

Para el modelo de medicina interna, se extrajo de la base de datos del RNLE No GES sólo los casos de derivaciones donde la sospecha diagnóstica tenía que ver con problemas cardíacos, con tumores malignos o con enfermedades del hígado, en total, se obtuvieron: 9.142 casos de derivaciones para medicina interna que tenían una sospecha diagnóstica relacionada a las patologías anteriormente mencionadas.

### Odds- Ratio

Logistic regression	Number of obs	=	9,142
	LR chi2(8)	=	2209.90
	Prob > chi2	=	0.0000
Log likelihood = -4320.7711	Pseudo R2	=	0.2037

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
sexo	1.695498	.0903974	9.90	0.000	1.527266 1.882262
edad_entrada	1.035189	.0019836	18.05	0.000	1.031308 1.039084
t_espera	.9971111	.0001534	-18.80	0.000	.9968104 .9974118
GES	.6030033	.0962471	-3.17	0.002	.4410186 .8244844
n_egresos_previos	1.378518	.0388581	11.39	0.000	1.304424 1.456822
comorb_cronica	1.805562	.1829537	5.83	0.000	1.480342 2.202231
tres_o_mas_meds	.0284219	.0064299	-15.74	0.000	.0182426 .0442812
n_derivaciones	1.126219	.040164	3.33	0.001	1.050188 1.207756
_cons	.0313577	.00478	-22.71	0.000	.023259 .0422764

Variable dependiente	Valores	Descripción
Fallecimiento por suicidio	1=si, 0=no falleció por suicidio	Indica si la persona falleció por suicidio o está viva a la fecha de corte 19 mayo 2017
<b>VARIABLES INDEPENDIENTES</b>		
Sexo	1=hombre, 0=mujer	Sexo biológico.
Edad a la entrada en LE	años cumplidos	edad en años cumplidos a la fecha de entrada en lista de espera
Número de derivaciones a al menos 1 IQ relevante	número entero	indica cuántas derivaciones tiene la persona a al menos una de las IQ consideradas como relevantes para tumores malignos, enfermedades del hígado y cardiovasculares, proxi a complejidad del caso
Tres o más medicamentos	1= 3 o más medicamentos, 0= menos de 3 medicamenttos	indica si el caso es de una persona toma más de 2 medicamentos hipoglicemiantes, hipotensores o anticoagulante
Número de egresos hospitalarios previos	n_egresos_previos	Indica cuántos egresos hospitalarios por patologías crónicas tuvo la persona en los últimos 5 años.
Comorbilidades crónicas	1=si, 0=no	Indica si el caso es de una persona que tiene o no tiene al menos una comorbilidad
Patología GES	1=si, 0=no	Indica si la persona tiene una patología GES. Es un proxi a partir de la causal de salida del RNLE =0
Tiempo de espera	Número de días	Describe el tiempo que llevan esperando los casos para atención o el tiempo que esperaron los que fallecieron sin atención
Intento suicida previo	1=si, 0= no	Indica si el caso pertenece a una persona que tuvo al menos 1 intento suicida previo en los últimos 4 años

La implementación de este modelo en específico requiere que la sospecha diagnóstica esté estandarizada al menos en CIE-10. En una fase inicial, en ausencia de esta estandarización se recomienda omitir este modelo.

## MODELO PARA PSIQUIATRÍA COMO ALERTA PARA PREVENIR LA MUERTE POR SUICIDIO

Se aplicó la metodología paso a paso para eliminar del modelo inicial las variables que no fuesen significativas al  $p < 0.05$

Odds- Ratio

```
logistic riesgo_muerte sexo edad_entrada t_espera GES n_egresos_previos comorb_cronica tres_o_mas_meds n_derivaciones suicida
```

```

Logistic regression                               Number of obs   =    2,681
                                                    LR chi2(7)      =    25.96
                                                    Prob > chi2     =    0.0005
Log likelihood = -109.77521                       Pseudo R2      =    0.1057

```

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
sexo	3.561838	1.63787	2.76	0.006	1.446302 8.771813
edad_entrada	1.019741	.0124122	1.61	0.108	.9957017 1.044361
t_espera	.9973657	.0013486	-1.95	0.051	.9947259 1.000012
GES	1	(omitted)			
n_egresos_previos	.8043757	.2340985	-0.75	0.454	.4547081 1.422936
comorb_cronica	1.781581	1.313745	0.78	0.434	.4198805 7.559364
tres_o_mas_meds	1	(omitted)			
n_derivaciones	.8598175	.268957	-0.48	0.629	.465741 1.587333
suicida	6.372356	3.66656	3.22	0.001	2.063152 19.68198
_cons	.0028002	.0023486	-7.01	0.000	.0005411 .0144915

```

begin with full model
p = 0.6292 >= 0.0500 removing n_derivaciones
p = 0.4358 >= 0.0500 removing n_egresos_previos
p = 0.8613 >= 0.0500 removing comorb_cronica
p = 0.1000 >= 0.0500 removing edad_entrada
p = 0.0501 >= 0.0500 removing t_espera

```

```

Logistic regression                               Number of obs   =    2,681
                                                    LR chi2(2)      =    16.71
                                                    Prob > chi2     =    0.0002
Log likelihood = -114.3998                       Pseudo R2      =    0.0681

```

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
sexo	3.61003	1.649643	2.81	0.005	1.47416 8.840499
suicida	5.429464	2.573568	3.57	0.000	2.144308 13.7476
_cons	.0030365	.0012279	-14.34	0.000	.0013746 .006708

Para Psiquiatría las únicas variables significativas que influyen en el riesgo de morir son: ser hombre y tener al menos un intento previo de suicidio.

Esto refuerza que se debe atender en menos de 15 días y mantener los controles psiquiátricos monitoreados.

## ANEXO 4: COEFICIENTES DE CADA VARIABLE QUE REPRESENTA EL AUMENTO O DISMINUCIÓN PROMEDIO DEL RIESGO SEGÚN EL VALOR QUE TENGA CADA VARIABLE PARA CNE E IQ

Una vez definido el modelo a utilizar para IQ y CNE, se repitió el cálculo el OR excluyendo la pertenencia a un Servicio de Salud como criterio de priorización. A partir de éste, se calcularon los coeficientes de cada variable y su aplicación en una fórmula de cálculo del puntaje de cada variable y puntaje total.

### Modelo IQ país (sin los Servicios de Salud como criterio de riesgo)

#### Odds Ratio:

```

Logistic regression                               Number of obs   =    36,260
                                                  LR chi2(8)      =    4365.26
                                                  Prob > chi2     =    0.0000
Log likelihood = -6541.1607                    Pseudo R2      =    0.2502
  
```

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
sexo	1.942456	.0939701	13.72	0.000	1.76674 2.135648
edad_entrada	1.063018	.0020365	31.90	0.000	1.059034 1.067017
t_espera	.9982078	.0000812	-22.04	0.000	.9980485 .998367
GES	.7921295	.1105892	-1.67	0.095	.602504 1.041436
n_egresos_previos	1.248748	.0209852	13.22	0.000	1.208287 1.290563
comorb_cronica	2.674994	.188195	13.99	0.000	2.33044 3.07049
tres_o_mas_meds	.0429477	.0097455	-13.87	0.000	.0275289 .0670023
n_derivaciones	1.081295	.0322658	2.62	0.009	1.019869 1.146421
_cons	.0016488	.0002242	-47.12	0.000	.001263 .0021523

#### Coefficientes:

```

Logistic regression                               Number of obs   =    36,260
                                                  LR chi2(8)      =    4365.26
                                                  Prob > chi2     =    0.0000
Log likelihood = -6541.1607                    Pseudo R2      =    0.2502
  
```

riesgo_muerte	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
sexo	.663953	.0483769	13.72	0.000	.569136 .7587701
edad_entrada	.0611117	.0019158	31.90	0.000	.0573568 .0648666
t_espera	-.0017938	.0000814	-22.04	0.000	-.0019534 -.0016343
GES	-.2330304	.13961	-1.67	0.095	-.506661 .0406002
n_egresos_previos	.2221411	.016805	13.22	0.000	.1892039 .2550783
comorb_cronica	.9839471	.0703534	13.99	0.000	.8460569 1.121837
tres_o_mas_meds	-3.147773	.226915	-13.87	0.000	-3.592519 -2.703028
n_derivaciones	.0781593	.0298399	2.62	0.009	.0196741 .1366445
_cons	-6.407733	.1359865	-47.12	0.000	-6.674261 -6.141204

## Modelo CNE país (sin los Servicios de Salud como criterio de riesgo)

### Odds Ratio:

```

Logistic regression                               Number of obs   =   182,815
                                                  LR chi2(8)      =   36975.72
                                                  Prob > chi2     =    0.0000
Log likelihood = -59318.056                    Pseudo R2      =    0.2376
    
```

riesgo_muerte	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
sexo	1.783159	.0264418	39.00	0.000	1.73208 1.835744
edad_entrada	1.054709	.0005331	105.39	0.000	1.053665 1.055754
t_espera	.998404	.0000322	-49.52	0.000	.9983409 .9984671
GES	.5692192	.0230815	-13.90	0.000	.5257313 .6163044
n_egresos_previos	1.275996	.0087046	35.73	0.000	1.259049 1.293171
comorb_cronica	2.176031	.0583515	28.99	0.000	2.064618 2.293457
tres_o_mas_meds	.0392628	.0024641	-51.59	0.000	.0347186 .0444019
n_derivaciones	1.109391	.0099006	11.63	0.000	1.090154 1.128966
_cons	.0052463	.0001996	-137.96	0.000	.0048693 .0056526

### Coefficientes:

```

Logistic regression                               Number of obs   =   182,815
                                                  LR chi2(8)      =   36975.72
                                                  Prob > chi2     =    0.0000
Log likelihood = -59318.056                    Pseudo R2      =    0.2376
    
```

riesgo_muerte	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
sexo	.5783866	.0148286	39.00	0.000	.5493231 .6074501
edad_entrada	.0532647	.0005054	105.39	0.000	.0522741 .0542552
t_espera	-.0015973	.0000323	-49.52	0.000	-.0016605 -.0015341
GES	-.5634897	.0405494	-13.90	0.000	-.642965 -.4840143
n_egresos_previos	.2437272	.0068218	35.73	0.000	.2303568 .2570977
comorb_cronica	.7775026	.0268155	28.99	0.000	.7249451 .8300601
tres_o_mas_meds	-3.237477	.0627582	-51.59	0.000	-3.36048 -3.114473
n_derivaciones	.1038108	.0089243	11.63	0.000	.0863194 .1213022
_cons	-5.250227	.0380549	-137.96	0.000	-5.324813 -5.17564

Para mantener las diferencias de comportamiento de los criterios de priorización, como factor de riesgo o protector, para cada grupo de especialidad; los coeficientes se calcularon a partir del OR del Modelo de cada especialidad (anexo3), agregando la ecuación que debe ser aplicada a la Lista de Espera para el cálculo del puntaje por variable y total.





n_egresos_previos		.3210093	.0281883	11.39	0.000	.2657612	.3762574
comorb_cronica		.590872	.1013278	5.83	0.000	.3922731	.7894709
tres_o_mas_meds		-3.560596	.226229	-15.74	0.000	-4.003996	-3.117195
n_derivaciones		.1188663	.0356626	3.33	0.001	.0489688	.1887638
_cons		-3.462294	.152435	-22.71	0.000	-3.761061	-3.163527

## ECUACIÓN DEL PUNTAJE DE PRIORIZACIÓN MEDICINA INTERNA RELACIONADA A PATOLOGIAS RELEVANTES

Puntaje de priorización Medicina Interna=  
 $-3.462294 + \text{sexo} * 0.5279767 + \text{edad\_entrada} * 0.0345838 + \text{t\_espera} - 0.0028931 + \text{GES} - 0.5058326 + \text{n\_egresos\_previos} * 0.3210093 + \text{comorb\_cronica} * 0.590872 + \text{tres\_o\_mas\_meds} - 3.560596 + \text{n\_derivaciones} * 0.1188663$

Este puntaje solo podría aplicarse cuando la sospecha diagnóstica sea relacionada a cáncer, enfermedades del hígado o enfermedades cardíacas. La implementación de este modelo en específico requiere que la sospecha diagnóstica esté estandarizada al menos en CIE-10. En una fase inicial, en ausencia de esta estandarización se recomienda omitir este modelo.

## COEFICIENTES PARA PSIQUIATRÍA COMO ALERTA PARA PREVENIR LA MUERTE POR SUICIDIO

riesgo_muerte		Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
sexo		1.283716	.4569611	2.81	0.005	.3880886 2.179343
suicida		1.691841	.4740004	3.57	0.000	.7628169 2.620864
_cons		-5.797043	.4043874	-14.34	0.000	-6.589627 -5.004458

Para Psiquiatría las únicas variables significativas que influyen en el riesgo de morir son: ser hombre y tener al menos un intento previo de suicidio.

Esto refuerza que se debe atender en menos de 15 días y mantener los controles psiquiátricos monitoreados.

## ECUACIÓN DEL PUNTAJE DE PRIORIZACIÓN PARA PSIQUIATRIA

$\text{Puntaje\_priorizacion\_psiquiatria} = 0.030365 + (1.691841 * \text{suicida}) + (1.283716 * \text{sexo})$

## ANEXO 5: REVISIÓN EXPERIENCIAS INTERNACIONALES DE TIEMPO DE ESPERA MÁXIMOS

Se realizó una revisión de los tiempos de espera máximos definidos por diversos países, con los que Chile establece comparaciones en diferentes ámbitos de salud. Se encontró diversidad en los tipos de atenciones para los cuales los países establecen tiempos de espera y los rangos de los mismos.

### Tiempo de espera en España. Servicio Gallego

Tipo de prioridad	Tipo de riesgo y tiempos de espera medios en ayudas diagnósticas y consultas	Nº de días
Prioridad 1	Riesgo vital inminente	30 días
	Tiempos medios de espera en ayudas diagnósticas y consultas	56,7 ds
Prioridad 2	Riesgo a corto plazo, impacto en la calidad de vida	Menor a 65 días
	Tiempos medios de espera en ayudas diagnósticas y consultas	82,1 días
Prioridad 3	Sin riesgo	180 días
	Tiempos medios de espera en ayudas diagnósticas y consultas	86,8 días

(1)

En España en general se estableció una espera máxima de 180 ds para: Reemplazo de válvula cardíaca, cirugía de arterias coronarias, cataratas, reemplazo de caderas, cirugía de reemplazo de rodilla.(2)

### Tiempo de espera en Uruguay

Tipo de Atención	Tiempo de espera establecido
Medicina general, pediatrias y ginecoobstetricia	24 horas desde la solicitud
Consulta externa de cirugía general	2 días desde la solicitud
Especialidades médicas y quirúrgicas	30 días para su coordinación
Procedimientos quirúrgicos no urgentes	180 días para su coordinación

(1)

### Tiempo de espera en Finlandia

Tipo de Atención	Tiempo de espera
Necesidad de salud inicial	Contacto con el centro inmediato y atención por profesional de salud en menos de tres días
Hospitalización	Tres semanas una vez que se realiza la referencia
Cualquier necesidad resuelta	Entre 3 y 6 meses

(1)

### Tiempo de espera en Suecia

Tipo de Atención	Tiempo de espera establecido
Atención primaria y visitas ambulatorias a los especialistas	El mismo día
Médico de cabecera o familiar	7 días
Cita referenciada a especialistas	No mayor a tres meses o a un mes en el caso que el diagnóstico no esté claro

Si a un paciente no se le puede cumplir con los tiempos de espera establecidos, la circunscripción administrativa local debe garantizar su atención en otra y cubrir los gastos de transporte y alojamiento(1)(2).

### Tiempo de espera en Noruega:

Existe un esquema de priorización mediante el cual se evalúa la necesidad de los servicios requeridos por los pacientes.

Tipo de Atención	Tiempo de espera
Contacto con primer especialista	Seis meses
Cirugía *	Seis meses posterior a su evaluación

\*De acuerdo a recursos disponibles(1).

### Tiempo de espera en Canadá

Existe una clasificación y herramientas de prioridad por patología que modera la demanda por cuidados sanitario y garantiza que los recursos disponibles sean usados en forma más apropiada.

Tipo de Atención	Tiempo definido
Reemplazo de cadera	182 días
Reemplazo de rodilla	182 días
Reparación de fractura de cadera	48 hrs.
Cataratas	112 días
Cáncer: Terapia de radiación	28 días

Fuente: <http://waittimes.cihi.ca/>

Respecto de cirugía oncológica

([http://www.csqi.on.ca/by\\_patient\\_journey/treatment/wait\\_times\\_for\\_cancer\\_surgery/](http://www.csqi.on.ca/by_patient_journey/treatment/wait_times_for_cancer_surgery/))

Tiempo de espera 1 (wait time 1) es aplicado sólo a los pacientes quienes van a cirugía y está asociado al cirujano que completó la cirugía.

Prioridad	Definición	Período de Tiempo
1	Alta sospecha de cáncer o una biopsia que es positiva para el cáncer cuando el paciente tiene síntomas y signos graves que amenazan la vida o las extremidades, y donde la morbilidad o mortalidad inminente sin intervención inmediata es alta	Dentro de 2 hrs
2	Alta sospecha de cáncer o una biopsia que es positiva para el cáncer donde el paciente tiene una alta probabilidad de tener una malignidad altamente agresiva	Dentro de 10 días
3	Todos los pacientes con alta sospecha de cáncer que no cumple con los criterios de las Prioridades 2 o 4	Dentro de 21 días
4	Todos los pacientes con un nivel intermedio de sospecha de cáncer o pacientes con una biopsia que es positiva para el cáncer, pero con una alta probabilidad de una malignidad indolente (de crecimiento lento)	Dentro de 35 días

Tiempo de espera 2 (wit 2) corresponde al período de tiempo desde la decisión del tratamiento hasta la fecha del procedimiento quirúrgico.

Prioridad	Definición	Período de Tiempo
1	Los pacientes requieren cirugía de emergencia inmediata	Dentro de 24 hrs
2	Los pacientes son diagnosticados con neoplasias muy agresivas	Dentro de 14 días
3	Los pacientes tienen cáncer invasivo conocido o sospechado que no cumple con los criterios de las Prioridades 2 o 4	Dentro de 28 días
4	Pacientes diagnosticados con neoplasias indolentes (de crecimiento lento)	Dentro de 84 días

### Tiempo de espera en Inglaterra

Se establecen tiempos máximos de espera por rangos para cada tratamiento específico

Tipo de Atención	Tiempo de espera
Para tratamientos no urgentes*	18 semanas
Sospecha de cáncer	2 semanas desde la derivación o recepción de carta por el hospital

Fuente: <https://www.nhs.uk/NHSEngland/appointment-booking/Pages/nhs-waiting-times.aspx#maximum>

Establecen sanciones económicas a quien incumpla con los tiempos establecidos

\*Este tiempo no aplica en las siguientes condiciones:

- Elección personal de esperar más tiempo
- Retrasar el tratamiento si está en mejores condiciones clínicas: por ejemplo, pérdida de peso o dejar de fumar para mejorar el resultado del tratamiento
- Es apropiado para la condición de salud un monitoreo activo en el nivel secundario sin intervención clínica o procedimiento diagnóstico en ese estado de la enfermedad
- No asistir a la cita debido a múltiples causas razonables establecidas en un listado.
- Ya no es necesario el tratamiento.

### Tiempo de espera en Italia

Tipo de Atención	Tiempo de espera
Urgente	72 hrs
Breve	10 ds
Diferible	30 ds no Agudo, 60 días para diagnóstico
Programable	

(2)

### Tiempo de espera en Portugal

Tipo de Atención	Tiempo de espera
Derivación a especialista Prioridad superior	30 días
Derivación a especialista Prioridad alta	60 días
Derivación a especialista Prioridad normal	150 días
Cirugía electiva prioridad nivel 4	72 horas después de la indicación de cirugía
Cirugía electiva prioridad nivel 3	15 días
Cirugía electiva prioridad nivel 2	60 días
Cirugía electiva prioridad nivel 1	270 días

(2)

### Tiempo de espera Países bajos (Holanda- Netherlands)

Tiempo de espera desde el diagnóstico al tratamiento en cáncer es de cinco semanas(3)

Tipo de Atención	Tiempo de espera
Consulta medicina General	2—3 días hábiles
Entrega de fármacos	1 día hábil
Cuidados Hospitalizado	3-4 semanas
Lista espera diagnóstico	3-4 semanas
Lista de espera Tratamiento ambulatorio	3-4 semanas
Lista de espera tratamiento hospitalario(cirugía, procedimientos)	5-7 semanas
Norma Treek	

(2)<https://www.maasstadziekenhuis.nl/service-contact/wachttijden/wachttijd-behandeling/>

Salud Mental	Tiempo espera ingreso	4 semanas
	tiempo de espera evaluación	4 semanas
	tiempo de espera tratamiento ambulatorio	6 semanas
	tiempo de espera tratamiento semi-ambulatorio	6 semanas
	tiempo de espera tratamiento hospitalizado	7 semanas
	tiempo de espera para protección de la vida	13 semanas

<http://www.zorgcijfers.nl/actuele-cijfers/maximaal-aanvaardbare-wachttijden-treknormen/58>

[http://www.csqi.on.ca/by\\_patient\\_journey/treatment/wait\\_times\\_for\\_cancer\\_surgery/](http://www.csqi.on.ca/by_patient_journey/treatment/wait_times_for_cancer_surgery/)

## Referencias Bibliográficas

1. BID. Listas de espera: Un mecanismo de priorización del gasto en salud. BID; 2016.
2. SALAR. Swedish association of local authorities and regions. Swedish Waiting Times for Health Care in an International Perspective [Internet]. SALAR; 2011 [cited 2017 Dec 20]. Available from: [https://www.coe.int/t/dg3/health/waitinglistreport\\_FR.asp](https://www.coe.int/t/dg3/health/waitinglistreport_FR.asp)
3. Brenkman HJF, Visser E, van Rossum PSN, Siesling S, van Hillegersberg R, Ruurda JP. Association Between Waiting Time from Diagnosis to Treatment and Survival in Patients with Curable Gastric Cancer: A Population-Based Study in the Netherlands. *Ann Surg Oncol*. 2017 Jul;24(7):1761–9.