

Sistema de Rápida Implementación de Alerta Temprana de Colapso de Cuidados Intensivos Basados en Predicciones con el Modelo SEIHR

Juan Carlos Bellasai¹, Gustavo Alasino²

¹ CIEM-CONICET / FCEfYN -Universidad Nacional de Córdoba, Córdoba, Argentina
juancbellassai@mi.unc.edu.ar

² Director of IntBiz, International Strategy, Córdoba Argentina
galasino7@gmail.com

Resumen. En el contexto del nuevo coronavirus COVID-19 que ha llevado al colapso del sistema de salud en gran número de países y dejando miles de fallecidos a nivel mundial, tanto autoridades nacionales como sub-nacionales, se ven en el dilema de aplicar o no medidas de distanciamiento social para evitar el colapso del sistema sanitario. Diferentes estudios hoy se enfocan en desarrollar modelos epidemiológicos que puedan guiar a las autoridades en la toma de decisiones y definición políticas adecuadas. En su mayoría, estos estudios se centran en conseguir un alto grado de acierto en sus estimaciones y/o conseguir que el modelo proponga dinámicas variables de predicción, haciendo que los modelos se vuelvan de formulación compleja o con gran número de parámetros necesarios. Este trabajo propone un sistema de fácil aplicación capaz de generar una alerta temprana para evitar un posible colapso del sistema de cuidados intensivos basándonos en el modelo epidemiológico SEIR.

Palabras clave: SEIR, infectados, hospitalizados, Covid-19.

1 Introducción

En el contexto de la pandemia del Covid-19 y la alta tasa de infectados y fallecidos en países como China, Italia, España y otros, tanto autoridades como sub-nacionales en todo el mundo buscan definir criterios para aplicar o no políticas de distanciamiento social más adecuadas capaces de evitar el colapso del sistema sanitario. Al comparar con una gripe estacionaria, que mata menos de 1 % y que posee vacunas, este nuevo coronavirus tiene mayor tasa de mortalidad con el agravante de no contar aún con vacunas ni tratamiento específico [2]. La naturaleza misma de una pandemia hace necesario el desarrollo de modelos matemáticos y de simulación capaces de predecir posibles escenarios de la evolución del contagio en una comunidad con el fin de poder evaluar los riesgos que eso implica en la capacidad del sistema sanitario/hospitalario local, buscando definir criterios de toma de decisiones hacia estrategias de contingencia. Los trabajos enfocados en desarrolla

modelos predictivos de la dinámica de la epidemia, naturalmente buscan mejorar su capacidad de acierto o en algunos casos adherir métodos iterativos que busquen “aplanar la curva” de manera sostenible, lo cual conlleva a complejizar tanto la implementación como la parametrización de dichos modelos.

Gardner y sus colaboradores [6] presentaron los resultados de simulaciones del alcance de este nuevo coronavirus usando un modelo que previamente habían implementado [7] basados en el modelo epidemiológico SIER. En un reporte [4] valida el modelo SEIR para el estudio de la dinámica de la propagación del COVID-19, donde además se muestra el efecto de retraso de la ocurrencia del pico.

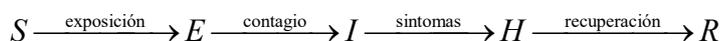
Poder retrasar el pico de contagios nos permite dar tiempo al sistema sanitario para administrar su capacidad sanitaria. Modelos iterativos como el presentado en [*] plantea un método intervención no farmacéuticos de largo termino mediante simulaciones de escenarios de políticas de distanciamiento social intermitentes.

En este trabajo buscamos implementar sistema sencillo de alerta temprana con el modelo SEIHR (que es una variante del SEIR) mediante una predicción del momento de saturación del sistema hospitalario, activando así medidas de distanciamiento social más estrictas para retrasar el crecimiento de la curva y aliviar sistema hospitalario.

2 Modelos SEIHR

El modelo SEIHR considera la dinámica de la epidemia dividiendo la población en cinco grupos: (i) los susceptibles (S: susceptible) son aquellos que podrían contraer la enfermedad al estar en contacto con los infectados; (ii) los expuestos (E: exposed) son los que están en periodo de incubación y no presentan síntomas, por lo cual no transmitirían la infección; (iii) los infectados (I: infected) son los que presentan síntomas y transmiten la enfermedad al no estar aislados, (iv) los infectados (H) con síntomas pero aislados y que no transmiten la enfermedad; y (v) los recuperados o removidos (R: recupered) son los que han sido retirados de la dinámica del estudio y estos no vuelven a contagiarse de acuerdo con este modelo.

El esquema que presenta el modelo SEIHR es el siguiente:



En este modelo consideramos 4 parámetros: (i) el número de reproducción R_0 , definido como la tasa con que se infecta; es decir, es la cantidad de personas a las que un infectado podría transmitir la enfermedad durante el periodo que dura los síntomas; (ii) el periodo de incubación; el periodo que dura los síntomas. El periodo que dura los síntomas lo tratamos como dos parámetros; (iii) el periodo sintomático, pero antes de ser aislado; y (iv) el periodo restante de recuperación en aislamiento.

Se determinó que el periodo de incubación promedio [2] fue de 5,2 días (95% intervalo de confianza, 4,1 a 7,0) con el percentil 95 de la distribución en 12,5 días; además, el número de reproducción estimado fue 2,2 (95% intervalo de confianza, 1,4

a 3,9). Además [3] estimaron en 3,11 (95% intervalo de confianza, 2,39 a 4,13) para el número de reproducción, tomando los datos de periodo similar. Simulaciones en [4] presentaron resultados del alcance de este nuevo coronavirus usando un modelo que previamente habían implementado [5] considerando cinco días de incubación, cinco días de recuperación y el número de reproducción siendo 2, basados en [2]. El denominado “periodo de recuperación” es en realidad el tiempo promedio en que un infectado transmite la enfermedad, y podría coincidir con el tiempo que dura los síntomas. Sin embargo [2], a partir de la aparición de los síntomas, en promedio tardan 5 días en tener la asistencia médica, esto es, a pesar de que el tiempo que dura los síntomas es mayor, al recibir la atención médica se produce eficazmente la cuarentena y por consiguiente dejaría de transmitir la enfermedad.

3. Metodología

3.1 Formulación

Se presentan las ecuaciones del modelo SEIHR usado en este reporte, conjuntamente con las definiciones de las variables. Además, se menciona la selección de los datos usados para la estimación del número de reproducción.

El modelo SEIHR puede ser expresado como sigue:

$$\frac{dS}{dt} = -\beta \frac{I}{N} S \quad (1)$$

$$\frac{dE}{dt} = \beta \frac{I}{N} S - \alpha E \quad (2)$$

$$\frac{dI}{dt} = \alpha E - \gamma I \quad (3)$$

$$\frac{dH}{dt} = \gamma I - \lambda_2 H \quad (4)$$

$$\frac{dR}{dt} = \gamma \lambda_2 H \quad (5)$$

donde la variable independiente es el tiempo t medido en [días], S es la cantidad de Susceptibles, E es la cantidad de expuestos (los que están en periodo de incubación), I son los infectados, H son los infectados aislados, R son los removidos, $N = S + E + I + H + R$ es la población total, β es la tasa de contagios, $1/\alpha = 5$ días corresponde al tiempo promedio de incubación $1/\gamma = 5$ días es el tiempo promedio de recuperación antes de aislamiento y $1/\lambda_2 = 9$. La tasa de contagio está relacionada con el número de reproducción de acuerdo con $\beta = R_0\gamma$.

Este modelo SEIHR no incluye la importación de los infectados del exterior y considera a los casos fallecidos dentro del grupo de recuperados. Así, dicho modelo

trata de representar la dinámica de la epidemia en una comunidad cerrada a partir de una cantidad inicial de infectados y/o de expuestos. La cantidad inicial de los susceptibles coincide con la población entera (exceptuando las cantidades iniciales de infectados y expuestos), y la cantidad de removidos es nula, la de los infectados se puede obtener a partir de los datos disponibles; sin embargo, la cantidad inicial de los expuestos es un valor que se desconoce. Las ecuaciones son resueltas usando la función Isoda del paquete deSolve de R.

3.2 Predicción

Los datos se obtienen a partir del “Reporte Diario de *Situación De Covid-19 En Argentina* del Ministerio de Salud de la Nación Argentina” [*]. Primeramente se calculó el R_0 promedio de los últimos 15 días y con dicho valor como el mínimo posible, se proyectan como mínimo 4 curvas de infectados con valores de R_0 igual y superiores al calculado según los recomendados por la bibliografía. Esas predicciones se proyectan hasta que el 80% de infectados por día alcance el tope de camas de terapia intensiva disponibles en la localidad. Esta simulación se realiza cada 7 días durante todo el periodo de abril y mayo.

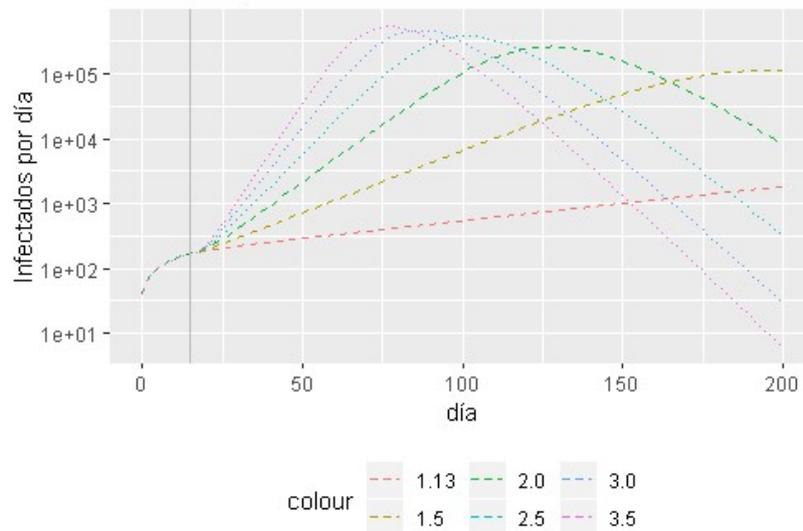


Fig. 1. Proyección de infectados Ciudad de Córdoba con diferentes valores de R_0 .

3.2 Evaluación de la predicción

A continuación, determinamos hasta que tiempo T la precisión de cada pronóstico se encuentra dentro de un error relativo medio $ERM \leq |e|$, con:

$$ERM = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{y_t - Y_t}{y_t} \quad (7)$$

donde y_t e Y_t son el valor actual y el valor proyectado respectivamente. Se promedian los valores de T obtenidos y se establece como unidades de tiempo estandar a proyectar con el modelo.

3.4 Sistema de alerta

A partir del tiempo establecido anteriormente, se proyectan las nuevas estimaciones de infectados a partir del último “Reporte Diario de *Situación De Covid-19 En Argentina* del Ministerio de Salud de la Nación Argentina”. En base a esta predicción, si el número de días x desde $t = 0$ hasta que se dé el número de hospitalizados se igual o mayor al número de camas de terapia intensiva instalado es menor a 14 (ciclo del virus) se establece un nuevo periodo de cuarentena.

Referenciass

1. R. M. Anderson, H. Heesterbeek, D. Klinkenberg, and T. D. Hollingsworth. How will country-based mitigation measures influence the course of the COVID-19 epidemic? *The Lancet*, 395:931–934, 2020. doi:10.1016/S0140-6736(20)30567-5.
2. H. W. Hethcote. The mathematics of infectious diseases. *SIAM review*, 42(4):599–653, 2000. doi:10.1137/S0036144500371907.
3. N. C. Grassly and C. Fraser. Mathematical models of infectious disease transmission. *Nature Reviews Microbiology*, 6(6):477–487, 2008. doi:10.1038/nrmicro1845.
4. H. H. Shin, J. Colbes, K. Colman, P. E. Pérez-Estigarribia, C. Sauer, P. Torres, and J. L. Vázquez Noguera. Efecto de la cuarentena en la dispersión del COVID-19 en 19 DRAFT Paraguay mediante la simulación del modelo SEIR. Technical report, Universidad Nacional de Asunción, Marzo 2020. doi:10.13140/RG.2.2.27566.05447.
5. G. Giordano, F. Blanchini, R. Bruno, P. Colaneri, A. Di Filippo, A. Di Matteo, and M. Colaneri. Modelling the covid-19 epidemic and implementation of population-wide interventions in italy. *Nature Medicine*, 2020. doi:10.1038/s41591-020-0883-7.
6. [6] B. F. Maier and D. Brockmann. Effective containment explains subexponential growth in recent confirmed covid-19 cases in china. *Science*, 2020. doi:10.1126/science.abb4557.
7. [7] S. G. Krantz and A. S. R. S. Rao. Level of under-reporting including under-diagnosis before the first peak of COVID-19 in various countries: Preliminary retrospective results based on wavelets and deterministic modeling. *Infection Control & Hospital Epidemiology*, pages 1–8, 2020. doi:10.1017/ice.2020.116.
8. [8] N. M. Linton, T. Kobayashi, Y. Yang, K. Hayashi, A. R. Akhmetzhanov, S. M. Jung, B. Yuan, R. Kinoshita, and H. Nishiura. Incubation period and other epidemiological characteristics of 2019 novel coronavirus infections with right truncation: a statistical analysis of publicly available case data. *Journal of clinical medicine*, 9(2):538, 2020. doi:10.3390/jcm9020538.
9. [9] P. L. Delamater, E. J. Street, T. F. Leslie, Y. T. Yang, and K. H. Jacobsen. Complexity of the basic reproduction number (R_0). *Emerging infectious diseases*, 25(1):1, 2019. doi:10.3201/eid2501.171901.
10. Childs, M.L., Kain, M.P., Kirk, .D, Harris, M., Couper, L., Nova, N., Delwe, I., Ritchie, J., Mordecai, E.A. The impact of long-term non-pharmaceutical interventions on COVID-19 epidemic dynamics and control