

Factores asociados a la duración de las cuarentenas durante la pandemia COVID-19 en Chile

Jessica Pavani¹, Luis Gutiérrez¹, Leonardo Jofré¹, Inés Varas², Oscar Ortiz³, Iván Gutiérrez¹, Jaime Cerda⁴, and Gabriel Arriagada³

¹*Facultad de Matemáticas, Departamento de Estadística, Pontificia Universidad Católica de Chile*

²*Núcleo Milenio Centro para el Descubrimiento de Estructuras en Datos Complejos (MiDaS)*

³*Instituto de Ciencias Agroalimentarias, Animales y Ambientales – ICA3, Universidad de O’Higgins*

⁴*Facultad de Medicina, Departamento de Salud Pública, Pontificia Universidad Católica de Chile*

Resumen

Desde que comenzó la pandemia COVID-19, varios países han implementado medidas de contención consistentes, principalmente de cuarentenas y distanciamiento social. Estos enfoques variaron ampliamente lo que convocó a muchos científicos a estudiar acerca de su eficacia. Este estudio exploró factores epidemiológicos, demográficos y socioeconómicos asociados a la duración de las cuarentenas en Chile entre el 25 de marzo y el 25 de diciembre de 2020. Los hallazgos mostraron que la población, el hacinamiento, el número de camas UCI ocupadas, el número de casos activos y el número de fallecidos se asociaron significativamente con la duración de la cuarentena, siendo identificados como factores de riesgo para cuarentenas más prolongadas. El indicador de cuarentena (i.e., si la comuna estaba en cuarentena por primera o segunda vez) fue indicado como un factor de protección, lo que implica una reducción de 34.4 % en la duración de la segunda cuarentena con respecto a la primera.

1. Introducción

A principios de 2020, cuando la Organización Mundial de la Salud (OMS) declaró al COVID-19 una pandemia, los países comenzaron a implementar medidas de contención para reducir la transmisión viral, principalmente cuarentenas y distanciamiento social. Rápidamente, más de la mitad de la población mundial se vio sometida a formas estrictas de restricciones de movimiento y distanciamiento social. Los enfoques adoptados por los gobiernos nacionales variaron ampliamente. En Chile, las primeras medidas fueron el cierre de jardines infantiles y escuelas, seguidas del cierre de las fronteras del país. Pocos días después, el 25 de marzo, el gobierno comenzó a implementar cuarentenas a nivel comunal.

Las cuarentenas fueron decretadas por el gobierno chileno con base en varios criterios definidos por el Ministerio de Salud de Chile. Básicamente, se consideraron cuatro indicadores: el número de casos activos, el incremento en la incidencia de casos activos, el número total de casos activos por km² y la disponibilidad de camas UCI. Estos indicadores fueron analizados individualmente para cada comuna. El gobierno también estableció criterios para poner fin a las cuarentenas. A nivel regional, la ocupación UCI debería ser $\leq 85\%$ y el porcentaje de positividad de los exámenes de PCR $< 10\%$ en los siete días previos. A nivel comunal, se requería una disminución constante de casos nuevos durante los 21 días anteriores, lo que significa un número reproductivo ≤ 1 . Además, debería haber capacidad para rastrear y aislar el 90 % de los casos nuevos confirmados en menos de 48 horas, e identificar y rastrear el 75 % de los contactos de esos casos durante 14 días. Si bien el gobierno chileno estableció claramente los criterios para comenzar y terminar una cuarentena, aún no había evidencia científica sólida que los respaldara, por lo tanto, podrían ser discutibles.

2. Objetivos

El objetivo de este estudio fue explorar factores epidemiológicos, demográficos y socioeconómicos asociados a la duración de las cuarentenas en Chile. Para esto se estudió las cuarentenas entre el 25 de marzo y el 25 de diciembre de 2020 y se consideró los datos descritos en detalles en Ortiz et al. (2021).

3. Metodología

Para explorar los factores asociados a la duración de las cuarentenas se usó modelos de sobrevivencia donde el evento de interés es salir de la cuarentena. Los modelos de sobrevivencia también son capaces de manejar covariables que varían en el tiempo, las cuales son muy comunes en la investigación clínica. Un enfoque sencillo para incluir covariables dependientes del tiempo es extender el modelo de riesgo proporcional (Cox, 1972; Therneau, 2000). Así, la función de riesgo se formula como:

$$h(t | x, z(t), \beta, \alpha) = h_0(t) \exp\{x^\top \beta + \alpha z(t)\},$$

donde β y α son los coeficientes de los predictores fijos y de los que varían en el tiempo, respectivamente. x denota los predictores fijos y $z(t)$ denota los predictores que varían en el tiempo. En estos casos, dado que los predictores dependen del tiempo, el riesgo relativo también depende del tiempo. Esto significa que el riesgo de ocurrencia del evento en el momento t ya no es proporcional al riesgo de referencia y el modelo ya no es un modelo de riesgos proporcionales. Además, $h_0(t)$ se puede definir como función paramétrica o no paramétrica.

Particularmente para este estudio consideramos como predictores fijos en el tiempo las siguientes informaciones: población (en 100 mil habitantes), densidad poblacional (habitantes por km²), número de inmigrantes (por 100 mil habitantes), hacinamiento (número de personas sobre el número de hogares), índice de desarrollo socioeconómico (IDSE, entre 0 y 1) e índice de ruralidad de las comunas (de 0 a 100). Además, se consideró si la comuna es capital regional y/o capital provincial, si tiene aeropuerto y/o puerto. Otra información incorporada al modelo fue un indicador de cuarentena, lo cual indicaba si la comuna estaba en cuarentena por primera o segunda vez dentro del período de seguimiento.

A lo largo del período de seguimiento el Ministerio de Salud reportaba periódicamente informaciones epidemiológicas relacionadas con la situación pandémica del país. Datos como el número total de casos activos (por 100 mil habitantes), el número de fallecidos (por 100 mil habitantes), el número de camas UCI ocupadas (por 100 mil habitantes) y la positividad de los exámenes PCR (entre 0 y 1) fueron incorporados al modelo como predictores que cambian con el tiempo. Esa información temporal fue considerada por semana. La positividad fue calculada como:

$$\text{positividad} = \frac{\text{casos asintomáticos} + \text{casos sintomáticos}}{\text{PCR realizados}}.$$

4. Resultados

El primer paso del análisis fue una selección de variables, donde se mantuvieron solamente los predictores por debajo del umbral de significancia de 5 % (población, hacinamiento, indicador de cuarentena, camas UCI, casos activos y fallecidos). Así, el modelo final se escribe como:

$$h(t | \cdot) = h_0(t) \exp \{ \beta_1 * \text{población} + \beta_2 * \text{hacinamiento} + \beta_3 * \text{id_cuarentena} + \alpha_1 * \text{UCI}_i + \alpha_2 * \text{casos_activos}_i + \alpha_3 * \text{fallecidos}_i \}, \quad (1)$$

donde $h_0(t)$ sigue una distribución Weibull con parámetro de forma (a) y de escala (b). Los coeficientes estimados, razones de riesgo en conjunto con sus intervalos de confianza se presentan en la Tabla 1.

Tabla 1: Coeficientes estimados, *Hazard ratios* e intervalos de confianza al 95 % asociados a los predictores del modelo de sobrevivencia.

Predictor	Estimación	IC _{95 %}	<i>Hazard ratio</i>	IC _{95 %}
Población	-0.188	(-0.127, -0.249)	0.828	(0.880, 0.780)
Hacinamiento	-0.261	(-0.105, -0.417)	0.770	(0.901, 0.659)
Indicador de cuarentena	0.296	(0.519, 0.072)	1.344	(1.681, 1.075)
UCI	-0.062	(-0.036, -0.089)	0.940	(0.965, 0.915)
Casos activos	-0.010	(-0.008, -0.012)	0.990	(0.992, 0.988)
Fallecidos	-0.004	(-0.003, -0.006)	0.996	(0.997, 0.995)

Además, $a = 0,95$ (0,79, 1,10) y $b = 1,60$ (1,08, 2,13) son los valores estimados para los parámetros de la distribución de $h_0(t)$ y sus respectivos intervalos de confianza. El modelo se ajustó en R por medio de la librería **flexsurv** (Jackson et al., 2021).

Los resultados presentados en la Tabla 1 indican que la población, el hacinamiento, las camas UCI, los casos activos y los fallecidos se asociaron significativamente con la duración de la cuarentena, siendo identificados como

factores de riesgo para cuarentenas más prolongadas. Sin embargo, el indicador de cuarentena es un factor de protección, lo que indica una reducción de 34.4% en la duración de la segunda cuarentena con respecto a la primera, i.e., la segunda vez que una comuna entra en cuarentena, esta es más corta, en promedio.

Para visualizar las curvas de sobrevivencia de cada comuna ver Resultado 3 disponible en <https://www.epicovid.cl>. Los datos utilizados en este estudio están disponibles en <https://github.com/COVID0248/Resultado3>.

5. Conclusiones preliminares

Los resultados de este estudio indican que además de los datos epidemiológicos como el número de casos activos, el número de camas UCI ocupadas y el número de fallecidos, factores demográficos y socioeconómicos como la población y el hacinamiento de la comuna también están significativamente asociados con la duración de las cuarentenas. Además, la información de si la comuna estaba en cuarentena por primera o segunda vez también está asociada a la duración. Usamos un modelo de sobrevivencia para explicar estas asociaciones, proporcionando información útil y práctica para respaldar las decisiones gubernamentales con respecto a las cuarentenas en Chile.

Referencias

- Cox, D. (1972). Regression models and life-tables. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 34(2):187–220.
- Jackson, C., Metcalfe, P., Amdahl, J., Warkentin, M. T., and Kunzmann, K. (2021). *flexsurv: Flexible parametric survival and multi-state models*. R package version 2.0.
- Ortiz, O., Garrido, D., Arriagada, G., Gutiérrez, L., Cerda, J., Pavani, J., Jofré, L., Varas, I., and Gutiérrez, I. (2021). Base de datos epidemiológica y sociodemográfica COVID-19 en Chile y el mundo. <https://epicovid.cl/>.
- Therneau, T. (2000). *Modeling survival data: extending the Cox model*. Springer, New York.