

Análisis del modelo SIR

**Departamento de Salud Pública
Facultad de Medicina
Universidad Nacional Autónoma de México**



Material de análisis

- Se generó un modelo de predicción SIR publicado de forma didáctica.
- Es modelo el mas utilizado en la Epidemiología aplicada, para determinar el posible comportamiento de una epidemia.
- Se ha construido con el mayor rigor técnico y la mayor facilidad de comprensión para ser utilizado por personal académico y los alumnos.
- Se utilizan ejemplos de la vida real para maximizar el impacto académico del modelo.
- Tiene la flexibilidad y la facilidad de uso para poder ser utilizado en diferentes escenarios.

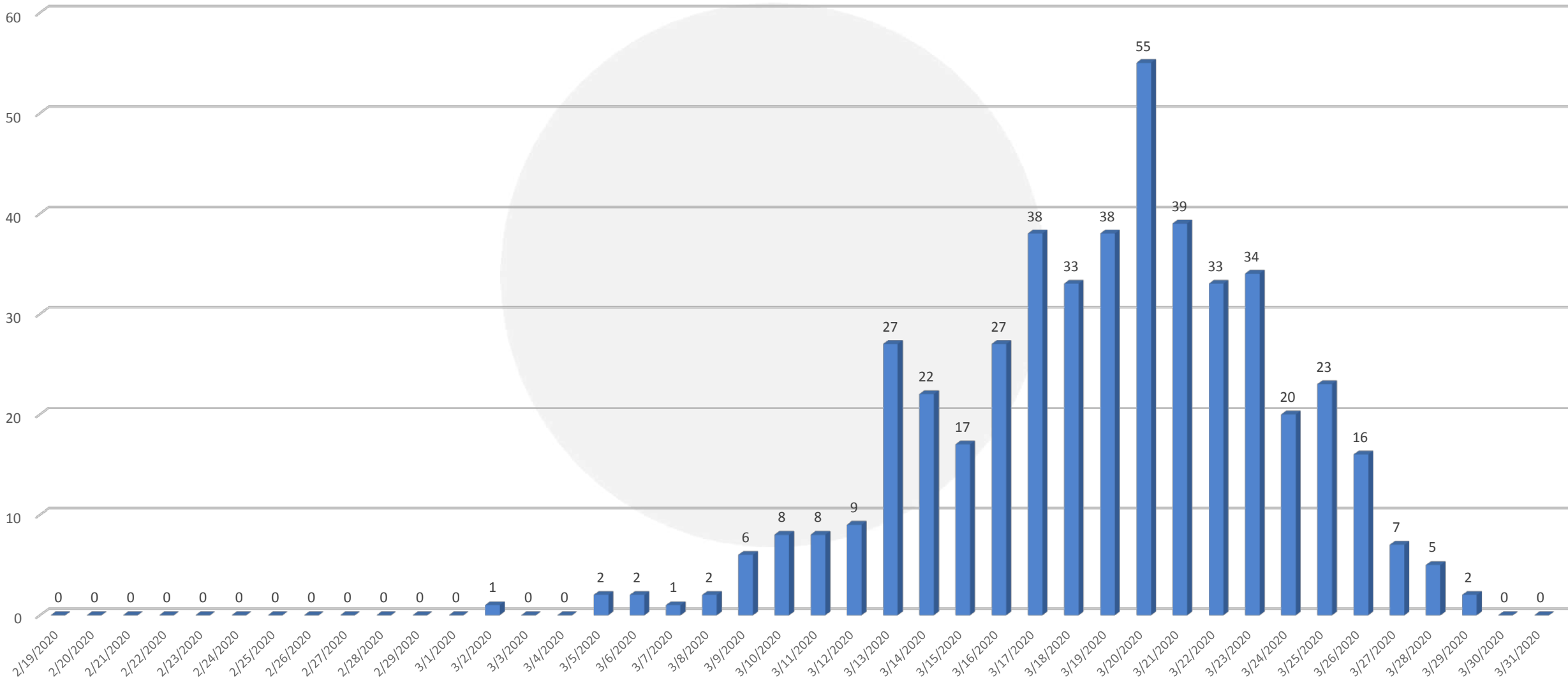


Modelo SIR para entender la dinámica de la epidemia de COVID-19

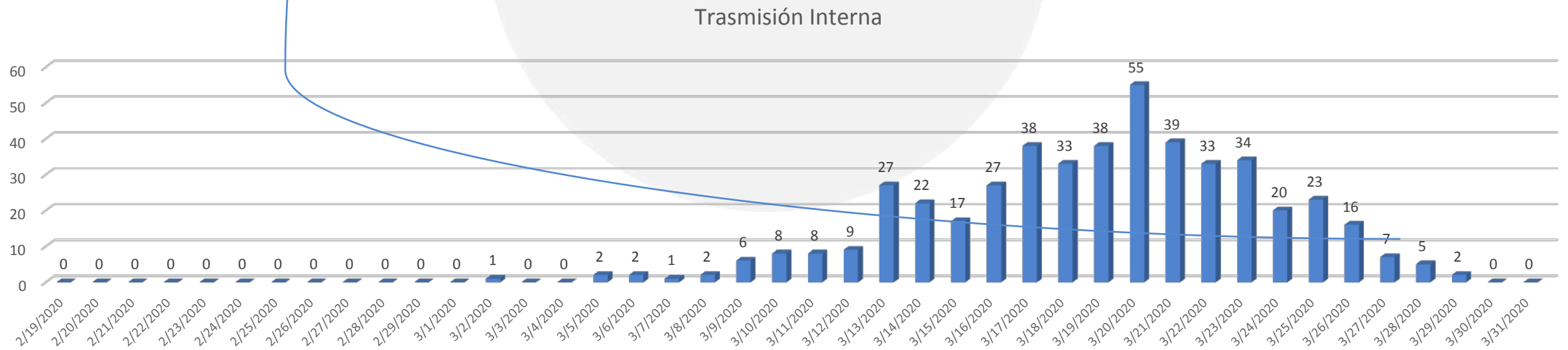
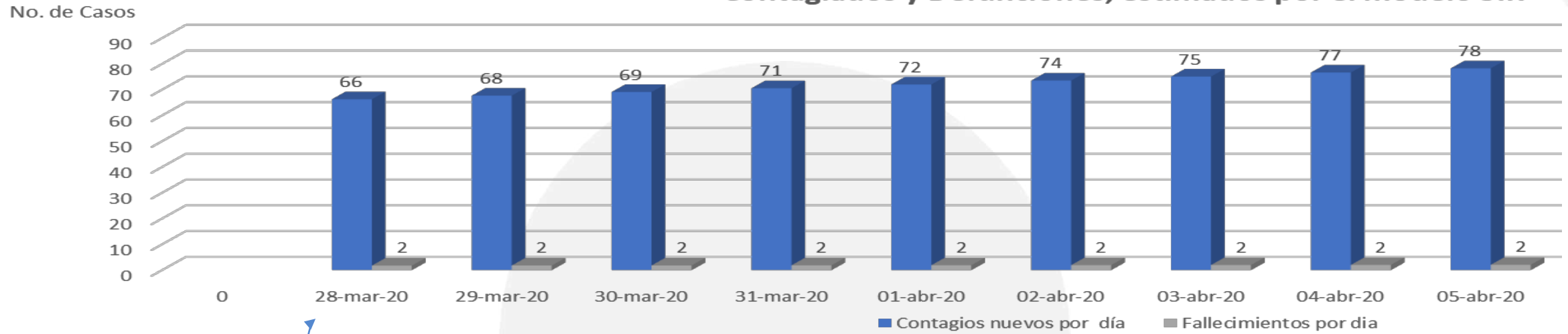


¿Cual es la dinámica de trasmisión interna interna?

Trasmisión Interna

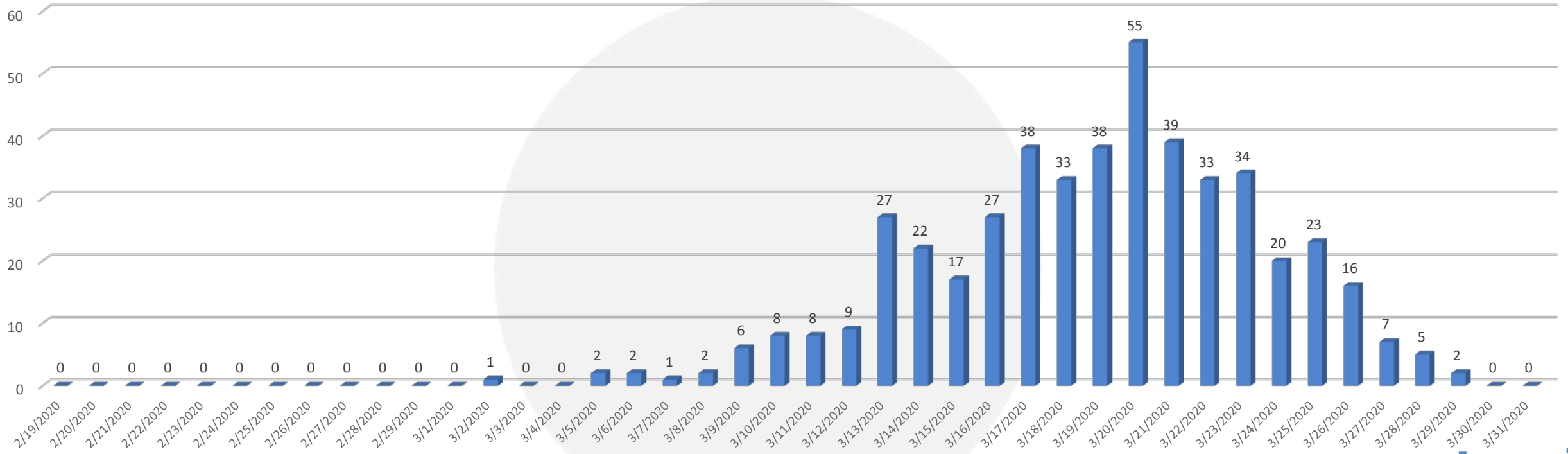


Contagiados y Defunciones, estimados por el modelo SIR



Los periodos de incubación y posible trasmisión

Trasmisión Interna



← 15/02/2020

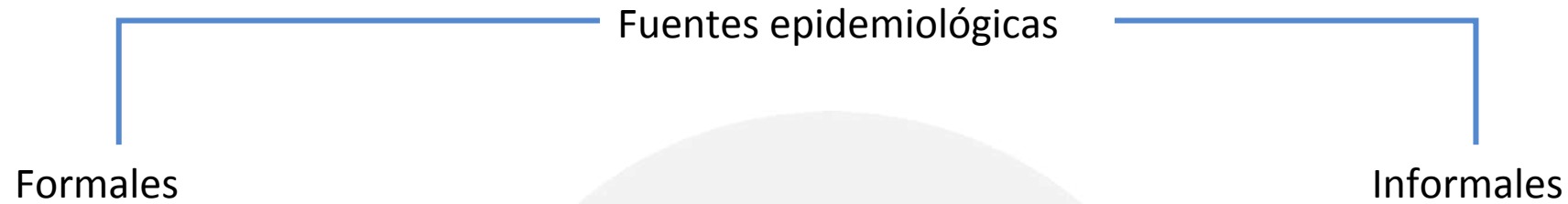
Periodo de exposición

13/04/2020 →

Periodo de incubación

Se irán reportando mas casos en cada día con el devenir de los días, lo que acerca cada vez mas el número de casos reportados por fecha de inicio de síntomas, a los predichos por el modelo





Como parte del entendimiento epidemiológico es necesario validar el modelo con fuentes “Proxy” para determinar si la diferencia de casos no esta mimetizándose con otras entidades patológicas.

- Neumonías y Bronconeumonías
- Infecciones Respiratorias Agudas



Revisiones sindromáticas

Canal Endémico de Neumonías y bronconeumonías NACIONAL

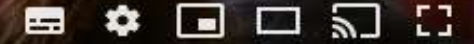


FUENTE: SUIVE/DGE/Secretaría de Salud/Estados Unidos Mexicanos 2020 información preliminar hasta la semana epidemiológica 52

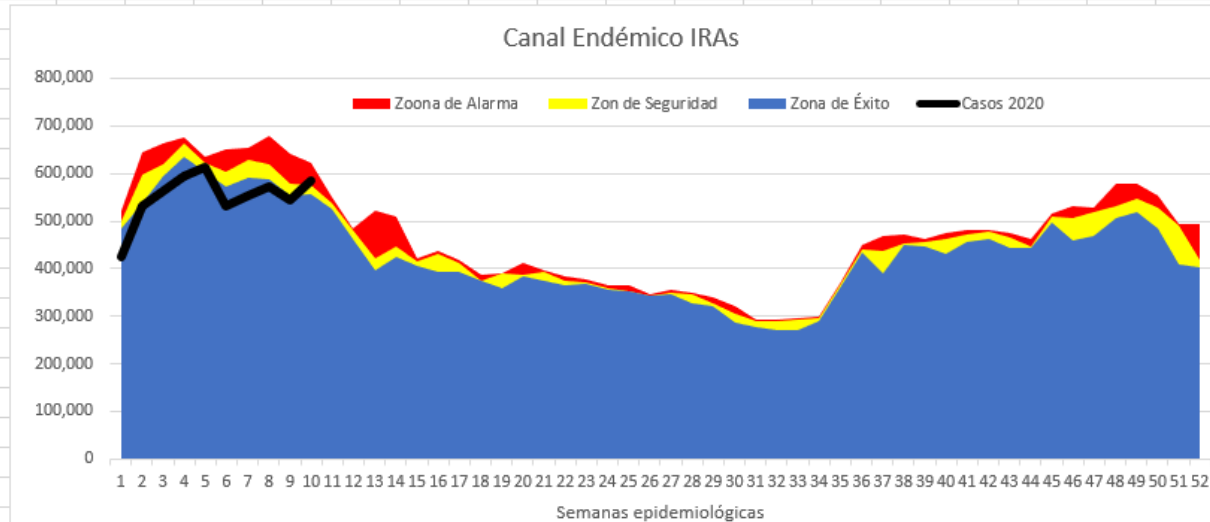


Botón de reproducción (k)

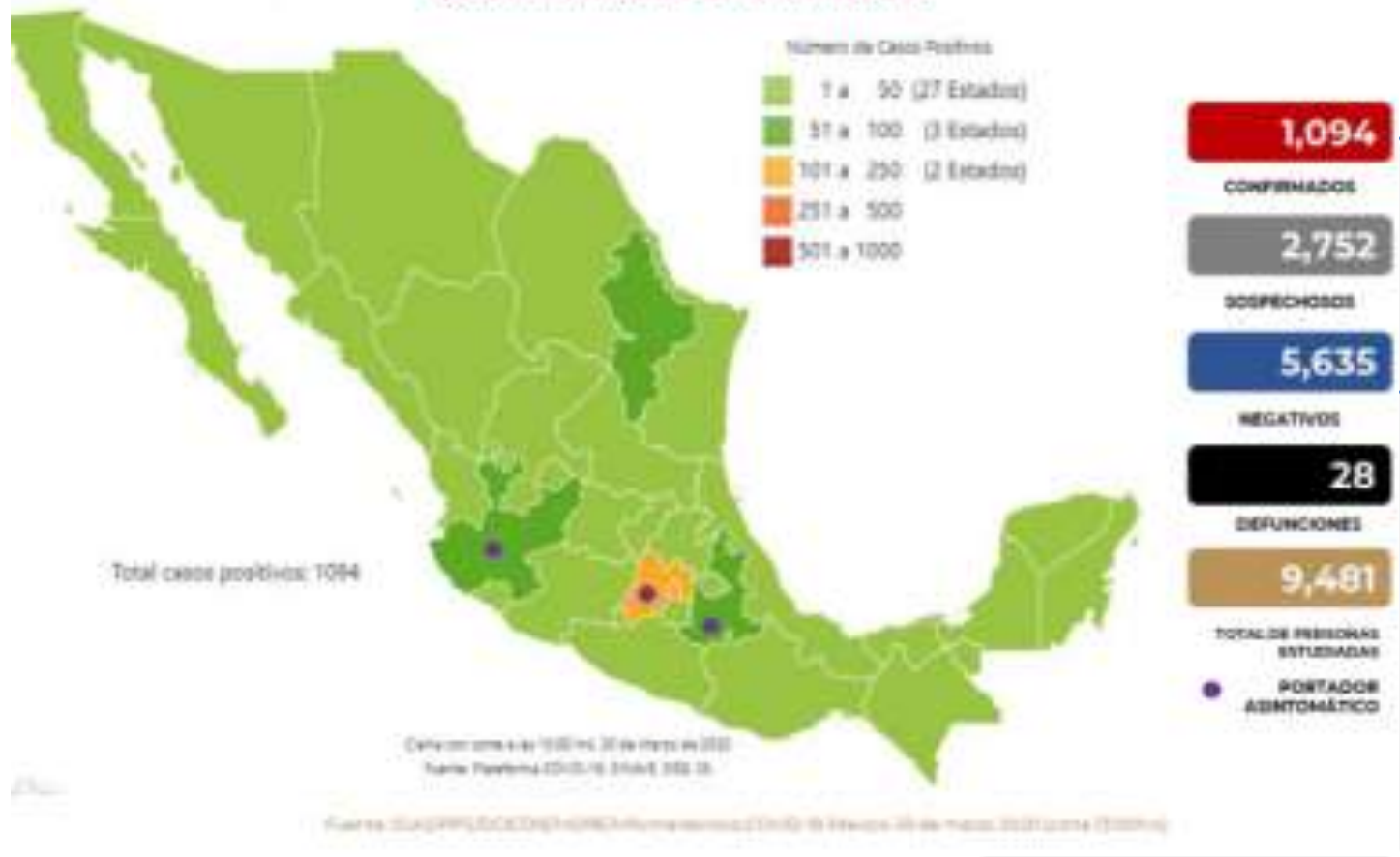
28:27 / 59:46



Semana	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33
2015	631,906	663,999	707,171	676,997	595,469	659,601	640,610	610,135	580,249	549,841	475,970	462,216	358,028	423,775	398,978	392,656	353,278	386,684	391,319	387,073	375,476	375,012	377,656	354,715	353,541	342,639	354,534	347,229	328,532	303,942	293,154	292,450	294,411
2016	478,924	525,174	588,323	629,373	600,098	715,298	763,882	799,877	732,685	633,262	525,454	348,415	422,634	409,508	415,138	430,174	419,482	411,612	358,544	375,683	357,409	353,336	372,626	363,740	364,845	344,464	350,172	326,580	320,357	287,583	277,858	269,804	269,356
2017	501,095	564,532	606,119	654,472	630,235	626,856	660,349	697,085	659,724	663,604	621,416	573,538	576,005	527,191	405,428	457,867	418,411	375,671	416,687	438,010	420,036	404,434	418,027	413,974	410,512	392,153	392,149	374,615	375,169	361,262	331,413	327,292	329,959
2018	527,679	648,268	672,728	706,863	636,584	570,324	581,180	580,628	531,047	564,441	550,288	479,984	396,706	447,062	420,620	436,334	412,556	376,045	390,339	411,752	394,856	383,450	368,127	356,926	351,992	346,265	345,307	348,257	341,158	321,125	291,089	290,174	294,696
2019	497,784	631,726	632,540	672,094	657,518	581,897	619,072	630,825	579,260	552,671	537,298	484,960	521,737	509,910	482,190	365,046	393,217	324,051	337,558	385,172	395,178	364,828	352,863	359,162	351,398	337,809	317,253	311,840	294,613	279,824	269,624	270,698	271,191
2020	425,173	529,933	561,494	592,785	614,457	531,547	554,602	570,785	543,959	585,552																							
Zoona de Alarma	521,033	644,133	662,681	675,771	634,997	651,415	655,414	680,520	639,855	621,335	550,288	484,960	521,737	509,910	420,620	436,334	418,411	386,684	391,319	411,752	395,178	383,450	377,656	363,740	364,845	346,265	354,534	348,257	341,158	321,125	293,154	292,450	294,696
Zon de Seguridad	499,440	598,129	619,330	663,283	622,346	604,377	629,841	620,480	579,755	574,997	537,298	479,984	422,634	447,062	415,138	430,174	412,556	376,045	390,339	387,073	394,856	375,012	372,626	359,162	353,541	344,464	350,172	347,229	328,532	303,942	291,089	290,174	294,411
Zona de Éxito	483,639	538,583	592,772	635,648	603,688	573,217	590,653	588,005	552,784	555,614	525,454	462,216	396,706	423,775	405,428	392,656	393,217	375,671	358,544	385,172	375,476	364,828	368,127	356,926	351,992	342,639	345,307	326,580	320,357	287,583	277,858	270,698	271,191
Casos 2020	425,173	529,933	561,494	592,785	614,457	531,547	554,602	570,785	543,959	585,552																							



Mapa de Mexico con los casos confirmados, negativos y sospechosos a COVID-19



Si hay 16.25% de positividad?

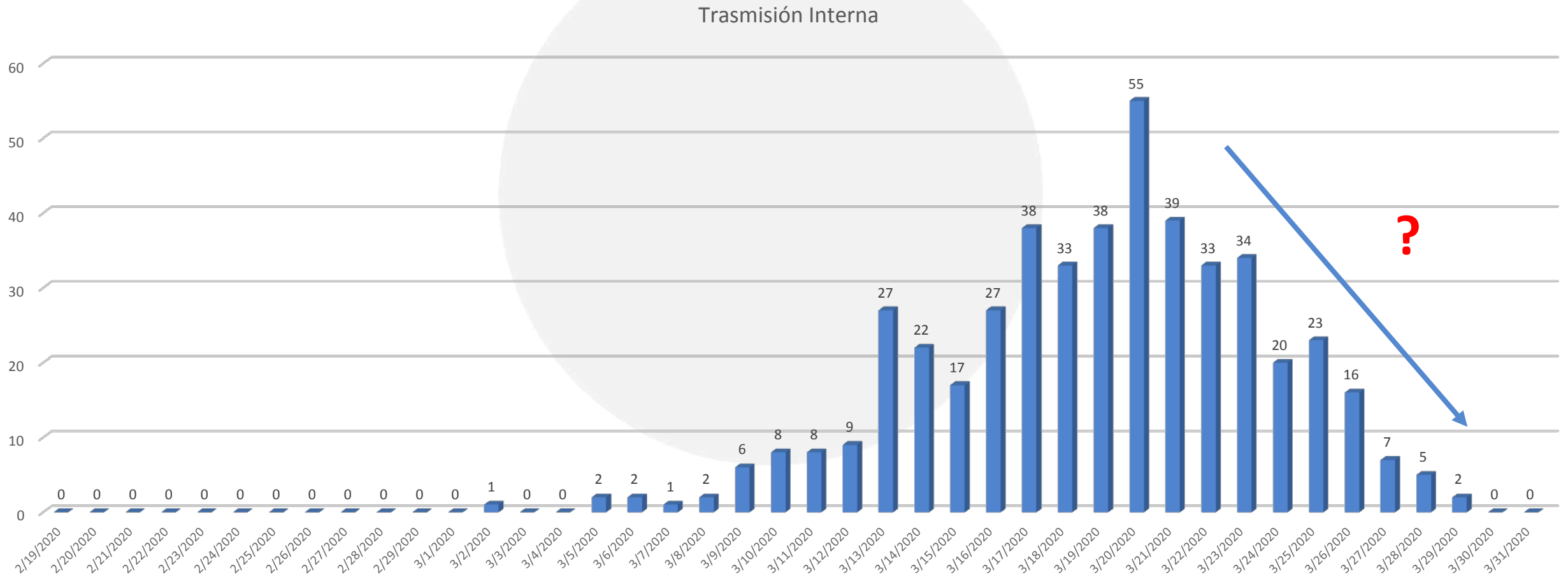
Querría decir que se han escapado muy pocos positivos



Observaciones

1. En el reporte de la SSA se observan varios casos extemporáneos
2. Incrementan la incertidumbre
3. Hay un efecto de la notificación
4. Parece fuente(s) común(es) (lo casos importados)

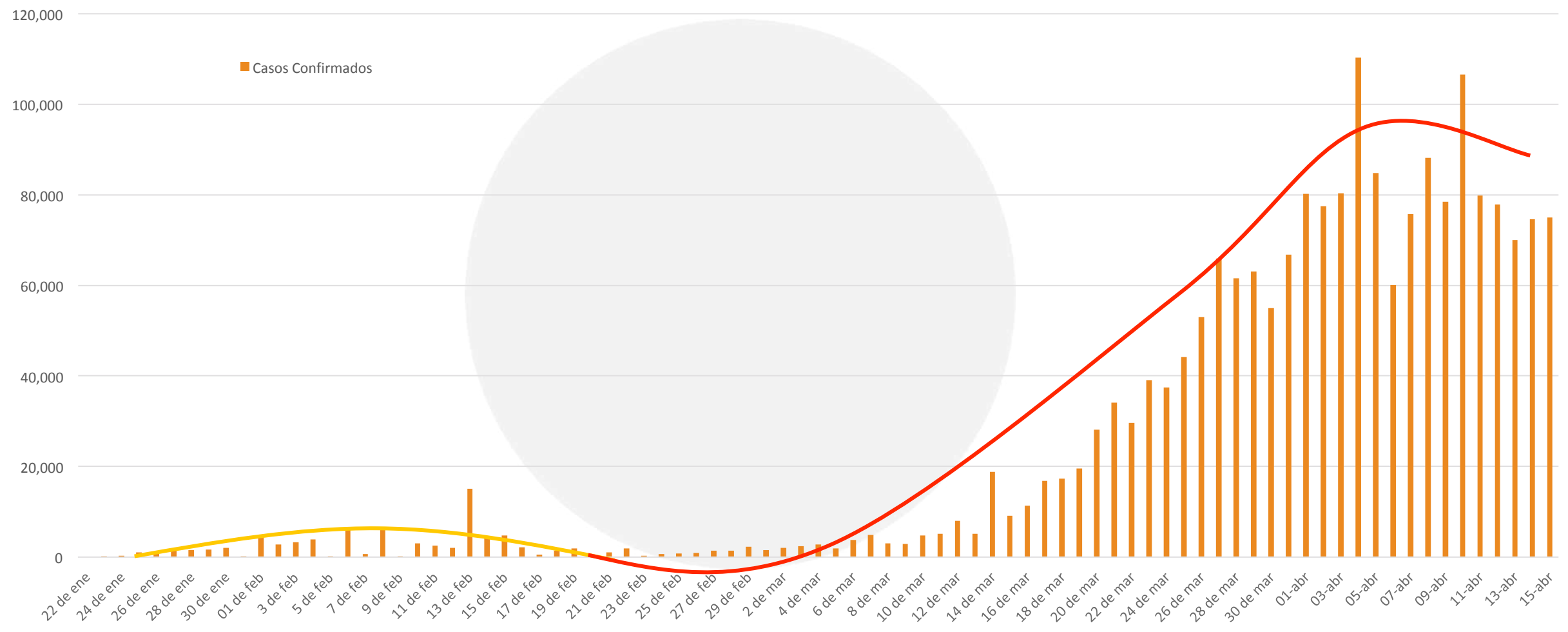
02 Abril 2020



La hipótesis de la "segunda ola" la fuente diseminada

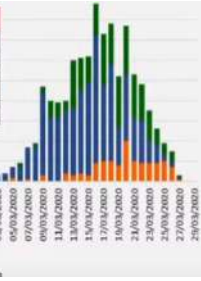
A nivel Mundial

Presentación de casos por día



Nuestra "segunda ola" la fuente diseminada

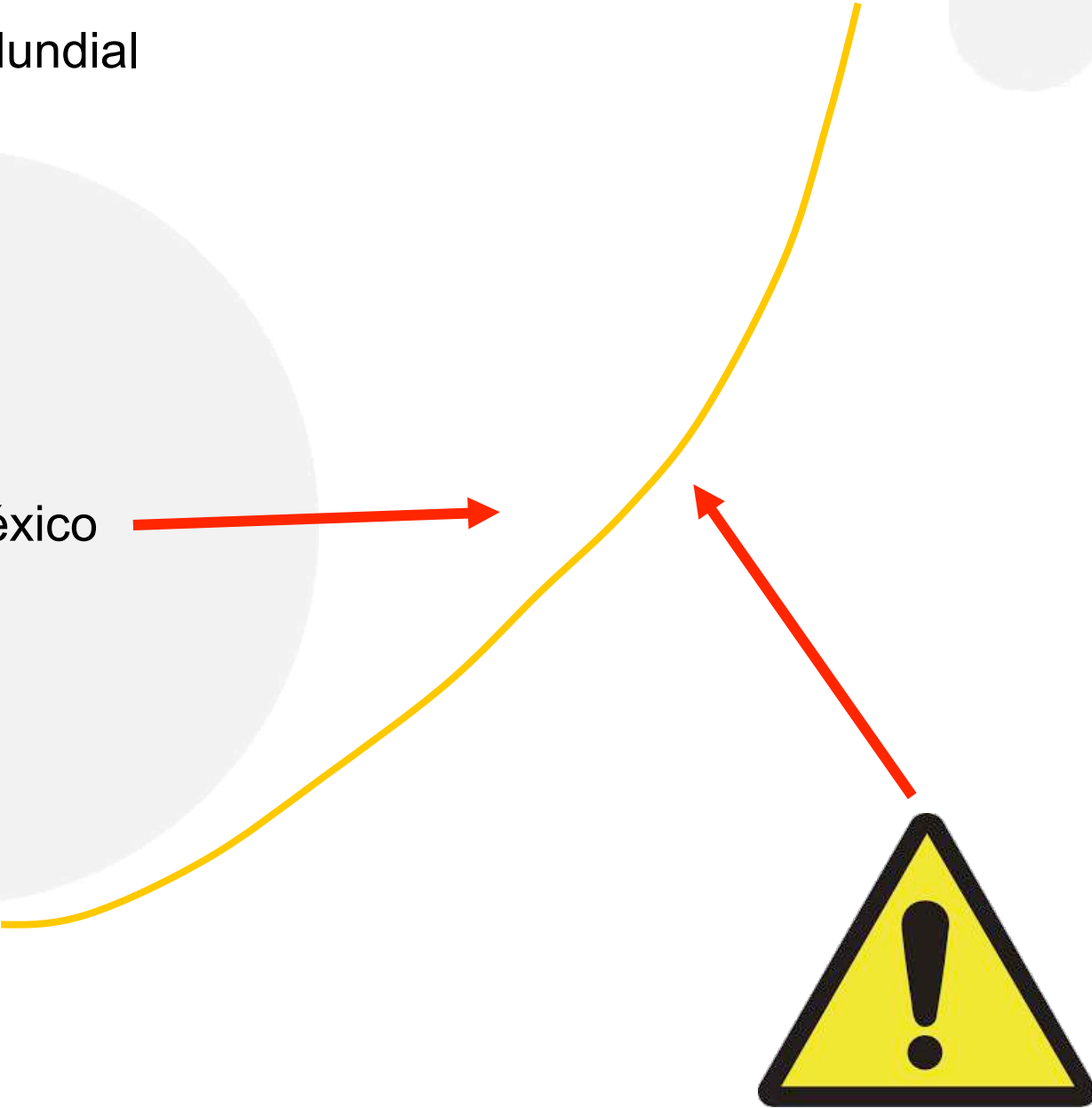
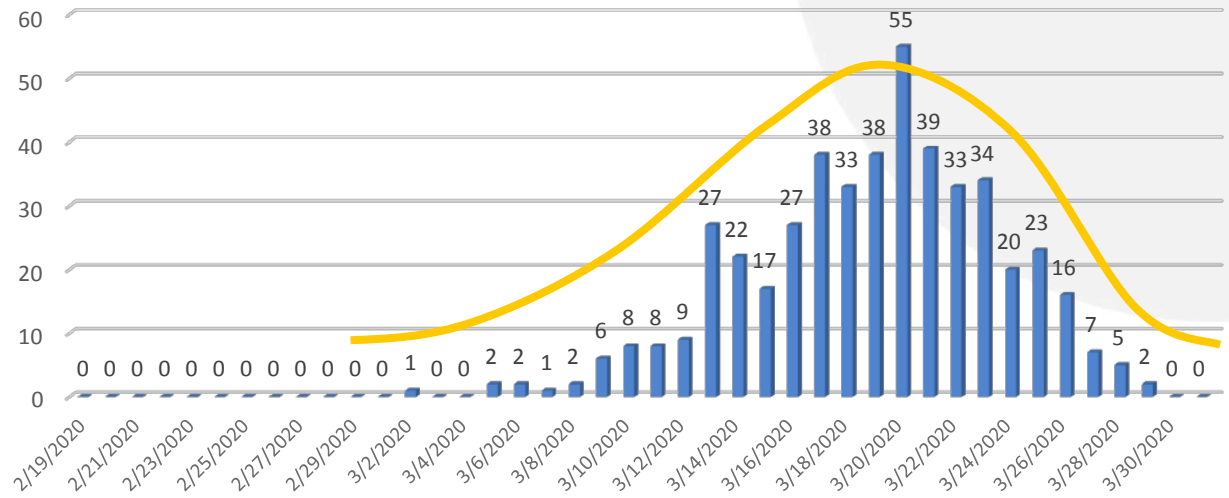
Casos positivos a COVID-19		
Importados	594	60%
Asociados a importación	267	27%
Sin antecedentes	132	13%
Total:	993	100%



A nivel Mundial

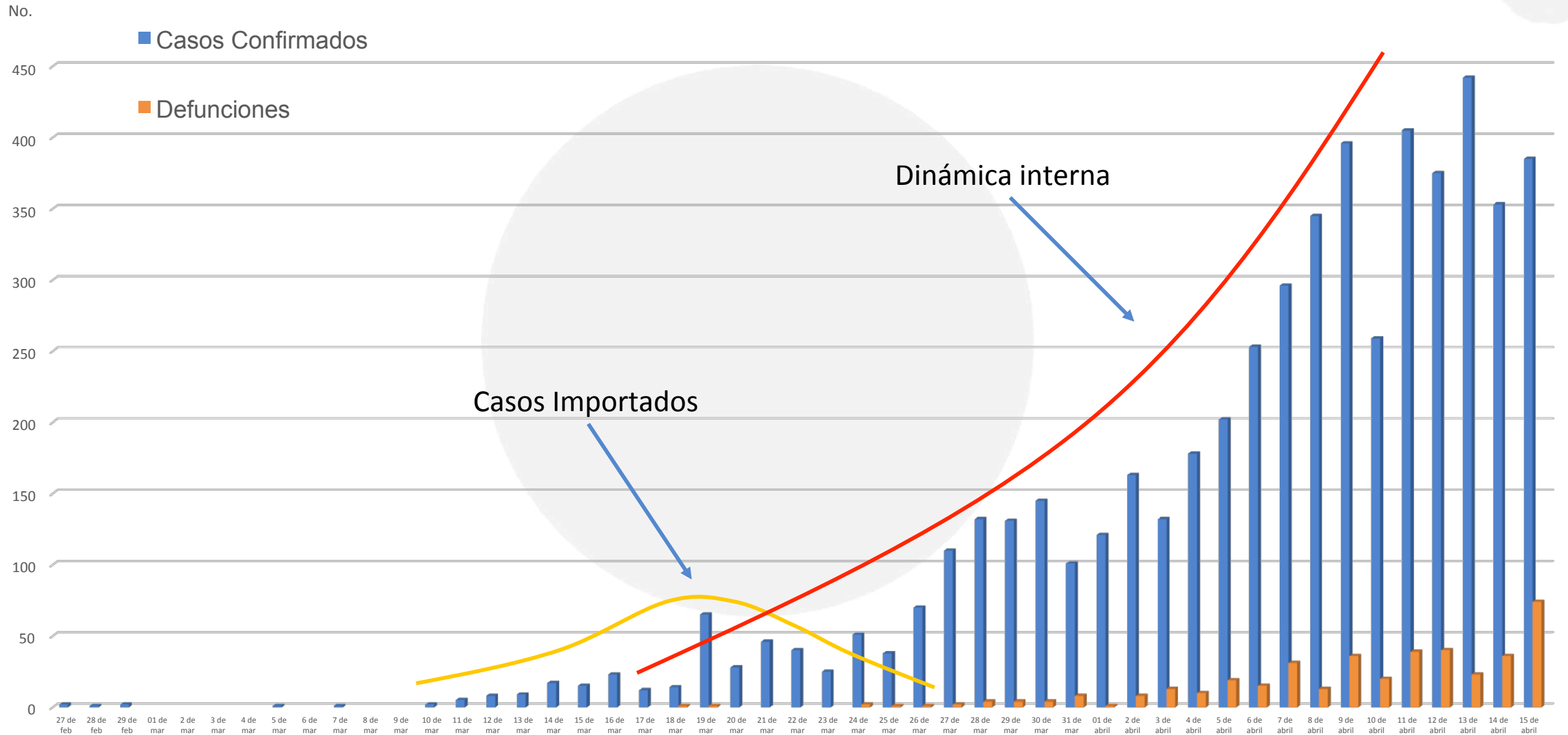
En México

Trasmisión Interna



Nuestra "segunda ola"

Presentación de casos de COVID-19 en México



El evento mayor ha comenzado



Presión dirigida



Agreden con cloro a enfermera por temor a contagio por Covid-19

Una enfermera de un hospital de San Luis Potosí denunció que fue agredida por un grupo de niños y su madre por atender pacientes con COVID-19.

Agreden a enfermera por miedo a que porte Covid-19

Una enfermera de un hospital de San Luis Potosí denunció que fue agredida por un grupo de niños y su madre por atender pacientes con COVID-19.



Agreden a enfermera del IMSS en SLP por "temor" al coronavirus

Una enfermera del IMSS de San Luis Potosí denunció que fue agredida por un grupo de niños y su madre por atender pacientes con COVID-19.

Agresiones a personal médico van en aumento en medio de la epidemia de COVID-19

El gobierno federal y las autoridades sanitarias han hecho llamados a la población para que no agreda ni discrimine a médicos y enfermeras que atienden a pacientes con el coronavirus COVID-19.



"Me gritaron 'traes el Covid' y me escupieron", las enfermeras en México sufren ataques por miedo al contagio

Las agresiones físicas o verbales se producen en el transporte público, los supermercados, la calle o a la salida de los hospitales.



La intervención No farmacológica de la salud Pública



Uso de modelos para predecir



Versiones anteriores:

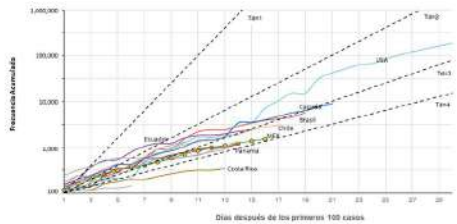
- 11 de abril de 2020
- 10 de abril de 2020
- 9 de abril de 2020
- 8 de abril de 2020
- 7 de abril de 2020
- 6 de abril de 2020
- 5 de abril de 2020
- 4 de abril de 2020
- 3 de abril de 2020
- 2 de abril de 2020
- 1 de abril de 2020
- 31 de marzo de 2020
- 30 de marzo de 2020
- 29 de marzo de 2020
- 28 de marzo de 2020
- 27 de marzo de 2020
- 26 de marzo de 2020
- 24 de marzo de 2020
- 23 de marzo de 2020
- 22 de marzo de 2020
- 21 de marzo de 2020
- 20 de marzo de 2020
- 19 de marzo de 2020
- 18 de marzo de 2020
- 17 de marzo de 2020

?

Este ya mejor borro los archivos donde decía que todo se iba a ir al infierno a finales de marzo

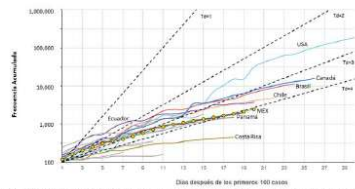


Uso de modelos



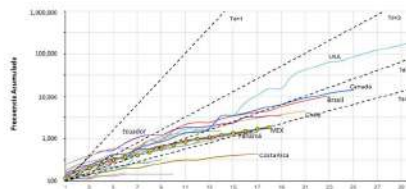
Frecuencia acumulada de SARS-Cov-2 a partir de los primeros 100 casos diagnosticados. Se presenta la frecuencia acumulada (escala logarítmica) del virus SARS-Cov-2 en varios países de América a partir de los primeros 100 casos diagnosticados. **La línea verde con los círculos naranja representa la frecuencia en México hasta el día 02/04/20.** En gris esta representada la frecuencia de otros países de Latinoamérica. **Td** es el número de días en el que se duplica el número de infectados, esta representado por las líneas negras punteadas en días. Se observa claramente que la curva en **México ya cruzó Td=4, lo que indica que el número de positivos se duplicará en más de 4 días.** Para hoy se esperan 2694 casos positivos acumulados.

Dr. Jaime Berumen, Est. Doc. Elizabeth Barrera, Est. Doc. Rebeca Leyva, Facultad de Medicina, UNAM



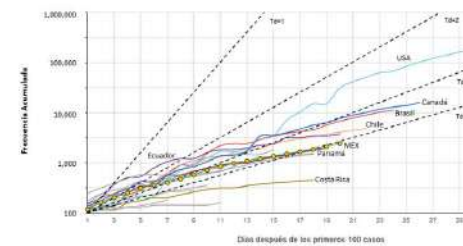
Frecuencia acumulada de SARS-Cov-2 a partir de los primeros 100 casos diagnosticados. Se presenta la frecuencia acumulada (escala logarítmica) del virus SARS-Cov-2 en varios países de América a partir de los primeros 100 casos diagnosticados. **La línea verde con los círculos naranja representa la frecuencia en México hasta el día 06/04/20.** En gris esta representada la frecuencia de otros países de Latinoamérica. **Td** es el número de días en el que se duplica el número de infectados, esta representado por las líneas negras punteadas en días. Se observa claramente que la curva en **México ya cruzó Td=4, lo que indica que el número de positivos se duplicará en más de 4 días.** Para hoy se esperan 2694 casos positivos acumulados.

Dr. Jaime Berumen, Est. Doc. Elizabeth Barrera, Est. Doc. Rebeca Leyva, Facultad de Medicina, UNAM



Frecuencia acumulada de SARS-Cov-2 a partir de los primeros 100 casos diagnosticados. Se presenta la frecuencia acumulada (escala logarítmica) del virus SARS-Cov-2 en varios países de América a partir de los primeros 100 casos diagnosticados. **La línea verde con los círculos naranja representa la frecuencia en México hasta el día 05/04/20.** En gris esta representada la frecuencia de otros países de Latinoamérica. **Td** es el número de días en el que se duplica el número de infectados, esta representado por las líneas negras punteadas en días. Se observa claramente que la curva en **México esta cruzando Td=4, lo que indica que el número de positivos se duplicará en más de 4 días, lentamente pero se empieza a acostar la curva.** Para hoy se esperan 1510 casos positivos acumulados.

Dr. Jaime Berumen, Est. Doc. Elizabeth Barrera, Est. Doc. Rebeca Leyva, Facultad de Medicina, UNAM



Frecuencia acumulada de SARS-Cov-2 a partir de los primeros 100 casos diagnosticados. Se presenta la frecuencia acumulada (escala logarítmica) del virus SARS-Cov-2 en varios países de América a partir de los primeros 100 casos diagnosticados. **La línea verde con los círculos naranja representa la frecuencia en México hasta el día 06/04/20.** En gris esta representada la frecuencia de otros países de Latinoamérica. **Td** es el número de días en el que se duplica el número de infectados, esta representado por las líneas negras punteadas en días. Se observa claramente que la curva en **México ya cruzó Td=4, lo que indica que el número de positivos se duplicará en más de 4 días.** Para hoy se esperan 2694 casos positivos acumulados.

Dr. Jaime Berumen, Est. Doc. Elizabeth Barrera, Est. Doc. Rebeca Leyva, Facultad de Medicina, UNAM

DESARROLLA UNIVERSITARIO ALGORITMOS PARA DETECCIÓN DE CASOS DE COVID-19

• Ricardo Mansilla, investigador del CEIICH, desarrolla tres proyectos para estimar también el número de posibles infectados y las zonas de riesgo

Mediante el uso de algoritmos de *deep learning* (aprendizaje profundo) y técnicas de *Big Data*, investigador de la UNAM busca la manera de detectar de manera temprana los casos de COVID-19, estimar el número de posibles infectados y registrar las zonas de mayor riesgo de contagio dentro de los grandes centros urbanos.

Estos avances serían de utilidad para la ciudadanía y las autoridades, pues se lograría una mejor evaluación de la contingencia sanitaria, afirmó Ricardo Mansilla, del Centro de Investigaciones Interdisciplinarias en Ciencias y Humanidades (CEIICH).

En la charla "*Big Data e inteligencia artificial en la lucha contra COVID-19*", subrayó que con los proyectos Localización geográfica de las personas sospechosas, Confirmación de contagio a través de tomografía y rayos X y Detección de zonas geográficas de mayor riesgo, pretende contribuir al estudio de esta pandemia.

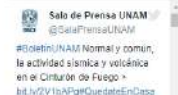
El universitario consideró que el tema de la confirmación a través de tomografía y rayos X es el de mayor trascendencia y urgencia en estos momentos, y a través de Internet y con el auxilio de un algoritmo se estaría en la posibilidad de diagnosticar a las personas contagiadas.

Aclaró que ya existen kits diagnósticos de COVID-19, pero su costo es elevado y sería una carga económica más para el sistema de salud; por ello pensó en un algoritmo, que toma imágenes de radiografías de los pulmones de personas con sospecha de infección e informa, de manera fiable, si presentan patrones en los pulmones que indiquen que son portadores del coronavirus.

"Mientras más radiografías se muestren, más inteligente se volverá el algoritmo, y por lo



Tweets by @SaltaPrensaUNAM



AGENCIA ID CIENCIA TECNOLOGÍA INNOVACIÓN SALUD MEDIO AMBIENTE LOS INVESTIGADORES

Salud slider

México tendrá su mayor brote de coronavirus el 20 de marzo según la UNAM

16 marzo, 2020 | Alberto Yaquez | coronavirus, México, UNAM

Desde que el coronavirus (COVID-19) dio sus brotes iniciales en la región china de Wuhan, las precauciones se han extendido a nivel mundial mientras los casos de contagio repercuten en países europeos del sur, o bien, en otros países asiáticos.

El discurso manejado por la Organización Mundial de la Salud (OMS) lo confirma; a pesar de que el COVID-19 representa un riesgo mínimo para la mayor parte de la población global, y ya hasta se habla de miles de pacientes recuperados, el mundo entero se enfrenta a una pandemia: se habla de 116 países que juntan alrededor de 120 mil infectados y 4,200 muertos.

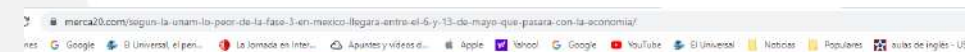
En el caso particular de México, las autoridades sanitarias confirmaron la existencia de 12 los casos reconocidos. A pesar de la alerta mundial, el Gobierno Federal optó por no tomar regulaciones especiales en cuestión de llegadas internacionales y/o eventos aglomerados llevados a cabo en el país.

Con estos datos, es suficiente para que el doctor Gustavo Cruz de la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM) emita un cálculo matemático exacto de cuánto tardará el COVID-19 en expandirse a gran escala por toda la Nación mexicana (aunque eso no necesariamente desembarcará en casos graves).

Cruz —perteneciente al equipo del Instituto de Investigaciones en Matemáticas Aplicadas y en Sistemas (IIMAS) de la UNAM— colaboró en 2009 para elaborar un modelo matemático durante el brote epidémico de la influenza H1N1. En aquel entonces, esto predijo con gran exactitud la velocidad de propagación del virus. En 2020, se repitió el ejercicio con el coronavirus tomando en cuenta dos factores esenciales: el biológico y el social.

Desde luego, Cruz está en proceso de añadir nuevas variables a su modelo actual, pero los primeros resultados indican que la propagación del COVID-19 en México a nivel masivo es inevitable. La mayor aceleración de contagio probablemente se dará entre el 20 y el 30 de marzo. Las conclusiones son claras:

Cruz explicó que al completar ecuaciones basadas en parámetros otorgados por la OMS y en la respuesta del Gobierno Federal, se generó un sistema de reacción-difusión que también tomó en cuenta la evolución de los



Inicio | Mercadotecnia | Según la UNAM, lo peor de la Fase 3 en México llegará entre el 6 y 13 de mayo: ¿Qué pasará con la economía?

Mercadotecnia México

Según la UNAM, lo peor de la Fase 3 en México llegará entre el 6 y 13 de mayo: ¿Qué pasará con la economía?

Por Fernando González | 13/03/2020 | Visitas: 942/361

Compartir en Facebook | Compartir en Twitter | G+ | P

México está en vísperas de entrar en la Fase 3 de la pandemia. La cantidad de casos confirmados mantiene una tendencia a la alza y todo parece indicar que no descenderá hasta pasada la primera quincena del mes de mayo.

A finales de marzo, el presidente de la República Mexicana, Andrés Manuel López Obrador, indicó que la Fase 3 de contingencia iniciará el próximo 19 de abril.

Esto significaba que a partir de la fecha dada se registraría un mayor número de casos de contagio por día, en donde los riesgos y desafíos tomarán una mayor dimensión.



Inicia tu Propia Leyenda

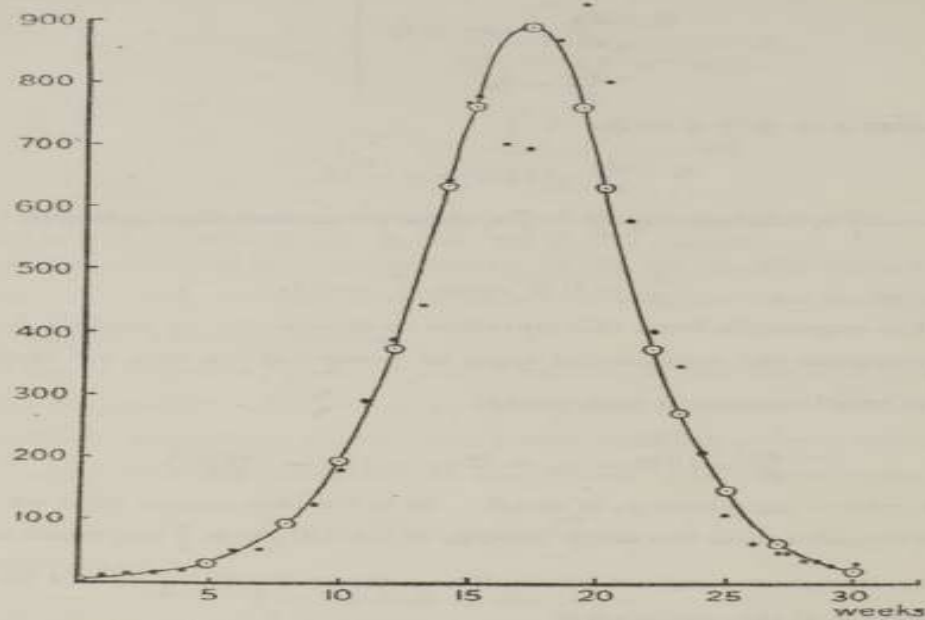
Prueba el juego que revolucionó los Esports a nivel mundial.

League of Legends ABRIR

Recomendado

714 W. O. Kermack and A. G. McKendrick.
Also for the rate at which cases are removed by death or recovery which is the form in which many statistics are given

$$\frac{dz}{dt} = \frac{I^2}{2\alpha\sigma k^2} \sqrt{-q} \operatorname{sech}^2\left(\frac{\sqrt{-q}}{2} (t - t_0) - \phi\right). \quad (31)$$



The accompanying chart is based upon figures of deaths from plague in the island of Bombay over the period December 17, 1905, to July 21, 1906. The ordinate represents the number of deaths per week, and the abscissa denotes the time in weeks. As at least 80 to 90 per cent. of the cases reported terminate fatally, the ordinate may be taken as approximately representing dz/dt as a function of t . The calculated curve is drawn from the formula

$$\frac{dz}{dt} = 890 \operatorname{sech}^2(0.2t - 3.4).$$

A Time-dependent SIR model for COVID-19 with Undetectable Infected Persons

Yi-Chang Chen¹, Ping-Eh Lu², Graduate Student Member, IEEE, Cheng-Shang Chang³, Fellow, IEEE, and Tsai-Hsuan Liu⁴
¹National Tsing Hua University
²Hsinchu 30013, Taiwan, R.O.C.
³Email: {ychengchen@gapp.nthu.edu.tw, {94223@e-mail.com, {cshchang@ce.nthu.edu.tw, {tliu@mail@gapp.nthu.edu.tw

The latest version will be placed on <https://arxiv.org/abs/2003.11920>
http://eprints.econ.ox.ac.uk/archive/na_TIME_DEPENDENT_SIR_MODEL_FOR_COVID_19/PDF

Abstract—In this paper, we conduct mathematical and numerical analyses to address the following important questions for COVID-19: (Q1) Is it possible to contain COVID-19? (Q2) If COVID-19 can be contained, when will be the peak of the epidemic, and what will it entail? (Q3) How do the asymptomatic infections affect the spread of disease? (Q4) If COVID-19 cannot be contained, what is the role of the population that needs to be infected in order to achieve herd immunity? (Q5) How effective are the social distancing approaches? For (Q1) and (Q2), we propose a time-dependent susceptible-infected-recovered (SIR) model that tracks two time series: (i) the transmission rate at time t and (ii) the recovering rate at time t . Such an approach is not only more adaptive than traditional static SIR models, but also more robust than direct estimation methods. Using the data provided by the National Center for Disease Control and Prevention (CDC) [1], we show that the one-day prediction errors for the numbers of confirmed cases are almost less than 1%. Also, the turning point, defined as the day that the transmission rate is less than the recovering rate, is predicted to be Feb. 17, 2020. After that day, the basic reproduction number, known as the R_t value at time t , is less

Cornell University

arXiv.org preprint q-bio/2003.11920

Quantitative Biology > Populations and Evolution

Submitted on 26 Mar 2020 (v1), last revised 29 Mar 2020 (this version, v2)

A simple Stochastic SIR model for COVID 19 Infection Dynamics for Karnataka: Learning from Europe

Ashutosh Sinha, R. Vankatesha Prasad, Sujay Narayana

In this short note we model the region-wise trends of the evolution to COVID-19 infections using a stochastic SIR model. The SIR dynamics are expressed using 'textit{td} stochastic differential equations' parameters of the model from the available daily data from European regions based on a 24-day history of infections, recoveries and deaths. The derived parameters have been aggregated to project future subcontinent, which is currently at an early stage in the infection cycle. The projections are meant to serve as a guideline for strategizing the socio-political control measures to mitigate COVID-19.

Subject: Populations and Evolution (q-bio.PE) Dynamical Systems (math.DS)

arXiv:2003.11920 [q-bio.PE]
 or arXiv:2003.11920v2 [q-bio.PE] for this version

Bibliographic data

[Enable BibTeX (What is BibTeX?)]

Submission history

From: Ashutosh Sinha [view email]

[v1] Thu, 26 Mar 2020 14:03:55 UTC (782 KB)

[v2] Sun, 29 Mar 2020 15:31:26 UTC (1,209 KB)

Which authors of this paper are endorsers? | Disable MathJax (What is MathJax?)

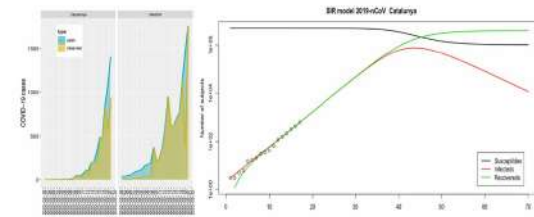
Discussion

Nuevo modelo para estimar los casos reales de COVID-19 en cada comunidad autónoma

Un equipo de matemáticos de las universidades Autónoma de Barcelona, Politécnica de Cataluña y Humboldt de Berlín ha desarrollado un modelo para calcular el número real de nuevos casos diarios de personas infectadas por COVID-19 en las distintas comunidades autónomas. Obtener este dato directamente de la población de momento es imposible, ya que muchas personas infectadas con el coronavirus presentan síntomas leves o son asintomáticas.

CC BY-NC-ND 4.0

11/03/2020 12:40:02



Cases reales de COVID-19 (observados y estimados) para Cataluña (Madrid, Asturias, Valencia) - marzo 2, 2020. IIS+OII: modelo para el caso de Cataluña con modelo IIS+OII de los datos de la pandemia de COVID-19 (datos de transmisión pública) - IIS+OII

What Will Be the Economic Impact of COVID-19 in the US? Rough Estimates of Disease Scenarios
 Andrew Atkeson
 NBER Working Paper No. 26867
 March 2020
 JEL No. C0.E0

ABSTRACT

This note is intended to introduce economists to a simple SIR model of the progression of COVID-19 in the United States over the next 12-18 months. An SIR model is a Markov model of the spread of an epidemic in a population in which the total population is divided into categories of being susceptible to the disease (S), actively infected with the disease (I), and recovered (or dead) and no longer contagious (R). How an epidemic plays out over time is determined by the transition rates between these three states. This model allows for quantitative statements regarding the tradeoff between the severity and timing of suppression of the disease through social distancing and the progress in the population. Example applications of the model are provided. Special attention is given to the question of if and when the fraction of active infections in the population exceeds 1% (at which point the health system is forecast to be severely challenged) and 10% (which may result in severe staffing shortages for key financial and economic infrastructure) as well as the cumulative burden of the disease over an 18 month horizon.

Andrew Atkeson
 Binusie Hall 9381
 Department of Economics
 UCLA
 Box 951477
 Los Angeles, CA 90095
 and NBER
 andy@atkeson.net

A Modified SIR Model for the COVID-19 Contagion in Italy

Giuseppe C. Calafiore, Carlo Novara and Conrado Possieri

Abstract—The purpose of this work is to give a contribution to the understanding of the COVID-19 contagion in Italy. To this end, we developed a modified Susceptible-Infected-Recovered (SIR) model for the contagion, and we used official data of the pandemic up to March 30th, 2020 for identifying the parameters of this model. The non-standard part of our approach resides in the fact that we considered as model parameters also the initial number of susceptible individuals, as well as the proportionality factor relating the detected number of positives with the actual (and unknown) number of infected individuals. Identifying the contagion, recovery and death rates as well as the mentioned parameters amounts to a non-convex identification problem that we solved by means of a two-dimensional grid search in the outer loop, with a standard weighted least-squares optimization problem as the inner step.

I. INTRODUCTION

Mathematical models can offer a precious tool to public health authorities for the control of epidemics, potentially contributing to significant reductions in the number of infected people and deaths. Indeed, mathematical models can be used for obtaining short and long-term predictions, which in turn may enable decision makers optimize possible control strategies, such as containment measures, lockdowns and vaccination campaigns. Models can also be crucial in a number of other tasks, such as estimation of transmission parameters, understanding of contagion mechanisms, simulation of different epidemic scenarios, and test of various hypotheses.

Several kind of models have been proposed for describing the time evolution of epidemics, among which we distinguish two main groups: collective models and networked models. Collective models are characterized by a small number of

eq. [7]–[13]. These models clearly provide a more detailed description of the epidemic spread than collective models but their identification is significantly harder. A first reason is that they are usually characterized by a high number of parameters and variables. A second reason, perhaps more relevant, is that the network topology is unknown in most real situations and its identification is an extremely hard task. In this paper, we focus on collective models since, thanks to their relative simplicity, they can be more suitable for non-expert operators and public health authorities, and they can provide simple but reliable models, even under scarcity of data.

Collective models are typically written in the form of differential equations or discrete-time difference equations, and are characterized by a set of parameters that are not known a-priori and have to be identified from data. However, the identification of such parameters raises several practical issues, as discussed next. An important variable in many epidemic models is the number of individuals that are infected at a given time. However, in a real epidemic scenario, only the number of infected individuals that have been detected as “positive” is available, while the actual number of infected people remains unknown. A common assumption made in the literature is that the observed cases are the actual ones. Clearly, this assumption is unrealistic and may lead to wrong epidemiological interpretations/conclusions. Other issues stem from the fact that identification of epidemic models requires in many cases to deal with non-convex optimization problems. Indeed, a key feature of an epidemic model is to provide reliable results in long-term predictions, in order to allow analysis/comparison of different scenarios and strategies.

Several kind of models have been proposed for describing the time evolution of epidemics, among which we distinguish two main groups: collective models and networked models. Collective models are characterized by a small number of

WHAT WILL BE THE ECONOMIC IMPACT OF COVID-19 IN THE US? ROUGH ESTIMATES OF DISEASE SCENARIOS

Andrew Atkeson

Working Paper 26867
<http://www.nber.org/papers/w26867>

NATIONAL BUREAU OF ECONOMIC RESEARCH
 1050 Massachusetts Avenue
 Cambridge, MA 02138
 March 2020

All errors are mine. The views expressed here are entirely my own and not official statements of the Federal Reserve Bank of Minneapolis, the Federal Reserve, or the National Bureau of Economic Research.

NBER working papers are circulated for discussion and comment purposes. They have not been peer-reviewed or been subject to the review by the NBER Board of Directors that accompanies official NBER publications.

© 2020 by Andrew Atkeson. All rights reserved. Short sections of text, not to exceed two paragraphs, may be quoted without explicit permission provided that full credit, including © notice, is given to the source.

Age-structured impact of social distancing on the COVID-19 epidemic in India

Rajesh Singh^{1,*} and R. Adhikari^{2,3,4}

¹DIAMFT, Centre for Mathematical Sciences, University of Cambridge, Wilberforce Road, Cambridge CB3 0WA, UK
²The Institute of Mathematical Sciences-IBSN, CIT Campus, Chennai 600113, India

The outbreak of the novel coronavirus, COVID-19, has been declared a pandemic by the WHO. The structure of social contact critically determines the spread of the infection and, in the absence of vaccines, the control of these structures through large-scale social distancing measures appears to be the most effective means of mitigation. Here we use an age-structured SIR model with social contact matrices obtained from surveys and Bayesian inference to study the progress of the COVID-19 epidemic in India. The basic reproduction ratio R_0 and its time-dependent generalization are computed based on case data, age distribution and social contact structure. The impact of social distancing measures – workplace non-attendance, school closure, lockdown – and their efficacy with variants is then investigated. A three-week lockdown is found insufficient to prevent a resurgence and, instead, protocols of sustained lockdown with periodic relaxation are suggested. Forecasts are provided for the reduction in age-structured mortality and mortality as a result of these measures. Our study underlines the importance of age and social contact structures in assessing the country-specific impact of mitigatory social distancing.

I. INTRODUCTION

The novel coronavirus, COVID-19, originated in Wuhan and has spread rapidly across the globe. The World Health Organization has declared it to be a pandemic. In the absence of a vaccine, social distancing has emerged as the most widely adopted strategy for its mitigation and control [1]. The suppression of social contact in workplaces, schools and other public spheres is the target of such measures. Since social contacts have a strong assortative structure in age, the efficacy of these measures is dependent on both the age structure of the population and the frequency of contacts between age groups across the population. As these are generally not equally specific, equal measures can have unequal outcomes when applied to regions with significantly differing age and social contact structures. Quantitative estimates of the impact of these measures in reducing morbidity, peak infection rates, and excess mortality can be a significant aid in public-health planning. This requires mathematical models that take into account the age-structured nature of the population.

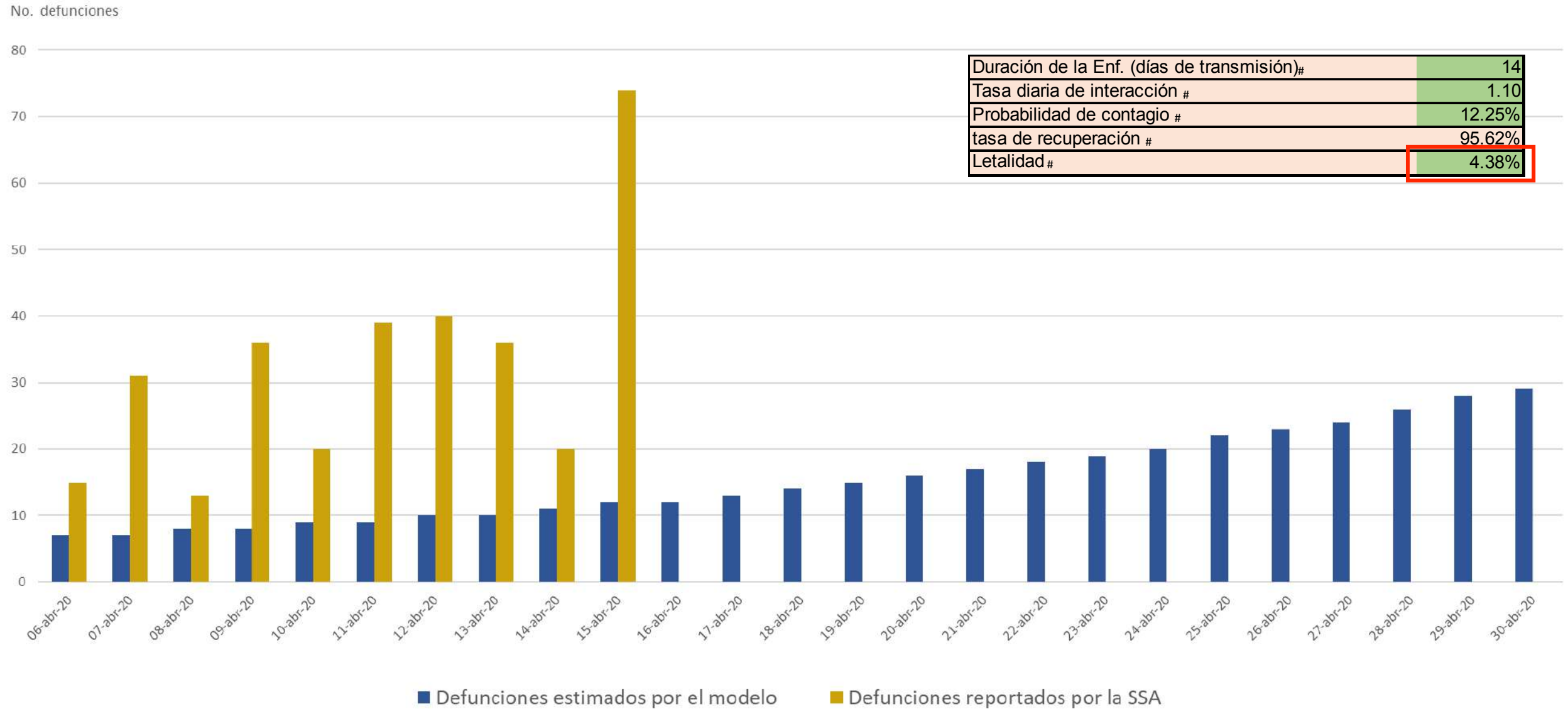
The remainder of our study is organized as follows. In Section (II) we compare the age and social contact structure of the Indian, Chinese, and Italian populations. Age distributions are sourced from the Population Pyramid website [2] and social contact structures from the state-of-the-art compilation of Perra et al. [3] obtained from surveys and Bayesian imputation. We show that even in countries with equal probability of infection on contact, the differences in age and social contacts in these three countries translate into differences in the basic reproductive ratio R_0 . In Section (III) we study the progress of the epidemic in the absence of any mitigation to provide a baseline in response to the effects of interventions. In Section (IV)

mitigatory measures. Further, both morbidity and mortality from the COVID-19 infection have significant differences across age-groups, with mortality increasing rapidly in the elderly. It is necessary therefore to estimate not only the total number of infections but also how this number is distributed across age groups. Our model allows for the assessment of such age-structured impacts of social distancing measures.

The remainder of our study is organized as follows. In Section (II) we compare the age and social contact structure of the Indian, Chinese, and Italian populations. Age distributions are sourced from the Population Pyramid website [2] and social contact structures from the state-of-the-art compilation of Perra et al. [3] obtained from surveys and Bayesian imputation. We show that even in countries with equal probability of infection on contact, the differences in age and social contacts in these three countries translate into differences in the basic reproductive ratio R_0 . In Section (III) we study the progress of the epidemic in the absence of any mitigation to provide a baseline in response to the effects of interventions. In Section (IV)

Nuestro Modelo (Desventaja) Mortalidad

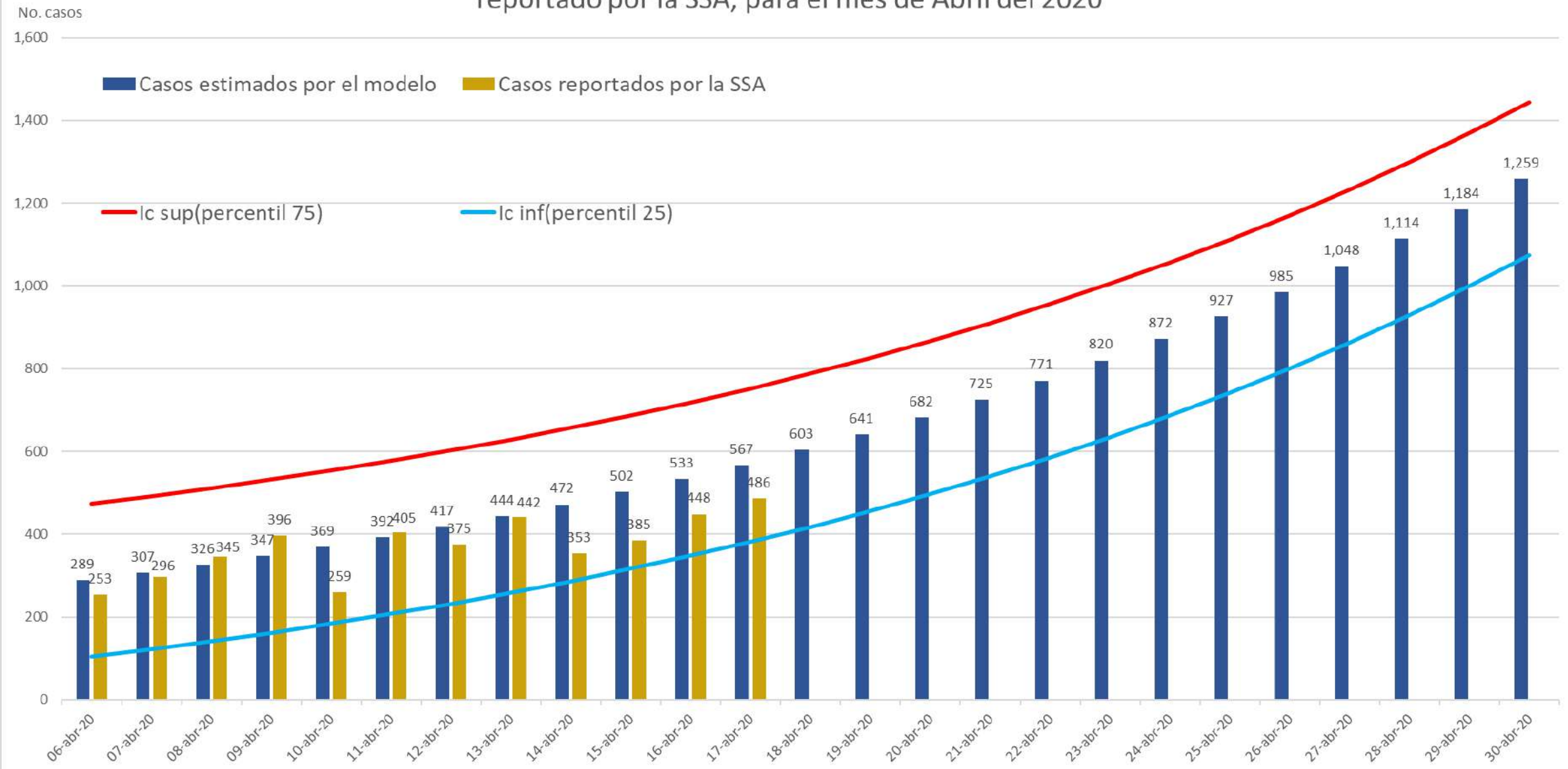
Comparación de los fallecimientos por COVID-19 estimados en México con el modelo SIR, en comparación con lo reportado por la SSA, para el mes de Abril del 2020



Nuestro Modelo (Ventaja) Incidencia

Precisión = 90%

Comparación de casos de COVID-19 estimados en México con el modelo SIR, en comparación con lo reportado por la SSA, para el mes de Abril del 2020

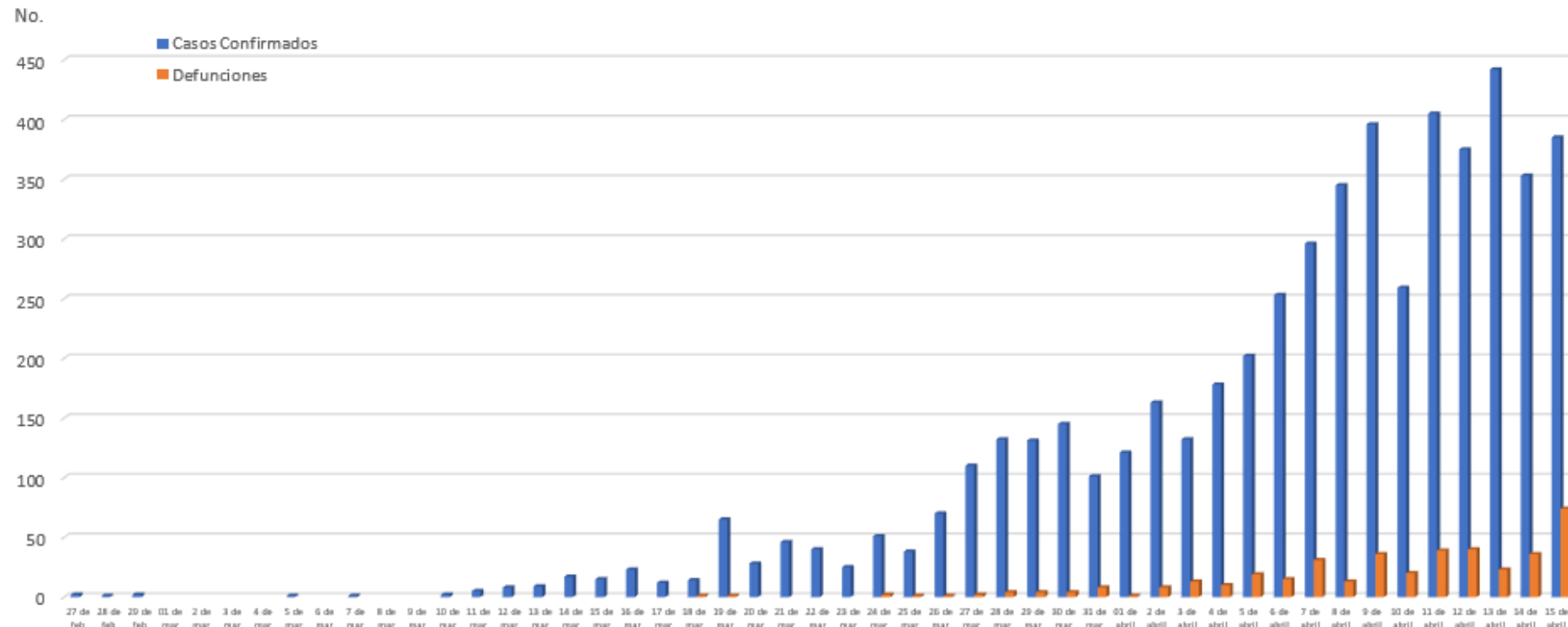


Nuestro Modelo (Desventaja) Mortalidad

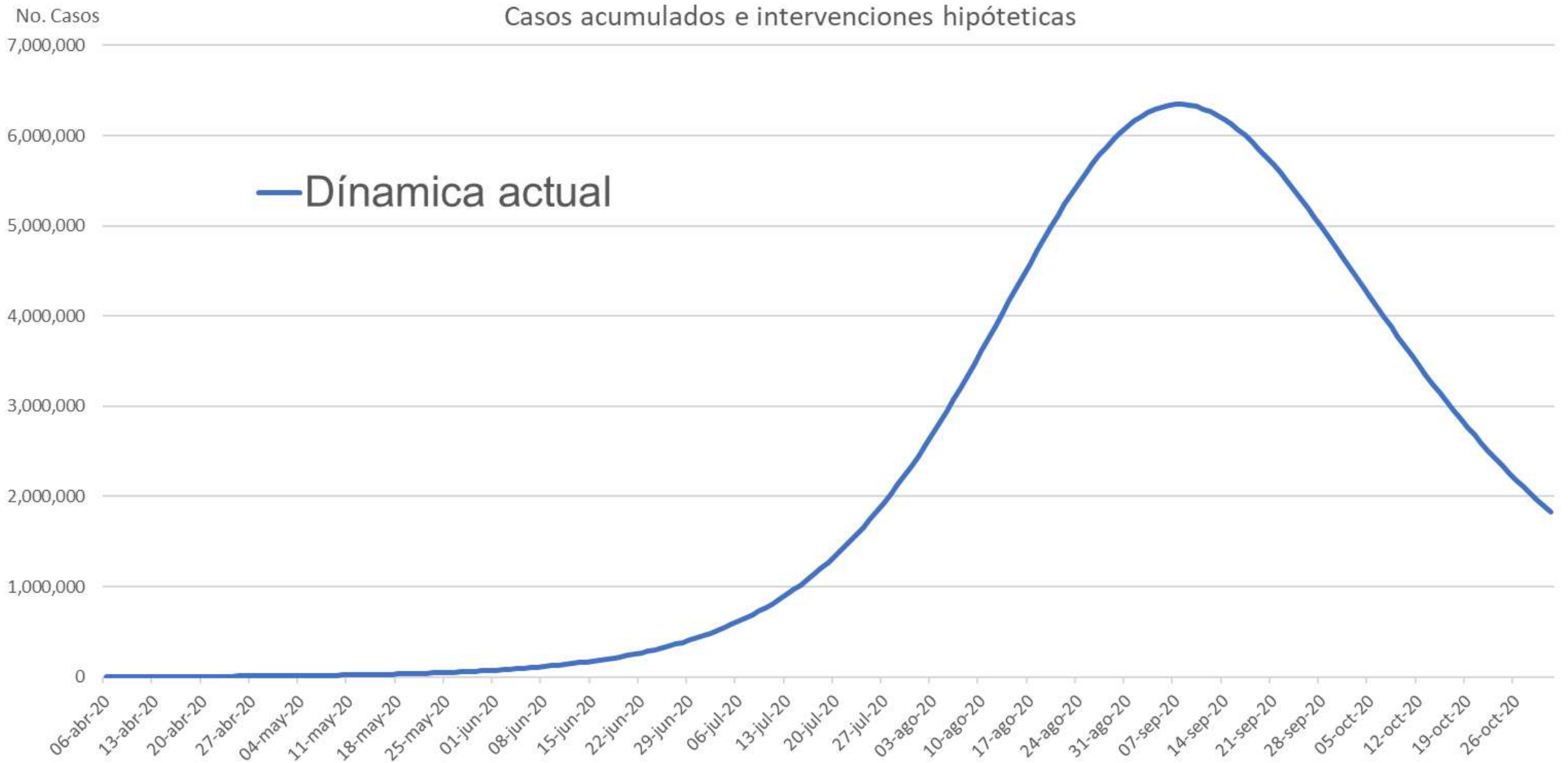
	20 de feb	21 de feb	22 de feb	23 de feb	24 de feb	25 de mar	26 de mar	27 de mar	28 de mar	29 de mar	30 de mar	31 de mar	01 de abril	2 de abril	3 de abril	4 de abril	5 de abril	6 de abril	7 de abril	8 de abril	9 de abril	10 de abril	11 de abril	12 de abril	13 de abril	14 de abril	15 de abril	Total	
#				25	51	38	70	110	132	131	145	101	121	163	132	178	202	253	296	345	396	259	405	375	442	353	385	5399	Casos
				2	1	1	2	4	4	4	8	1	8	13	10	19	15	31	13	36	20	39	40	23	36	74	406	Def	
				3.92	2.63	1.43	1.82	3.03	3.05	2.76	7.92	0.83	4.91	9.85	5.62	9.41	5.93	10.47	3.77	9.09	7.72	9.63	10.67	5.20	10.20	19.22	7.52	Letalidad	

0.0751991

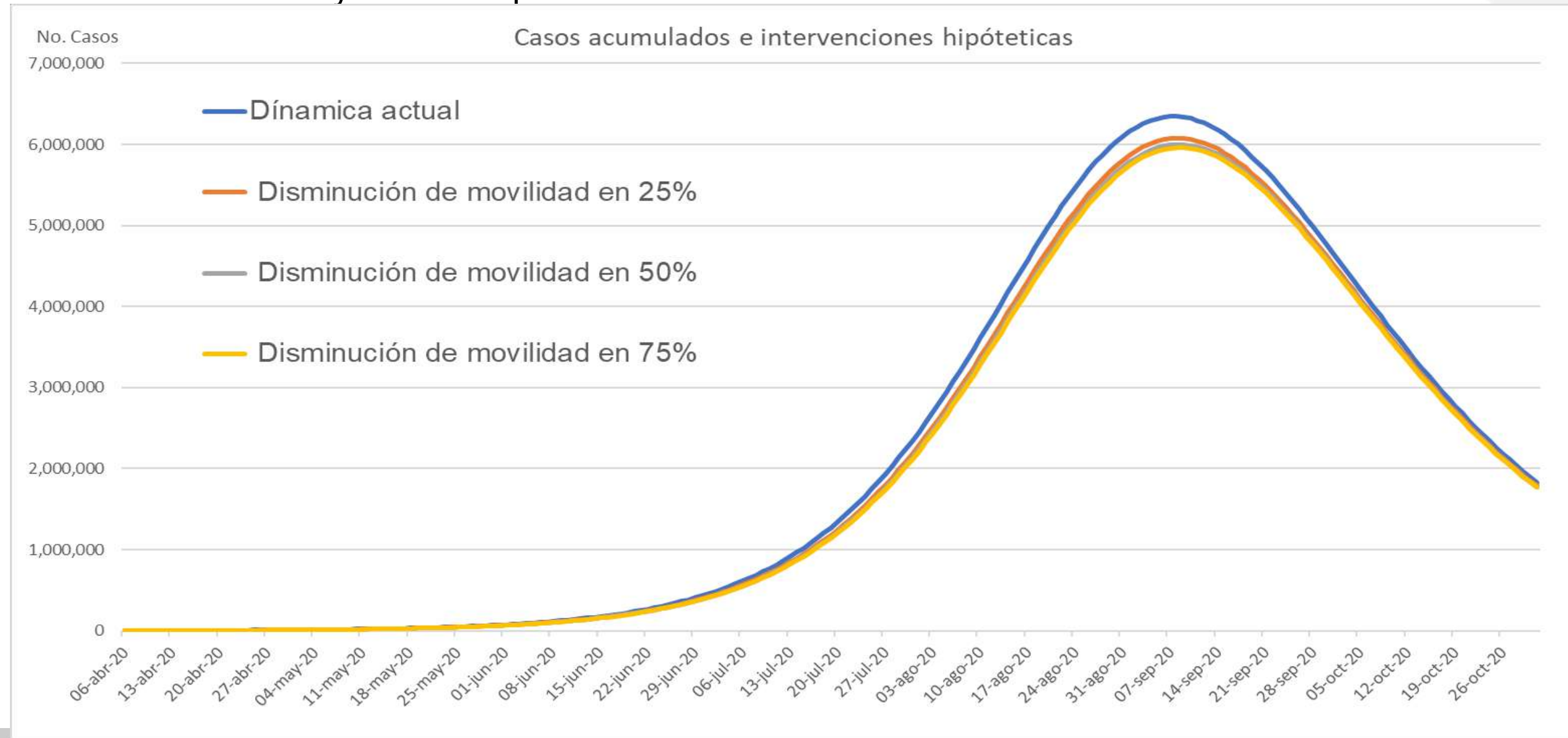
Presentación de casos de COVID-19 en México



Nuestro Modelo, predicción



Predicción de casos y efecto de posibles intervenciones



Control

Todavía es tiempo de realizar los estudios de casos y contactos

 Download PDF  Share  Export

 COVID-19 campus closures: [see options for Remote Access](#) to subscribed content

THE LANCET

Global Health

Volume 8, Issue 4, April 2020, Pages e488-e496



Articles

Feasibility of controlling COVID-19 outbreaks by isolation of cases and contacts

Joel Hellewell PhD ^a, Sam Abbott PhD ^{a*}, Amy Gimma MSc ^{a*}, Nikos I Bosse BSc ^a, Christopher I Jarvis PhD ^a, Timothy W Russell PhD ^a, James D Munday MSc ^a, Adam J Kucharski PhD ^a, Prof W John Edmunds PhD ^a
Centre for the Mathematical Modelling of Infectious Diseases COVID-19 Working Group

 Show more

[https://doi.org/10.1016/S2214-109X\(20\)30074-7](https://doi.org/10.1016/S2214-109X(20)30074-7) [Get rights and content](#)

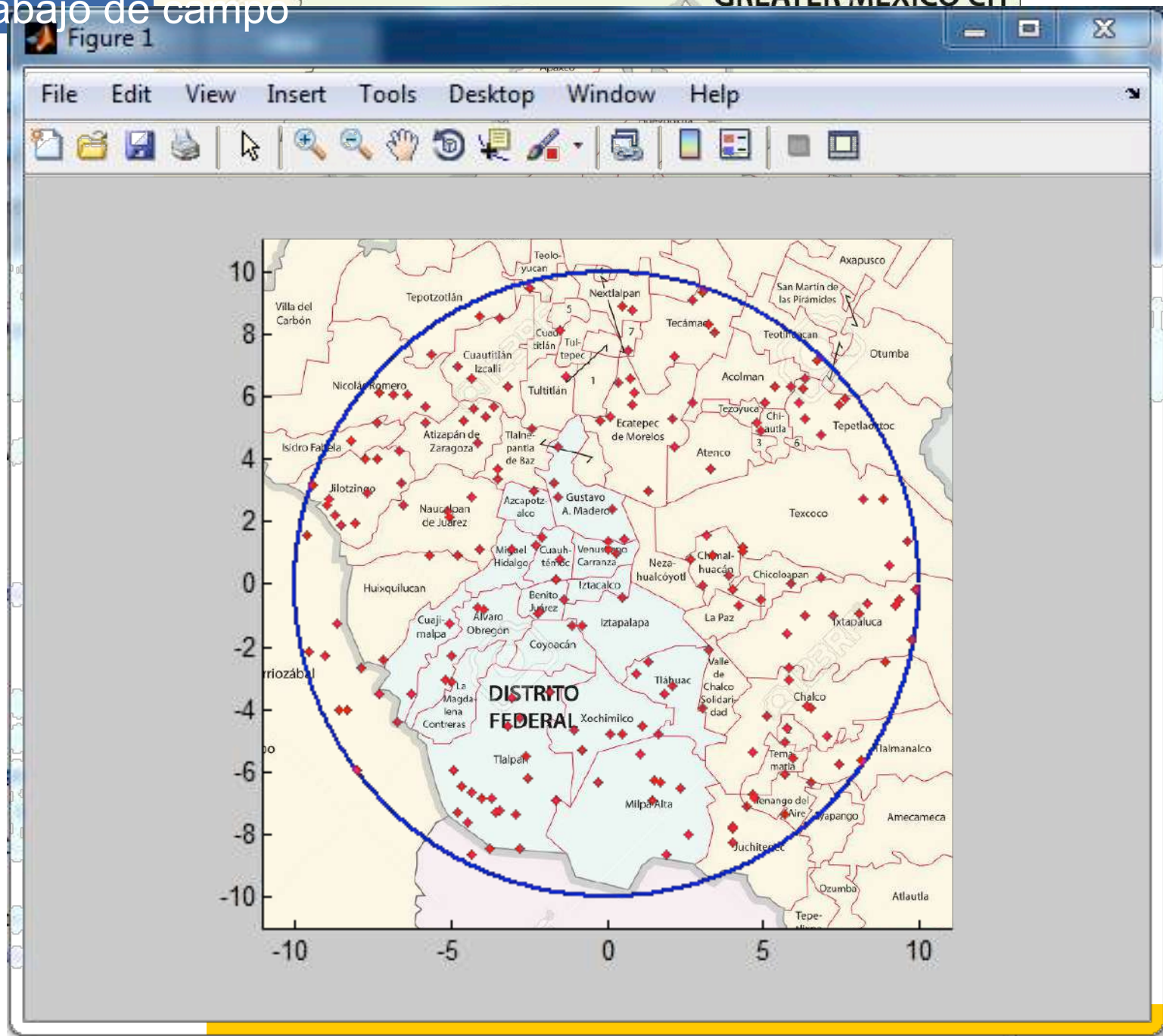
Under a Creative Commons license [open access](#)

Refers to Yan Niud, Fujie Xu
[Deciphering the power of isolation in controlling COVID-19 outbreaks](#)
The Lancet Global Health, Volume 8, Issue 4, April 2020, Pages e452-e453
 Download PDF

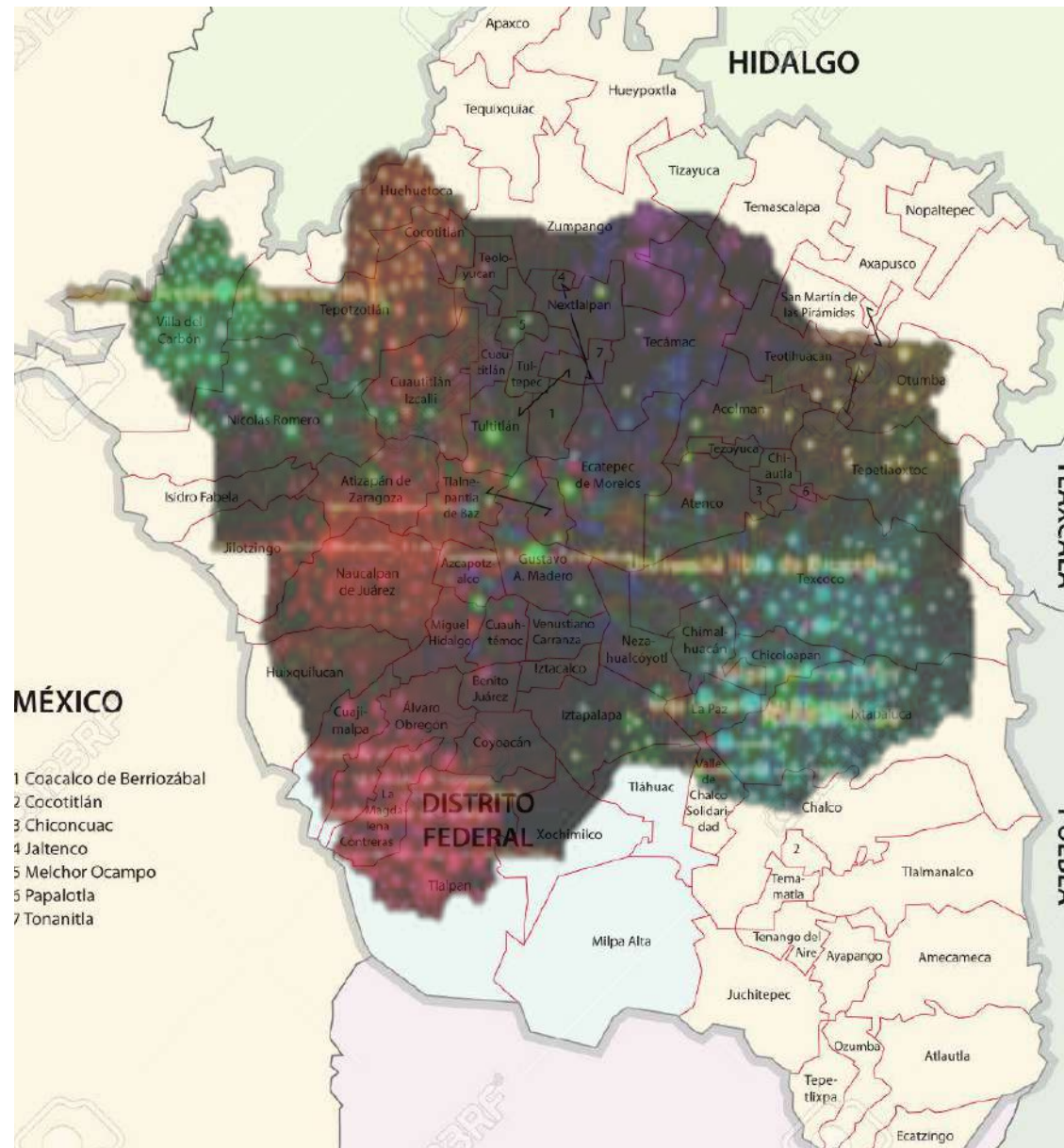
Referred to by Yan Niud, Fujie Xu
[Deciphering the power of isolation in controlling COVID-19 outbreaks](#)
The Lancet Global Health, Volume 8, Issue 4, April 2020, Pages e452-e453



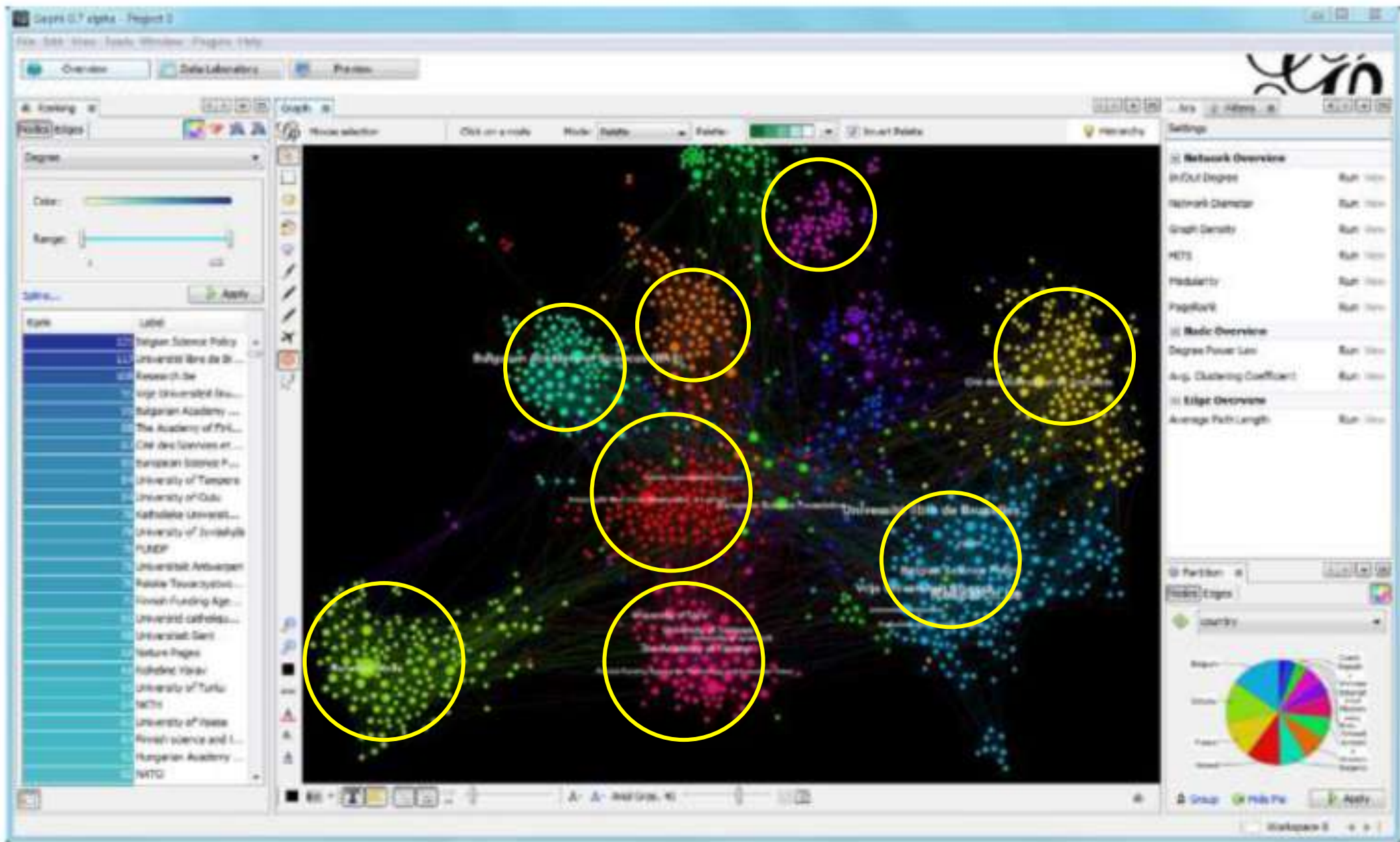
Efecto contable de trabajo de campo



Efecto contable de trabajo de campo



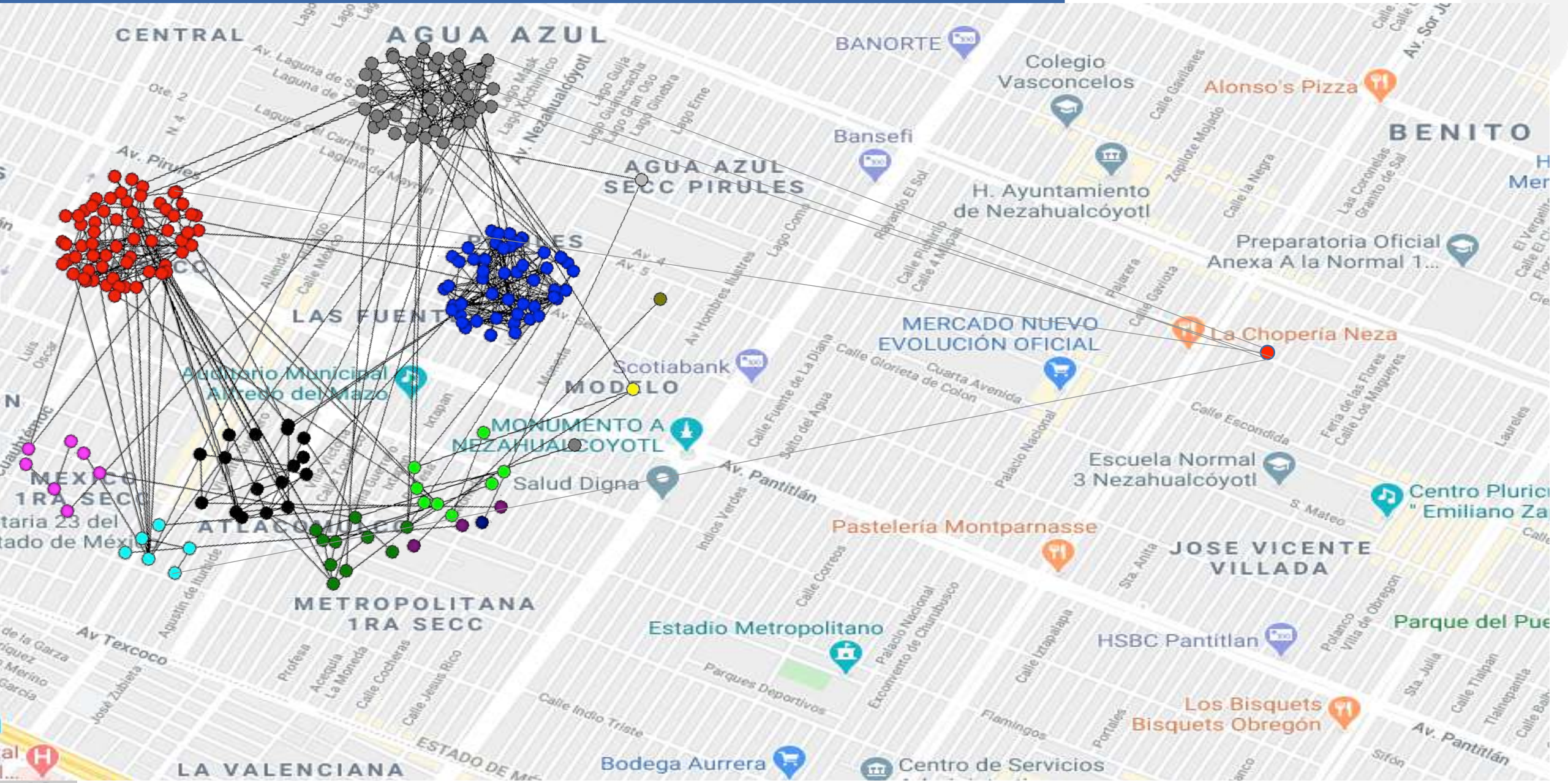
Efecto contable de trabajo de campo

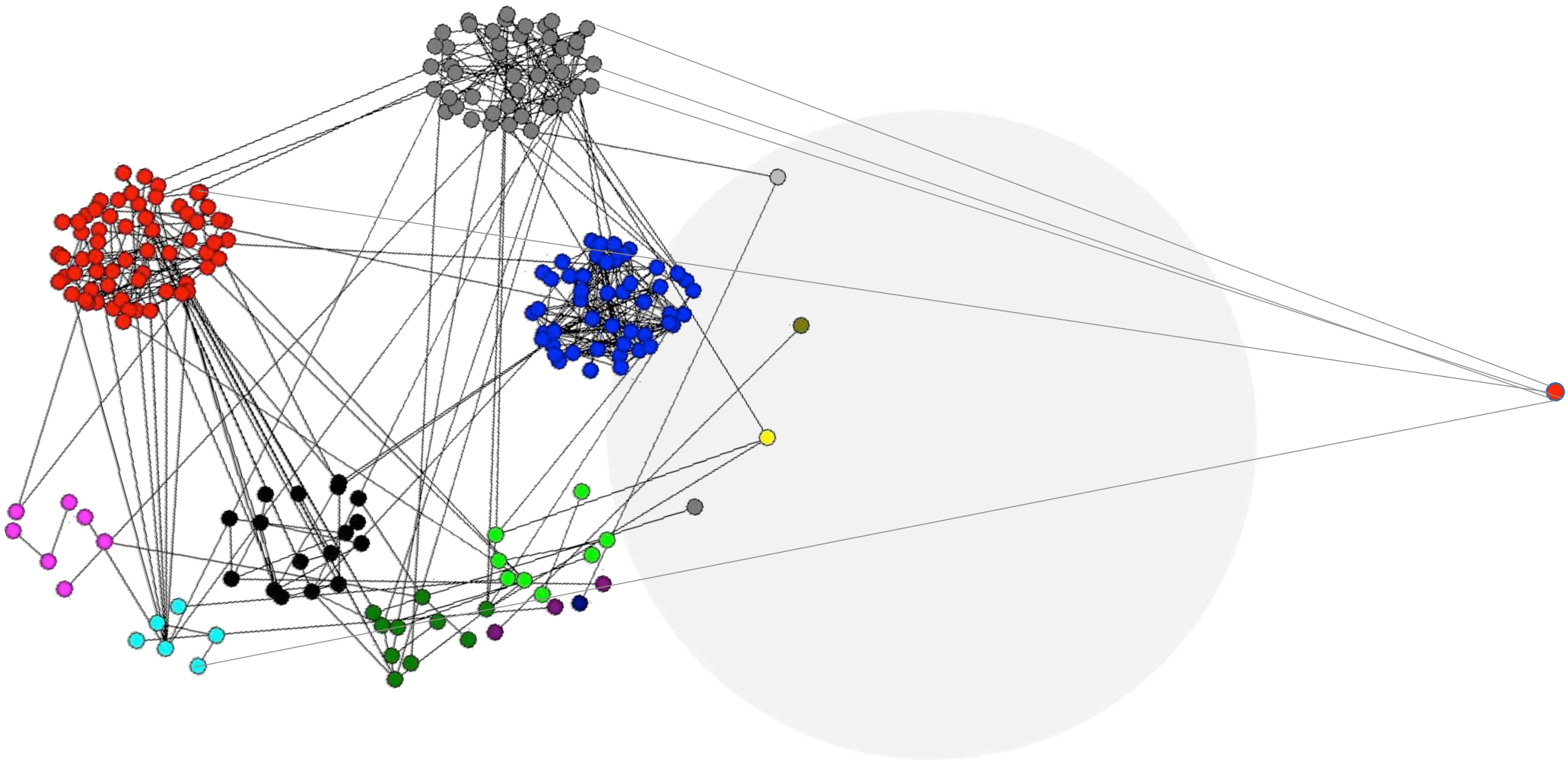


Capacidad de interactuar con operaciones de campo

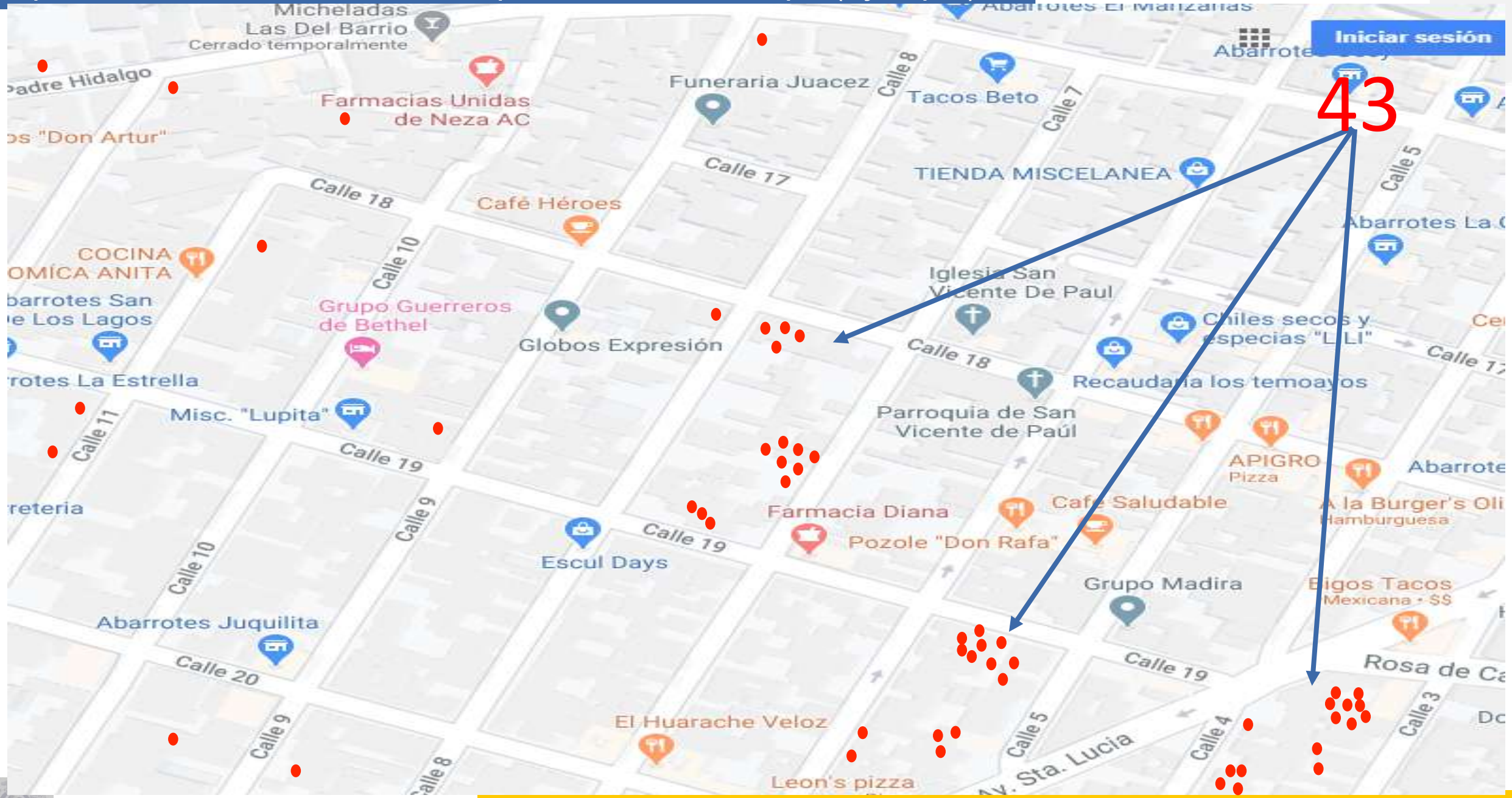


Capacidad de interactuar con operaciones de campo

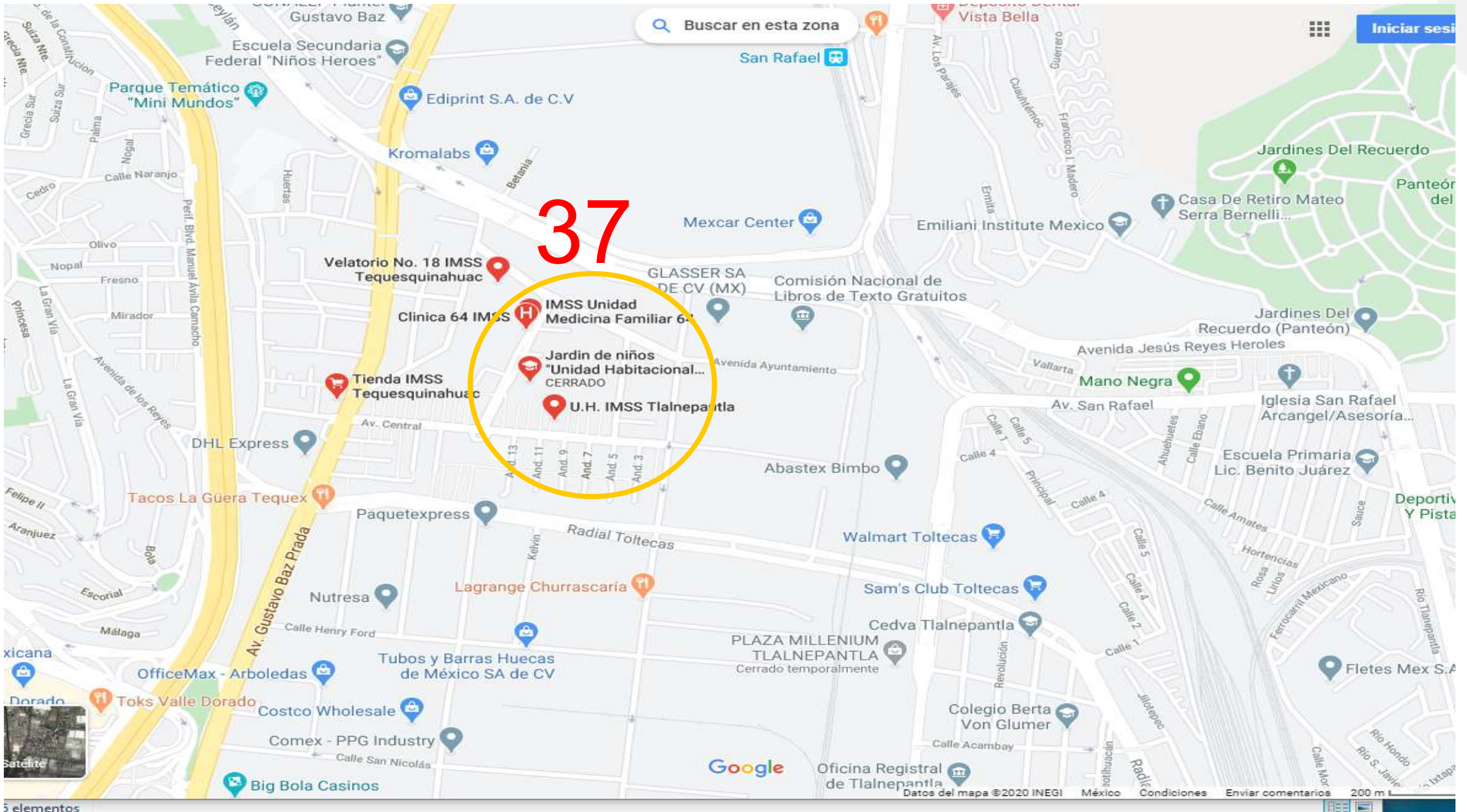




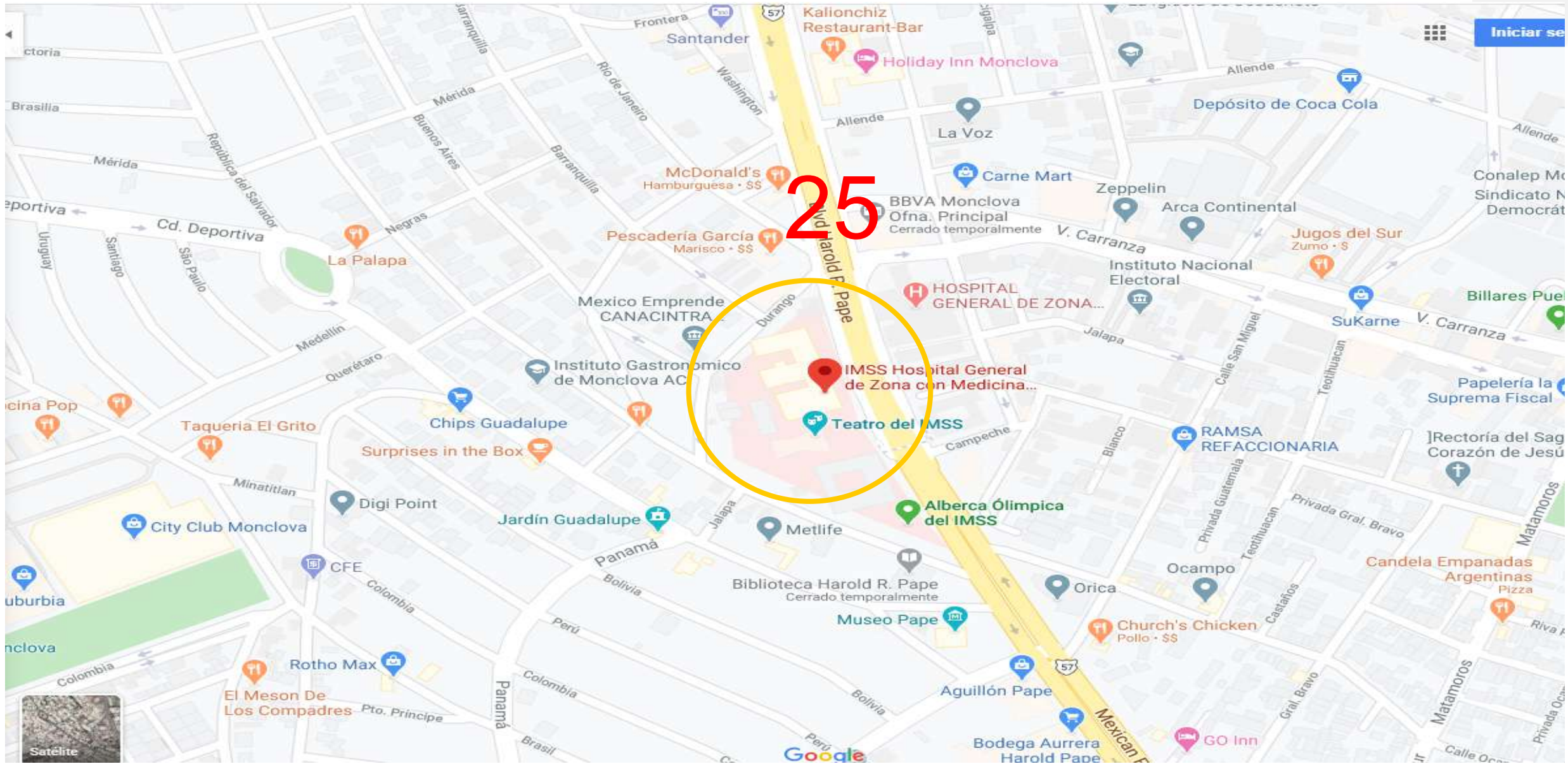
Capacidad de interactuar con operaciones de campo (Ejemplo)

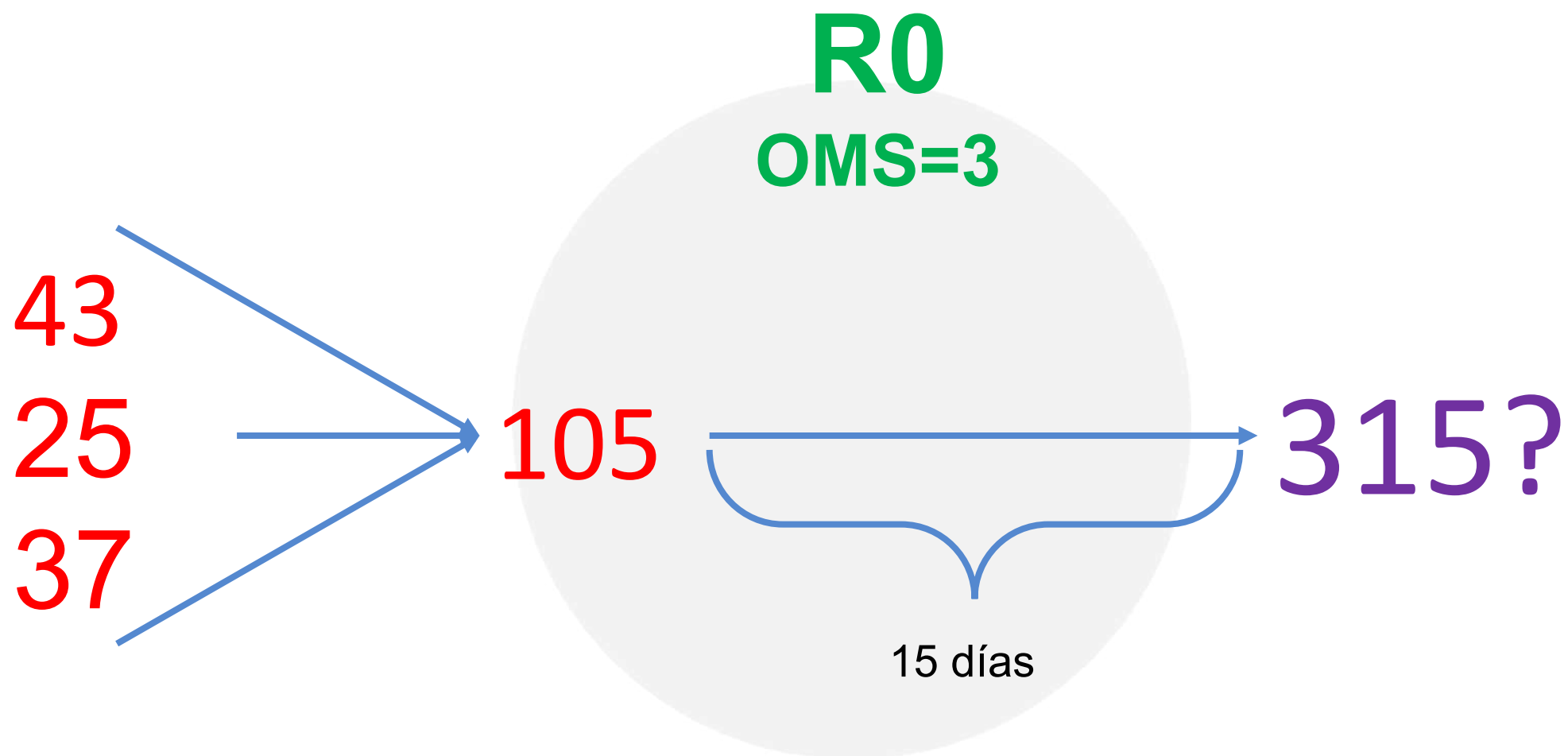


Capacidad de interactuar con operaciones de campo



Capacidad de interactuar con operaciones de campo





En tres brotes?



Duración de la Enf. (días de transmisión)#	14
Tasa diaria de interacción #	1.10
Probabilidad de contagio #	12.25%
tasa de recuperación #	95.62%
Letalidad #	4.38%

Datos generales (anual)	
Población total de los contagiados	33,310,279
Población recuperada	31,848,168
Población que fallece	1,458,847
Maxímo número de contagiados en un día	470,076
Maxímo número de reoperados en un día	404,442
Fallecimientos máximos en un día	18,526

Hospitalizados graves(11.4%)&	3,797,372
Hospitalizados con intubación (1.3%)&	433,034

No. De respiradores= 6425+1399	7824	
Días de uso promedio de respirador	7	(base)
Semanas necesarias para no rebasar capacidad de la fase	55.35	

Duración de la Enf. (días de transmisión)#	14
Tasa diaria de interacción #	1.10
Probabilidad de contagio #	12.25%
tasa de recuperación #	95.62%
Letalidad #	4.38%

Datos generales (anual)	
Población total de los contagiados	33,291,326
Población recuperada	31,809,612
Población que fallece	1,457,081
Maxímo número de contagiados en un día	469,991
Maxímo número de reoperados en un día	404,375
Fallecimientos máximos en un día	18,523

Hospitalizados graves(11.4%)&	3,795,211
Hospitalizados con intubación (1.3%)&	432,787

No. De respiradores= 6425+1399	7824	
Días de uso promedio de respirador	7	(base)
Semanas necesarias para no rebasar capacidad de la fase	55.32	

El porcentaje actual, es

18,953

247

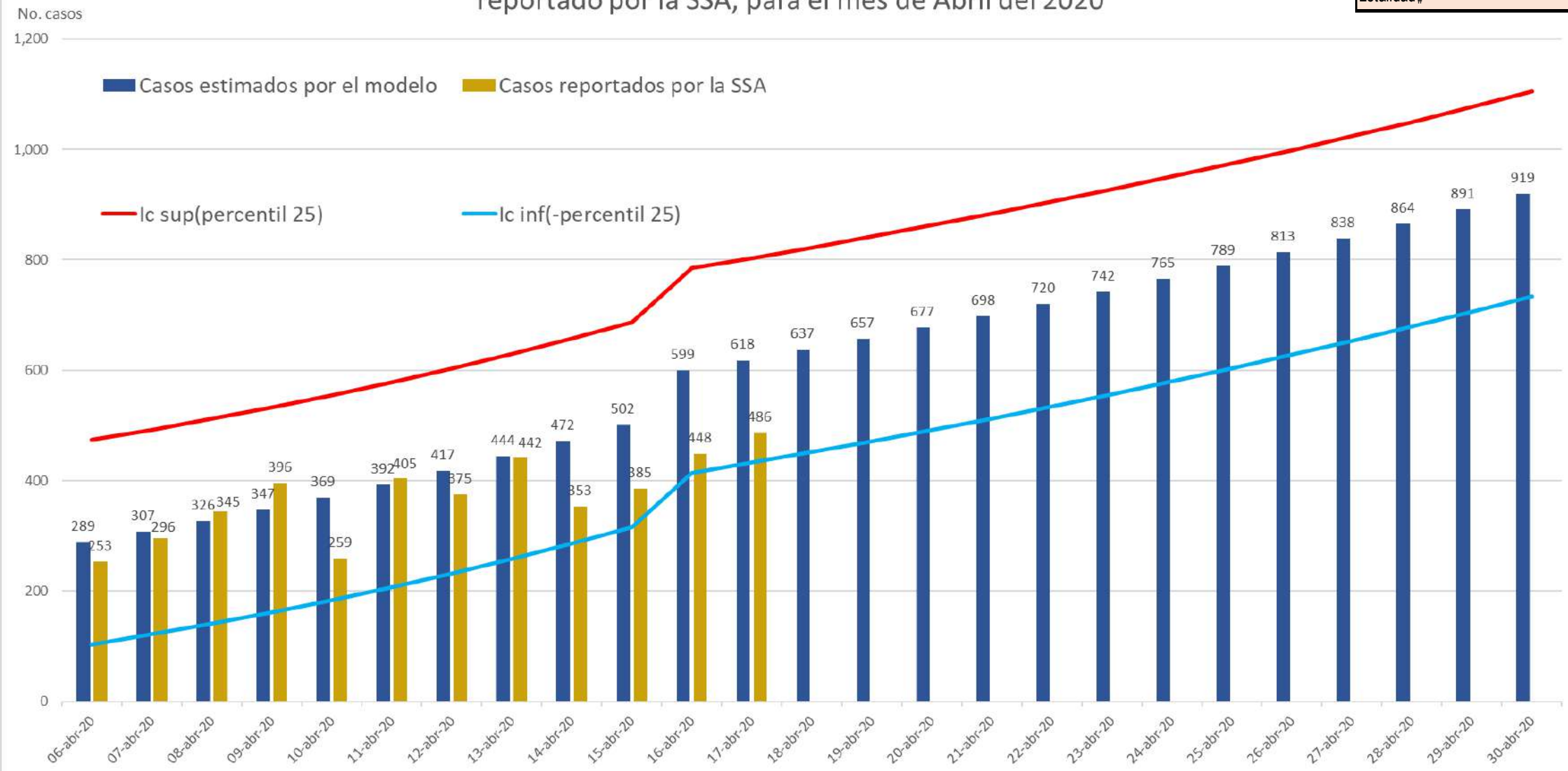
4.7 respiradores en un año



Efecto contable de una intervención

Comparación de casos de COVID-19 estimados en México con el modelo SIR, en comparación con los casos reportados por la SSA, para el mes de Abril del 2020

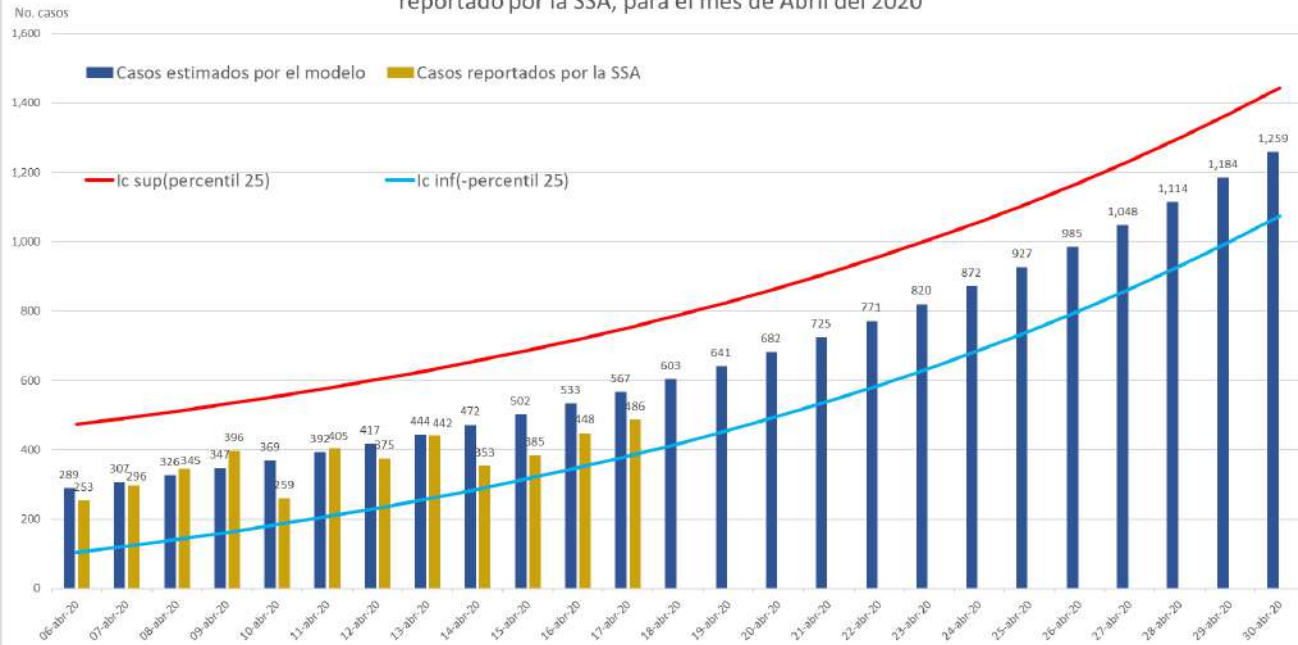
Duración de la Enf. (días de transmisión)#	14
Tasa diaria de interacción #	0.77
Probabilidad de contagio #	13.31%
tasa de recuperación #	95.62%
Letalidad #	4.38%



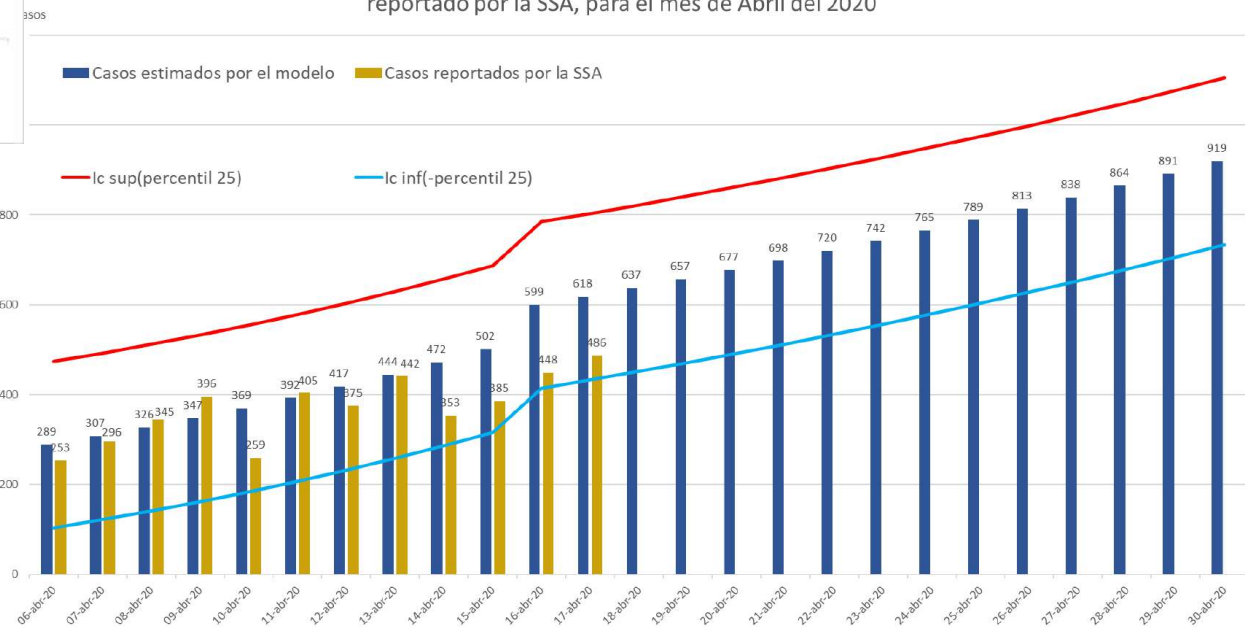
Efecto contable de una intervención

Duración de la Enf. (días de transmisión)#	14
Tasa diaria de interacción #	0.77
Probabilidad de contagio #	13.31%
tasa de recuperación #	95.62%
Letalidad #	4.38%

Comparación de casos de COVID-19 estimados en México con el modelo SIR, en comparación con lo reportado por la SSA, para el mes de Abril del 2020

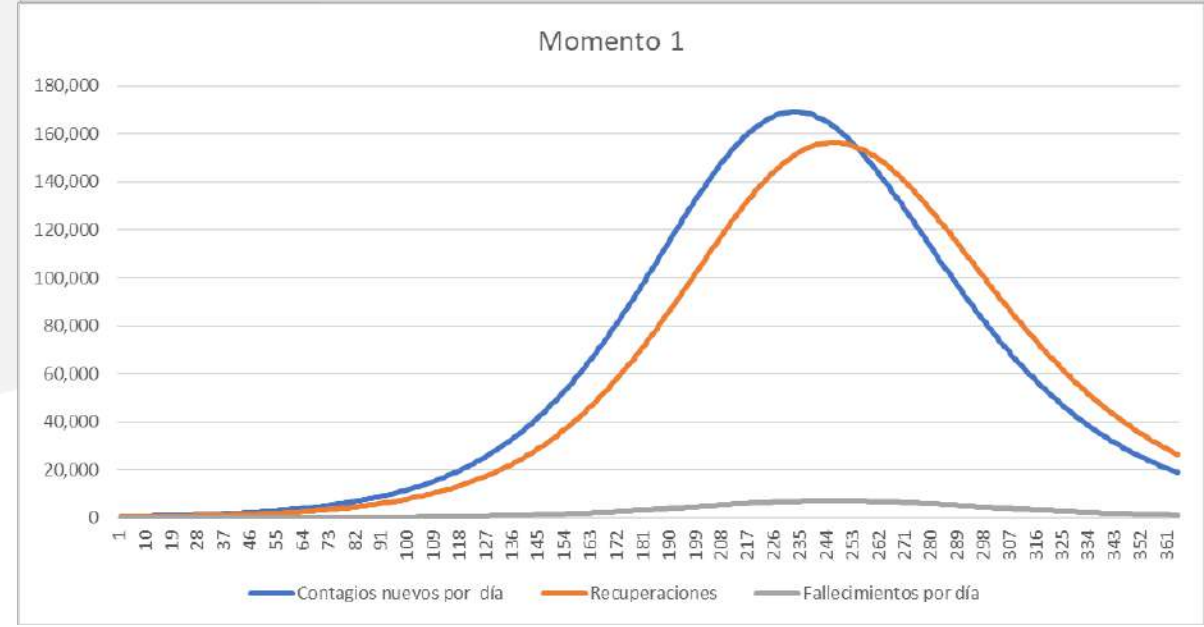
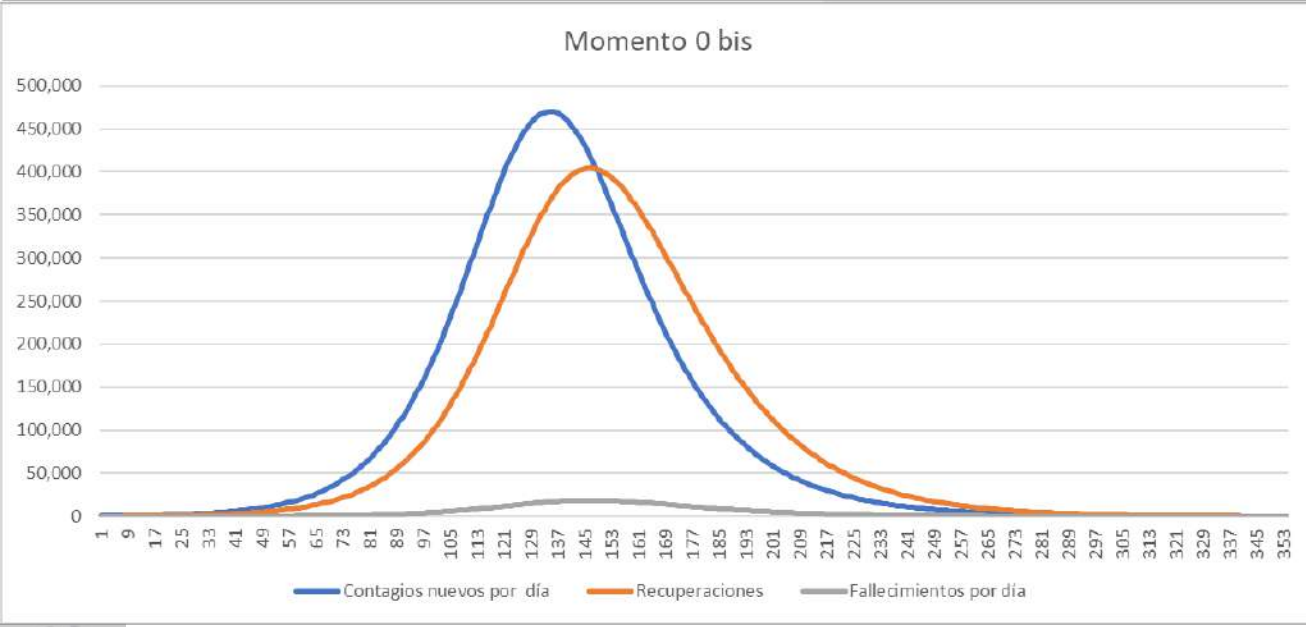
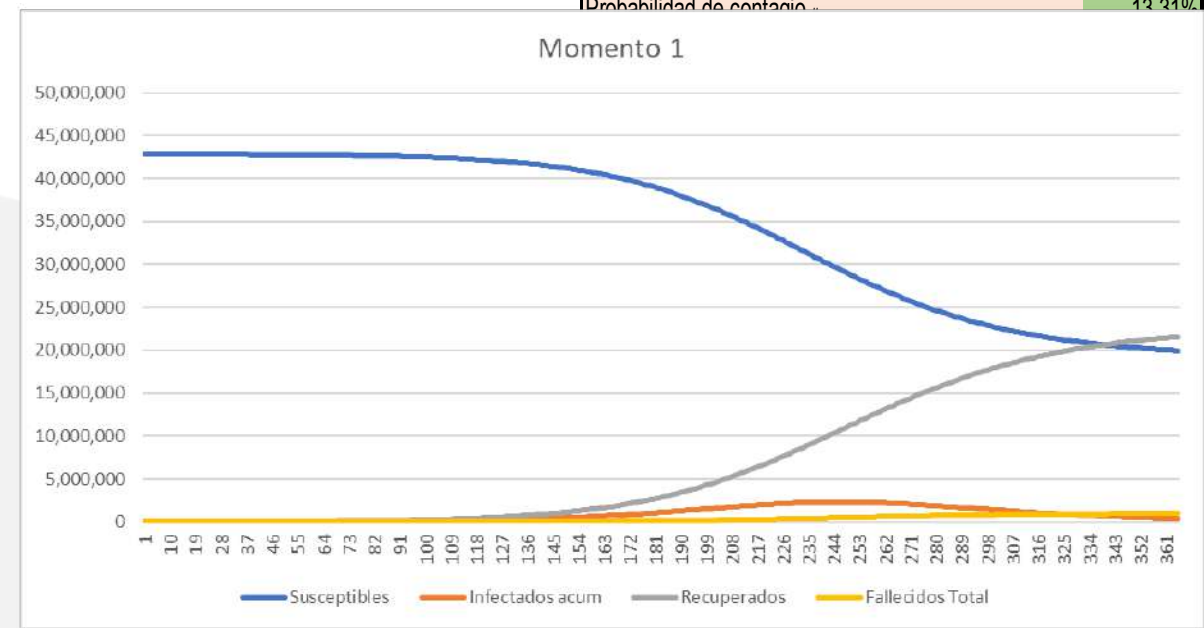
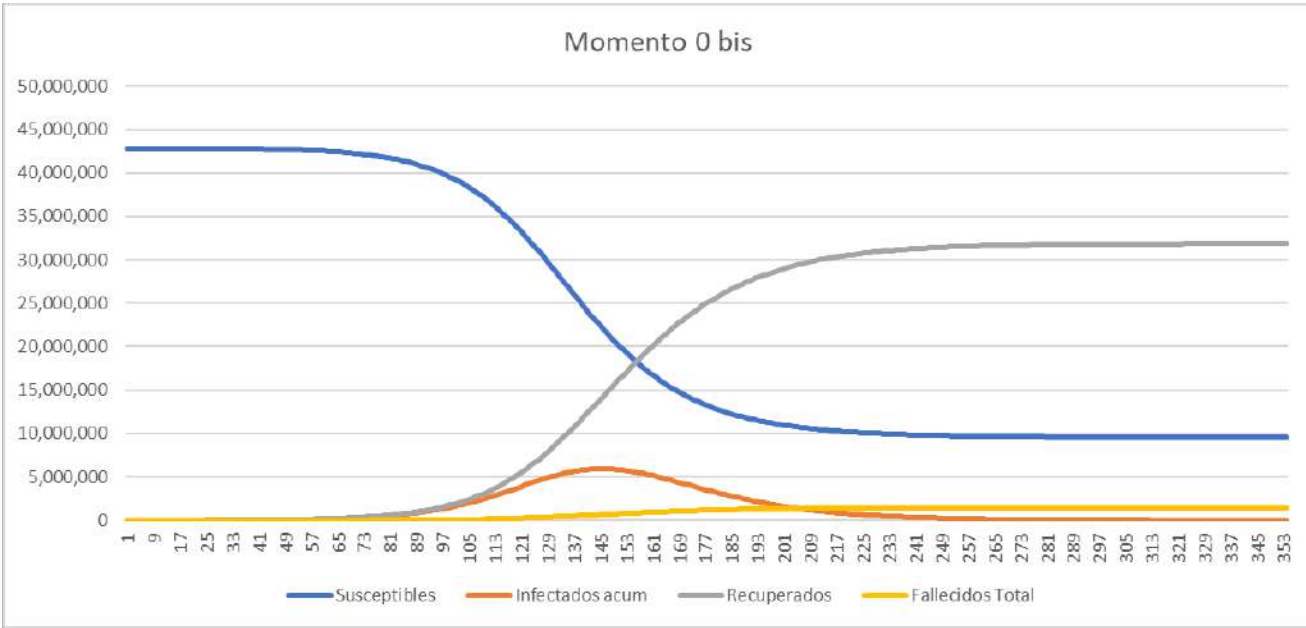


Comparación de casos de COVID-19 estimados en México con el modelo SIR, en comparación con lo reportado por la SSA, para el mes de Abril del 2020



Efecto contable de una intervención

Duración de la Enf. (días de transmisión)#	14
Tasa diaria de interacción #	0.77
Probabilidad de contagio...	13.31%



Efecto contable de una intervención

Duración de la Enf. (días de transmisión)#	14
Tasa diaria de interacción #	0.77
Probabilidad de contagio #	13.31%
tasa de recuperación #	95.62%
Letalidad #	4.38%

