

Imágenes satelitales y COVID-19: Predicción de contagios a través de la luminosidad nocturna

Satellite images and COVID-19: Predicting infections through nighttime lights

Andrés Jerson Millán López* e Isai Guizar**

*Universidad de Guadalajara, Departamento de Métodos Cuantitativos.
Correo electrónico: jerson.millan@cucea.udg.mx. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4112-8302>

**Universidad de Guadalajara, Departamento de Economía, Zapopan, Jalisco, México.
Correo electrónico: isai.guizar@cucea.udg.mx. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8616-8848>

RESUMEN

La efectividad de las políticas implementadas durante la pandemia del COVID-19 es relevante, tanto para evaluar el impacto ocasionado, como para derivar lecciones de política en el caso de que este tipo de fenómenos se repitan. El objetivo de este documento es determinar la relación entre la actividad humana y los contagios de COVID-19 reportados. Para medir la actividad humana se genera una métrica de luminosidad nocturna empleando imágenes satelitales. Mediante un análisis de cointegración se demuestra que existe de una relación de equilibrio a largo plazo y, empleando pruebas de causalidad, que es factible predecir los contagios por COVID-19 a partir de los cambios en la luminosidad. Con modelos econométricos para series de tiempo se demuestra que los contagios por COVID-19 responden a los cambios de luminosidad con alta significancia estadística y hasta con dos semanas de retraso, esto implica que la intensidad de la actividad que sucedía en el momento presente habría sido útil para planificar los recursos que serían necesarios dos semanas posteriores.

ABSTRACT

The effectiveness of the policies implemented during the COVID-19 pandemic is relevant both for assessing the impact caused and for deriving policy lessons in case such phenomena recur. The main objective here is to determine the relationship between human activity and reported COVID-19 cases. To measure human activity, a metric of nighttime lights is generated using satellite images. Conducting cointegration tests we found a long-term equilibrium relationship between the two variables, and through causality tests we confirmed that it is feasible to predict COVID-19 infections from changes in nighttime lights. Using econometric models for time series, it is shown that COVID-19 infections respond to changes in nighttime lights with high statistical significance and with a lag of up to two weeks, implying that the intensity of human activity that was happening now would have been useful for planning the resources that would be necessary two weeks later.

Recibido: 7/agosto/2023
Aceptado: 4/diciembre/2023
Publicado: 06/mayo/2024

Palabras clave:

| Políticas de COVID19 |
| Luminosidad nocturna |
| Actividad humana |
| Predicción |

Keywords:

| Bank profitability |
| Microeconomic variables |
| Macroeconomic variables |
| COVID-19 |

Clasificación JEL | JEL Classification |

I15, C53, O18

INTRODUCCIÓN

Las medidas cautelares para evitar la propagación del SARS-CoV-2, el virus que causa la enfermedad respiratoria llamada coronavirus de 2019 (COVID-19) comenzaron en los últimos días de marzo de 2020, incluyeron el confinamiento de la población, cierre de actividades económicas consideradas como no esenciales y distanciamiento social. Estas acciones buscaban disminuir la actividad normal de las personas y, a su vez, los contagios del virus. La efectividad de estas



Esta obra está protegida
bajo una Licencia
Creative Commons
Reconocimiento-
NoComercial-
SinObraDerivada 4.0
Internacional

acciones continúa siendo de relevancia, tanto para evaluar el impacto ocasionado¹ como para derivar lecciones de política en el caso de que este tipo de fenómenos se repitan. El objetivo primario de este documento es cuantificar la relación entre los cambios experimentados en la actividad humana durante el periodo de pandemia y los casos de contagio por COVID-19. La actividad humana se mide con la luminosidad nocturna, una métrica generada a partir de imágenes satelitales.

Aprovechando las innovaciones tecnológicas en cuanto a generación de información, la aplicación de metodologías para capturar la dinámica humana en el planeta a través de satélites y asociarlos con variables socioeconómicas y ambientales, como se realiza en el presente documento, se ha multiplicado en los últimos años. Los primeros mapeos de crecimiento de luminosidad captada por satélite en las ciencias sociales se presentaron a partir de finales de los años 90's, posteriormente en la primera y segunda década del siglo XXI la literatura se enfocó en demostrar empíricamente la correlación entre luminosidad y el PIB a distintos niveles geográficos y latitudes (Elvidge *et al.*, 1997; Doll *et al.*, 2006; Sutton *et al.*, 2007; Ghosh *et al.*, 2009; Henderson *et al.*, 2012; Lee 2018; Chen *et al.*, 2019; Levin *et al.*, 2020; Millán & González, 2021). Las diversas aplicaciones de métodos de teledetección en varias áreas de estudio en economía las expone Donaldson y Storeygard (2016), en su obra busca inducir a los economistas a la ciencia de los datos satelitales presentando ideas de cómo se habían utilizado hasta ese momento y sobre extensiones futuras.

En estudios más recientes, la literatura ha relacionado la reducción en la actividad humana durante la pandemia con diversas variables socioeconómicas. Por ejemplo, Venter *et al.* (2020) confirmaron empíricamente, a nivel global, una reducción de concentraciones de contaminación en las ciudades en el periodo de confinamiento, utilizando datos satelitales y una red de más de 10,000 estaciones de calidad del aire en el mundo. Por su parte Xu *et al.* (2021) observaron cambios positivos en la calidad del agua del río Lower Min (China) utilizando imágenes satelitales de noviembre de 2019 a abril de 2020. En Beyer *et al.* (2023) se utilizan luces nocturnas como proximidad de la actividad económica, para mostrar que en el periodo mayo a julio de 2020 se observaron efectos negativos, diferenciados en la economía por zonas de altos y bajos niveles de restricciones social. Beyer *et al.* (2021) mostraron que el consumo diario de electricidad y la intensidad de la luz nocturna permiten monitorear la actividad económica casi en tiempo real y con gran detalle espacial en la India. Xu *et al.* (2021) tomaron 20 megaciudades de Europa, Asia y África y con el uso de las imágenes satelitales mostraron que los niveles de luminosidad nocturna NTL (*Nighttime Lights*) en general disminuyeron después del cierre de las ciudades, pero con disparidades regionales y patrones espaciales en las variables.

Elvidge *et al.* (2020) midieron emisiones radiantes acumuladas de la iluminación eléctrica en China donde encontraron una disminución de la luminosidad desde diciembre de 2019 hasta febrero de 2020 en comparación con los mismos periodos del año anterior con el fin de contrastar los efectos del confinamiento por COVID-19. En México, Millán (2021) empleó información satelital para estimar que la economía en la Zona Metropolitana de Guadalajara, en México, presentó una caída del 10.1%; desagregando por sectores, mostró que las mayores afectaciones fueron en zonas relacionadas con el turismo, actividad industrial, y aquellas con población vulnerable en términos socioeconómicos.

Para este análisis se toma el caso de la Zona Metropolitana de Guadalajara (ZMG), ubicada en el estado de Jalisco. Esta entidad es de interés porque fue la primera en la que se implementaron medidas de aislamiento en el país. Diez días antes de que el gobierno federal hiciera la declaratoria de emergencia, el gobernador del estado ya exhortaba a su población a mantener cinco días de aislamiento total. Desde el gobierno estatal

1. Tan solo en términos de producción, con datos del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI), se estimó una contracción del producto interno bruto de 8.5 por ciento en ese año.

se instruyó la suspensión de clases, eventos masivos de carácter social, culturales y deportivos, argumentando que ello evitaría escenarios de propagación del virus. Cerca de dos años después, febrero de 2022, en el estado se habían registrado 192 mil casos y 18 mil muertes por COVID-19, representando el quinto lugar en el país (CONACYT, 2020), con una reducción en el producto interno bruto de 7.5%. En la Zona Metropolitana de Guadalajara habita el 57% de la población total de Jalisco y es la segunda más poblada del país, con un total de 4.2 millones de habitantes.

Tomando como referencia la literatura citada, aquí se generan los datos de luminosidad nocturna en la ZMG a partir de las imágenes capturadas remotamente por el NTL (*Nighttime Lights*) Black Marble de la NASA. La serie de tiempo generada se utiliza como una covariable adicional en los modelos autorregresivos integrados de promedio móvil (ARIMA) que se emplean para representar la serie de contagios de COVID-19. De esta forma logramos estimar el impacto de la luminosidad en los contagios por COVID-19. Mostramos que los casos de COVID-19 responden directamente a los cambios de luminosidad, con alta significancia estadística y hasta con dos semanas de retraso.

Los resultados obtenidos son específicos para el área geográfica de estudio seleccionada, favoreciendo la creación de modelos predictivos de pronta respuesta a este estrato geográfico. Para derivar conclusiones a nivel estatal o nacional, en investigaciones futuras se deberá delimitar la región deseada. No obstante, la consistencia de los resultados entre los estudios de referencia, en términos de significancia estadística y robustez, aun considerando las disparidades regionales y patrones espaciales en las variables, sugieren que investigaciones similares aplicadas en otras regiones del país llegarían a conclusiones también similares.

La primera sección describe a detalle el procedimiento que se utilizó para extraer los datos de luminosidad nocturna, se muestra la serie extraída de forma espacial y temporal; posteriormente, en la sección II se expone la información de contagios por COVID-19. La sección III presenta el análisis econométrico, en esta se incluye la metodología de estimación y se discuten los resultados obtenidos. Por último, se presentan las conclusiones.

I. MEDICIÓN DE LA LUMINOSIDAD NOCTURNA COMO INDICADOR DE ACTIVIDAD HUMANA

Algunas compañías tecnológicas como Waze, Google, Moovit, y Apple generan información sobre los cambios de movilidad urbana en tiempo real en distintas latitudes del mundo en donde estas operan. La información de movilidad puede estar generalizada o clasificada en términos del tipo de actividad; por ejemplo, Google ofrece la movilidad residencial, centros de trabajo, áreas de recreación, centros comerciales, entre otros. Este tipo de información ha sido explotada en la literatura, por ejemplo, en Schulte-Fischedick *et al.* (2021); Andara *et al.* (2021), Cont *et al.* (2021), Vieira (2021), quienes muestran el uso de métodos para la creación de indicadores en tiempo real de la actividad humana explotando la información de plataformas de movilidad como las mencionadas.

En este trabajo se prefiere emplear luces nocturnas en la medición de la actividad humana, porque son de fácil acceso, captan la dinámica económica de forma diaria y presentan niveles de desagregación geográfica que el propio investigador puede delimitar. La actividad humana, en general, es observable desde el espacio exterior a través de satélites. Sus sensores capturan patrones espaciales asociados al comportamiento humano, como las emisiones de CO₂, la degradación de recursos naturales como bosques, selvas, cuerpos de agua, contaminación de océanos o bien la contaminación lumínica presente en la superficie de la Tierra. Esta última es de utilidad para este trabajo debido a que la mayoría de estas luces nocturnas son de asentamientos humanos distribuidos en la superficie terrestre.

El Producto de Datos de la NASA *Black Marble* permite generar mapas diarios de radiación global a nivel científico en asentamientos humanos con iluminación eléctrica. Las imágenes satelitales presentan correcciones para eliminar los efectos de la reflectancia lunar, de la nieve y los efectos atmosféricos, y están libres de todo tipo de anomalías climatológicas como la nubosidad. El procedimiento que se utilizó para crear la serie de tiempo de luminosidad se describe a continuación:

1. Se definió la cobertura espacial de la zona metropolitana de Guadalajara a partir del marco geoestadístico nacional. Incluye los municipios de Guadalajara, Zapopan, Tlajomulco de Zúñiga, Tlaquepaque, Tonalá, El Salto y Zapotlanejo.

La recuperación y descarga de datos se realiza a través del sistema NASA "*Level-1 and Atmosphere Archive and Distribution System*" (LAADS), que facilita su acceso para la realización de investigaciones científicas y análisis a largo plazo. Los datos de luminosidad son recopilados por el sensor VIIRS DNB a bordo del satélite Suomi-NPP, específicamente pertenecen a la colección V001. Estos datos constituyen un producto Nivel 3 y abarcan el historial completo de series temporales del Suomi-NPP desde aproximadamente el año 2012 hasta la actualidad. Los datos de luminosidad son procesados con celeridad, dentro de un plazo de 3 a 5 horas después de su adquisición, gracias al sistema NASA "*Land, Atmosphere Near real-time Capability for EOS*" (LANCE). Este procesamiento rápido los hace aptos para aplicaciones de respuesta rápida en diversos contextos científicos.

2. Se extrajo la información diaria de luminosidad en el periodo del 1 de enero de 2020 al 15 de junio de 2021. Se utilizaron las imágenes del producto NASA *Black Marble* VPN046 de la plantilla H07V06 que corresponde a la localización espacial del área de estudio; cada imagen posee la misma cantidad de píxeles con una cobertura de 500 metros cuadrados de superficie geolocalizados por un sistema de coordenadas geográficas con un Datum de referencia WGS84.

Las imágenes capturadas ofrecen una representación visual de luminosidad en nanovatios por centímetro cuadrado por estereorradián ($\text{nWatts}\cdot\text{cm}^{-2}\cdot\text{sr}^{-1}$), y los valores de luminosidad pueden variar en un rango de 0 a 65,535. Esta representación de datos permite codificar la intensidad de luz nocturna en cada píxel de la imagen a gran detalle. Cuanto mayor sea el valor numérico en un píxel específico, mayor será la luminosidad registrada en esa ubicación.

3. Para generar la variable de luminosidad de la Zona Metropolitana de Guadalajara (ZMG), se suman los valores de luz de cada píxel por municipio y luego se conforma el dato agregado. Como ya se mencionó cada píxel que conforma las imágenes proporciona información de luminosidad trazable a lo largo del tiempo, otorgando consistencia a la muestra de tiempo seleccionada. En consecuencia, el indicador resultante es:

$$Luminosidad_{it} = \sum_{i=1}^N DBN_{it}$$

donde DBN_{it} corresponde a los valores de luminosidad de cada i -ésimo píxel en el periodo t y $Luminosidad_{it}$ es la suma de los valores del DBN localizados en el i -ésimo municipio en el periodo t .

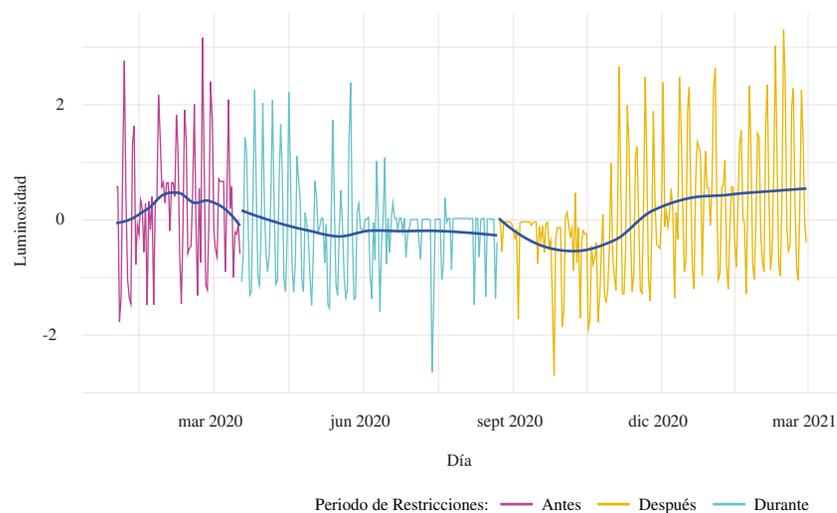
4. La serie temporal extraída se normalizó en valores z. Esta se muestra en la Gráfica 1. Se observa un componente estacional de la actividad humana, y, si bien con algunas semanas de retraso, un cambio en la media y varianza durante y después del periodo de confinamiento. En particular, las restricciones comienzan en la región a partir del 17 de marzo hasta el 22 de agosto del 2020, esto se reflejan claramente en los cambios de la dinámica de luminosidad hasta mediados de mayo y se

extiende hasta finales del mes de octubre, además, son observables las diferencias de varianzas entre dos años bajo distintas circunstancias: los meses de pre pandemia enero, febrero 2020 con respecto a los correspondientes de 2021 y los meses de marzo, abril, mayo y junio.

- Debido a que los reportes de casos de contagio del virus SARS-CoV-2 se realizan por semana epidemiológica, se procedió a agregar los datos de luminosidad con esta frecuencia con el fin de mantener consistencia temporal. La semana número uno comprende el periodo del 30 de diciembre 2019 al 5 de enero 2020, la segunda semana del 6 al 12 de enero del año 2020 y así sucesivamente hasta la semana 53, a partir de 2021 comienza la numeración de semanas, sin embargo, para dar continuidad a las observaciones en el tiempo y evitar la numeración de semanas se continuó con la serie del 2021 desde la última semana comenzando con la semana 54 perteneciente a este último año hasta llegara a la semana 75 que es la semana 31 del 2021.

Las estrategias de contención no médica epidemiológica buscaban reducir la cadena de contagios, evitar la saturación hospitalaria y la mortalidad. En este sentido gráficamente la dinámica diaria de la actividad humana medida por la luminosidad y el comportamiento de los contagios por COVID-19 se muestra de forma estandarizada en sus valores z en la Gráfica 1 en donde podemos observar una disminución de la actividad humana en el periodo del confinamiento.

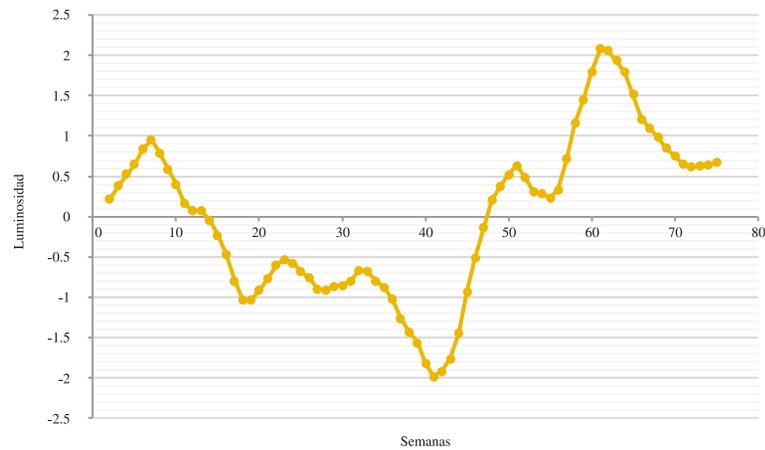
Gráfica 1.
Luminosidad en la zona metropolitana de Guadalajara, enero 2020 – febrero 2021



Fuente: elaboración propia con datos de imágenes satelitales de la NASA.

En la Gráfica 2 con datos agregados por semana se observa como a partir de la semana 14 la luminosidad en la región comienza a tomar valores negativos respecto a su media. Los mínimos de gran magnitud de luminosidad se presentan en la semana 19 correspondiente al periodo del 4 al 10 de mayo del 2020 y en la semana 41 correspondiente al periodo entre el 5 y 11 de octubre del mismo año. Los patrones de comportamiento de los datos de luminosidad corresponden a los periodos de restricciones en la actividad económica, recreativa y distanciamiento social.

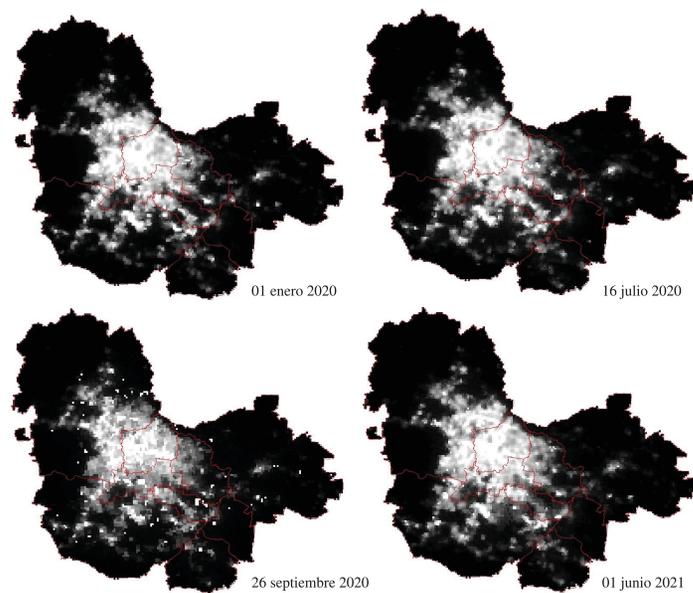
Gráfica 2.
Luminosidad semanal en la Zona Metropolitana de Guadalajara, enero 2020 – junio 2021, serie desestacionalizada



Fuente: elaboración propia con datos de imágenes satelitales de la NASA.

Espacialmente, el patrón de comportamiento de la luminosidad se observa en la disminución de la intensidad de luz en cada mapa de la Imagen 1. Los periodos 16 julio y 26 septiembre muestran menos luminosidad que los días antes y después de las restricciones. En otro caso, y basado en los datos de la Gráfica 2, entre las semanas 7 (10 al 16 de febrero) y 18 (27 de abril al 23 de mayo) de 2020 son significativos los cambios en los niveles de luminosidad. El mapa en diferencias muestra los cambios negativos al interior de la ZMG en color oscuro.

Imagen 1.
Evolución de la luminosidad de la Zona Metropolitana de Guadalajara entre enero 2020 a junio 2021

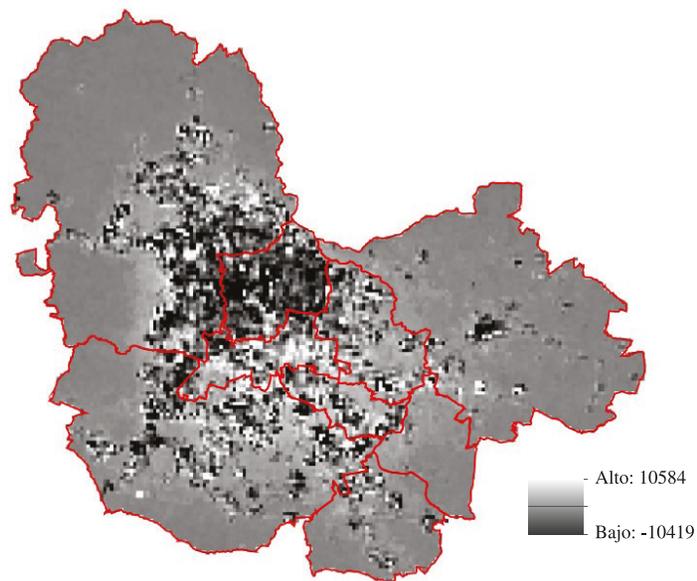


Fuente: elaboración propia con datos de imágenes satelitales de la NASA.

También en la Gráfica 2 en los periodos de comparación, el cambio tiene referencia de un máximo local positivo a un primer mínimo local negativo que representa una disminución del 6.5 por ciento en la actividad económica. Si tomamos en consideración el segundo pico negativo correspondiente a la semana 41 (del 5 al 11 de octubre) con respecto a la semana 7 la disminución es aún mayor, de 10 por ciento. Si bien el tamaño de la contracción dependerá de la semana de referencia tomada, las reducciones en las variaciones de la radiancia lumínica son generalizables.

Imagen 2.

Mapa en diferencias de luminosidad de la Zona Metropolitana de Guadalajara, semanas 7 y 18 del 2020



Fuente: elaboración propia con datos de imágenes satelitales de la NASA.

II. CONTAGIOS POR SARS-CoV-2

La Tabla 1 muestra los estadísticos descriptivos de los casos de COVID reportados en el periodo de análisis en la primera columna y los de luminosidad, en la segunda. En términos distributivos, se destaca por la medida curtosis, que la serie de contagios se asemeja a la de una distribución normal con un valor de tres, note además que la media, mediana, y moda tienen valores similares; en tanto que la de luminosidad es leptocúrtica, con un coeficiente de 12 que denota menores niveles de varianza respecto a su media. El coeficiente de asimetría indica que ambas variables presentan sesgos positivos y en mayor medida en la luminosidad. Los contagios por COVID muestran una media semanal de 956 casos y la variable luminosidad en términos logarítmicos presenta una media de 15.78.

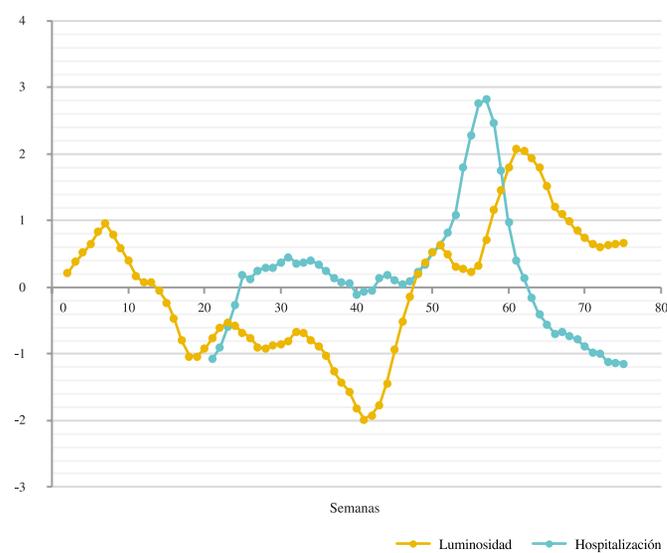
Tabla 1.
Estadísticos descriptivos de Contagios por COVID-19 y luminosidad

	<i>Contagios por COVID 19</i>	<i>Luminosidad normalizada</i>
Media	956	15.786
Mediana	957	15.825
Moda	998	*
Desviación estándar	778	0.164
Varianza de la muestra	604776	0.027
Curtosis	3	12.778
Coefficiente de asimetría	1	-3.464
Mínimo	13	14.989
Máximo	3571	15.920

Fuente: elaboración propia con datos de la Secretaría de Salud y la NASA.

La Gráfica 3 presenta la evolución de estas variables en el tiempo. Se aprecia que en el periodo de restricciones del 17 de marzo al 22 de agosto y en donde gradualmente comienza la apertura de actividades, semanalmente corresponde al periodo que abarca de la semana 12 a la 41. La estrategia de contención pareciera indicar un efecto positivo, es observable en la parte de la curva que se aplanan, el crecimiento de contagios se interrumpió ante la baja de actividad lumínica y posterior a la semana de alta restricción se pueden observar incrementos en la dinámica de ambas variables y que podrían sugerir la existencia de una relación de equilibrio de largo plazo. Es notorio que las alzas en los contagios crecen exponencialmente entre las semanas 50 y 57 que son los periodos entre diciembre del 2020 y febrero del 2021 lo que denota un posible componente estacional que acelera el número de contagios en estas fechas invernales.

Gráfica 3.
Contagios por SARS-CoV-2 y luminosidad en la Zona Metropolitana de Guadalajara, enero 2020 – junio 2021, series semanales



Fuente: NASA y Radar Jalisco: Sistema de Detección Activa COVID-19. Valores estándar Z.

La Gráfica 3 sugiere que el shock derivado del paro de actividades rompe la dinámica de la luminosidad y al mismo tiempo desestabiliza la dinámica de los contagios, esto aparentemente en el corto plazo ambas variables llevan trayectorias distintas, sin embargo, a partir de la semana 24 la serie comienza a encontrar paulatinamente una sincronización que se manifiesta en una posible relación de equilibrio en largo plazo con los contagios.

III. ANÁLISIS ECONÓMétrICO

Con la modelación econométrica se busca determinar el efecto de la actividad humana (representada por la medida de luminosidad) en el número de contagios. Antes de proceder se ha considerado la posibilidad de que la relación causal sea a la inversa. Esto podría ser posible porque un mayor (menor) número de contagios COVID en el entorno geográfico de las personas podría alentarlas a reducir (incrementar) la interacción entre ellos. Los resultados de las pruebas de causalidad de Granger, sin embargo, desechan este escenario, como se observa en la Tabla 2. La dirección del efecto es en el sentido propuesto con un nivel de confianza mayor al 99 por ciento.

Tabla 2.
Pruebas de causalidad entre luminosidad y contagios

<i>Hipótesis Nula</i>	<i>F</i>	<i>Pr(>F)</i>
Luminosidad no causa Contagios por COVID-19	2.28	0.0025
Contagios por COVID-19 no causa Luminosidad	0.95	0.3919
Ambas variables son expresadas en cambios porcentuales. Pruebas realizadas con dos rezagos.		

Fuente: elaboración propia con datos de la Secretaría de Salud y la NASA.

Por otro lado, también se implementa una prueba de cointegración Engle-Granger para descartar que la relación entre las variables sea espuria. La prueba conjunta parte de la hipótesis nula de que no existe una relación de largo plazo entre las variables, los resultados muestran que existe una relación de cointegración entre las variables con un nivel de significancia estadística menor al 5 por ciento (Tabla 3). Esto implica que las variaciones de la luminosidad afectan los cambios de los contagios por COVID en el largo plazo.

Tabla 3.
Prueba de cointegración Engle-Granger

	<i>Valor</i>	<i>Prob.*</i>
Engle-Granger tau-statistic	-5.401526	0.0124
Engle-Granger z-statistic	-37.32407	0.0106

Fuente: Elaboración propia con datos de la Secretaría de Salud y la NASA.

Una vez establecida la validez de la relación, procedemos a estimar la magnitud del efecto; primero formulamos modelos estáticos, que si bien, son simples, los resultados son fácilmente interpretables y nos permiten establecer la significancia estadística de la relación; posteriormente, incorporamos la naturaleza dinámica de las variables ajustando modelos autorregresivos, aprovechando las series de tiempo.

Modelos estáticos

Considerando que la serie de tiempo de contagios sugiere una tendencia no lineal, la formulación del modelo incorpora un componente tendencial cuadrático. Así la representación inicial queda como sigue:

$$\log(C_t) = c + \delta_1 T + \delta_2 T^2 + \delta_3 \text{Invierno} + \varphi_1 \log(Lum_{t-p}) + u_t$$

donde:

$\log(C_t)$: Logaritmo natural de los contagios por COVID-19 en la semana t

$\log(Lum_{t-p})$: Logaritmo natural de la luminosidad en la semana $t - p$

T : Periodo en semanas

Invierno: Dummy para la estación de invierno (diciembre-febrero)

Debido a que ambas variables de interés están expresadas en logaritmos, el coeficiente de interés, φ_1 , se debe interpretar como un efecto porcentual. Debemos destacar que el efecto de contagios puede mostrar retrasos respecto a las semanas de mayor intensidad luminosa debido a que, por la naturaleza del virus, un incremento en la actividad humana (mayor luminosidad) no se convertirá en mayor número de contagios de forma contemporánea, sino que existe un periodo de incubación para que el virus se manifieste con sintomatología y su confirmación. A modo exploratorio y conocer los efectos temporales de la luminosidad se consideraron hasta cuatro semanas de retraso que implican aproximadamente los periodos de incubación y confirmación del virus. Los resultados de la estimación se muestran en la Tabla 4.

El coeficiente de luminosidad en el modelo (i) indica que un incremento de esta variable en uno por ciento provoca un aumento contemporáneo significativo en los contagios por COVID del 6.67 por ciento, que aumenta en periodos invernales en un punto porcentual por ciento. La variable *Invierno* es necesaria porque captura la dinámica estacional de la actividad humana como se describió el apartado anterior, ofreciendo una mayor eficiencia al modelo. La tendencia, capturada con la variable X , también resulta significativa en forma de U -invertida.

Tabla 4.
Estimación del impacto de la actividad humana aproximada
con luminosidad en las contagios por COVID-19

Log [Contagios]				
	(i)	(ii)	(iii)	(iv)
Log [Lum(t-1)]	6.67* 0.8776			
Log [Lum(t-2)]		6.09* 1.02		
Log [Lum(t-3)]			5.42* 1.2	
Log [Lum(t-4)]				4.52* 1.428
Invierno	0.93* 0.062	0.96* 0.07	0.98* 0.082	1* 0.093

Log [Contagios]				
	(i)	(ii)	(iii)	(iv)
C	-99.98*	-90.78*	-80.17*	-65.90*
T	14.06 0.09* 0.01	16.3 0.10* 0.012	19.303 0.104* 0.015	22.997 0.106* 0.017
T ²	-0.001* (0.00)	- 0.001* (0.00)	-0.0014* (0.00)	-0.0014* (0.00)
R – cuadrada	0.95	0.94	0.92	0.91
R – cuadrada ajustada	0.94	0.93	0.92	0.91
Error típico de la regresión	0.15	0.163	0.175	0.19
Varianza de largo plazo	0.02	0.034	0.035	0.045
Media variable dependiente	8.44	8.44	8.44	8.44
Desviación est. variable dependiente	0.62	0.624	0.62	0.624
Suma de cuadrados de residuos	0.99	1.23	1.424	1.675
() error estándar; Significancia estadística * <1%, **<5%.				

Fuente: elaboración propia con datos de la Secretaría de Salud y la NASA.

El modelo (ii) captura los efectos de la luminosidad de dos semanas anteriores sobre los cambios presentes en los contagios. El estimador puntual asociado a luminosidad indica que el efecto en contagios se reduce ligeramente, a 6.09%, respecto a la primera especificación, el resto de los coeficientes son también de magnitud y significancia estadística similar al modelo (i). La estimación del modelo (iii) y (iv) también ofrece resultados similares, todos los coeficientes mantienen una alta significancia estadística, y el relacionado a luminosidad confirma que la actividad humana de hasta cuatro semanas anteriores logra impactar el registro de contagios corriente.

Modelos dinámicos

Las estimaciones anteriores ignoran que la serie de contagios por COVID-19 proviene, por naturaleza, de un proceso autorregresivo pues se origina en una enfermedad contagiosa, provocada por el virus SARS-CoV-22. En este apartado incorporamos esta característica partiendo de la siguiente especificación:

$$\ln(C_t) = c + \alpha * X + \delta_1 \ln(C_{t-1}) + \dots + \delta_p \ln(C_{t-p}) + \gamma_1 Lum_{t-1} + \dots + \gamma_m Lum_{t-m} + u_t$$

donde, c es una constante, X es una variable binaria que captura el cambio en la tendencia observado en la semana 53 (ver Gráfica 3), la variable C representa la serie de contagios, Lum es la medida de luminosidad, ambas en logaritmos para mantener consistencia con la prueba de causalidad de Granger, y u_t es un proceso ruido blanco.

Para identificar el modelo se procedió a explorar las funciones de autocorrelación en la serie de tiempo de contagios. La forma de su función de autocorrelación que decae lentamente, indicando tendencia (ver Gráfica 4 en el anexo), por ello, se procedió a obtener las primeras diferencias² (Gráfica 5 en el anexo). La función de autocorrelación parcial de la serie en diferencias sugiere inicialmente que p es de orden uno. Tomando este

2. La prueba de Dicky-Fuller rechaza la hipótesis nula de que esta no sea estacionaria con un nivel de significancia menor al 5%

como referencia, se procede a plantear especificaciones de orden cercano para decidir el rezago apropiado con base en criterios de información y considerando dos rezagos en la variable de luminosidad.³ Los resultados de las estimaciones se presentan en la Tabla 5.

Tabla 5.
Estimación del impacto de la actividad económica aproximada con luminosidad en los contagios por COVID-19

Contagios					
	(i)	(ii)	(iii)	(iv)	(v)
C	0.081 (0.060)	0.065 (0.074)	0.099** (0.045)	0.080 (0.056)	0.067 (0.074)
X	-0.142 (0.103)	-0.103 (0.137)	0.188** (0.077)	-0.144 (0.096)	-0.107 (0.138)
Contagios (t-1)	0.462*** (0.124)	0.429*** (0.134)			0.618** (0.248)
Contagios (t-2)		0.106 (0.151)			
Luminosidad (t-1)	1.583** (0.660)	1.529** (0.645)	1.498* (0.755)**	1.532*** (0.557)	1.536** (0.654)
Luminosidad (t-2)	1.789*** (0.655)	1.853*** (0.643)	1.645 (0.746)	1.809*** (0.555)	1.841*** (0.652)
u_t			0.374*** (0.111)	0.328** (0.139)	-0.183 (0.273)
u_{t-1}				0.353 (0.264)	
σ^1	0.043	0.043	0.045	0.044	0.043
AIC	-9.6	-8.1	-6.6	-7.3	-8.0
AICs	-8.0	-6.0	-5.0	-5.2	-5.9
BIC	3.1	6.7	6.1	7.5	6.8

(-) error estándar; Significancia estadística *** <1%, ** <5%, *10%. Las variables *Contagios* y *Luminosidad* expresadas en logaritmos. La serie de *Contagios* se modela en primeras diferencias.

Fuente: Elaboración propia con datos de la Secretaría de Salud y la NASA.

Los resultados de todas las especificaciones son consistentes respecto al efecto positivo de la actividad humana en los contagios tanto en el primero como en el segundo rezago, con alta significancia estadística. Los criterios de información sugieren adoptar el modelo (i), es decir, el ARIMAX (1,1,0), donde el componente autorregresivo es de orden uno, con coeficiente de 0.46 y estadísticamente significativo. Los coeficientes asociados a la luminosidad indican que la actividad humana, de hasta dos semanas anteriores impactan los contagios contemporáneos por COVID-19. El proceso además es también dependiente del porcentaje de contagios de la semana anterior, consistente con la naturaleza de la enfermedad. Los residuales del modelo, que se presentan en el Anexo (Gráfica 6), confirman un proceso ruido blanco.

3. Se determinó previamente también empleando los criterios de información de Akaike y de Bayes

De estos hallazgos derivamos algunas reflexiones con implicaciones de política. Primero, la evidencia es contundente en cuanto a la relación causal de la actividad humana en la propagación de virus causante de la enfermedad por coronavirus, es decir, en ausencia de medidas de restricción de movilidad, la velocidad de la propagación habría sido mayor de esta forma sustentando las políticas implementadas. Segundo, existe evidencia estadística de que el periodo invernal incrementa el número de contagios, lo cual es útil con fines de planeación. Si bien estos hallazgos no parecieran novedosos, la intención aquí es proveer evidencia que sustenta dichas aseveraciones. Tercero, mostramos que el efecto casual es significativo con dos semanas de retraso, esto implica que el rastreo de la luminosidad en el presente habría sido útil para planificar los recursos (económicos, hospitalarios, de personal, medicamentos, etc.) que serían necesarios en dos semanas posteriores. Finalmente, buscamos destacar la forma en que se pueden aprovechar productos tecnológicos para generar información de alta frecuencia que sea útil para guiar decisiones de política en situaciones como la vivida durante la pandemia, cuando se requería de acciones inmediatas, sin tiempo para esperar resultados de encuestas, censos y/o registros administrativos.

CONCLUSIONES

En ausencia de un método médico para controlar la propagación del virus SARS-CoV-22 que causa la enfermedad respiratoria COVID-19, las restricciones en el movimiento de la población como el confinamiento y el distanciamiento social se adoptaron con el fin de no saturar los sistemas de salud. Las autoridades sugirieron una relación directa entre la actividad humana y los contagios. En este trabajo se evaluó esta relación empleando la luminosidad, medida a través de imágenes satelitales, como una aproximación de la actividad humana. El análisis se enfocó en la Zona Metropolitana de Guadalajara, en el estado de Jalisco, que fue el primero en el país en implementar este tipo de medidas.

Los hallazgos derivados de la modelación econométrica ofrecen lecciones valiosas y orientación estratégica para los responsables de la formulación de políticas. Se comprobó una la relación causal entre la actividad humana y la propagación del COVID-19, que valida las medidas de restricción de movilidad. Los responsables de política podrán utilizar esta evidencia al considerar la aplicación y el levantamiento de futuras restricciones. En el análisis se encontró un patrón estacional en el comportamiento de los contagios, esto implica que las políticas de salud pública deben adaptarse estacionalmente, incrementando la vigilancia y los recursos durante los periodos de mayor riesgo de contagio, como el invierno. Los resultados muestran que el efecto causal es significativo con dos semanas de retraso, esto implica que la intensidad de la actividad humana que sucedía en el momento presente habría sido útil para planificar los recursos que serían necesarios en dos semanas posteriores. Los responsables de la formulación de políticas podrán emplear modelos predictivos como los empleados en este trabajo, para anticipar necesidades y evitar la escasez de recursos críticos cuando suceden este tipo de fenómenos.

Finalmente, se debe destacar que el uso de datos de alta frecuencia, como la luminosidad nocturna, es útil para guiar decisiones políticas. La luminosidad, complementa los distintos mecanismos de monitoreo existentes, y es valiosa porque proporciona información oportuna en tiempo real de la actividad humana a niveles de desagregación muy detallados en cualquier parte del mundo, permitiendo evaluar medidas de pronta respuesta para el desarrollo de políticas públicas de prevención y acción en caso de presencia de problemas de salud pública como los que se vivieron durante la Pandemia del coronavirus.

REFERENCIAS

- Andara, R., Ortego-Osa, J., Gómez-Caicedo, M. I., Ramírez-Pisco, R., Navas-Gracia, L. M., Vásquez, C. L., & Gaitán-Angulo, M. (2021). Behavior of Traffic Congestion and Public Transport in Eight Large Cities in Latin America during the COVID-19 Pandemic. *Applied Sciences*, *11*(10), 4703. <https://doi.org/10.3390/app11104703>
- Beyer, R. C., Franco-Bedoya, S., & Galdo, V. (2021). Examining the economic impact of COVID-19 in India through daily electricity consumption and nighttime light intensity. *World Development*, *140*(C), 105287. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2020.105287>
- Beyer, R., Jain, T., & Sinha, S. (2023). Lights out? COVID-19 containment policies and economic activity. *Journal of Asian Economics*, *85*. <https://doi.org/10.1016/j.asieco.2023.101589>
- Chen, X., & Nordhaus, W. D. (2019). VIIRS nighttime lights in the estimation of cross-sectional and time-series GDP. *Remote Sensing*, *11*(9), 1057. <https://doi.org/10.3390/rs11091057>
- CONACYT (2020). COVID-19 Tablero México. *Gobierno de México*. <https://datos.covid-19.conacyt.mx/>
- Cont, W., Romero, C., Lleras, G., Unda, R., Celani, M., Gartner, A. y Fischer, R. (2021). IDEAL 2021: El impacto de la digitalización para reducir brechas y mejorar los servicios de infraestructura.
- Doll, C. N., Muller, J. P., & Morley, J. G. (2006). Mapping regional economic activity from night-time light satellite imagery. *Ecological Economics*, *57*(1), 75-92. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2005.03.007>
- Donaldson, D., & Storeygard, A. (2016). The view from above: Applications of satellite data in economics. *Journal of Economic Perspectives*, *30*(4), 171-98. <https://doi.org/10.1257/jep.30.4.171>
- Elvidge, C. D., Ghosh, T., Hsu, F. C., Zhizhin, M., & Bazilian, M. (2020). The dimming of lights in China during the COVID-19 pandemic. *Remote Sensing*, *12*(17), 2851. <https://doi.org/10.3390/rs12172851>
- Elvidge, C., Baugh, K., Hobson, V., Kihn, E., Kroehl, H., Davis, E., & Cocero, D. (1997). Satellite inventory of human settlements using nocturnal radiation emissions: a contribution for the global toolchest. *Global Change Biology*, *3*(5), 387-395. <https://doi.org/10.1046/j.1365-2486.1997.00115.x>
- Ghosh, T., Anderson, S., Powell, R. L., Sutton, P. C., & Elvidge, C. D. (2009). Estimation of Mexico's informal economy and remittances using nighttime imagery. *Remote Sensing*, *1*(3), 418-444. <https://doi.org/10.3390/rs1030418>
- Henderson, J. V., Storeygard, A., & Weil, D. N. (2012). Measuring economic growth from outer space. *American Economic Review*, *102*(2), 994-1028. <https://doi.org/10.1257/aer.102.2.994>
- Lee, Y. S. (2018). International isolation and regional inequality: Evidence from sanctions on North Korea. *Journal of Urban Economics*, *103*, 34-51. <https://doi.org/10.1016/j.jue.2017.11.002>
- Levin, N., Kyba, C. C., Zhang, Q., de Miguel, A. S., Román, M. O., Li, X., ... & Elvidge, C. D. (2020). Remote sensing of night lights: A review and an outlook for the future. *Remote Sensing of Environment*, *237*, 111443. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111443>
- Millán, A. (2021). COVID-19 y su impacto económico en la Zona Metropolitana de Guadalajara: Una aproximación a través del uso de sensores remotos. En C. Figueroa y F. Jiménez (coordinadores) *Experiencias y prácticas de seguridad en la gestión, monitoreo, control y contención de COVID-19 y sus consecuencias sociales y económicas* (pp. 103-122). CONACYT - COLJAL - CUCEA.
- Millán, A. & González, D. (2021). Economic growth and state income inequality in Mexico, 2005-2013: Luminosity geoindicator as an instrument for measuring GDP. In *2021 Mexican International Conference on Computer Science (ENC)* (pp. 1-7). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ENC53357.2021.9534817>

Schulte-Fischedick, M., Shan, Y., & Hubacek, K. (2021). Implications of COVID-19 lockdowns on surface passenger mobility and related CO2 emission changes in Europe. *Applied energy*, 300, 117396. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.117396>

Sutton, P. C., Elvidge, C. D., & Ghosh, T. (2007). Estimation of gross domestic product at sub-national scales using nighttime satellite imagery. *International Journal of Ecological Economics & Statistics*, 8(S07), 5-21.

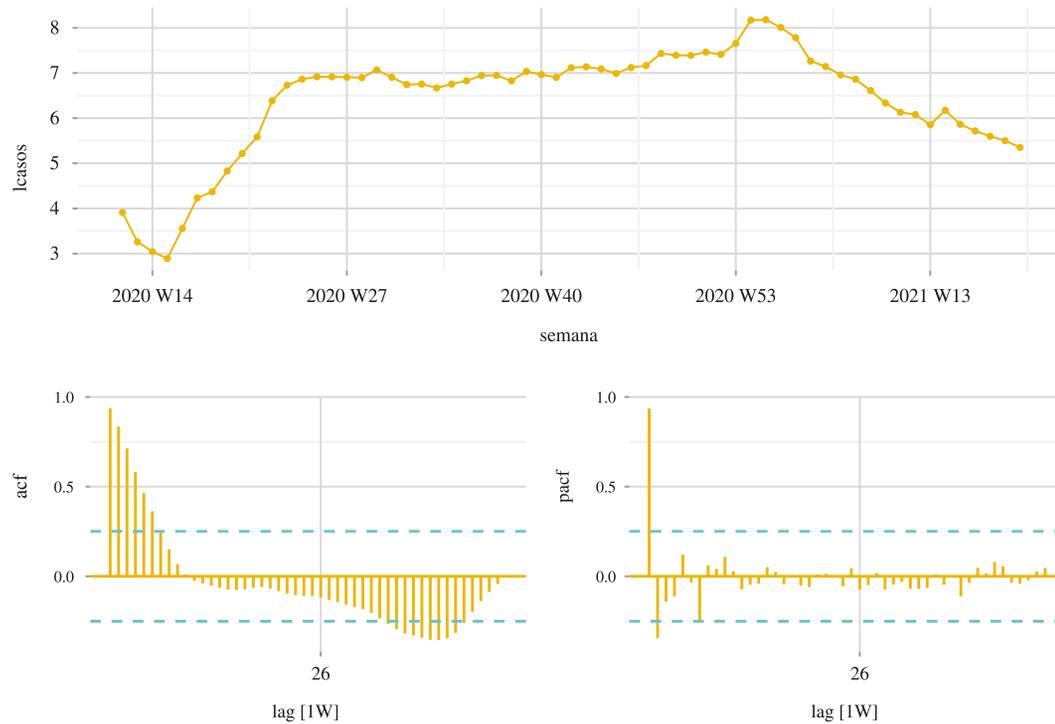
Venter, Z. S., Barton, D. N., Gundersen, V., Figari, H., & Nowell, M. (2020). Urban nature in a time of crisis: recreational use of green space increases during the COVID-19 outbreak in Oslo, Norway. *Environmental research letters*, 15(10), 104075. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/abb396>

Vieira Juma, A. S. (2021). *Impact of COVID-19 pandemic restrictions in urban mobility and air pollution in Lisbon, Portugal* (master's degree thesis, Instituto Universitario de Lisboa).

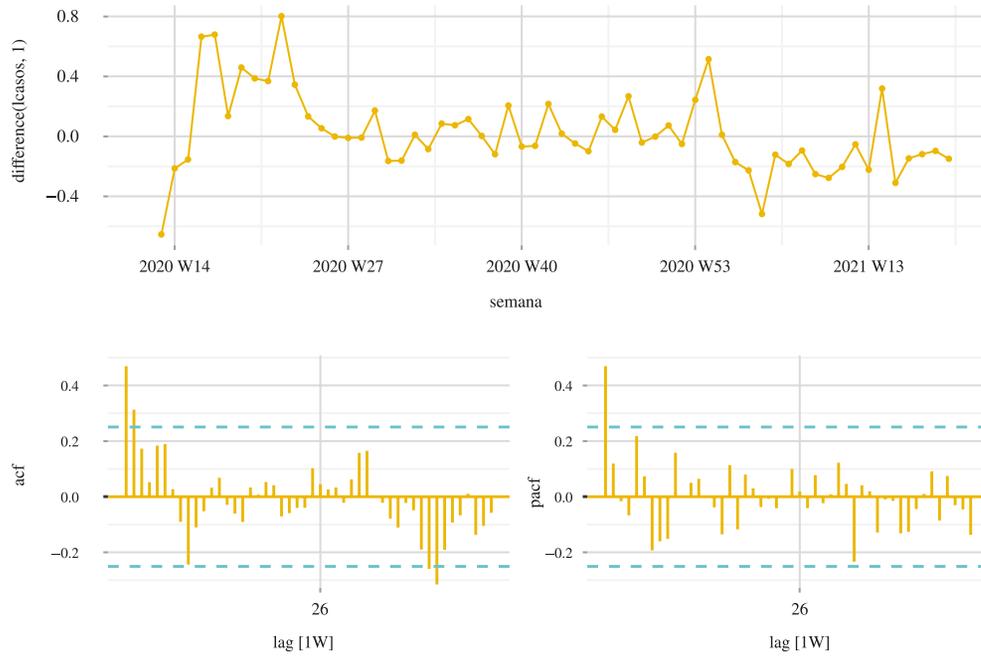
Xu, G., Xiu, T., Li, X., Liang, X., & Jiao, L. (2021). Lockdown induced night-time light dynamics during the COVID-19 epidemic in global megacities. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 102, 102421. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102421>

ANEXO

Gráfica 4.
Serie de tiempo, función de autocorrelación (acf) y autocorrelación parcial (pacf)
del logaritmo de las Contagios por COVID-19



Gráfica 5.
Serie de tiempo, función de autocorrelación (acf) y autocorrelación parcial (pacf)
del cambio porcentual de las Contagios por COVID-19



Gráfica 6.
Residuales del Modelo ARIMAX (1,0,1)

