

# Impacto de la Cuarentena en los Contagios de Covid-19

Pablo Marshall  
(pmarshall@uc.cl)

Escuela de Administración  
Pontificia Universidad Católica de Chile

## Resumen

El coronavirus ha producido un efecto muy significativo en la vida de las personas y en la economía de muchos países, lo cual ha generado una controversia entre la necesidad de establecer cuarentenas y otras medidas de distanciamiento social para proteger la salud de las personas, y la necesidad de volver a reactivar la económica.

En este estudio se propone y aplica una modificación del modelo de contagio SIR para describir la evolución de contagios de coronavirus y medir el efecto de la cuarentena en el número de personas infectadas. Se plantean dos hipótesis, no necesariamente excluyentes, para el impacto de la cuarentena. Según la primera hipótesis, la cuarentena disminuye la tasa de contagio, retrasando los nuevos contagios en el tiempo sin modificar el total de contagiados al final de la ola. La segunda hipótesis establece que la cuarentena disminuye la población contagiada en la ola.

Con datos para una muestra de 10 comunas, en Santiago de Chile, los resultados muestran que el modelo propuesto describe bien la evolución de los contagios a nivel de comuna, que la cuarentena reduce de manera significativa la tasa de contagio, evitando *peaks* que puedan colapsar el sistema de salud, y que las comunas de más altos niveles socio económicos tienen una menor tasa de contagio y la cuarentena es más efectiva. La cuarentena, en la mayoría de las comunas, no reduce el total de contagiados en la ola, sólo reduce la tasa a la cual se contagian.

Agosto, 2020

## 1. Introducción

El coronavirus ha producido un efecto muy significativo en la vida de las personas y en la economía de muchos países. Hasta mediados de julio 2020 el número de contagiados en el mundo superaba los 15 millones y los muertos por Covid-19 superaban los 600 mil. En muchos países del mundo se ha planteado una controversia entre la necesidad de establecer cuarentenas y otras medidas de distanciamiento social para proteger la salud de las personas, y la necesidad de volver a la actividad económica para evitar caídas más significativas en la ocupación y la economía. La cuarentena o confinamiento de las personas en sus hogares se ha usado en muchos países para disminuir y/o retrasar los contagios, mientras que la OECD (2020) estima que cada mes de cuarentena total en un país se traduce en una caída del PIB de hasta 2 puntos porcentuales para este año 2020. Así, un país que está en cuarentena por tres meses podría tener una caída de entre 4 y 6 puntos porcentuales.

En este estudio se pretende medir el impacto que ha tenido la cuarentena en términos de los dos objetivos que persigue esta medida: retrasar y/o evitar los contagios. Por una parte, la cuarentena produce menos contactos sociales entre las personas, lo que retrasa los contagios en el tiempo. Lo que se ha llamado “aplanar la curva de contagios” para evitar *peaks* muy altos en algunos momentos del tiempo. Este efecto es importante porque impide el colapso de los sistemas de salud en términos de personal, camas críticas y ventiladores mecánicos. El segundo propósito de la cuarentena es disminuir la población que adquiere el virus en una ola de contagio. En este caso, la cuarentena podría hacer que algunas personas que estaban expuestas al contagio antes de la cuarentena, se resten de este grupo al estar confinados en sus casas. Este segundo efecto disminuye la población contagiada sin retrasar los contagios en el tiempo. Medir la magnitud de los dos eventuales efectos de la cuarentena es importante para diseñar políticas públicas que mantengan un apropiado balance entre la salud de la población y la reactivación económica. La medición del impacto de la cuarentena permite también diseñar acciones en otros países, en futuras olas del coronavirus o en eventuales futuras epidemias similares a la del coronavirus.

Para medir el efecto de la cuarentena no se pueden comparar directamente las estadísticas de contagio en períodos con y sin cuarentena. El análisis correcto requiere comparar la evolución completa de la ola de contagios con y sin cuarentena.

Si bien hay muchos modelos en epidemiología que permiten modelar los contagios en enfermedades como la generada por el coronavirus, la mayoría de estos se basan en extensiones del modelo SIR (susceptibles – infectados – recuperados) originalmente propuesto por Kermack & McKendrick (1927), que describe la evolución de los contagios en términos de ecuaciones diferenciales cuadráticas. En este estudio se utiliza una modificación del modelo SIR (Bass, 1969; Bass et al. 1994) que ha sido estudiado extensamente en marketing para representar el contagio de los consumidores cuando compran productos durables. La ventaja del modelo propuesto en este contexto es que permite describir el proceso de contagio en términos relativamente simples, la ecuación diferencial tiene una solución analítica, y permite medir explícitamente el impacto de la cuarentena en términos de los dos efectos que puede tener en los contagios: retrasar los contagios y/o disminuir la población infectada. Este es la primera aplicación del modelo de Bass para modelar la evolución de contagios de una pandemia y para medir el impacto de medidas sanitarias como la cuarentena. En este sentido, el presente estudio presenta una contribución metodológica.

El modelo de contagios propuesto para describir la evolución de contagios Covid-19 se aplica a una muestra de comunas de Santiago de Chile, que es uno de los países del mundo con el mayor número

de contagios por millón de habitantes. La autoridad sanitaria en Chile ha utilizado una estrategia mixta de períodos con cuarentena y períodos sin cuarentena para distintas comunas de la ciudad de Santiago, lo cual hace que la realidad de contagios en Chile sea particularmente apropiada para medir el impacto que tienen las medidas de cuarentena.

Los estudios que se han realizado para medir el impacto de la cuarentena (Dandekar & Barbastathis, 2020; Nussbaumer-Streit et al., 2020) muestran que el momento en que se establecen medidas como la cuarentena son muy relevantes en el impacto de estas medidas. Las medidas son más efectivas cuando se implementan tempranamente. En este sentido, la cuarentena en Santiago de Chile se estableció cuando los infectados habían crecido exponencialmente por varias semanas.

El resto de este estudio se organiza de la siguiente forma. En la sección 2 se describen distintos modelos de contagio y se propone el modelo de contagio que permite estimar el impacto de la cuarentena en términos de retrasar o aplanar la curva de contagios y disminuir la población susceptible de ser contagiada. La sección 3 muestra una aplicación del modelo a 10 comunas de Santiago y la sección 4 muestra las conclusiones.

## **2. Modelos de Contagio y el Impacto de la Cuarentena**

Un modelo tradicional en epidemiología para modelar matemáticamente los contagios de una enfermedad es el modelo SIR, (Kermack & McKendrick, 1927) que establece ecuaciones diferenciales para la evolución de la población susceptible de adquirir la enfermedad, de la población infectada y de quienes se han recuperado de la enfermedad. Específicamente, para la evolución de la población infectada el modelo SIR propone que la tasa de infección depende linealmente de la población infectada. Adicionalmente, la población infectada no permanece en ese estado de manera permanente porque los infectados se recuperan y dejan de contagiar a los susceptibles.

Desde el desarrollo del modelo SIR se han propuesto muchos estudios para analizar y predecir a evolución de los contagios de distintas enfermedades (Brauer et al., 2019). La mayoría de las extensiones recientes del modelo SIR consideran compartimentos adicionales de la población además de las tres categorías iniciales mencionadas (Ndairou et al., 2020), modelos para distintas regiones geográficas (Brignano & Iavernaro, 2020) y modelos para distintos grupos demográficos (Ellison, 2020).

Un dilema constante en la formulación de modelos de contagio es que se basan en ecuaciones diferenciales que usualmente no son integrables y por tanto no es posible obtener una solución analítica a la evolución de los contagios. En algunos casos particulares del modelo SIR se han podido encontrar formas analíticas cerradas lo cual facilita el análisis, la estimación y la validación del modelo. Los modelos con solución analítica corresponden al modelo SIS en el cual no hay inmunidad y los infectados vuelven al estado susceptibles y en el caso de SIR cuando los susceptibles y los infectados pasan a la categoría de recuperados con una tasa de recuperación constante (Shabbir et al., 2010).

En este estudio se propone una modificación del modelo SIR que, si bien también se basa en ecuaciones diferenciales, tiene una solución analítica. El modelo propuesto es simple y además permite incorporar variables de control como las medidas sanitarias que impone la autoridad en períodos de contagio de manera de diseñar y medir el impacto de políticas de salud. El modelo que

proponemos se basa en Bass (1969) y Bass et al. (1994) y se ha usado extensamente para describir procesos de contagio en consumo de bienes durables en marketing. El modelo se puede describir de acuerdo a la ecuación diferencial

$$\frac{dF_t}{dt} = (p + q F_t) x_t (1 - F_t) \quad (1)$$

Donde  $F_t$  es la proporción de la población contagiada hasta el tiempo  $t$ ,  $p$  y  $q$  son parámetros y  $x_t$  es un factor que depende de variables de control. La ecuación (1) describe el comportamiento de los nuevos contagiados en un instante de tiempo  $t$ . El lado derecho en la ecuación (1) tiene tres factores. El primer paréntesis corresponde a la tasa de contagio base que depende de los parámetros  $p$  y  $q$  y que crece linealmente según el número de personas contagiadas. Mientras mayor es la población contagiada,  $F_t$ , mayor es la tasa de contagio. El coeficiente  $p$  corresponde a la tasa de primeros contagios desde el exterior de la población que se está analizando mientras que  $q$  es la tasa de contagio al interior de la población analizada. El factor  $x_t$  en (1) permite al modelo cambiar de manera dinámica la tasa de contagio según variables de control como la cuarentena o el distanciamiento social. El tercer paréntesis en el lado derecho de (1) es la proporción de la población que no se ha contagiado y por tanto está expuesta a la enfermedad. El modelo base, que llamamos M1, supone  $x_t = 1$ .

El modelo (1) es muy similar al modelo de contagio SIR. Sin embargo, tiene solución analítica simple, permite la incorporación de variables de control en el factor  $x_t$  y la tasa inicial de contagio  $p$  aparece explícitamente en el modelo como un parámetro a estimar. En la especificación (1), sin embargo, no se resta de los infectados a quienes se recuperan de la enfermedad y por tanto dejan de contagiar como si lo hace el modelo SIR. Si la proporción de la población contagiada es baja, como es el caso del Covid-19, en la actual ola de contagio, este efecto es menor. Como veremos en la aplicación del modelo, empíricamente no hay diferencias entre el modelo SIR con solución explícita (Shabbir et al., 2010) y el modelo base (1) con  $x_t = 1$ .

Para la aplicación del modelo a los contagios de coronavirus suponemos que la componente  $x_t$  tiene la forma

$$x_t = 1 - \beta C_t \quad (2)$$

Donde  $C_t$  es una variable *dummy* que toma valores 0 y 1 según si la autoridad sanitaria ha impuesto o no una cuarentena en la región analizada, y  $\beta$  es el parámetro que mide el impacto de la cuarentena en términos de disminución de la tasa de contagios. Esperamos que este parámetro  $\beta$  tenga un valor mayor que cero de manera que en períodos de cuarentena el valor del factor  $x_t$  sea menor que uno, lo cual hace disminuir la tasa de contagio, mientras que en períodos de no cuarentena la componente  $x_t$  es igual a uno. Al modelo (1) y (2) le llamamos modelo M2.

La componente  $F_t$  en (1) representa la proporción acumulada de personas que se han contagiado. Esta proporción actúa sobre la población potencial de contagio que no necesariamente es el total de la población de la región analizada porque algunas personas se aíslan, mantienen la distancia social, y aplican medidas sanitarias de protección de manera que no forman parte de la población expuesta al contagio. En los modelos M1 y M2, la población potencial de contagio es fija y la

representamos por  $\alpha N$ , donde  $N$  es la población total y  $\alpha$  es la proporción expuesta al contagio en la ola.

Pero si la población potencial de contagio varía con la cuarentena, proponemos la especificación

$$N_t = \alpha N (1 - \gamma C_t) \quad (3)$$

Donde  $\gamma$  es un coeficiente que afecta la población potencial de contagio según la cuarentena representada por la variable *dummy*  $C_t$  definida previamente. Se espera para el coeficiente  $\gamma$  un valor positivo. Al modelo (1) con  $x_t = 1$  y (3) le llamamos modelo M3. En este modelo, la cuarentena disminuye la población susceptible de ser contagiada pero no la tasa de contagio. Finalmente, se puede considerar un modelo mixto de la forma (1), (2) y (3) donde el efecto de la cuarentena es doble. Por una parte, disminuye la tasa de contagio  $\gamma$ , por otra parte, disminuye la población potencial contagiada. Este modelo lo llamamos M4.

En resumen, los modelos considerados que permiten testear las hipótesis planteadas para el impacto de la cuarentena son los siguientes

**M1:** Modelo base sin cambios estructurales durante la cuarentena,  $\beta = 0$  y  $\gamma = 0$

**M2:** Modelo con disminución de la tasa de contagio durante la cuarentena,  $\beta > 0$  y  $\gamma = 0$

**M3:** Modelo con disminución de población contagiada durante la cuarentena,  $\beta = 0$  y  $\gamma > 0$

**M4:** Modelo con disminución en tasa de contagio y población contagiada durante la cuarentena,  $\beta > 0$  y  $\gamma > 0$

El modelo M1 está anidado en todos los otros modelos. Además, los modelos M1, M2 y M3 están anidados en M4 pero M2 y M3 no están anidados entre si. Estos dos modelos corresponden a las dos hipótesis planteadas para el impacto de la cuarentena.

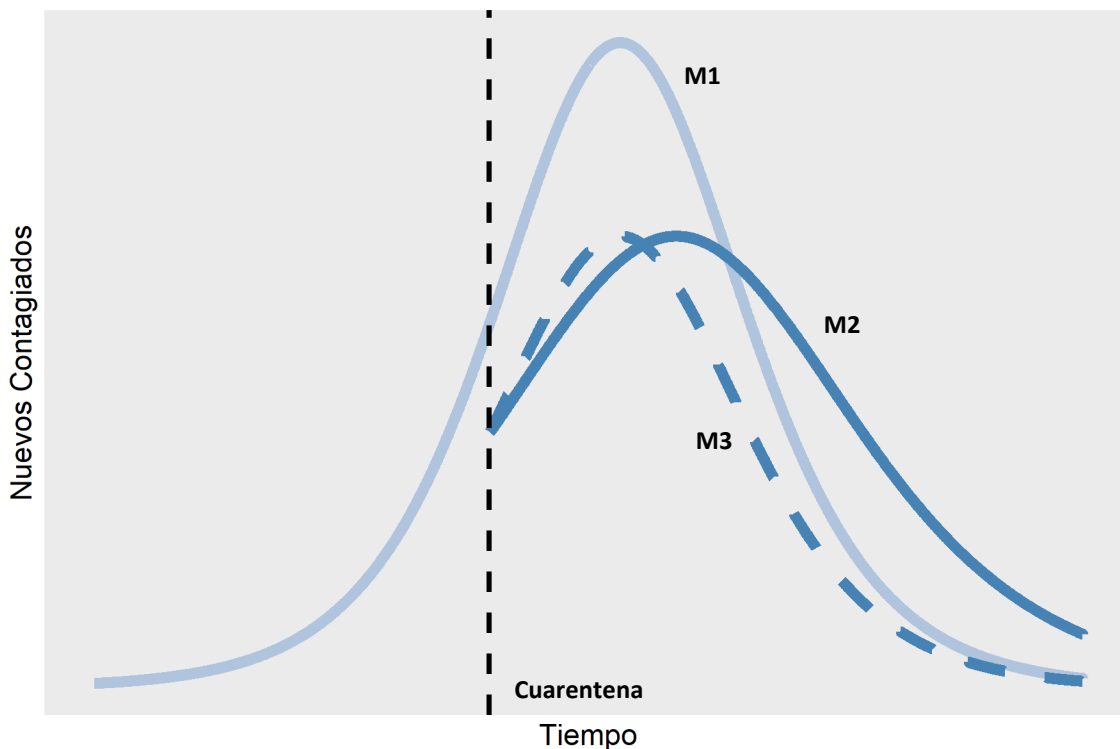
La Figura 1 muestra la diferencia entre los modelos propuestos. El modelo base corresponde al modelo M1 sin efecto cuarentena en línea celeste. Este modelo describe la evolución de contagios antes de la cuarentena. Después de la línea vertical que marca el inicio de la cuarentena en la Figura 1, el modelo representa lo que habría ocurrido si no se hubiese aplicado la cuarentena. El modelo M2 corresponde al modelo en el cual la tasa de contagio disminuye en un 30%. La curva de contagios se atenúa y desplaza hacia la derecha disminuyendo el peak de contagios. La población de contagiados potencial, sin embargo, permanece constante de manera que la disminución de contagios en el peak se compensa con una mayor duración del período de contagios. Es decir, se aplanan las curvas. El modelo M3 no cambia la tasa de contagio, pero sí cambia la población de contagiados. En el gráfico, esta población disminuye en 30%. La curva de contagios no se desplaza sino disminuye. Naturalmente es posible que en la práctica se dé un escenario combinado en el cual co-existan ambas hipótesis.

Las dos hipótesis propuestas tienen consecuencias muy distintas en términos de políticas públicas. El modelo M2 no afecta al total de personas que se infectan, sólo afecta el tiempo en el cual ocurre el contagio. Esto permite gestionar los recursos de los centros médicos de manera que no exista una sobre demanda de recursos en un momento del tiempo. El modelo M3, en cambio, disminuye la

población infectada y por lo tanto el número de personas que se verán seriamente afectadas por el virus. El *peak* de contagios es similar en ambos modelos según se muestra en la Figura 1.

### Figura 1: Modelos de Impacto de Cuarentena

Evolución de contagios antes y después de la cuarentena según distintas versiones del modelo. El modelo M1 supone que no hay impacto de la cuarentena en los contagios, el modelo M2 supone que con la cuarentena disminuye la tasa de contagio mientras que el modelo M3 supone que la cuarentena disminuye la población contagiada en la ola.



### 3. Aplicación del Modelo a Comunas en Santiago de Chile

Chile es uno de los países con el mayor número de contagios de Covid-19, por millón de habitantes, en el mundo. La autoridad sanitaria ha utilizado una estrategia mixta de períodos con cuarentena y períodos sin cuarentena para distintas comunas de la ciudad de Santiago. Esto se traduce en que, en un período de 22 semanas, desde inicio de marzo y hasta mediados de julio, varias comunas de Santiago han tenido tanto períodos con cuarentena como períodos sin cuarentena. Durante todo este período ha habido una ola de contagios muy significativa.

Para la aplicación del modelo presentado en la sección anterior, se ha seleccionado una muestra de 10 comunas de Santiago con distintos niveles socio económicos, distintos tamaños de población y distintas tasas de movilidad de manera de poder analizar eventuales diferencias entre las comunas. Un criterio para la selección de comunas es que deben tener un período suficientemente prolongado con y sin cuarentena de manera de poder estimar el impacto de esta medida. Las comunas consideradas en la muestra tienen entre 8 y 12 semanas de cuarentena y las semanas restantes sin cuarentena. El Cuadro 1 muestra características demográficas de las comunas en la muestra: población en miles de personas y nivel socio económico según la proporción de hogares bajo la línea de pobreza. Para cada una de las comunas en la muestra se estimó, por mínimos

cuadrados no lineales, la solución analítica de la ecuación diferencial (1) incorporando un error aleatorio y las dos hipótesis respecto del impacto de la cuarentena definidos en (2) y (3). En la estimación de los coeficientes se restringieron los parámetros  $\beta$  y  $\gamma$  a ser mayores o iguales a cero. Los resultados de la estimación se muestran en el Cuadro 2. La estrategia de estimación consistió en hacer la estimación del modelo más general, M4, y luego reducir el modelo según coeficientes no significativos o iguales a cero. El único coeficiente que se mantuvo en el modelo, independientemente de su significancia, fue el parámetro  $p$  porque corresponde a la tasa de primeros contagios desde el exterior de la comuna. Si este parámetro es igual a cero, no hay contagios.

### Cuadro 1: Características de Comunas Seleccionadas

Población de cada comuna en miles de personas según Censo 2017, nivel socio económico según % de hogares bajo la línea de pobreza en 2017.

Comuna	Población (Miles)	Nivel Socio Económico
La Florida	402	Medio
La Pintana	189	Bajo
La Reina	100	Alto
Las Condes	331	Alto
Maipú	579	Medio
Peñalolen	267	Medio
Providencia	158	Alto
Pudahuel	253	Bajo
Quilicura	255	Bajo
San Bernardo	335	Bajo

Los resultados del Cuadro 2 muestran que los valores del parámetro  $p$  son muy pequeños a pesar de lo cual son significativos en la mayoría de las comunas. La tasa de contagio  $q$  es siempre significativa y muy estable a través de las comunas. La proporción de la población total contagiada en cada comuna,  $\alpha$ , es pequeña y siempre significativa. Se observa una correlación negativa y fuerte entre  $\alpha$  y el nivel socio económico (-0.77). Es decir, las comunas de mayor nivel socio económico tienen una menor proporción de la población contagiada. Por otra parte, para la mayoría de las comunas seleccionadas la hipótesis  $\beta = 0$  es rechazada, lo cual es consistente con la hipótesis de que la cuarentena posterga los contagios. El coeficiente  $\beta$  promedio es 24,9%. Se observa que la reducción de la tasa de contagio por la cuarentena,  $\beta$ , tiene una correlación positiva y fuerte (0.79) con el nivel socio económico. Es decir, en las comunas de más altos niveles socio económico la cuarentena es más efectiva en retrasar los contagios. Por su parte, la hipótesis  $\gamma = 0$  es aceptada en todas menos una de las comunas. Esto quiere decir que no hay evidencia en los datos que la cuarentena disminuya la población que se contagia en una ola. Hay dos comunas, con nivel socio económico bajo, en las cuales se acepta la hipótesis  $\beta = \gamma = 0$ .

El nivel de error promedio al predecir los nuevos contagios en una semana es 13.9% y el error promedio al predecir los contagios acumulados en la ola es 1,6%. El indicador  $R^2$  promedio de los modelos es 0.993, lo cual muestra que el modelo representa bien la evolución de los contagios en las comunas de la muestra.

En la estimación de los distintos modelos observamos un grado de correlación moderado entre los coeficientes  $\beta$  y  $\gamma$  estimados. En una de las comunas, Maipú, la estimación del modelo completo acepta la hipótesis  $\beta = \gamma = 0$ , pero al estimar los modelos M2 y M3, que contienen sólo uno de

estos parámetros, ambos coeficientes resultaron significativos. Como los modelos M2 y M3 son no anidados, se prefirió el modelo M2 porque el cociente de las verosimilitudes de M2 en relación a M3 era igual a 3.0. En un contexto bayesiano, esto significa que el modelo M2, en relación al modelo M3, tiene probabilidad 75%.

### Cuadro 2: Estimación Impacto de Cuarentena en Comunas Santiago de Chile

Estimación del modelo más general que considera ambos modelos tipo I y tipo II en cada comuna, estadígrafo  $R^2$  y error porcentual de predicción en la muestra. Todos los modelos tienen 22 observaciones. La significancia estadística de los coeficientes se indica con \* (10%), \*\* (5%) y \*\*\* (1%).

Comuna	$\rho$	$q$	$\alpha$	$\beta$	$\gamma$	$R^2$	Error (%)
La Florida	0.275E-4	0.716***	0.033***	0.273***		0.993	13.3%
La Pintana	0.900E-4***	0.600***	0.050***			0.995	11.7%
La Reina	0.200E-4***	0.715***	0.021***	0.340***		0.997	8.2%
Las Condes	1.111E-4**	0.647***	0.017***	0.276***		0.987	17.4%
Maipú	0.677E-4***	0.605***	0.024***	0.152***		0.995	11.1%
Peñalolén	0.075E-4	0.847***	0.042***	0.293***		0.988	17.8%
Providencia	1.300E-4	0.612***	0.019***	0.214**		0.968	27.4%
Pudahuel	0.402E-4*	0.666***	0.037***	0.194***		0.993	13.8%
Quilicura	0.719E-4***	0.614***	0.051***		0.411***	0.997	8.3%
San Bernardo	1.836E-4***	0.515***	0.033***			0.996	10.2%

Para efectos de comparar las estimaciones del modelo propuesto con el tradicional modelo SIR, se estimaron, sin la variable cuarentena, el modelo base M1 y las versiones analíticas del modelo SIR (Shabbir et al., 2010). En todas las comunas las estimaciones son casi exactamente iguales en términos de la función verosimilitud y en términos de la tasa de contagio  $q$ .

La Figura 2 muestra los modelos ajustados para las distintas comunas seleccionadas. Los puntos de color negro corresponden a las observaciones de contagio en cada semana, la línea azul corresponde a la trayectoria de nuevos contagiados según el modelo estimado mientras que la línea más clara corresponde a la evolución que habrían tenido los nuevos contagios de cada semana si no se hubiera establecido la cuarentena. En color rojo se marcan los períodos de cuarentena. La diferencia entre los *peaks* de las curvas celeste y azul corresponde a la disminución de contagios lograda en la semana *peak* con el mayor número de contagios.

#### 4. Conclusiones

El coronavirus ha producido un efecto muy significativo en la vida de las personas y en la economía de muchos países, lo cual ha generado una controversia entre la necesidad de establecer cuarentenas y otras medidas de distanciamiento social para proteger la salud de las personas, y la necesidad de volver a reactivar la económica.

En este estudio se mide el impacto que tiene la cuarentena en términos de los dos objetivos que persigue esta medida: retrasar y/o evitar los contagios. Esta medición es importante para diseñar políticas públicas que mantengan un apropiado balance entre la salud de la población y la reactivación económica. Para medir los dos potenciales efectos de la cuarentena se propone y aplica una modificación del modelo SIR que tiene varias ventajas: es simple, tiene solución analítica, permite la incorporación de variables de control para medir el impacto de políticas de la autoridad de salud durante la ola de contagios.

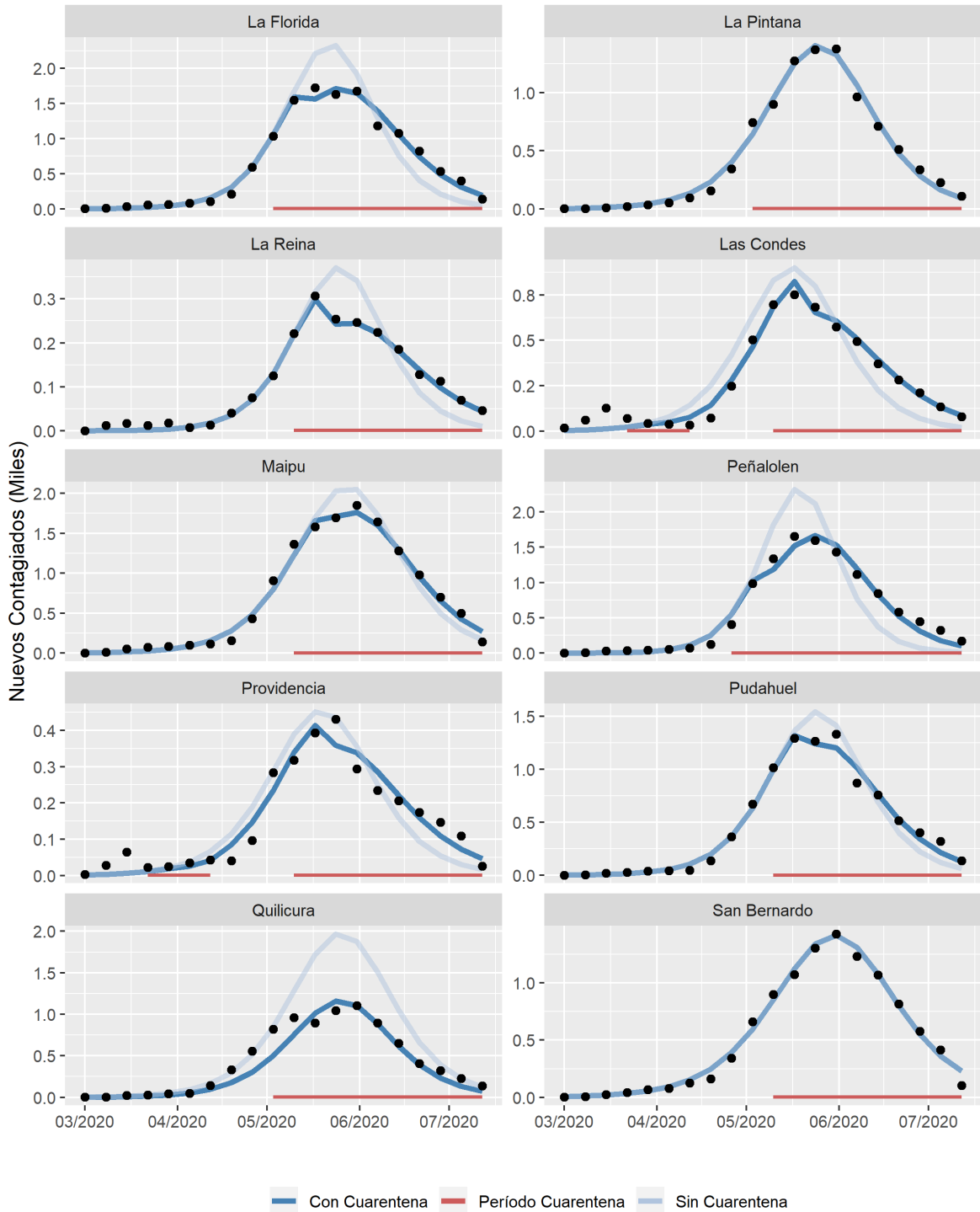


El modelo se aplica a diez comunas de Santiago de Chile que durante 22 semanas han estado afectas a períodos con y sin cuarentenas. Los resultados muestran que el modelo de Bass propuesto se ajusta muy bien a los datos y que el impacto de la cuarentena es disminuir de manera significativa la tasa de contagio, evitando *peaks* que puedan colapsar el sistema de salud. La reducción promedio en la tasa de contagio es 24,9%; además, se observa que la reducción de la tasa de contagio tiene una correlación positiva y fuerte (0.79) con el nivel socio económico.

La hipótesis que los períodos de cuarentena disminuyen la población expuesta al contagio en una ola es rechazada en 9 de las 10 comunas analizadas. Probablemente, este resultado se explica porque muchas personas han establecido sus propias medidas de distanciamiento social y cuidado personal de la salud, independientemente de las cuarentenas decretadas por la autoridad. Para estas personas, la probabilidad de contraer la enfermedad permanece muy baja en períodos con y sin cuarentena. Otra hipótesis que permite explicar estos resultados es que las cuarentenas fueron decretadas en forma tardía cuando los contagios ya tenían un crecimiento exponencial. Los estudios que se han realizado para medir el impacto de la cuarentena (Dandekar & Barbastathis, 2020; Nussbaumer-Streit et al., 2020) muestran que las medidas de cuarentena son más efectivas para disminuir los contagios si se implementan tempranamente.

**Figura 2: Modelo Ajustado con Cuarentena y Modelo sin Cuarentena por Comuna**

Modelos ajustados para las distintas comunas. Los puntos de color negro corresponden a las observaciones de contagio en cada semana, la línea azul corresponde a la trayectoria de nuevos contagiados según el modelo estimado mientras que la línea más clara corresponde a la evolución que habrían tenido los nuevos contagios de cada semana si no se hubiera establecido la cuarentena. En color rojo se marcan los períodos con cuarentena



## Referencias

Dandekar R. & G. Barbastathis (2020) Quantifying the effect of quarantine control in Covid-19 infectious spread using machine learning. Preprint Medrxiv

Bass F. (1969) A new product growth for model consumer durables. *Management Science*. **15** (5): 215–227

Bass F., T.V. Krishnan & D.C. Jain (1994). Why the Bass Model Fits without Decision Variables. *Marketing Science*. **13** (2): 203–223.

Brauer, F., C.Z. Castillo-Chavez, Z. Feng (2019) *Mathematical models in epidemiology*. Springer-Verlag, New York

Brignano, L. & F. Iavernaro (2020) A multi-region variant of the SIR model and its extensions. [arXiv:2003.09875](https://arxiv.org/abs/2003.09875) [q-bio.PE]

Ellison, G. (2020) Implications of Heterogeneous SIR Models for Analyses of COVID-19. NBER Working Paper No. 27373 JEL No. I18

Kermack, W.O. & A.G. McKendrick, (1927) Contribution to the Mathematical Theory of Epidemics, Proceedings of the Royal Society London. **115**: 700-721.

Ministerio de Ciencias, [www.minciencia.gob.cl/covid19](http://www.minciencia.gob.cl/covid19)

Ndairou, F., I Area, JJ Nieto, DFM Torres (2020) Mathematical modeling of Covid-19 transmission dynamics with a case study of Wuhan. *Chaos, Solitons & Fractals*, **135**: 1-6.

Nussbaumer-Streit, B., V. Mayr, A.I. Dobrescu, A. Chapman, E. Persad, I. Klerings, G. Wagner, U. Siebert, C. Christof, C. Zachariah, G. Gartlehner. (2020) *Quarantine alone or in combination with other public health measures to control COVID-19: a rapid review*. *Cochrane Database of Systematic Reviews*.

OECD (2020) *Evaluating the initial impact of COVID-19 containment measures on economic activity*. [www.oecd.org](http://www.oecd.org). June.

Shabbir, G., H. Khan & M. A. Sadiq (2010) An exact solution of a particular case of SIR and SIS epidemic models, arXiv:1012.5035.