

COVID-19 bajo fases inciertas

¿Qué nos enseña el caso argentino?#

Hildegart Ahumada Fernando Navajas

Academia Nacional de Ciencias Económicas

Septiembre 15, 2020

Resumen

En este trabajo hacemos una caracterización de la evolución del COVID-19 que parte de lo que consideramos es la hipótesis más probable sobre la evolución incierta de la pandemia, que prevé una secuencia de diferentes ciclos con duración y magnitud desconocidas durante 18-24 meses desde su comienzo en Marzo de 2020. Este patrón implica una estrategia de investigación en la que el pronóstico de series de tiempo a corto plazo de la evolución de los casos observados y las muertes juega un papel central tanto en la detección de la evolución de la pandemia como en la estimación de los parámetros estructurales e indicadores -necesariamente cambiantes- de un modelo SIRD. Ilustramos nuestro enfoque con el desempeño de la Ciudad de Buenos Aires (CABA), porque además de haber sido parte central del “start-up” de la pandemia y en donde inicialmente la cuarentena fue más estricta, luego describió un caso notable de rebrote y contención en barrios carenciados que para nosotros constituye el único ejemplo exitoso en la Argentina de una estrategia de “testeo y aislamiento” que debió haber sido una extensión inteligente de política de intervención focalizada que no se llevó a cabo en el país. El método propuesto en el trabajo se puede ampliar para incluir cuestiones de heterogeneidad, no linealidades de los efectos de las restricciones a la movilidad sobre los contagios, cuestiones referidas a la saturación del sistema de salud y al proceso observado en las muertes. Entre los principales resultados de este estudio se encuentra la evidencia del efecto temporal no uniforme de las restricciones a la movilidad que, con un rezago de 8 días sobre los casos observados, registra una no linealidad que muestra una significativa efectividad para los niveles iniciales en Marzo que luego se diluye en el tiempo. Este resultado significa que los efectos de las restricciones a la movilidad son heterogéneos entre zonas o regiones en función de la evolución de la pandemia y, a nuestro entender, contribuye al debate de políticas de intervención ocurrido entre Mayo y Septiembre entre los gobiernos de la CABA y de la Provincia de Buenos Aires. Otro resultado importante se refiere a la dinámica de fallecimientos, que se relaciona con nuevos casos registrados entre 16 y 19 días antes, y que registra una resistencia a converger a tasas bajas como se ha observado en los países de la región. Este fenómeno, a nuestro entender, desnuda un problema con el “recorrido” de la experiencia argentina que, en ausencia de una estrategia de salida virtuosa o inteligente del éxito inicial en haber optado por una cuarentena temprana, puede terminar con niveles similares, en muertes por millón de habitantes, que lo observado en países vecinos, lo cual implicaría una sustancial elevación de las muertes.

Introducción

Este trabajo elabora sobre los resultados obtenidos en Ahumada, Espina-Mairal y Navajas (2020). Versiones previas fueron presentadas entre Junio y Septiembre de 2020 en el Seminario de Analisis Económico de UCEMA, el Seminario del Instituto de Economía Aplicada de la ANCE y el Seminario Econet del Research Department del Banco Interamericano de Desarrollo en Washington D.C.. Se agradecen los comentarios recibidos por parte de Eduardo Cavallo, Omar Chisari, Mariana Conte Grand, Juan Carlos de Pablo, Gerardo Della Paolera, Victor Elías, Alejandro Izquierdo, Rody Manuelli, Alfredo Navarro, Alberto Porto, Andrew Powell, Ernesto Shargrotsky, Ernesto Stein, Walter Sosa Escudero y Jorge Streb.

Este trabajo se basa en Ahumada, Espina-Mairal y Navajas (2020) y elabora sobre aspectos referidos a la evaluación (a los propósitos de seguimiento y contribución al debate de políticas) del recorrido del COVID-19, bajo la hipótesis de ciclos o fases inciertos en cuanto a ocurrencia, duración e intensidad de los mismos. Esta hipótesis tiene origen en visiones autorizadas dentro de la epidemiología mundial (Moore *et al*, 2020) si bien no cuenta con un consenso pleno dentro del ambiente científico y además está abierto al desafío de otras visiones provenientes de otras disciplinas. En última instancia la evolución de la evidencia empírica en curso va a ir dilucidando la validez de esta visión, lo que también va a depender de la forma en que la vacunación se implemente en el mundo. Los desarrollos al momento de escribir este trabajo (comienzos de Septiembre) tienden a validar la hipótesis de fases inciertas en cuanto a aparición, intensidad y duración.

Motivación y aporte metodológico

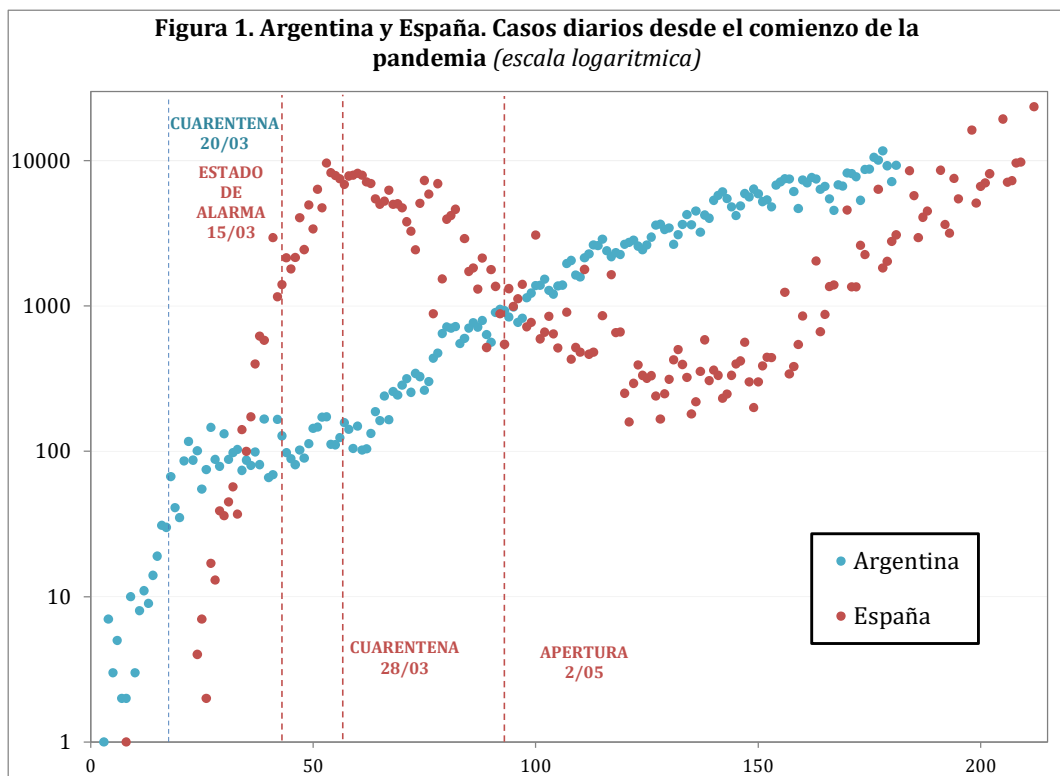
Dada esta incertidumbre de extensión y formato de la evolución de la pandemia, que no es otra cosa que la descripción de un camino irregular (en vez de regular o de un solo ciclo) a la superación (por inmunidad o vacunación) de la pandemia, las proyecciones de mediano largo plazo -basadas en modelos simple o complejos de recorrido gravitacional- han tenido problemas o fallas de predicción a los propósitos de pronóstico. Frente a este panorama, una estrategia de construir pronósticos de corto plazo (diarios, en el horizonte de una semana adelante) resulta ser un método útil para evaluar la evolución, aún en el caso en que se suponga o crea de que no van a existir ciclos sino un recorrido de único pico. Es útil porque describe la velocidad de evolución hacia adelante y puede ayudar a informar a los efectos de ajustar la función de respuesta de política, cualquiera sea la forma que esta adopte. Trabajos realizados en el campo de la econometría dinámica de pronóstico (Castle *et al*, 2020) que usa técnicas de saturación de variables ficticias y se acomoda a corrimientos (“shifts”) de las distribuciones de los parámetros (Hendry, 2000, 2020) son una de las bases que usamos en este trabajo para modelar pronósticos de corto plazo de la evolución de casos y fallecimientos. Pero a diferencia de estos autores, nosotros buscamos una especificación tal que la misma sea compatible con la estimación de los parámetros centrales (en particular la tasa de contagio) de un modelo epidemiológico simple SIRD (originalmente basado en Kermack and McKendrick, 1927); ver también Heathcote, 2000) que representa el “toolkit” de referencia dominante para una analítica de pandemia. Los parámetros de este modelo pueden ser estimados econométricamente por dos vías alternativas. Uno es utilizar métodos no lineales (Batista, 2020; Castle *et al*, 2020) debido a la propia naturaleza no lineal del modelo SIRD. Otro, muy conveniente y utilizado por Harris (2020) para modelar el “aplanamiento” de la curva de casos en Nueva York en el mes de marzo, consiste en “linealizar” una ecuación de casos extraída del modelo SIRD y utilizar métodos lineales de estimación. Este método es útil para evaluar el “start-up” de una pandemia, pero resulta a nuestro criterio menos flexible para evaluar ex-ante cambios o escalones en la dinámica de la pandemia. Por otro lado, el método no

lineal va a sufrir de inestabilidad y corrimiento de parámetros en un contexto de ciclos de corto plazo de la pandemia. La contribución de este trabajo resulta en adoptar una tercera vía que consiste en obtener proyecciones de corto plazo de la tasa de crecimiento de los casos observados -que se basan en una metodología de econometría dinámica con técnicas de saturación de impulsos¹- para desde ahí extraer el coeficiente de contagio de un modelo SIRD que está implícito en los datos. Por último, debe mencionarse a la literatura sobre modelos económico-epidemiológicos de “cuarentenas óptimas” (Alvarez *et al*, 2020; Garriga *et al*, 2020; Acemoglu *et al*, 2020 entre otros) como una fuente de aporte de efectos y especificaciones relativas a, por ejemplo, el efecto de la movilidad sobre la dinámica de contagio, que es uno de los resultados centrales de nuestro trabajo

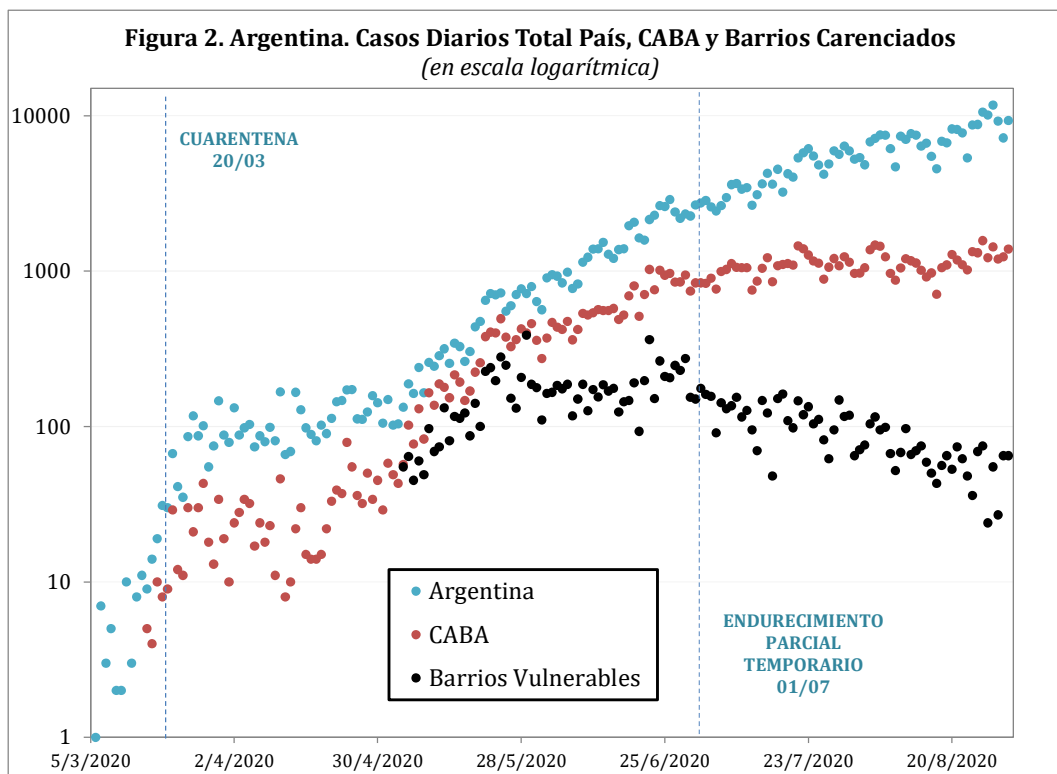
Representación del caso argentino

La Figura 1 muestra la representación del logaritmo de los casos diarios, cuya pendiente en el tiempo puede ser usada (Harris, 2020) para estimar el coeficiente de la tasa de contagios del modelo SIRD. En la misma figura se superpone la evolución diaria (en escala logarítmica) de los casos diarios de Argentina al desempeño de España, que tuvo un inicio anterior y tardó más en implementar una cuarentena estricta. Luego de un arranque mucho más leve que el de España (que trepa a los 100 casos diarios comparado con otro que va derecho a los 10 mil casos en pocos días) la cuarentena argentina logra establecer una meseta o plateau desde fines de Marzo y hasta comienzos de Mayo, para luego tomar una evolución ascendente que continúa hasta la actualidad. La elección de España como comparación, además de tratarse de un país de población similar, tenía inicialmente el atractivo de comparar el caso argentino a un proceso más parecido a una sola fase, cruenta y rápida. Sin embargo, desde Julio, España reinició una segunda fase, es decir que el caso español es ahora también representativo de una tipología de ciclos inciertos.

¹ Saturación de impulsos se refiere a la inclusión automática de variables binarias para determinar posibles valores extremos y/o quiebres en todas las observaciones de la muestra disponible.



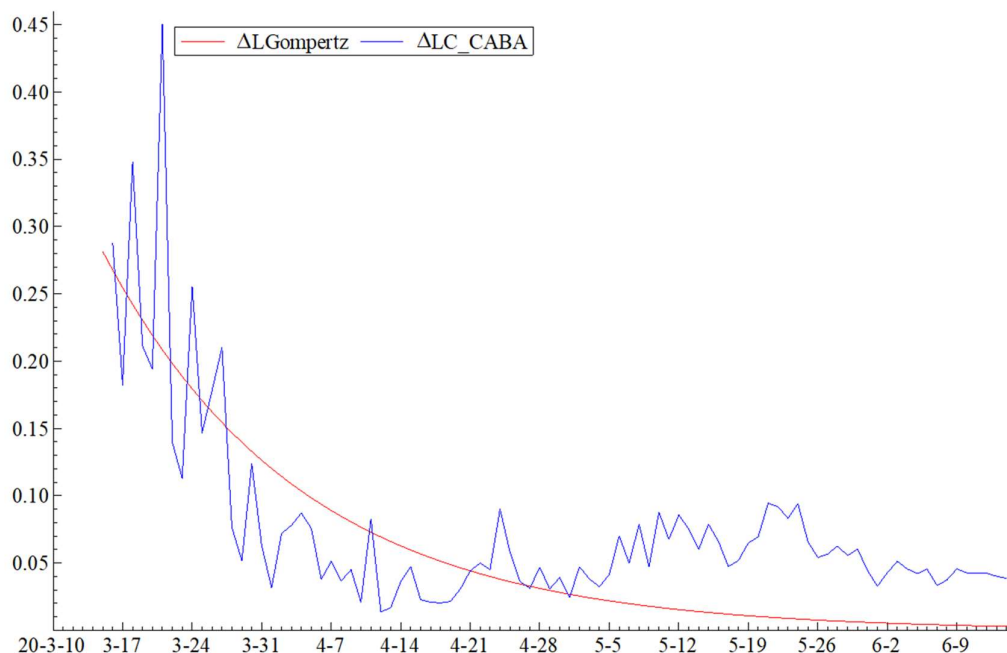
En el proceso argentino conviven varias etapas que, aproximadamente, se superpone con meses calendario. En Marzo, Abril y Mayo la dinámica de la pandemia en la Argentina estuvo muy influenciada por la evolución en la Ciudad de Buenos Aires (CABA) y en menor medida el Gran Buenos Aires (GBA), que luego irrumpió con fuerza en Junio y Julio, mientras que desde Agosto la dinámica se ha visto influenciada por la irradiación al resto del país. Dada la diferente calidad de la información desde el comienzo de la pandemia, la ilustración de la metodología propuesta en este trabajo se aplica a CABA. La Figura 2 muestra la importancia relativa de CABA en la dinámica de la evolución de la pandemia en la Argentina. CABA explica la dinámica inicial, el amesetamiento de Abril y el rebrote de comienzos de Mayo, este último ocurrido en los barrios carenciados de CABA en particular en la Villa 31 y la Villa 11-14. Desde Julio CABA entró en una meseta con pequeños ciclos en el entorno de los 1300 casos diarios, con los barrios carenciados reduciendo sensiblemente el número de casos. La dinámica desde Junio es gobernada por GBA, a lo que más recientemente se suma el resto del país.



Una última representación del caso argentino puede verse en la Figura 3, que ilustra la evolución esperada (en la línea continua) de la tasa de crecimiento de los casos diarios que resulta del ajuste de una curva de Gompertz² a los datos de CABA iniciales (Marzo) versus la evolución observada de la tasa de crecimiento de casos, ambos hasta el mes de Junio. El modelo de Gompertz supone una curva logística que tiene detrás un proceso de un solo pico y por lo tanto debe registrar tasas decrecientes significativas (véase por ejemplo Sanchez-Villegas y Codina, 2020; Utsunomiya *et al*, 2020). La tasa observada en el caso de CABA inicialmente conforma al caso de Gompertz, y hasta se mueve por debajo en virtud del impacto inicial de las restricciones y el amesetamiento de casos en Abril, pero luego se eleva por encima de la trayectoria de la tasa de la curva de Gompertz y lo hace de modo muy persistente en el tiempo. Esto es reflejo de otra dinámica distinta, que por supuesto da lugar a un error de predicción grande en la proyección inicial del modelo de Gompertz. Las intervenciones, en combinación con la propia dinámica de la pandemia y de la respuesta de comportamiento de la gente, da lugar a otro proceso dinámico. Este fenómeno ocurre también, hasta el presente, con el proceso de fallecimientos por COVID en CABA.

²La ecuación de Gompertz es $f(t) = a \cdot \exp(-b \cdot \exp(-g \cdot t))$ donde a es una constante (el valor límite de la función cuando t tiende a infinito), b es un parámetro de desplazamiento de la curva a lo largo del dominio y g es la tasa de crecimiento de la infección. La curva puede ajustarse a los datos por medio de una regresión no lineal para luego calibrar los parámetros. La tasa de crecimiento de $f(t)$ es positiva y decreciente, convergiendo a cero a medida que $f(t)$ converge a su valor límite a .

Figura 3. Argentina CABA. Tasa de crecimiento de casos diarios implícita en la curva de Gompertz ($\Delta LGompertz$) y en los datos observados (ΔLC_CABA)
(unidades: tanto por uno) Marzo 27 Junio 13 2020



Resultados Obtenidos

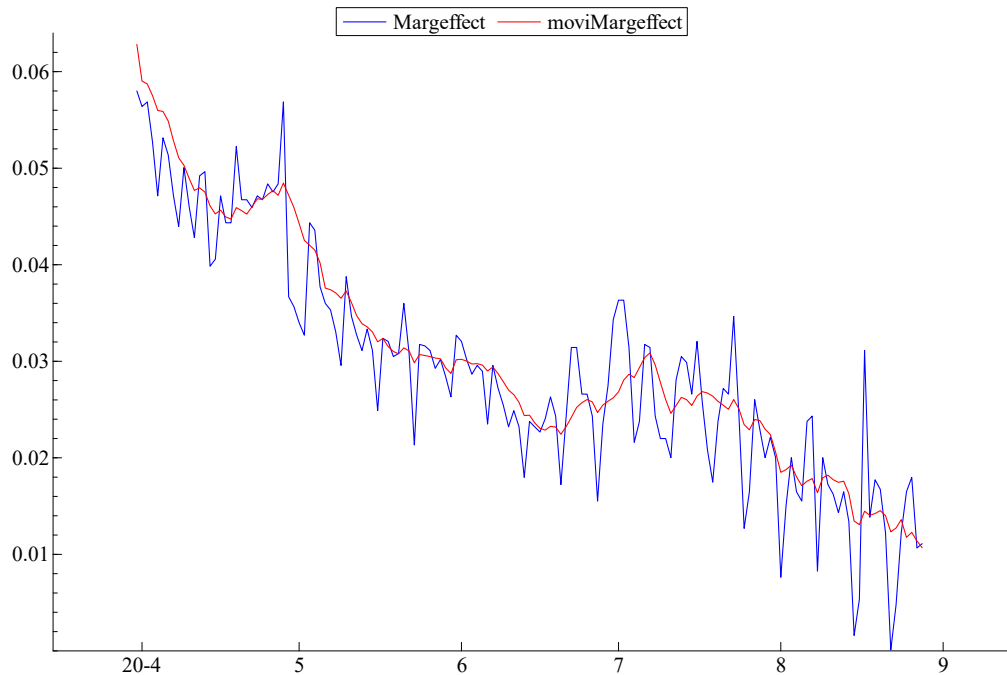
Este trabajo utiliza la proyección de corto plazo de los casos diarios y de fallecimientos por COVID-19 de CABA para evaluar la evolución de la pandemia y extraer la tasa de contagio implícita en la evolución de corto plazo. Esa proyección de casos y fallecimientos diarios en la ventana de una semana adelante permite anticipar la evolución de la pandemia y auxiliar el debate de políticas públicas. Este auxilio proviene de ayudar a caracterizar dicho proceso, pero además a examinar los efectos de las intervenciones no farmacológicas (INF) que se manifiestan en restricciones que operan sobre la movilidad ciudadana, así como a estudiar los rezagos entre casos observados y fallecimientos tal que permiten anticipar la trayectoria de las muertes.

El método econométrico utilizado logra obtener una representación satisfactoria de las ecuaciones econométricas de las tasas de casos y de fallecimientos, tales que permite, en particular, evaluar los efectos de la INF sobre la ecuación de la tasa de casos y en segundo lugar evaluar si determinados eventos públicos masivos provocaron cambios en la dinámica de contagios. Un resultado muy importante es la evidencia que la movilidad ciudadana de (8 días anteriores) ha tenido un efecto no lineal en la tasa de contagio detectada a través de la tasa de crecimiento de casos. Este efecto no lineal tiene un vínculo claro con especificaciones adoptadas en modelos teóricos de cuarentenas óptimas (Alvarez *et al*, 2020) que postulan que la

tasa efectiva de contagios depende de un término cuadrático $(1 - \theta_{i,t}L_{i,t})^2$ en donde $L_{i,t}$ representa la intensidad de la INF (cuarentena) en el distrito i en el momento t , mientras que el parámetro $\theta_{i,t}$ capta la efectividad de la medida. La movilidad ciudadana medida por el indicador de movilidad de Google es utilizada para aproximar el efecto de L . Pero al ser dependiente del tiempo y la jurisdicción y de modo no lineal, las estimaciones deben dar cuenta de estos efectos. La Figura 4 muestra la estimación del coeficiente marginal de la movilidad (que tiene en cuenta efectos no lineales) sobre la tasa diaria de casos de COVID-19 en CABA. Este coeficiente expresa una semi-elasticidad que va desde un cambio en el nivel (logarítmico) de movilidad sobre la tasa diaria de crecimiento de casos. En otros términos, el crecimiento o decrecimiento del nivel, en logaritmos, del índice de movilidad incrementa o reduce la tasa porcentual de crecimiento diario de los casos (aproximada por la variación logarítmica), según se obtiene de una ecuación econométrica estimada. La no linealidad se expresa en un efecto marginal (por unidad de restricción o movilidad) cambiante en el tiempo que empieza siendo bastante efectivo al comienzo de la cuarentena en CABA y luego va disminuyendo en el tiempo.

Este resultado es significativo porque permite visualizar que el efecto de las INF es dependiente del momento y lugar en donde ello ocurre. Para el caso de CABA las restricciones a la movilidad fueron muy importantes en el “amesetamiento” de Abril, pero con la evolución temporal de la pandemia -lo que incluye el comportamiento precautorio de la población- su efecto fue cambiando y de este modo se permitió hacer compatible una mayor movilidad con una tasa más baja de crecimiento de casos. Es un resultado importante porque al ser el efecto dependiente del momento y lugar, es perfectamente posible que determinados cambios en las restricciones al movimiento tengan efectos diferentes en una jurisdicción y entre jurisdicciones contiguas como CABA y GBA. Es decir, no resulta necesariamente deseable uniformar las restricciones en el AMBA.

Figura 4. Efecto marginal de la movilidad sobre la tasa de crecimiento diario de casos en CABA *Valor diario (Margeffect) y promedio móvil de 7 días (moviMargeffect) (unidades: tanto por uno) Abril 20 – Agosto 31 2020*



Otros resultados importantes del trabajo tienen que ver con los efectos de agrupamientos o concentraciones masivas de ciudadanos sobre la tasa de contagio y con la persistencia de la tasa de crecimiento de las muertes. Respecto al primero, el método de saturación de impulsos permite examinar dichos posibles efectos sobre contagios, no encontrándose evidencia significativa de que las concentraciones del 9 de Julio y del 17 de agosto en CABA hayan alterado la dinámica de contagios. Respecto al segundo se observa una persistencia en el crecimiento de muertes, que dependen de casos ocurridos entre 16 y 19 días antes, y que son llamativos de posibles efectos vinculados con la estructura de edades de casos y el proceso de detección temprana e intervención médica. En ambos casos no se encuentra evidencia muy concluyente por lo que el proceso de fallecimientos debería ser examinado con mayor rigor. Mientras que el bajo nivel de muertes por millón de habitantes que se observa en la Argentina (la mitad del observado en varios países de la región) podría usarse para argumentar que la tasa de fallecimiento va a seguir siendo persistente, esto no parece razonable de ser usado en el caso de CABA en donde dicho valor está a más de cuatro veces arriba del promedio nacional. La evidencia de medición simple revela en el caso de CABA una elevada (70%) de fallecimientos que ocurren fuera de Unidades de Cuidado Intensivo (UCI), siendo este porcentaje creciente con la edad, es decir se manifiesta en particular en adultos mayores que no ingresan a las UCI y fallecen. Dada la deficiencia de las estadísticas e información sobre la ocupación de las UCI en

instituciones privadas no es posible integrar esto en ecuaciones de series de tiempo, pero la evidencia casual indica que más allá del estrés hospitalario que se ha elevado en CABA, no parece que la persistencia de la tasa de fallecimiento obedezca a cuestiones de congestión operativo en la UCI, excepto que esté operando un racionamiento de facto que protege a las UCI de un estrés extremo y que esto conlleve un alto nivel de fallecimientos fuera de las UCI.

Reflexiones finales ¿Qué nos enseña el caso argentino?

El aporte metodológico de este trabajo ha sido el de encontrar un nicho que combina el enfoque de proyecciones de corto plazo de econometría dinámica con saturación de impulsos y la especificación de un modelo SIRD para aproximar la dinámica de COVID-19, bajo la hipótesis de que se enfrentan fases inciertas en cuanto a aparición, intensidad y duración de las mismas. Se argumenta que la proyección de corto plazo de los casos y los fallecimientos es útil debido a este proceso incierto sobre la evolución hacia la posición final de la pandemia y que la misma se puede hacer de manera consistente con la estimación de los parámetros del SIR. Según lo permitan bases de datos más ricas, este enfoque puede acomodar la heterogeneidad entre áreas y grupos, la movilidad y las interacciones espaciales y el desempeño del sistema de salud. Pero debe comprenderse que los pronósticos a corto plazo sirven esencialmente para monitorear y dialogar sobre políticas. Solo informan a una estrategia de política, que en sí misma puede ser (muy) subóptima. Es decir, el método utilizado vale por sí mismo y no debe ser confundido con una adhesión a un determinado curso de acción o enfoque de la pandemia.

El análisis de la representación del caso argentino sugiere que el país inició de modo temprano y exitoso una contención a la dinámica del COVID-19 pero luego cayó en un exceso de optimismo respecto al uso de las restricciones que no contempló refinamientos como los usados en Mayo en los barrios carenciados pero cuyo modelo no se hizo extensivo, posiblemente por la gobernanza y la cooperación social no lo permitió. A nivel del gobierno nacional el papel de la estrategia de prueba/rastreo/aislamiento más agresivas fue muy relativizado desde el comienzo por los equipos de asesores, lo que redundó en una trampa sin salida -hacia algo evolutivo y más sofisticado- en la estrategia de contención. Tal vez la incapacidad de organizar aislamientos individuales o grupales sea la razón de la poca atención oficial a esta estrategia, algo que se ha observado en otros países. Realizar testeos masivos sin capacidad de implementar aislamiento sirve solo para informar, pero no para controlar la pandemia existiendo ahora evidencia disponible al respecto.

Los resultados de este trabajo muestran a las INF implementadas por la CABA fueron inicialmente muy efectivas a para reducir la velocidad de expansión de la pandemia en el puerto de entrada del COVI-19 a la Argentina, pero no para dominarlo y evitar su expansión al resto del país. El efecto captado por el indicador de movilidad en CABA resultó ser significativo e intenso al principio, pero luego fue perdiendo poder. La movilidad aparece de modo robusto en la ecuación de la tasa

de casos, con un impacto en los casos reportados con un rezago de 8 días y una semi-elasticidad decreciente. Visto desde otra perspectiva la apertura paulatina de CABA pudo realizarse sin la aceleración de casos que estaba implícita en el coeficiente inicial de la semi-elasticidad de movilidad a la tasa de crecimiento diario de casos, si bien la apertura no pudo ser compatible con una caída en el nivel de los casos diarios, como se ha observado en varios países. Este resultado entre movilidad y casos diarios captura una no linealidad de efectos que implica una heterogeneidad en el tiempo y en el espacio de los efectos de las INF. Este resultado contribuye a entender el debate de estrategias entre CABA y la Provincia de Buenos Aires a favor de la primera, si bien deja incógnitas sobre la verdadera naturaleza empírica de la interrelación de contagios entre CABA y GBA. Esto es así porque en virtud de la asimetría de flujos o movilidad entre áreas del AMBA (es la gente del GBA la que va a CABA más que viceversa) uno debería esperar que sea CABA la jurisdicción más aprehensiva a flexibilizar la movilidad frente al peligro de rebrotes y con GBA avanzando en materia de contagios. Pero más bien la actitud de la política de CABA fue la opuesta, lo que requiere mayor análisis futuro a este fenómeno interjurisdiccional. Otro resultado, relativo a la no verificación de un cambio en la dinámica de casos y contagios a partir de eventos masivos puntuales en CABA en Julio y Agosto, también gravita en el debate de políticas.

Un segundo resultado del trabajo se vincula con la persistencia o caída muy lenta de la tasa diaria de muertes, lo que ha llevado a una elevación de la tasa de mortalidad en CABA. En sucesivas estimaciones a los propósitos de predicción, el desfase entre los casos notificados y las muertes de 16 a 19 días resulta robusto a lo largo de las semanas. El proceso dinámico de fallecimiento requiere mayor análisis y atención porque muestra una resistencia a la baja aún en un contexto de caída en la tasa de casos. Este aspecto y la "mediación" de la UCI en las muertes requieren mayor escrutinio.

Referencias

Acemoglu D., V. Chernozhukov, I. Werning, and M. Whinston (2020), "A Multi-Risk SIR Model with Optimally Targeted Lockdown", NBER Working Paper No. 27102

Ahumada H, S. Espina-Mairal and F. Navajas (2020), "COVID-19 with Uncertain Phases: Estimation Issues with An Illustration for Argentina "(June 20, 2020). Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3633500>

Alvarez F., D. Argente, and F. Lippi, (2020) "A Simple Planning Problem for COVID-19 Lockdown," Working Paper 26981, National Bureau of Economic Research, April.

Batista, M. (2020). "Estimation of the final size of the coronavirus epidemic by the SIR model", *MedRxiv*, Feb.28, <https://doi.org/10.1101/2020.02.16.20023606>.

Castle J., J. Doornik and D. Hendry (2020), "Short-term forecasting of the Coronavirus Pandemic 2020-07-27", University of Oxford, UK, April 27

Garriga, C., R. Manuelli and S. Sanghi (2020), "Optimal Management of an Epidemic: Lockdown, Vaccine and Value of Life", April 27, latest version: https://sidsanghi.github.io/website/OptimalManagement_COVID_GMS.pdf

Harris J. (2020), "The Coronavirus Epidemic Curve is Already Flattening in New York City", MIT, March 30, NBER Working Paper 26917.

Hendry, D. F. (2000), "On detectable and non-detectable structural change", *Structural change and economic dynamics*, 11(1-2), 45-65.

Hendry D. (2020), "A Short History of Macro-econometric Modelling", Nuffield College Oxford, January 20, https://www.nuffield.ox.ac.uk/economics/Papers/2020/2020W01_MacroHist18.pdf

Hethcote H. (2000), "The Mathematics of Infectious Diseases", *SIAM Review*, 42, 4, pp. 599-653.

Kermack, W.O., and A.G. McKendrick. (1927, 1991). "A contribution to the mathematical theory of epidemics - I." *Bulletin of Mathematical Biology* (reprinted) 53 (1-2):33-55.

Moore K., M. Lipsitch, J. Barry and M. Osterholm (2020), *The Future of the COVID-19 Pandemic: Lessons Learned from Pandemic Influenza*, Part 1, The CIDRAP viewpoint, Center for Infectious Disease Research and Policy, University of Minnesota.

Sanchez-Villegas P, Codina AD, (2020) "Modelos predictivos de la ´ epidemia de COVID-19 en Espana con curvas de Gompertz", *Gaceta Sanitaria* <https://doi.org/10.1016/j.gaceta.2020.05.005>

Utsunomiya YT, Utsunomiya ATH, et al (2020), "Growth Rate and Acceleration Analysis of the COVID-19 Pandemic Reveals the Effect of Public Health Measures in Real Time". *Frontiers in Medicine*, 7:247. doi: 10.3389/fmed.2020.00247