

Análisis espacial de la incidencia de COVID-19 en pequeñas áreas geográficas en Cuba

Spatial analysis of COVID-19 incidence in small geographic areas in Cuba

Patricia Lorenzo-Luaces^{1*}, Antonio Torres-Reyes², Paula Fonte³, Nancy Perez², Lizet Sanchez¹

Resumen El objetivo principal de este trabajo es describir la distribución geográfica de incidencia de COVID-19 en áreas pequeñas en Cuba, así como identificar regiones de alto riesgo. Se calcularon las Razones de Incidencia Estandarizadas (RIE) para la incidencia de COVID-19 para las 15 provincias y los 168 municipios del país. Para los municipios se estimaron los Riesgos Relativos (RR) suavizados y las Probabilidades a Posteriori (PP) usando un modelo bayesiano condicional autorregresivo. Los datos de incidencia y poblacionales fueron suministrados por el Ministerio de Salud Pública de Cuba y la Oficina Nacional de Estadísticas respectivamente. Los resultados obtenidos fueron mapeados para su mejor interpretación. Todos los métodos fueron implementados en R usando las librerías *maptools*, *spdep* y *R2WinBUGS*. Una región de alto riesgo fue localizada en La Habana y otras tres áreas de alto riesgo se identificaron en algunos territorios de Matanzas, Villa Clara and Ciego de Ávila. La aplicación de modelos bayesianos permitió la interpretación de la distribución geográfica de incidencia de Covid-19 y la diferenciación de regiones de alto y bajo riesgo. La clasificación obtenida fue utilizada para la estratificación de acciones durante la epidemia y para la planificación del diseño muestral de la encuesta nacional de portadores de la Covid-19 en Cuba.

Abstract The main goal of this report is to describe the geographical distribution of COVID-19 incidence in small geographical areas in Cuba and to identify possibly high risk regions. Standardized Incidence Ratios (SIRs) were calculated for the incidence of COVID-19 for each of the 15 provinces and the 168 municipalities of the country. Smoothed values of the Relative Risk and the posterior probabilities were estimated using Bayesian Conditional Autoregressive (CAR) models for municipalities. Incidence and population data were provided for the Ministry of Public Health and the National Office of Statistics of Cuba respectively. The results obtained were mapped. All methods were implemented in R using *maptools*, *spdep* and *R2WinBUGS* libraries. A high risk region is located in Havana, the capital of the country and other three high risk areas were identified in some territories of Matanzas, Villa Clara and Ciego de Avila. The application of Bayesian models allowed the interpretation of the geographic incidence of COVID-19 and the differentiation of high and low risks regions. It was useful to decision-makers for the action stratification during the epidemic and for the sample design of a national survey in Cuba.

Palabras Clave

Análisis espacial, modelos bayesianos, distribución geográfica, covid19

Keywords

Spatial analysis, Bayesian models, geographic distribution, covid19

¹ Dirección de Ensayos Clínicos, Centro de Inmunología Molecular, La Habana, Cuba, patricial@cim.sld.cu, lsanchez@cim.sld.cu

² Facultad de Geografía, Universidad de La Habana, La Habana, Cuba, antonio.torres@fq.uh.cu

³ Facultad de Matemática y Computación, Universidad de La Habana, La Habana, Cuba, paula.fonte@matcom.uh.cu

*Autor para Correspondencia, Corresponding Author

Introducción

En diciembre del 2019 una nueva enfermedad infecciosa fue diagnosticada en Wuhan capital de la provincia Hubei en China, a la cual se le denominó Covid-19, acrónimo de coronavirus disease 2019 [9]. Desde el comienzo de la epidemia, ésta mostró tener mecanismos de propagación que favorecían

su rápida expansión. A principios de febrero del 2020 ya se reportaban casos en todas las provincias de China. El 30 de enero del 2020 la Organización Mundial de la Salud (OMS) la declara una emergencia sanitaria de preocupación internacional, basándose en el impacto que el virus podría tener en países subdesarrollados con menos infraestructura sanitaria.

El 11 de marzo fueron reportados casos por esta enfermedad en más de cien naciones, por lo que la OMS reconoció la enfermedad por COVID-19 como pandemia. Justo en esa fecha, en Cuba se reportaron los primeros tres casos. Las personas que tuvieron contacto con los tres casos confirmados fueron inmediatamente aisladas mientras las autoridades sanitarias del país reforzaron las acciones de control y vigilancia.

El 13 de marzo fueron suspendidos en todo el país los eventos masivos y espectáculos artísticos, lo cual constituyó la primera medida de carácter nacional tomada con el fin de disminuir la tasa de contagio del COVID-19. A estas medidas le siguieron, entre otras, el cese de actividades presenciales en las escuelas, la interrupción del transporte interprovincial y luego del transporte urbano. Cuba se unió al llamado internacional al distanciamiento social para eliminar cadenas de transmisión.

Una de las direcciones de trabajo que se propuso fue la detección de zonas de riesgo de ocurrencia de transmisión local. En los estudios de incidencia de enfermedades en áreas geográficas pequeñas son ampliamente utilizados los mapas para representar las tasas de incidencia, ya que muestran con una eficiencia única la distribución de un fenómeno en el espacio. Así, al ilustrar la distribución de enfermedades que cambian en cortos períodos de tiempo o varían de forma no aleatoria en el espacio, los mapas estimulan de manera inevitable la formulación de hipótesis causales.

Las tasas crudas no deben ser usadas para comparar el riesgo entre regiones, ya que las regiones pueden variar en tamaño, densidad y composición por algunos factores de riesgo importantes como la edad. Para comparar las tasas es necesario estandarizarlas. La edad es un factor determinante en el desarrollo de la COVID-19 por lo que una diferencia de estructura de edades entre dos poblaciones puede influir significativamente en las tasas crudas. Es por esto que resulta importante estandarizar las tasas con respecto a la estructura de edades de una población seleccionada como estándar para poder comparar las mismas.

Sin embargo, las tasas pueden verse seriamente afectadas por el ruido originado por la variabilidad del número de casos dentro de cada área (variabilidad Poisson), siendo particularmente evidente cuando se investigan enfermedades relativamente raras en áreas pequeñas. En esta situación, las tasas más extremas suelen aparecer en las áreas de menor población, con lo que el principal interés del mapa se centraría en las áreas con tasas menos fiables.

Esta inestabilidad de las tasas estandarizadas (sólo ajustadas por edad), condicionada por el tamaño de la población, y en consecuencia el bajo valor de los casos esperados, y la poca información que ofrecen los niveles de significación estadística de las áreas, han motivado el uso de estimadores bayesianos del riesgo relativo específico de cada área. [4][3]

De esta manera se proporciona, para cada área, una estimación del riesgo relativo que es un valor intermedio entre su tasa estandarizada bruta y lo que se infiere de la información dada por las otras áreas, con lo que se reducen las fluctuaciones

entre las estimaciones de los riesgos relativos y se obtiene un mapa suavizado ó alisado que tiene una mejor interpretación epidemiológica.

Muchos estudios han realizado revisiones de los enfoques bayesianos para modelar y representar en mapas las tasas de enfermedades introduciendo la idea de similitudes espaciales entre áreas vecinas, utilizando enfoques bayesianos empíricos y completos [4], [7]. El presente trabajo presenta el análisis espacial realizado para la detección de áreas más vulnerables y la estratificación epidemiológica de las acciones durante el curso de la epidemia de COVID-19 en Cuba.

1. Métodos

1.1 Método Indirecto de Estandarización.

La Razón de Incidencia Estandarizada (RIE) en un área determinada se define como el cociente entre el número de casos observados en el área entre el número de casos esperados en la misma. A su vez, el número de casos esperados es aquel que se tendría si las tasas por grupo de edad en el área en cuestión se comportaran como las de una población estándar tomada como de referencia.

En nuestro caso hemos tomado la población cubana del 2019 (ONEI).

$$RIE = \frac{O_i}{E_i} = \frac{\sum_a O_{ia}}{\sum_a \left(\frac{O_a}{n_a} \right) n_{ia}} \quad (1)$$

Donde O_{ia} denota el número de casos observados en la región i y grupo de edad a , n_{ia} es el número de individuos en riesgo de la región i y grupo de edad a y $\frac{O_a}{n_a}$ es la tasa específica del grupo de edad a en el quinquenio, en toda Cuba

Para el cálculo de los intervalos de confianza para las RIE se utiliza el método recomendado por Ury (1985).

$$\left[\left(O_i - Z_{1-\alpha/2} \sqrt{O_i} + 1 \right) / E_i; \left(O_i - Z_{1-\alpha/2} \sqrt{O_i} + 2 \right) / E_i \right] \quad (2)$$

Aunque los RIEs son comúnmente utilizados en mapas de enfermedades, ellos tienen muchas desventajas en estudios de enfermedades raras o en áreas pequeñas, haciendo muy difícil la interpretación de los mapas de los RIEs o de los p-valores y muchas veces erróneas [1]. Posiblemente los RIEs más extremos son aquellos basados solo en pocos casos. Por el contrario, los p-valores más extremos de las pruebas de hipótesis que comparan los RIEs con la unidad puede ser que sólo identifiquen las áreas de mayor población. Para enfermedades raras y áreas pequeñas, como el riesgo de los individuos es heterogéneo dentro de cada área, la variabilidad del riesgo promedio del área excede al esperado según la distribución Poisson. La variación extra Poisson puede ser explicada con la variabilidad del riesgo relativo dentro de cada área. Los métodos bayesianos pueden ser usados para esto, ofreciendo estimadores suavizados de los riesgos relativos, que preservan aquellos basados en poblaciones grandes y suavizan los

menos confiables. Los estimadores bayesianos de los riesgos relativos son mucho más fáciles de interpretar.

1.2 Métodos Bayesianos de suavizamiento para el riesgo relativo en enfermedades raras

El enfoque bayesiano consiste en agregar a la información de los eventos observados en cada área, información a priori de la variabilidad de las tasas de incidencia en el mapa completo. El estimado del riesgo relativo en cada área es una mezcla entre estos dos tipos de información (la información a priori y los datos observados). Los estimadores bayesianos son similares a las tasas estandarizadas cuando son basadas en un gran número de eventos. Sin embargo, cuando el número de eventos es pequeño domina la información a priori del mapa completo, es decir, las tasas estandarizadas se aproximan a la tasa media global. De esta manera, se reducen las fluctuaciones en los estimados de los riesgos relativos, lo cual permite una mejor interpretación epidemiológica. Otra ventaja de los métodos bayesianos sobre el enfoque Poisson tradicional, es que pueden tener en cuenta la distribución espacial de la enfermedad, es decir, que áreas geográficas cercanas tienden a tener tasas de incidencia parecidas. Es necesario incluir en la información a priori la dependencia geográfica local. Con esta información a priori un estimador bayesiano de la tasa en cada área tiende hacia la media local, teniendo en cuenta la información de las áreas vecinas [1].

La inferencia bayesiana sobre los riesgos relativos se basa en la distribución marginal a posteriori (el producto de la función de verosimilitud de los riesgos relativos de los datos y una distribución a priori de r). En otras palabras, la variación extra-Poisson se incorpora asumiendo que los verdaderos riesgos relativos siguen una distribución estadística a priori común. Muchas distribuciones de probabilidad pueden ser evaluadas como posibles candidatos de distribuciones previas: lognormal, Weibull, Gamma, etc

1.3 Modelo Condicional Autorregresivo (CAR)

El conocimiento a priori indica que áreas geográficas cercanas tienden a tener riesgos relativos similares. Cuando se usan métodos bayesianos, es posible tener en cuenta los patrones espaciales de la enfermedad utilizando informaciones iniciales para las tasas que permitan la dependencia geográfica.

Besag et al. [2] propone un modelo de efectos aleatorios Poisson que permite correlación espacial usando una generalización de la distribución inicial CAR. El modelo es formulado de la siguiente forma:

$$O_i \sim \text{Poisson}(E_i R_i) \quad (3)$$

Donde $R_i = \alpha + H_i + v_i$, siendo α el riesgo relativo a nivel global, H_i es la heterogeneidad incorrelacionada (como en el modelo log-normal) y v_i es la heterogeneidad correlacionada.

La distribución de H_i es:

$$H_i \sim \text{Normal}(0, V_H^{-1}) \quad (4)$$

Para la heterogeneidad correlacionada se usa una distribución inicial condicional autorregresiva que muestra la relación entre los riesgos de áreas geográficas adyacentes:

$$\frac{r_i}{r_j} (i = j) \sim \text{Normal}(m_i, v_i) \quad (5)$$

$$m_i = \frac{1}{n_i} \sum_{j \in \delta_i} r_j \quad (6)$$

donde δ_i es conjunto de áreas adyacentes, n_i número de vecinos y $v_i = \frac{v_H}{n_i}$

Los parámetros v_H y v_V controlan la variabilidad de los efectos espaciales correlacionados y no correlacionados. De esta forma los r_i son suavizados hacia un riesgo promedio local en un conjunto de áreas vecinas, con varianza inversamente proporcional al número de vecinos. Este modelo asume una dependencia espacial muy fuerte [8]. Los r_i tienen una distribución multivariada impropia, su matriz de varianzas y covarianzas es singular.

El enfoque bayesiano permite calcular la probabilidad a posteriori de que el riesgo relativo de cada área exceda (o quede por debajo de) un nivel de frontera predeterminado. Tomando esta frontera como la unidad, estas probabilidades a posteriori pueden ser interpretadas como la fuerza de evidencia estadística de riesgo elevado en cada municipio. Probabilidades altas pueden ser interpretadas como evidencia de riesgo elevado (o bajo). [5]

1.4 Mapas cartográficos

Los mapas que presentan la distribución espacial de enfermedades proveen una rápida información visual sobre la variación de estas; sin embargo, muchas veces se cometen errores en su interpretación. Cuando se realiza un mapa debe determinarse muy cuidadosamente la escala, el número de clases de riesgo y sus límites. Estos dependen del rango de variación, la precisión de los estimados y la necesidad de comparar múltiples mapas.

La categorización en clases puede ser dependiente de los datos, es decir, que la proporción de áreas de cierto color sea expresada en términos de cuantiles. Sin embargo, una categorización independiente de los datos puede ser más útil en la identificación de zonas de alto o bajo riesgo. Para todos los mapas de RIES presentados en este trabajo utilizamos rangos basado en una división uniforme logarítmica similar a la sugerida por Knorr-Held y Raser en [6] y subdividida en 5 categorías con una zona de flexión encentrada alrededor de la mediana. Los puntos de cortes son detallados en la leyenda (ver tabla 2).

Todos los análisis fueron implementados en R, usando las librerías *maptools*, *spdep* y *R2WinBUGS*.

2. Resultados alcanzados en la estimación de riesgos de Covid-19 en Cuba

Los RIEs y sus intervalos de confianza, resultan útiles para determinar los riesgos de incidencia de Covid-19 a nivel provincial en Cuba. La tabla 1 muestra las razones de incidencia estandarizada teniendo en cuenta como población de referencia el estimado para el 2019 de la población de Cuba por grupos de edades quinquenales ofrecido por la ONEI.

Tabla 1. Razones de incidencia estandarizada de COVID-19 por Provincias; Datos de Cuba del 11 de marzo al 21 de mayo 2020.

Provincia	RIE	IC(95 %)
La Habana	2,48	(2,31;2,65)
Villa Clara	1,65	(1,42;1,89)
Ciego de Ávila	1,30	(1,02;1,58)
Matanzas	1,15	(0,94;1,35)
Sancti Spíritus	0,92	(0,69;1,15)
Mayabeque	0,79	(0,55;1,03)
Holguín	0,57	(0,45;0,69)
Pinardel Río	0,55	(0,39;0,72)
Artemisa	0,41	(0,26;0,56)
Camagüey	0,39	(0,27;0,51)
Cienfuegos	0,36	(0,20;0,52)
Santiago de Cuba	0,30	(0,21;0,39)
Guantánamo	0,22	(0,10;0,33)
Las Tunas	0,18	(0,08;0,28)
Granma	0,09	(0,03;0,15)

Para la estimación del riesgo a nivel municipal, que resultan áreas pequeñas y con alta correlación espacial, fueron calculados además de las RIEs, los riesgos relativos (RR) obtenidos por el método bayesiano de suavizamiento y la probabilidad a posteriori (PP) de exceso de riesgo. Los resultados son presentados en mapas temáticos para su visualización. Llama la atención que el mayor riesgo se concentra en la región occidental y centro del país. La tabla 2 presenta los municipios con alto riesgo de transmisión ($RR > 1$). Los riesgos relativos obtenidos del modelo CAR en los 168 municipios de Cuba se encuentran entre 0.03 y 9.18. La representación geográfica de los riesgos en todos los municipios de Cuba se puede observar en la figura 1.

3. Discusión

Los análisis de riesgos pueden ser diferentes, según el nivel regional que se analice. Las RIEs nos permiten seleccionar a La Habana, Villa Clara y Ciego de Ávila como las provincias de mayor riesgo. Sin embargo a nivel municipal la interpretación de los RIEs resulta confusa por ser áreas pequeñas. El modelo CAR permite la inclusión de la dependencia espacial, que es intuitivamente importante en el caso

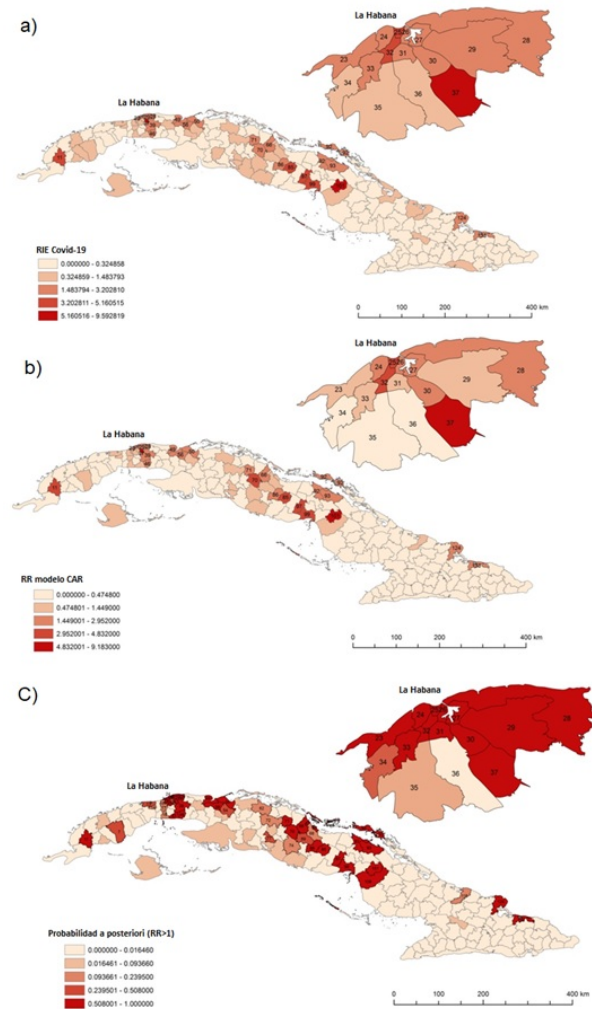


Figura 1. Representación geográfica de los riesgos de Covid-19 por municipios en Cuba. a) Razones de incidencia estandarizadas (RIE). b) Riesgos relativos de Covid-19 basados en modelo condicional autorregresivo. c) Probabilidades a posteriori de que $RR > 1$. (Datos obtenidos hasta el 7 de mayo de 2020)

de esta enfermedad infecciosa con alta tasa de contagio. Los riesgos relativos estimados a partir del mismo, muestran menos variación que los RIEs, como es esperado después del suavizamiento bayesiano. Aunque con los RIEs no se pueden distinguir patrones claros de distribución del riesgo, los mapas suavizados muestran áreas más homogéneas según sus riesgos.

Al informar y mapear el riesgo relativo suavizado y las probabilidades de riesgo elevado, se pueden detectar áreas de riesgo elevado real. Una región con riesgos moderadamente altos se observa en todos los municipios de La Habana. Otras tres zonas de alto riesgo se encuentran en las zonas de Matanzas, Villa Clara y Ciego de Ávila. Estas zonas pueden estar relacionadas con las de mayor actividad turística, por lo que resultaron puertas de entrada de la enfermedad al país.

La selección de los municipios que tienen $RR > 1.2$ o probabilidad posterior de al menos 0.9 de que el riesgo relativo sea superior a 1, son criterios razonables para clasificar municipios con alto riesgo en los que se deben reforzar medidas preventivas e intensificar acciones. Este análisis puede ser extendido a la estimación de riesgos específicos por áreas de salud.

Varios autores han propuesto mapear la probabilidad de que un riesgo relativo sea mayor que un umbral de interés específico [por ejemplo, Clayton y Bernardinelli (1992)]. En nuestro caso, utilizamos 1 como umbral para el riesgo relativo.

En la selección de áreas de alto riesgo, como en cualquier regla de decisión, hay dos tipos de errores asociados: a) un resultado falso positivo, es decir, declarar que un área tiene un riesgo elevado cuando, de hecho, su tasa verdadera subyacente es igual al nivel medio (un error también conocido tradicionalmente como error tipo I o falta de especificidad); y b) resultado falso negativo, es decir, declarar un área de bajo riesgo cuando, de hecho, su tasa subyacente es elevada (un error también denominado error de tipo II o falta de sensibilidad). En epidemiología, las reglas de decisión se analizan informando estas tasas de error o sus cantidades complementarias que miden las tasas de éxito de la regla.

Los estudios de simulación [8] han demostrado que los modelos de mapeo de enfermedades son conservadores, en el sentido de que tienen baja sensibilidad para detectar áreas de riesgo elevado que tienen solo un pequeño exceso de riesgo, pero que, por el contrario, cualquier patrón identificado de riesgo elevado es, en general, específico. Consideramos esta cualidad conservadora como una característica positiva, ya que deseamos evitar falsas alarmas al investigar la variación espacial en el riesgo de la enfermedad. Sin embargo, es probable que se subestime considerablemente la magnitud del riesgo en algún área identificada como elevada.

La aplicación de estos modelos, permite apoyar la toma de decisiones tanto para intensificar las medidas, como para su desescalado en el momento de fin de la epidemia, en cada región por separado. La clasificación obtenida en este trabajo fue utilizada en la estratificación de acciones durante la epidemia y en la planificación del diseño muestral de la encuesta nacional de portadores de la Covid-19 en Cuba.

Conclusiones

La aplicación de modelos bayesianos para la estimación de los riesgos relativos suavizados permitió la interpretación

de la distribución geográfica de incidencia de Covid-19 y la diferenciación de regiones de altos y bajos riesgos lo cual puede incidir en la toma de medidas de prevención.

El uso de los modelos CAR permitió incluir la dependencia espacial en la estimación de los riesgos relativos.

Referencias

- [1] Mollie A, *Bayesian and empirical bayes approaches to disease mapping. in diseasemapping and risk assessment for public health*, Chichester, Wiley.
- [2] Mollie A Besag J, York J, *Bayesian image restoration, with application in spatial statistics with discussion.*, Ann Inst Stat Math **43** (1991), 1–59.
- [3] David G Clayton, *Bayesian methods for mapping disease risk.*, Geographical and Environmental Epidemiology: Methods for Small Areas Studies. (1992), 205–220.
- [4] Kaldor J Clayton D, *Empirical bayes estimates of age-standardized relative risks for use in disease mapping.*, Biometrics **43** (1987), 671–681.
- [5] Best N Jarup L, *Editorial comment on geographical differences in cancer incidence in the belgian province of limburg by bruntinx and colleagues.*, Eur J of Cancer **39** (2003), 1973–1975.
- [6] L. Knorr-Held and G. Rasser, *Bayesian detection of clusters and discontinuities in disease maps.*, Biometrics **56** (2000), 13–21.
- [7] Stallard E Riggan WB Creason JP Pellom AC. Mantton KG, Woodbury MA, *Empirical bayes procedures for stabilizing maps of u.s. cancer mortality rates.*, Statistical Association **84** (1989), 637–650.
- [8] Best N Elliott P Richardson S, Thomson A, *Interpreting posterior relative risk estimates in disease-mapping studies*, Environ Health Perspectives **112** (2004), 1016–1025.
- [9] Yu Hu et al. W. Guan, Z. Ni, *Clinical characteristics of coronavirus disease 2019 in china.*, The New England J of Medicine (2020).

Tabla 2. Provincias y municipios con exceso de riesgo de COVID-19 (RR suavizado por CAR>1.20 o probabilidad posterior de riesgo relativo suavizado mayor que la unidad de al menos 0.90); Datos de Cuba del 11 de marzo al 21 de mayo, 2020

Provincias y Municipios (Código en los mapas)	RIE (IC95 %)	RR (95 %CI)	PP (RR>1)
Pinar del Río			
Guane (11)	3.51 (1.75-5.46)	3.28 (1.95-4.97)	0.9999
La Habana*			
Cotorro (37)	7.89 (6.25-9.62)	7.84 (6.37-9.46)	0.9999
Centro Habana (25)	4.79 (3.8-5.82)	4.77 (3.88-5.75)	0.9999
Cerro (32)	3.93 (2.99-4.91)	3.90 (3.07-4.83)	0.9999
Regla (27)	3.00 (1.53-4.61)	2.95 (1.8-4.38)	0.9999
Habana del Este (28)	2.9 (2.22-3.62)	2.88 (2.28-3.56)	0.9999
San miguel del Padrón (30)	2.63 (1.94-3.36)	2.62 (2.01-3.3)	0.9999
Plaza de la Revolución (24)	2.5 (1.81-3.24)	2.49 (1.89-3.18)	0.9999
Habana Vieja (26)	2.46 (1.52-3.49)	2.45 (1.67-3.39)	0.9999
Marianao (33)	2.31 (1.61-3.06)	2.3 (1.7-2.99)	0.9999
Diez de Octubre (31)	2.04 (1.51-2.6)	2.03 (1.57-2.56)	0.9999
Guanabacoa (29)	1.94 (1.26-2.67)	1.93 (1.36-2.6)	0.9999
Playa (23)	1.74 (1.22-2.3)	1.74 (1.29-2.26)	0.9999
La Lisa (34)	1.45 (0.91-2.05)	1.45 (0.99-1.99)	0.9929
Mayabeque			
Melena del Sur (46)	2.9 (0.68-5.45)	2.75 (1.25-4.83)	0.9963
San José de las Lajas (39)	2.32 (1.38-3.35)	2.28 (1.51-3.21)	0.9999
Batabanó (47)	1.46 (0.05-3.11)	1.4 (0.53-2.73)	0.8119
Matanzas			
Limonar (56)	2.7 (0.86-4.79)	2.52 (1.25-4.25)	0.9973
Cárdenas (50)	2.01 (1.4-2.67)	1.99 (1.47-2.59)	0.9999
Matanzas (49) **	1.93 (1.34-2.55)	1.91 (1.4-2.48)	0.9999
Villa clara			
Santa Clara (70)**	3.2 (2.61-3.82)	3.19 (2.64-3.78)	0.9999
Camajuani (66)	2.74 (1.56-4.03)	2.66 (1.72-3.82)	0.9999
Cifuentes (71)	2.15 (0.51-4.03)	1.99 (0.91-3.52)	0.9757
Caibarien (67)	1.3 (0.24-2.53)	1.24 (0.54-2.25)	0.7730
Santi spiritus			
Taguasco (85)	4.08 (2.14-6.21)	3.9 (2.4-5.75)	0.9999
Cabaiguan (86)	2.98 (1.81-4.25)	2.9 (1.95-4.03)	0.9999
Ciego de Ávila			
Majagua (97)	5.16 (2.64-7.94)	4.83 (2.91-7.24)	0.9999
Venezuela (99)	4.09 (1.83-6.6)	3.81 (2.15-5.94)	0.9999
Bolivia (93)	2.63 (0.09-5.61)	2.29 (0.81-4.56)	0.9612
Morón (92)	2.06 (1.11-3.11)	1.99 (1.24-2.91)	0.9991
Camagüey			
Carlos M. de Céspedes (101)	9.59 (6.09-13.38)	9.18 (6.31-12.56)	0.9999
Florida (109)	1.48 (0.66-2.4)	1.4 (0.79-2.19)	0.9365
Holguín			
Frank Pais (133)	2.6 (0.61-4.88)	2.17 (0.93-3.95)	0.9785
Banes (124)	1.76 (0.93-2.69)	1.65 (1.01-2.46)	0.9919