

ANÁLISIS DE LA EPIDEMIA DE COVID-19 EN CHILE (día 100)

Mauricio Lima
CAPES-FCB-UC

La idea de este análisis preliminar es utilizar un modelo SIRD (Susceptible-Infectado-Recuperado-Muerto) básico en tiempo discreto con el fin de establecer algunos elementos básicos del desarrollo de la epidemia de Covid19 en Chile. El punto de partida es un modelo utilizado para analizar la dinámica epidémica de COVID19 en Corea del Sur, China e Italia (Turchin 2020, <https://github.com/pturchin/CSH-Covid-19-Project>), y que si bien dada su simpleza tiene limitaciones, puede servir como punto de partida para determinar algunos procesos importantes que están ocurriendo en tiempo real, estimar la magnitud de la transmisión, entender cómo las políticas de mitigación (distanciamiento social y cuarentena) podrían haber modificado la transmisión, y tratar de deducir los cambios en la tasa de detección de la enfermedad a medida que avanza el número de infectados.

En particular, es necesario destacar que los modelos SIR/SIRD tienen casi cien años de tradición (Kermack & McKendrick 1927) y por lo tanto, son una herramienta fundamental para deducir e implementar políticas de manejo de brotes epidémicos. Sobre todo, en el caso de COVID-19, ante la ausencia de inmunización, se hace necesario implementar medidas de mitigación de la epidemia, lo que implica poder disminuir el “peak” de infectados (“aplanar la curva”), y en consecuencia la cantidad máxima de individuos infectados en un determinado momento.

En términos simples esto se logra a través de medidas que reduzcan la tasa de transmisión, como el distanciamiento social y las cuarentenas, y que durante un tiempo limitado limiten los contactos entre infectados y susceptibles (Ferguson et al. 2020, Kissler et al. 2020).

MODELO BASICO

t = tiempo en días,

S_t = número de susceptibles

I_t = número de infectados

R_t = número de recuperados

D_t = número de muertos

$N = S + I + R + D$, población total constante

ECUACIONES

$$S_{t+1} = S_t - \frac{b \cdot S_t \cdot I_t}{N} \quad (1)$$

$$I_{t+1} = I_t + \frac{b \cdot S_t \cdot I_t}{N} - g \cdot I_t - d \cdot I_t \quad (2)$$

$$R_{t+1} = R_t + g \cdot I_t \quad (3)$$

$$D_{t+1} = D_t + d \cdot I_t \quad (4)$$

Parámetros

b = coeficiente de transmisión entre I y S

g = tasa de recuperación de I

d = tasa de mortalidad de I

LA DINÁMICA DEL COEFICIENTE DE TRANSMISION DURANTE LOS 80 DÍAS DE LA EPIDEMIA DE COVID₁₉ EN CHILE.

Un parámetro fundamental en la dinámica de una epidemia es la tasa o coeficiente de transmisión b . Esta tasa describe la dinámica del proceso infeccioso, es decir, cómo y con qué eficiencia se transmite un patógeno (virus, bacteria) desde un individuo infectado a un individuo susceptible. La tasa de transmisión está determinada básicamente por dos procesos, la probabilidad de infectarse luego de un contacto entre un individuo susceptible e infectado, y el número de contactos entre individuos por unidad de tiempo. Ambos procesos están influenciados por muchos factores y pueden ser modificados en el tiempo a medida que avanza una epidemia, ya sea por factores climáticos, comportamiento social, densidad de la población hospedero, y otros factores.

En particular, la implementación de medidas de mitigación (distanciamiento social, cuarentenas, cierre de comunas), debería producir cambios importantes en el número de contactos por día, mientras que las medidas de higiene y protección (uso de mascarillas, lavado de manos, etc.) debería afectar a la probabilidad de infectarse al estar en contacto con una persona infectada. Es de esperar que este tipo de cambios en las conductas individuales modifique la tasa de transmisión a medida que se desarrolla la epidemia.

Una manera simple de modelar este efecto es utilizando una ecuación logística (Turchin 2020), donde la transmisión se reduce en el tiempo hasta alcanzar un valor mínimo de acuerdo a la siguiente ecuación.

$$b_t = b_{min} + (b_0 - b_{min}) \cdot \left\{ 1 - \frac{1}{[1 + \exp(-\theta \cdot (t - t_b))]} \right\} \quad (5)$$

Donde b_0 es la transmisión inicial de la epidemia y b_{min} la transmisión mínima asintótica, t_b es el momento en días de la intervención y θ regula la pendiente de cambio de la curva logística. Una alternativa es incorporar cambios en el tiempo en la tasa de transmisión asociados con modificaciones en las medidas de mitigación. Por ejemplo, incluyendo otra función logística a la ecuación 5 con un nuevo valor de b_2 que puede ser mayor o menor a b_{min} dependiendo de los cambios en las conductas individuales o por ejemplo en la estacionalidad por la llegada del invierno.

$$b_t = b_{min} + (b_0 - b_{min}) \cdot \left\{ 1 - \frac{1}{[1 + \exp(-\theta \cdot (t - t_b))]} \right\} + b_2 + (b_{min} - b_2) \cdot \left\{ 1 - \frac{1}{[1 + \exp(-\theta_2 \cdot (t - t_2))]} \right\} \quad (6),$$

Donde b_2 es la nueva tasa de transmisión, θ_2 regula la pendiente de cambio en la curva logística y t_2 es el momento que ocurre dicho cambio. Esta ecuación es fácil de modificar agregando más términos para describir nuevos cambios en la tasa de transmisión a medida que se implementan nuevas medidas.

Además, como se sabe que muchos de los infectados son asintomáticos o tienen síntomas leves, los datos oficiales de infectados podrían subestimar I_t , por lo tanto, el número de infectados observados $I_t^* = qI_t$, donde q es la probabilidad que un individuo infectado sea detectado como tal, de la misma manera los recuperados siguen la misma lógica, $R_t^* = qR_t$.

Similar a la tasa de transmisión, se pueden modelar cambios en la tasa de detección en el tiempo. En el caso de Chile, se puede ver si la misma se incrementó o declinó durante el transcurso de la epidemia utilizando la siguiente ecuación para valores iniciales q_1 y finales de q_2 .

$$q_t = q_2 + (q_1 - q_2) \cdot \left\{ 1 - \frac{1}{[1 + \exp(-\theta \cdot (t - t_b))]} \right\} \quad (7).$$

Otra alternativa a considerar es que los cambios en las tasas de detección sean discontinuos debido a problemas de saturación entre la capacidad de testeo y el crecimiento en el número de infectados.

AJUSTE DEL MODELO A LOS DATOS DIARIOS DE CASOS EN CHILE

Siguiendo el mismo abordaje de Turchin (2020; <https://github.com/pturchin/CSH-Covid-19-Project>), se utilizaron las tres series de tiempo básicas que publica el MINSAL, el conteo diario del número de casos confirmados C_t , número de recuperados R_t y número de muertos D_t . Con esas tres series de tiempo se pueden estimar las siguientes tres series de tiempo;

$$I_t = C_t - (R_t + D_t) \text{ Número de infectados activos}$$

$\Delta C_t = C_{t+1} - C_t$ Número de nuevos casos

$\Delta D_t = D_{t+1} - D_t$ Número diario de muertes.

Estas seis series de tiempo se utilizan para tratar de entender procesos básicos en la epidemia de COVID19 en Chile, a través de minimizar una medida de ajuste de las seis series de tiempo en relación a las predicciones del modelo SIRD, a través de maximizar el coeficiente de predicción para las seis series de tiempo.

$$\text{Pred } R^2 = 1 - \frac{\sum (Y - X)^2}{\sum (X - \text{media}(X))^2}$$

Donde Y son las predicciones del modelo para I, R, D, C, etc., y X son los datos y la media de X su promedio. El objetivo es explorar los valores de los parámetros y compararlos con el ajuste de las seis series de tiempo.

RESULTADOS

Se utilizaron los datos del MINSAL de los casos notificados desde el día 3 de marzo de 2020 ($t=1$) al 9 de junio de 2020 ($t=100$).

Lo primero es inferir de manera indirecta la dinámica temporal de la tasa de transmisión b_t , desde el inicio de la epidemia, a partir de la dinámica de los infectados activos. De manera simple y utilizando la ecuación (2) de infectados activos y durante la fase de expansión de la epidemia cuando $S \sim N$ ($S/N \approx 1$); si se divide los dos términos de dicha ecuación por I_t :

$$\frac{I_{t+1} - I_t}{I_t} = b - (g + d) \quad (8),$$

La tasa de crecimiento exponencial per cápita de infectados activos se puede estimar desde la serie de tiempo de infectados (I_t) como;

$$\left(\frac{I_{t+1} - I_t}{I_t} \right) \quad (9).$$

Tal como se describe (Turchin 2020), la tasa de crecimiento exponencial durante el principio de la epidemia, cuando $S \sim N$, es $r_t = b_t - (g + d)$, donde b_t es la tasa de transmisión diaria, g la tasa de recuperación y d la mortalidad diaria de infectados. De esta ecuación se puede deducir como las medidas de distanciamiento social y autocuidado que reducen el número de contactos diarios y la probabilidad de infectarse luego de un contacto influirían sobre b_t , mientras que la rápida detección de los infectados y su tratamiento clínico debería

incrementar la tasa de recuperación g y reducir por lo tanto la tasa de crecimiento exponencial diaria.

Para evaluar los cambios diarios en la transmisión, asumiendo que los parámetros g y d (recuperación y mortalidad de infectados) no cambian durante el desarrollo de la epidemia, se utilizó la tasa de crecimiento exponencial observada diaria r_t (no el número reproductivo R_0) del número de infectados activos, como un estimador del comportamiento dinámico de la epidemia durante su fase de expansión.

Utilizando la serie de tiempo de infectados activos durante esta fase de expansión podemos estimar r_t diario como $((I_{t+1} - I_t)/I_t)$. **Es importante señalar que el éxito de una medida de mitigación se puede medir a través de la dinámica de $r(t)$ evaluando si las tasas diarias de crecimiento de infectados activos se logran llevar a valores negativos, lo que indica una declinación en el crecimiento epidémico.** Se ajustó el modelo de la ecuación 6 a los datos observados, los resultados obtenidos indican que la transmisión comienza con valores altos asociados a tasas de crecimiento exponencial cercanas al 39%, lo cual es cercano a lo registrado en otros países (30%-40%). El ajuste del modelo logístico sugiere que el punto de inflexión ocurrió alrededor del día 24 de comenzada la epidemia y se ajusta a las fechas de las medidas de mitigación implementadas, el estado de excepción y las cuarentenas dinámicas. Luego un claro rebrote entre los días 49 y 60 (última semana de abril) de la epidemia, con una fecha de punto de inflexión del día 57 (**27 de abril**), una tasa estable de crecimiento diaria cercana al 6% hasta el día 83-84 (23-24 de mayo) **y luego se confirma la tendencia de declinación en la tasa de crecimiento diaria observada con un punto de inflexión en el día 87 (25-26 de mayo) pero con cierta tendencia a estabilizarse cerca de 0, lo cual no es buena noticia dada la carga de infectados activos** (Fig. 1; Tabla 1).

Importante considerar que el utilizar la tasa de crecimiento diaria de infectados activos permite predecir la tendencia de la epidemia y tomar medidas más tempranas, si comparamos por ejemplo con la decisión de cuarentena en la región Metropolitana tomada a partir del día 66 (8 de mayo). Los resultados sugieren que las medidas de mitigación tomadas entre el 8-15 de mayo comenzaron a tener efecto entre 15-20 días después de implementadas.

Figura 1. Dinámica diaria de la tasa de crecimiento exponencial del numero de infectados activos para el periodo 4 de marzo – 9 de junio 2020. La línea punteada horizontal es el valor 0, las medidas de mitigación debieran ser capaces de reducir la tasa de crecimiento a valores negativos (cuando el número de infectados activos decrece). Las flechas verticales rojas indican el momento de las diferentes acciones de mitigación tomadas a nivel nacional. Las líneas verticales punteadas muestran el momento del rebrote observado entre los días 49 - 60 (21 de abril – 2 de mayo).

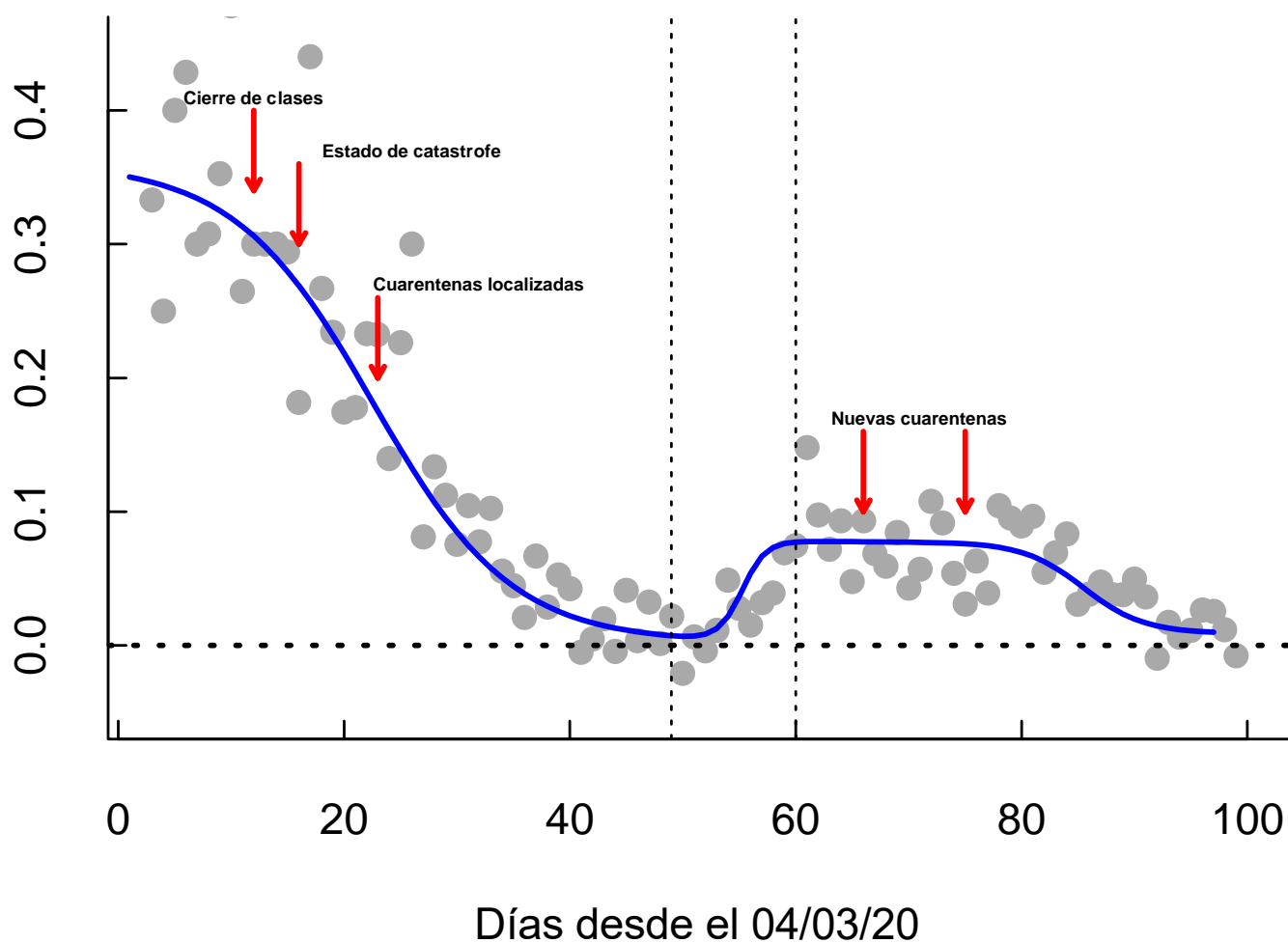


Tabla 1. Parámetros estimados de las funciones logísticas de la ecuación 6 a la dinámica observada en la tasa diaria de crecimiento exponencial (r_t) del número de infectados activos a nivel nacional.

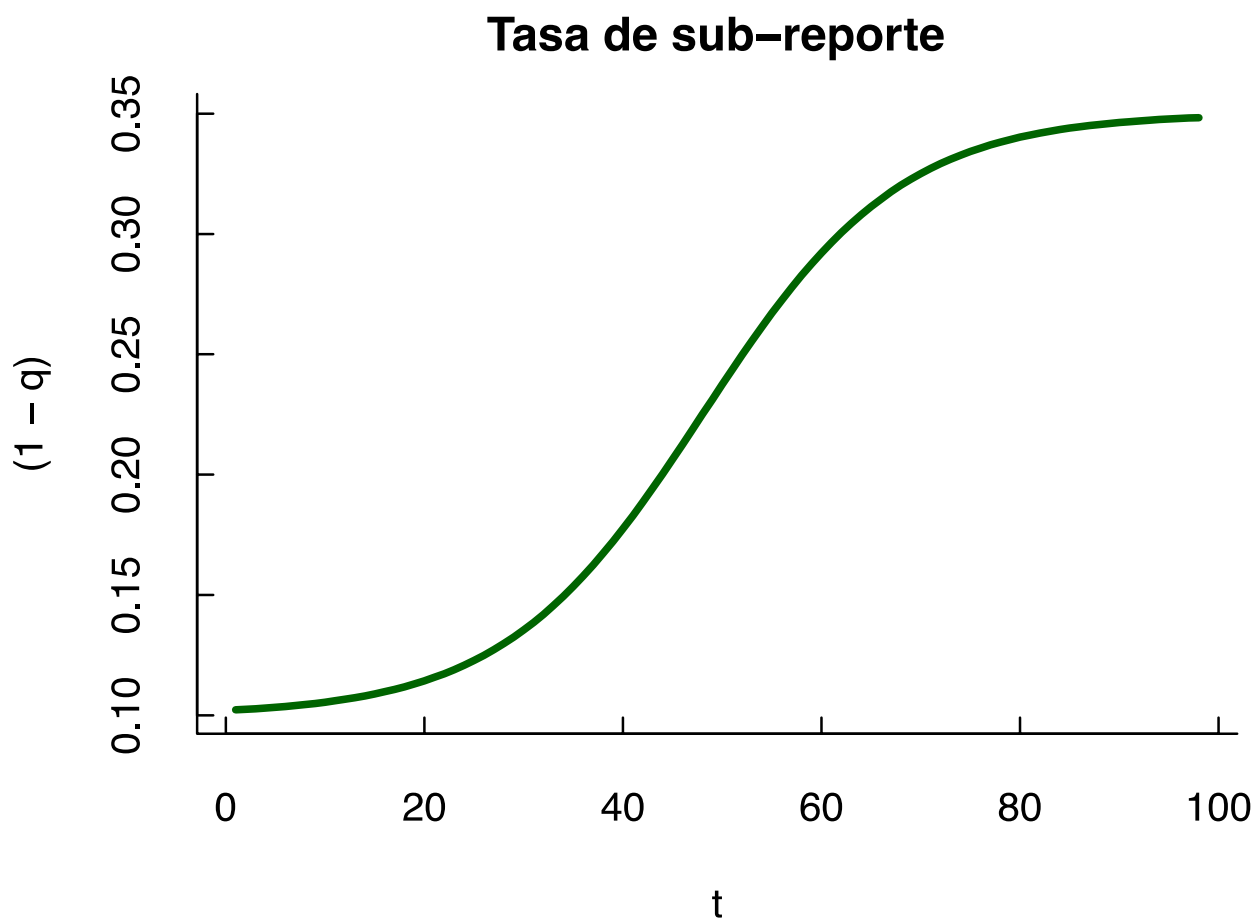
Parámetros	estimador	Error estándar	valor de t	Pr(> t)
r_0	0.33	0.03	12.02	$< 2 \times 10^{-16}$
r_1	-0.02	0.012	-2.07	0.042
r_2	0.051	0.009	5.57	2.69×10^{-7}
r_3	-0.02	0.026	-0.68	0.50
θ	0.163	0.036	4.57	1.63×10^{-5}
θ_1	0.95	1.26	0.76	0.45
θ_2	0.37	0.45	0.83	0.41
t_b	24.57	1.34	18.37	$< 2 \times 10^{-16}$
t_1	57.27	1.58	36.17	$< 2 \times 10^{-16}$
t_2	87.48	3.76	23.24	$< 2 \times 10^{-16}$

El otro aspecto importante a considerar es cómo han cambiado las tasa de detección o subreporte, dada la gran cantidad de infectados asintomáticos (18% al 35%) y los problemas de detección cuando comienza la epidemia. Por ejemplo, durante el brote de covid19 en Corea del Sur las autoridades recién comenzaron a realizar los tests 10 días después de iniciada la epidemia y recién al mes del inicio se comenzó la campaña de tests masivos (Normile 2020). Por lo tanto, lo esperable es que la tasa de detección haya sido una función positiva del tiempo (Turchin 2020).

Para la epidemia en Chile, la hipótesis más plausible es el proceso inverso, al principio de la epidemia la detección fue alta (subreporte bajo), ya que los casos eran pocos y las autoridades estaban alertas a la llegada de casos. Sin embargo, a medida que la epidemia se desarrolló, la tasa de detección habría ido disminuyendo por saturación del número de tests. A modo de ejemplo, Canals et al. (2020) estiman una función de subreporte tipo logística y con un valor actual cercano al 20%, o sea un valor de detección de casos cercano al 80%. En este mismo sentido, el MINSAL reportó por primera vez el porcentaje de infectados activos sin síntomas y ronda en un 30% del total de casos nuevos reportados (<https://www.minsal.cl/nuevo-coronavirus-2019-ncov/casos-confirmados-en-chile-covid-19/>).

TASA DE SUB-REPORTE EN EL TIEMPO

Figura 2. Dependencia temporal estimada en la tasa de sub-reporte de infectados ($1 - q_t$) utilizando la ecuación 6.



RESULTADOS

Tabla 2. Lista de parámetros

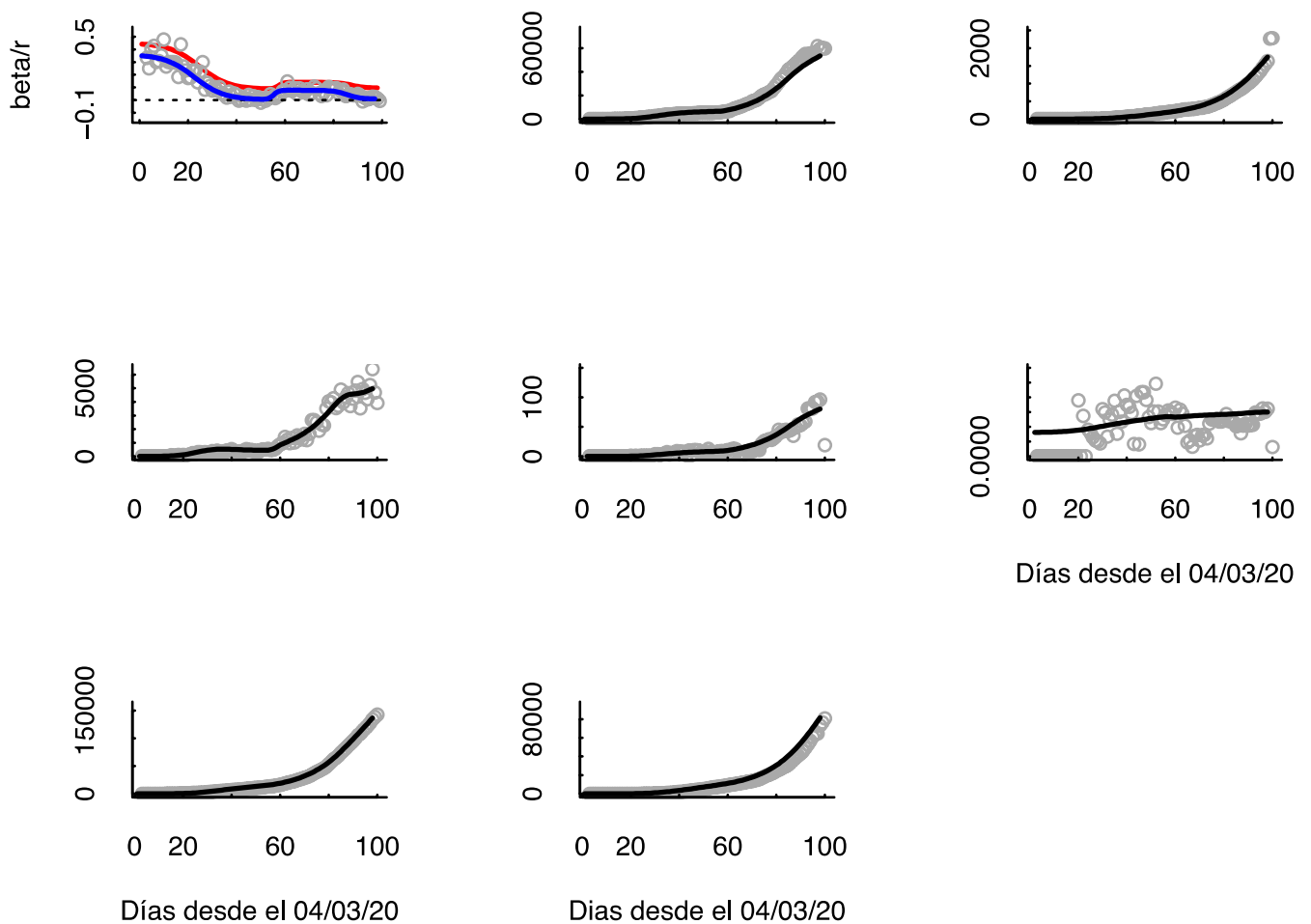
Parámetro	Valor	Descripción
N	19500000	Población total = 19.5 millones Chile

I_0	2	Número inicial de infectados
β_0	0.38	Tasa de transmisión a $t = 0$ (β_0)
β_{a1}	0.01	Tasa de transmisión mínima
β_{a2}	0.065	Tasa de transmisión de transición
β_{a3}	0.02	Tasa de transmisión actual
θ_a	0.162	Pendiente de curvatura de la logística para β_t
θ_{a2}	0.955	Pendiente de curvatura de la logística para β_t
θ_{a3}	0.375	Pendiente de curvatura de la logística para β_t
b_{fecha}	24.57	Día en el cual la curva logística para β_t cambia
$b_{\text{fecha}2}$	57.27	Día en el cual la curva logística para β_t cambia 2
$b_{\text{fecha}3}$	86.48	Día en el cual la curva logística para β_t cambia 3
g	0.071	Tasa de recuperación de infectados
d	0.001	Tasa de mortalidad de infectados
q_1	0.90	Tasa inicial de detección de infectados
q_2	0.65	Tasa final de detección de infectados
θ_q	0.1	Pendiente de curvatura de la logística para q_t
q_{fecha}	48	Día en el cual la curva logística para q_t cambia

Tabla 3. Coeficientes de predicción para las seis series de tiempo del COVID19 en Chile.

Variable	Predicción R^2
Infectados	0.942
Muertes totales	0.970
Nuevos Casos	0.949
Casos totales	0.995
Recuperados	0.987
Promedio	0.970

Figura 3. Dinámica de la tasa de transmisión de infectados (β_t línea roja) y la tasa exponencial diaria (r_t línea azul y puntos grises). Series de tiempo observadas (puntos) y predichas (líneas) por el modelo SIRD para Chile, período 4 de marzo – 9 de junio de infectados activos, fallecidos totales, casos nuevos diarios, fallecidos por día y casos totales.



CONCLUSIONES GENERALES

Las predicciones del modelo para la dinámica observada de las seis series de tiempo son muy buenas (Tabla 3). Como ya se ha mostrado, las medidas de mitigación implantadas en la tercera semana de marzo fueron capaces de enlentecer la tasa de crecimiento exponencial diaria de la epidemia a través de lograr bajar la tasa de transmisión del virus (Figura 1), tal como lo sugiere el ajuste del modelo de la ecuación 6. De hecho, se ha demostrado cómo dinámicas epidémicas tempranas que siguen un patrón de crecimiento sub-exponencial muestran un número reproductivo básico (R_0) que declina de asintóticamente a 1 (Chowell et al. 2016).

Este aspecto es capturado por el cambio de pendiente en el número de nuevos infectados por día que se observa alrededor del día 24 de comenzada la epidemia (Figura 1). Este resultado sería consecuencia de las medidas de mitigación que redujeron el número de contactos diarios de las personas y los cambios asociados con el uso de mascarilla y lavado de manos que reducen la probabilidad de infección. Ambos procesos tienen consecuencias sobre la transmisión y por lo tanto sobre el crecimiento exponencial diario.

Se confirma la fase de desaceleración, observada a partir del día 87 (25 de mayo) en el informe anterior, en la en la dinámica de la transmisión, infectados activos y los nuevos casos por día. Como he discutido en los informes anteriores hay una primera fase de crecimiento acelerado, una segunda fase entre los días 25 y 50 cuando el crecimiento diario y la transmisión fueron enlentecidas, una fase expansiva desde el día 50 hasta ahora con un incremento en las tasas de crecimiento diario (transmisión). **La fase de rebrote se detecta a partir del día 49-50 a través de las tasas de crecimiento diarias del número de infectados activos y que corresponde a la semana del 21 de abril al 30 de abril.** Debiera evaluarse el resultado de las cuarentenas dinámicas y los indicadores utilizados para decretarlas, ya que la evidencia sugiere que al menos en el caso del incremento de fines de abril, las medidas se tomaron con al menos 10 días de retardo. Los resultados del día de hoy sugieren que las medidas implementadas a partir del 8 de mayo han comenzado a tener resultados en la dinámica de los infectados. De hecho, las predicciones del modelo SIRD indicarían que estaríamos llegando al “peak” de los nuevos infectados por día (Figura 3, no confundir con el “peak” de infectados activos), pero son señales que van en la dirección esperada de acuerdo a las medidas de mitigación. Otro aspecto a señalar es la cantidad de infectados activos, de acuerdo a este estudio el numero de infectados activos sería de 59664 detectados y de acuerdo a la figura 2 el total serían alrededor de 90.000, lo cuál genera una carga de población infectiva muy grande. A pesar que la tasa de cambio esta disminuyendo, el número de infectados nuevos por día seguira siendo grande por algun tiempo.

Este informe corto se enfocará solo en la Región Metropolitana, dejando el analisis de todas las regiones para el reporte del domingo.

1. REGION METROPOLITANA

a) Dinámica de la tasa de crecimiento exponencial de infectados activos r_t

Figura 4. Dinámica diaria de la tasa de crecimiento exponencial del número de infectados activos para el periodo 4 de marzo – 9 de junio 2020. La línea punteada horizontal verde es el valor 0, las medidas de mitigación debieran ser capaces de reducir la tasa de crecimiento a valores negativos (cuando el número de infectados activos decrece). Las flechas verticales rojas indican el momento de las diferentes acciones de mitigación tomadas a nivel regional y el número de comunas que estaban en cuarentena. Entre parentesis el porcentaje de población de la región en cuarentena. Las líneas verticales punteadas muestran el momento del rebrote observado entre los días 49 - 59 (21 de abril – 1 de mayo).

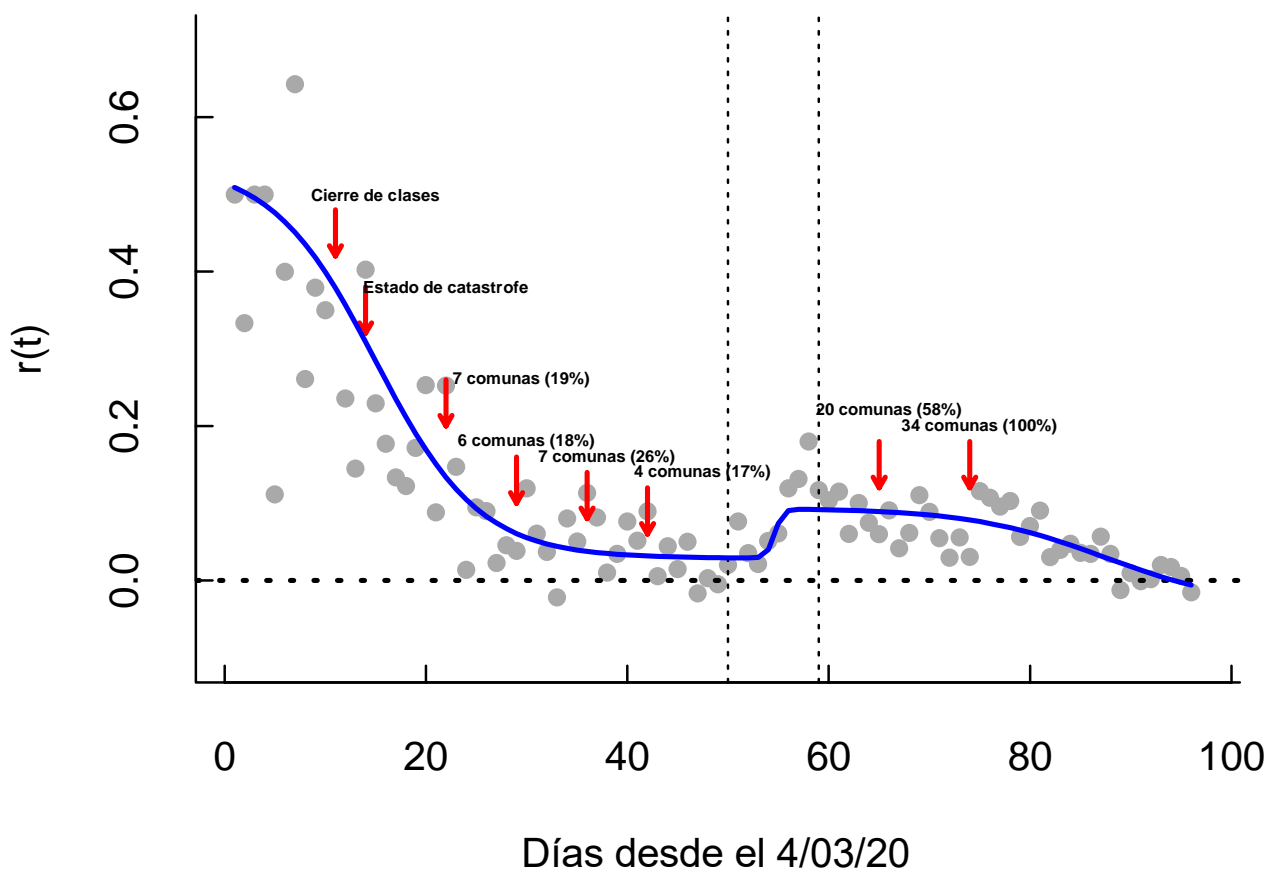


Tabla 4. Parámetros estimados de las funciones logísticas de la ecuación 6 a la dinámica observada en la tasa diaria de crecimiento exponencial (r_t) del número de infectados activos a nivel nacional.

Parámetros	estimador	Error estándar	valor de t	Pr(> t)
r_0	0.50	---	---	---
r_1	-0.012	0.025	-0.47	0.64
r_2	0.053	0.038	1.40	0.17
r_3	-0.075	0.38	-0.20	0.85
θ	0.194	0.05	3.88	0.0002
θ_1	2.41	14.74	0.16	0.87
θ_2	0.15	0.52	0.29	0.78
t_b	14.97	1.75	8.56	3.57×10^{-13}
t_1	54.64	3.11	17.53	$< 2 \times 10^{-16}$
t_2	87.43	41.48	2.09	0.040

b) Resultados

Tabla 6. Lista de parámetros Metropolitana

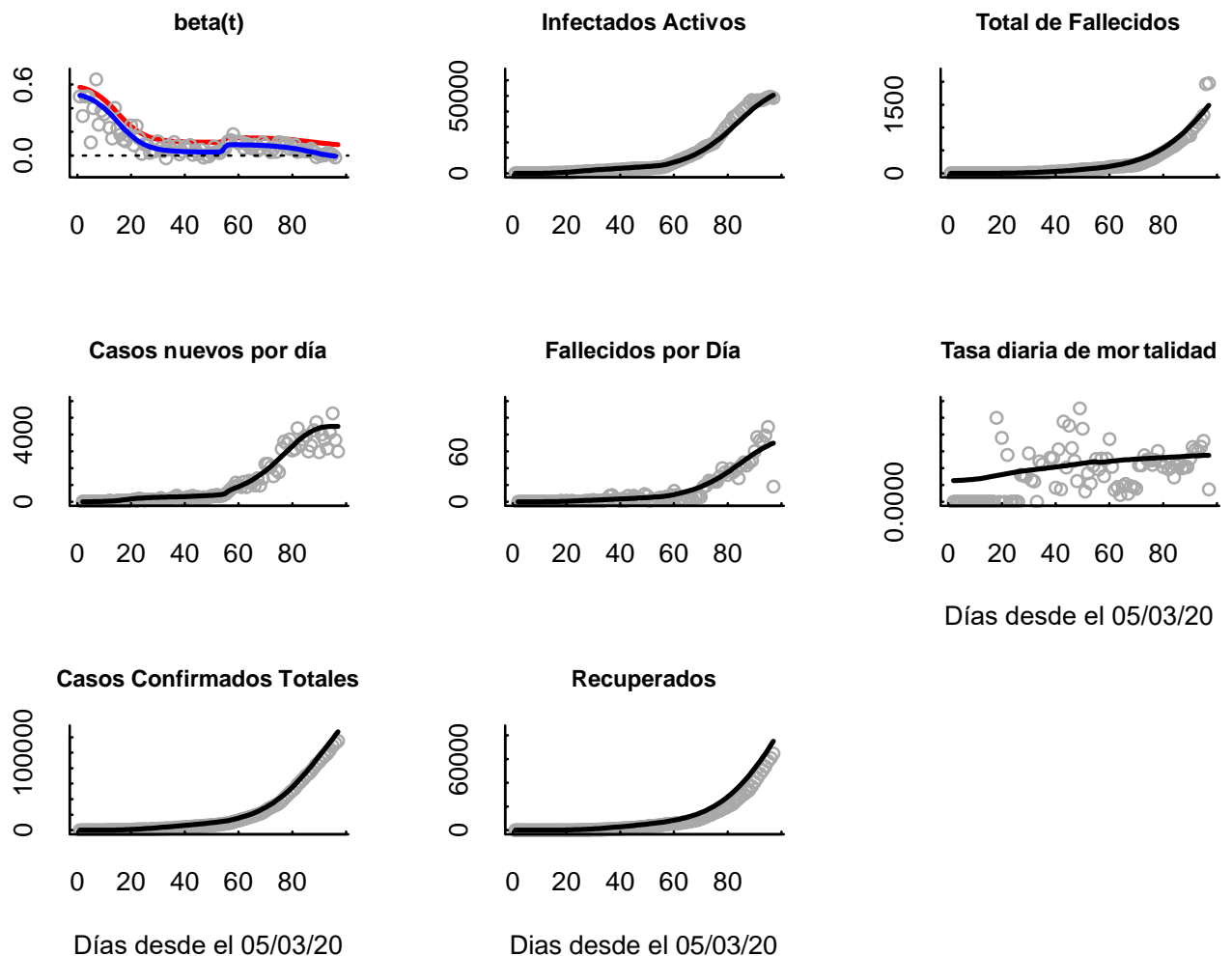
Parámetro	Valor	Descripción
N	7.040.000	Población total =7.040.000 RM
I_0	2	Número inicial de infectados
β_{0_0}	0.52	Tasa de transmisión a $t = 0$ (β_0)

beta1	0.024	Tasa de transmisión mínima
beta2	0.064	Tasa de transmisión transición
beta3	-0.011	Tasa de transmisión asintótica
theta	0.194	Pendiente de curvatura de la logística para b_t
theta1	2.41	Pendiente de curvatura de la logística para b_t
theta2	0.148	Pendiente de curvatura de la logística para b_t
b_fecha	14.97	Día en el cual la curva logística para b_t cambia
b_fecha2	54.64	Día en el cual la curva logística para b_t cambia 2
b_fecha3	87.43	Día en el cual la curva logística para b_t cambia 3
g	0.0714	Tasa de recuperación de infectados
d	0.00085	Tasa de mortalidad de infectados
q1	0.9	Tasa inicial de detección de infectados
q2	0.6	Tasa final de detección de infectados
theta_q	0.1	Pendiente de curvatura de la logística para q_t
q_fecha	45	Día en el cual la curva logística para q_t cambia

Tabla 6. Coeficientes de predicción para las seis series de tiempo del COVID19 en RM.

Variable	Predicción R^2
Infectados	0.984
Muertes totales	0.938
Nuevos Casos	0.925
Casos totales	0.984
Recuperados	0.887
Promedio	0.944

Figura 5. Dinámica de la tasa de transmisión de infectados (b_t línea roja) y la tasa exponencial diaria (r_t línea azul y puntos grises). Series de tiempo observadas (puntos) y predichas (líneas) por el modelo SIRD para la Region Metropolitana, período 4 de marzo – 9 de junio de infectados activos, fallecidos totales, casos nuevos diarios, fallecidos por día y casos totales.



c) Conclusiones

El incremento en la transmisión observado durante las últimas semanas tuvo un punto de inflexión en los últimos días y la tasa de crecimiento diaria de infectados comenzó a declinar. El notorio cambio de pendiente que tuvo su punto de inflexión en el día 54-55 (27 de abril), produjo tasas de crecimiento constantes durante casi 25 días gatillando una aceleración en el número de infectados. Recién en el día 87 (30 de mayo) se comienza a observar una declinación producto de la cuarentena de toda la Región.

Metropolitana. Se podría estar llegando al “peak” del numero de casos nuevos por día. Sin embargo la carga poblacional de infectados para la RM es altísima, 48500 detectados, si utilizamos un sub-reporte del 30-35% el número asciende a 75.000.

CONCLUSIONES FINALES

Se confirma la tendencia a declinar la tasa de crecimiento diaria a nivel nacional y RM. El punto de inflexión reportado en el informe pasado se confirma en esta última semana. Sin embargo es necesario entender que aún se presentan tasas de crecimiento diaria de infectados activos en positivas y la carga de infectados activos es muy grande poniendo gran presión al sistema de salud en las próximas semanas. Las medidas implementadas en la RM el pasado 8-15 de mayo recién habrían tenido efectos el 30 de mayo, pero con una carga de infectados activos cercana a las 75.000 personas.

Por último, las estrategias de mitigación para el manejo de una epidemia con esta capacidad de crecimiento son realmente difíciles de diseñar con precisión en la práctica. Dada la imposibilidad de tener una vacuna en el corto plazo, todo se reduce al manejo en el tiempo de la tasa de transmisión a través de medidas de mitigación y el monitoreo

preciso de la dinámica de la epidemia. En la comunidad científica existe un gran consenso sobre la magnitud y el tremendo potencial de expansión que tiene la epidemia de COVID-19, y los impactos en términos de número de infectados y fallecidos en caso de no tomar medidas de mitigación y sobre todo la necesidad de estimar de manera constante su tasa de transmisión.

A modo de ejemplo, de la ecuación 2 podemos deducir la fracción de susceptibles que debe infectarse para que la tasa de crecimiento diaria sea 0, dado que $r_t = b(S/N) - (g+d) = 0$; $S/N = (g+d)/b$ usando los valores de b , g y d estimados para ajustar el modelo, **con las tasas de transmisión estimadas hoy día se debería infectar un aproximadamente 15% de la población para lograr la llamada inmunidad de rebaño. Por lo tanto es muy importante poder bajar las tasas de transmisión y a través de las medidas de mitigación implementadas.**

Por su simplicidad y por la conexión con los datos, este abordaje permite utilizar la dinámica diaria de infectados activos como variable clave para inferir cambios espacio/temporales en la tasa de transmisión en tiempo real e implementar/evaluar medidas de mitigación en ausencia de datos desagregados o de la trazabilidad de los infectados.

LITERATURA CITADA

Canals Mauricio, Cristóbal Cuadrado, Andrea Canals, Karla Yohannessen, Luis A. Lefio, Maria P. Bertoglia, Carolina Nazzari, Pamela Eguiguren, Verónica Iglesias, Oscar Arteaga. 2020. Informe COVID-19 Chile al 30.04.20. Escuela de Salud Pública, Universidad de Chile. <https://www.uchile.cl/noticias/162949/informe-covid-19-chile-al-25042020>

Chowell Gerardo, Sattenspiel L., Bansal S., Viboud C. 2016. Mathematical models to characterize early epidemic growth: A review. Physics of Life Review 18: 66-97.

Ferguson Neil, M. et al. 2020. Impact of non-pharmaceutical interventions (NPIs) to reduce COVID-19 mortality and healthcare demand. Imperial College, London, Mar. 2020. url: <https://www.imperial.ac.uk/mrc-global-infectious-disease-analysis/covid-19/>.

Kermack, William Ogilvy and McKendrick, Anderson G. 1927. A contribution to the mathematical theory of epidemics. In: Proceedings of the Royal Society of London. Series A, Containing papers of a mathematical and physical character 115.772, pp. 700-721.

Kissler, Stephen M. et al. 2020. Social distancing strategies for curbing the COVID-19 epidemic. In: medRxiv (Mar. 2020). doi: 10.1101/2020.03.22.20041079.

Normile, Dennis. 2020. "Coronavirus Cases Have Dropped Sharply in South Korea. What's the Secret to Its Success?" Science | AAAS. 17 de marzo de 2020.
<https://www.sciencemag.org/news/2020/03/coronavirus-cases-have-dropped-sharply-south-korea-whats-secret-its-success>.

Turchin, Peter. 2020. Analyzing Covid-19 Data with SIRD Models. Complexity Science Hub Vienna and University of Connecticut. March 23, 2020.
<https://github.com/pturchin/CSH-Covid-19-Project>