

Use of geospatial tools for decision-making in the arboviruses prevention and control, in the Cordoba city, Argentina

María Nazarena R. Rojas
Comisión Nacional de
Actividades Espaciales
Email: nrojas@conae.gov.ar

Ximena Porcasi
Comisión Nacional de
Actividades Espaciales
Email: ximena.porcasi@conae.gov.ar

María Fernanda García Ferreyra
Comisión Nacional de
Actividades Espaciales
Email: fgarciaferreyra@conae.gov.ar

Laura López
Área de Epidemiología,
Min. de Salud de
la provincia de Córdoba
Email: laulop@hotmail.com

Mario Lanfri
Comisión Nacional de
Actividades Espaciales
Email: lamfri@conae.gov.ar

Andrés Lighezzolo
Comisión Nacional de
Actividades Espaciales
Email: alighezzolo@conae.gov.ar

Claudio Guzmán
Área de Epidemiología,
Min. de Salud de
la provincia de Córdoba
Email: Cguzman77@hotmail.com

Exequiel Aguirre
Comisión Nacional de
Actividades Espaciales
Email: eaguirre@conae.gov.ar

Carlos Albornoz
Comisión Nacional de
Actividades Espaciales
Email: calbornoz@conae.gov.ar

Carlos Marcelo Scavuzzo
Comisión Nacional de
Actividades Espaciales
Email: scavuzzo@conae.gov.ar

Abstract—In Argentina, the Dengue virus (within the group of arbovirosis) has been a major public health problem since 1997. The most important outbreak in the history was carried out in 2016, and with the main transmitting vector *Ae. Aegypti* the transmission of the Chikungunya and Zika viruses was potentiated. The goal of this study is provide useful tools, such as the Aedes distribution prediction models, for decision makers in order to control vector. We apply maximum entropy method using Aedes breeding sites and macro environmental variables derived from Spot 6 images. Five maps of probability of vector presence was produced. An increment in the areas with a high probability of presence from 4.8% in October to 8.8% in January was observed. The spatio-temporal distribution patterns of *Ae. Aegypti* accomplished in this work intends to contribute in taking actions in vector control in Cordoba city.

Index Terms—Arbovirus; *Ae. aegypti*; Remote Sensing; Maximum Entropy (MaxEnt)

I. INTRODUCCIÓN

Los arbovirus son aquellos virus transmitidos por un vector artrópodo. En Argentina existen alrededor de 50 arbovirus reportados, incluyendo miembros de las familias Flaviviridae (Dengue, Zika, Encefalitis de St. Louis, Encefalitis del Nilo Occidental y Fiebre Amarilla), Togaviridae (Chikungunya, Mayaro), Orthomyxoviridae, Bunyaviridae, Asfarviridae, Rhabdoviridae y Reoviridae [1]. Entre los artrópodos de mayor relevancia epidemiológica se encuentran los insectos

de la familia Culicidae de los géneros Culex y Aedes. La Encefalitis de St. Louis y la del Nilo Occidental son enfermedades endémicas en la provincia de Córdoba y son transmitidas por vectores del género Culex. Mientras que el mosquito *Ae. aegypti* es el principal vector transmisor de Dengue, Fiebre Amarilla, Chikungunya y Zika [2]. Las condiciones ambientales inciden en la distribución y abundancia del vector [3]. Las variables climáticas como la temperatura, la humedad y las precipitaciones influyen en el desarrollo y sobrevivencia del mosquito [3]; [4]; [5]. La especie tiene hábitos domésticos y sus sitios de cría son preferentemente contenedores artificiales como cubiertas de autos, botellas, bolsas plásticas, latas, etc. La dispersión de vuelo es muy limitada, por lo general una hembra adulta no sobrepasa los 50 m de distancia de vuelo durante su vida, y suele permanecer en la misma casa donde emergió siempre que disponga de huéspedes y sitios de reposo y de posturas adecuados [6]. Existen estudios recientes que muestran la utilidad del Sensado Remoto (SR) y técnicas de análisis espacial para identificar y mapear elementos del paisaje que en conjunto definen la dinámica de la población humana relacionada con el riesgo de transmisión vectorial de enfermedades [7]; [8]. Mapas de riesgo similares han sido desarrollados para ciudades más pequeñas [9], [11], [18], [22] donde se cumple con el objetivo de brindar información espacial que contribuye a la toma de

decisiones basadas en evidencia por parte de las autoridades a cargo de la prevención y el control de estas enfermedades. Aunque existe una gran diversidad tanto de predictores como de los enfoques de modelado que se usan para generar mapas de riesgo de dengue, la cartografía predictiva es aún incipiente y se encuentra en plena evolución. Varios estudios proponen que, en el marco de las medidas de prevención y control de *Ae. Aegypti*, se elaboren mapas basados en una disponibilidad limitada de datos registrados, provenientes tanto de campo como de imágenes satelitales [9], [10], [11], [12], [18]. En este sentido, es necesario incrementar la calidad de los datos de campo empleados para la elaboración de mapas predictivos, de esta manera los trabajadores de la salud pública podrán identificar mejor las áreas de riesgo y generar un control adecuado del vector y por tanto de la enfermedad [13]. El objetivo de la elaboración de estos productos de riesgo ambiental urbano de Dengue, Chikungunya y Zika para la ciudad de Córdoba, mediante el uso de herramientas geoespaciales, es proporcionar elementos (mapas de probabilidad) para la toma de decisiones. Debido a que en general los recursos tanto humanos como de insumos químicos son escasos, los mapas desarrollados cubren la necesidad de disponer de manera casi inmediata, de las zonas con mayor riesgo para poder accionar. En este trabajo se presenta la metodología utilizada la cual está basada en bibliografía reciente y es implementada de manera cuasi operativa.

II. MATERIALES Y MÉTODOS

A. Área de estudio

La ciudad de Córdoba ($31^{\circ} 24' 30'' S$, $64^{\circ} 11' 02'' O$), se encuentra a 450 m sobre el nivel medio del mar, en la Provincia homónima, en el centro de la República Argentina (fig. 1). Con una superficie de 576 km^2 y una población de aproximadamente 1.500.000 [14], el área urbana constituye alrededor del 37,2% de la superficie de la ciudad, rodeado por campos de cultivos, intercalados con pequeños parches de bosques nativos [15]. Presenta un clima templado, semi-seco, con un déficit importante de agua en invierno, a pesar del nivel relativamente alto de precipitación anual (750 a 800 mm). La temporada de lluvias se extiende de octubre a marzo, con niveles de precipitación más altos durante diciembre, enero y febrero [16], [17].

1) *Datos de campo y variables ambientales derivadas de satélites:* La estimación de los índices aélicos (Fig. 2) se realiza mediante muestreos, asesorados técnicamente por el Centro de Entomología de la Universidad Nacional de Córdoba. Para esto la ciudad de Córdoba se divide en 5 zonas (Fig. 1), de acuerdo a la cantidad de viviendas en la ciudad, de las cuales se seleccionan al azar 30 barrios, 6 por cada zona, y 20 viviendas por cada barrio, haciendo un total de 600 viviendas muestreadas en cada mes. De las 600 muestras, en el mes de octubre se registraron 5 sitios positivos, es decir con presencia de *Ae. aegypti*, 27 en los meses de noviembre y diciembre, 147 en el mes de enero y 200 en el mes de febrero.

Luego de un relevamiento de imágenes Spot en el catálogo de CONAE, se seleccionaron 4 imágenes Spot 6, correspondi-

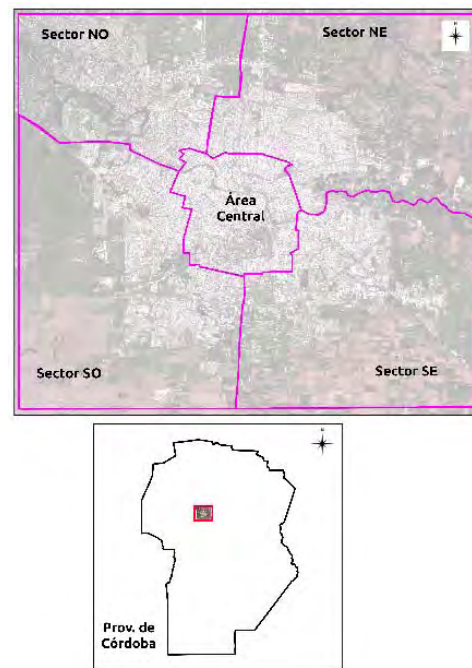


Fig. 1: Ubicación geográfica. Inf. Provincia de Córdoba, sup. las 5 zonas de la ciudad sobre una imagen Spot 6 del 28/12/2016.



Fig. 2: Variación temporal de los índices aélicos de la ciudad de Córdoba

ente a los meses de octubre, noviembre y diciembre de 2016 y enero de 2017. Siguiendo la metodología propuesta por [18], y usando Envi 4.8, se realizó a cada una de las imágenes una clasificación no supervisada (K-Means), generando 20 clases, para cada mes. A modo de ejemplo, en la figura 3, se muestra el resultado de una de estas clasificaciones en la que puede apreciarse claramente la diferencia entre las clases presentes en la zona central con respecto a las que predominan en la zona periférica de la ciudad. Basados en las clases de coberturas obtenidas, se generaron 20 capas binarias, una por cada una de las clases. A cada capa, se le aplica un filtro de media, dónde el tamaño de la ventana (Kernel) considera el rango máximo de vuelo del mosquito, en este caso de 100m, generando 20 nuevas capas de porcentaje de cobertura de cada clase en el mencionado rango espacial, y en adelante las denominaremos variables macroambientales. Adicionalmente a estas variables, se agregaron la variable: Distancia a las Redes de Agua Potable

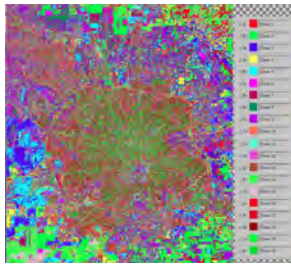


Fig. 3: Imagen Spot 6, de diciembre de 2016, clasificada con el método K-means.

(RAP) y la variable NBRT (Normalised Burn Ratio Thermal) como un estimador de la temperatura anual de la tierra [9]. Este índice incluye el infrarrojo cercano (SWIR), y la banda termal de Landsat <http://landsat.gsfc.nasa.gov/>.

2) *Modelo*: Para construir los mapas de probabilidad, se empleó una de las técnicas más usadas para modelar nicho ecológico, el modelo de Máxima Entropía o MaxEnt [19]. El mismo es implementado en un software libre y puede encontrarse junto a su documentación en <http://homepages.inf.ed.ac.uk/lzhang10/maxent.html> o https://biodiversityinformatics.amnh.org/open_source/maxent/. Esta técnica ya ha sido utilizada en escenarios urbanos para estimar distribuciones del vector de Dengue [22], [9], [10], [11], [18]. Las salidas del modelo son básicamente mapas de probabilidad de presencia y cuyos valores varían en un rango entre 0 y 1, donde 1 representa el valor máximo de probabilidad. Para cada uno de los meses se corrió el modelo, que se basa en la teoría de la información y para el cual la distribución de probabilidad que mejor representa el estado de información es la de máxima entropía. Las variables de entrada en cada corrida fueron los sitios de presencia del vector y las 22 variables generadas para el mes, descritas anteriormente. Los formatos establecidos por MaxEnt para las capas ambientales, son archivos raster planos ascii.

III. RESULTADOS

Como resultado del procesamiento, se obtuvieron cinco mapas de probabilidad de presencia de *Ae. aegypti*, uno para cada mes analizado. La secuencia temporal se observa en las figuras 4, 5 y 6. Los valores iniciales predominantes (octubre) son valores medios de probabilidad, mientras que cuando avanza la estación cálida los mapas se tornan un poco más rojos, correspondiendo a valores altos de la probabilidad de presencia del vector, delimitados sectores de manera precisa. La zona céntrica de la ciudad permanece con los valores más bajos, mientras que las zonas residenciales aumentan la probabilidad de presencia. En diciembre, la probabilidad es homogénea en todas las áreas de la ciudad mientras que para enero y febrero se observa un aumento de la probabilidad o riesgo en la zona Nor-este de la ciudad, cerca de la comuna de Villa Allende.

Para cada mes, el MaxEnt genera un reporte de las variables que tienen mayor peso en el modelo generado y, por lo

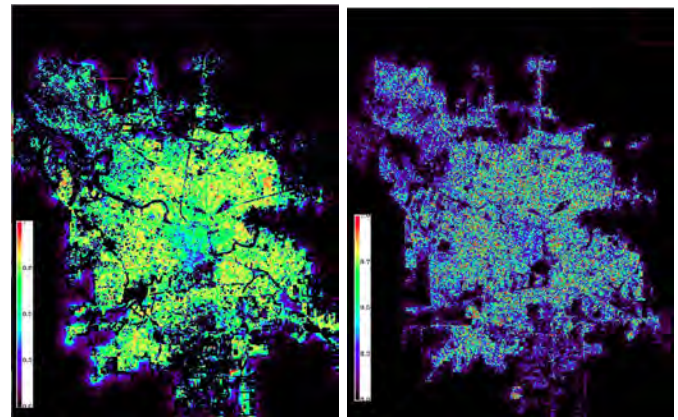


Fig. 4: Mapas de probabilidad, izq. octubre 2016 y der. noviembre 2016

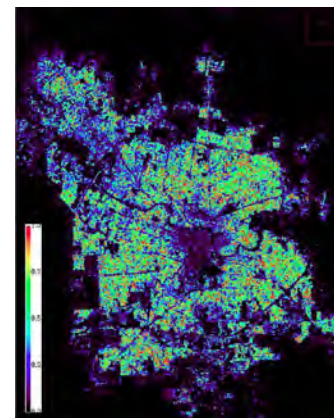


Fig. 5: Mapa de probabilidad, diciembre 2016

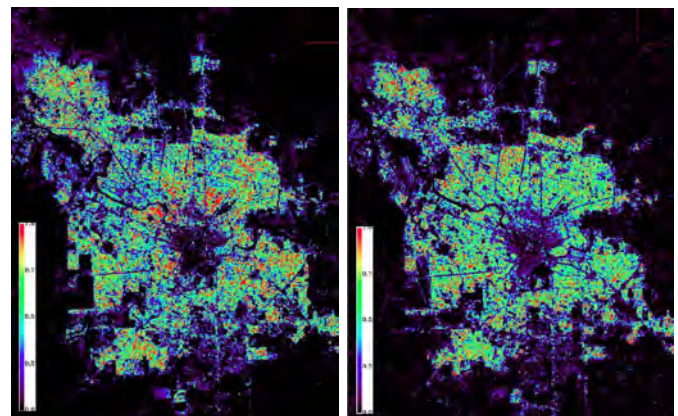


Fig. 6: Mapas de probabilidad, izq. enero 2017 y der. febrero 2017

tanto, en los mapas de salida. Estas variables determinantes son presentadas en la tabla 1. Se observa que la variable de distancias a las redes de agua potable (RAP) y la variable macroambiental 18 (cobertura derivada de SPOT) y que representa una cobertura del suelo relacionada a la edificación (o una alta reflectancia en todas las bandas SPOT), aparecen



Fig. 7: Variación temporal del área de Córdoba con alta probabilidad de presencia de *Ae. aegypti* (> 0.8).

repetidamente en la mayoría de los meses.

TABLE I: Porcentaje de contribución de las variables.

Mes / Variable	Porcentaje de Contribución
Octubre	
RAP	39.8
b7	39.6
NBRT	7.4
Noviembre	
b18	24.5
RAP	20.9
b14	13.2
Diciembre	
b19	30.8
b18	21
b16	12.8
Enero	
b18	43.8
b13	16.2
RAP	12.1
Febrero	
b18	21.8
RAP	21.5
b13	14.5

La proporción del área total analizada, en la ciudad de Córdoba y comunas cercanas, con valores mayores a 0,8 de probabilidad de presencia se muestra en la figura 7. En la misma se observa que el área de riesgo alto, en tonos de rojo en la figura 4 (izq.), casi se duplica aumentando su superficie del 4,8% en Octubre a 8,8% en Enero.

IV. DISCUSIÓN Y CONCLUSIÓN

Los mapas generados muestran la evolución espacio temporal de la probabilidad de presencia de *Ae. aegypti*. Esta probabilidad va aumentando de octubre de 2016 a febrero de 2017. Los datos muestran una tendencia similar a los índices aélicos encontrados en campo (fig. 2) y registrados para la ciudad de Córdoba desde el año 2015. Cuando finaliza la primavera e inicia el verano, las áreas con alta probabilidad de presencia comienzan a expandirse en tiempo y espacio en

la ciudad, marcando un patrón para cada mes. Esto coincide con el aumento de la temperatura y precipitaciones [16]; [17], que se relacionan con condiciones ambientales más favorables y consecuentemente, un aumento de los sitios de cría [20], [21]. Es necesario remarcar que, este sistema no considera como entrada datos de precipitación y temperatura derivados de estaciones meteorológicas, debido a que no se cuenta con la desagregación y variación espacial necesaria para la escala de trabajo. Sólo la variable temperatura es suplantada, con datos derivados de sensores remotos, mencionada anteriormente como NBRT. Como sugiere [9] además de las condiciones macroambientales existen variables microambientales que permiten describir mejor la dinámica de la distribución espacial del vector. En este sentido, se puede observar que para los meses de enero y febrero, donde se usaron las mismas variables macroambientales, el patrón de distribución de las áreas de mayor probabilidad es diferente. Estas variables pueden estar relacionadas con acciones de control sobre el vector, o bien con características habitacionales en cada barrio, condiciones de necesidades básicas insatisfechas (NBI), o incluso hábitos culturales de la población [9], [10]. Los resultados obtenidos en este trabajo permiten una discusión que abre las puertas a nuevas hipótesis. En este sentido, es necesario continuar con la búsqueda de variables microambientales que sean capaces de predecir mejor el proceso, ya que las macroambientales son insuficientes. Atentos a las necesidades de generar elementos útiles que permitan tomar medidas oportunas de prevención y control del vector, se plantea como líneas futuras a desarrollar en primer lugar una automatización de los procedimientos para la generación rápida de mapas y en segundo lugar continuar con la búsqueda de variables que nos permitan predecir mejor los sitios de presencia de *Ae. aegypti*.

ACKNOWLEDGMENT

Este trabajo ha sido desarrollado en el marco de cooperación interinstitucional entre el Área de Epidemiología del Ministerio de Salud de la provincia de Córdoba y la unidad de consultoría en aplicaciones espaciales y emergencias (CAEARTE) de la Comisión Nacional de Actividades Espaciales Argentina (CONAE).

[1]

REFERENCES

- [1] Berón, C. M., Campos, R. E., Gleiser, R. M., Díaz-Nieto, L. M., Salomón, O. D., & Schweigmann, N. Investigaciones sobre mosquitos de Argentina. 2016
- [2] Valerio, Lluís; Mòdol, Josep Maria. Ponga las arbovirosis en su esquema diagnóstico. Med. Clin. (Barc), vol. 146, no 7. 2016
- [3] Focks D.A., Haile D.G., Daniels E., Mount G.A. Dynamic life table model for *Aedes aegypti* (L.) (Diptera: Culicidae). Analysis of the literature and model development. J Med Entomol. vol.30 no 6, pp 1003-1017. 1993
- [4] Hopp, M. J., & Foley, J. A. Worldwide fluctuations in dengue fever cases related to climate variability. Climate Research, vol 25 no 1, pp 85-94. 2003
- [5] Estallo, E.L., Carbajo, A.E., Grech, M.G., Frías-Céspedes, M., López, L., Lanfri, M.A., Ludueña-Almeida, F.F., Almirón, W.R. Spatiotemporal dynamics of dengue 2009 outbreak in Córdoba City, Argentina. Acta Tropica, vol 136 no 1, pp. 129-136. 2014
- [6] Nelson, M.J. *Aedes aegypti*: Biología y Ecología. Organización Panamericana de la Salud. Washington, DC. pp 50. 1986

- [7] Wood B, Beck LR, Washino RK, Hibbard KA, Salute JS Estimating high mosquito-producing rice fields using spectral and spatial data. *International Journal of Remote Sensing* vol 13 no 15. pp 2813–2826. 1992
- [8] Glass, G. E., Morgan III, J. M., Johnson, D. T., Noy, P. M., Israel, E., & Schwartz, B. S. Infectious disease epidemiology and GIS: a case study of Lyme disease. *GeoInfo Systems* vol 2 no 10. pp 65–69. 1992
- [9] Espinosa, M.O., Polop, F., Rotela, C.H., Abril, M., Scavuzzo, C.M. Spatial pattern evolution of *Aedes aegypti* breeding sites in an Argentinean city without a dengue vector control programme *Geospatial Health*, vol 11 no 3. pp. 307-317. 2016
- [10] Porcasi X, Rotela CH, Introini MV, Frutos N, Lanfri S, Peralta G, De Elia EA, Lanfri MA, Scavuzzo CM. An operative dengue risk *Geospatial Health*. vol 6 no 3. pp. 31-42. 2012
- [11] Espinosa, M., Weinberg, D., Rotela, C. H., Polop, F., Abril, M., & Scavuzzo, C. M. Temporal dynamics and spatial patterns of *Aedes aegypti* breeding sites, in the context of a dengue control program in Tartagal (Salta province, Argentina). *PLoS neglected tropical diseases*, vol. 10 no 5, pp. 4621. 2016
- [12] Estallo, E. L., Benitez, E. M., Lanfri, M. A., Scavuzzo, C. M., & Almirón, W. R. MODIS Environmental Data to Assess Chikungunya, Dengue, and Zika Diseases Through *Aedes (Stegomyia) aegypti* Oviposition Activity Estimation. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol 9 no 12, pp. 5461-5466. 2016
- [13] Rotela, C., Fouque, F., Lanfri, M., Sabatier, P., Introini, V., Zaidenberg, M., Scavuzzo, C. Space-time analysis of the dengue spreading dynamics in the 2004 Tartagal outbreak, Northern Argentina. *Acta Tropica*, vol 103 no 1. pp. 1-13. 2007
- [14] Sbarato, R. D., & Rotela, C. H. Estudio de impacto ambiental proyecto: Plan Integral de Forestación Urbana en la Ciudad de Córdoba, Argentina. In Estudio de impacto ambiental proyecto: Plan Integral de Forestación Urbana en la Ciudad de Córdoba, Argentina. UNC. 2000
- [15] Rotela, C. H. Desarrollo de modelos e indicadores remotos de riesgo epidemiológico de dengue en Argentina. [Book in Spanish]. National University of Córdoba, Córdoba, Argentina. 2012
- [16] Capitaneli, R. Clima. En: Vazquez, J.; Maitello, R. y Roqué, M. (eds.), *Geografía física de la provincia de Córdoba*. Boldt Rep. Arg. pp. 45-138. 1979
- [17] Jarsún, B., Gorgas, J. A., Zamora, E., Bosnero, E., Lovera, E., Ravelo, A., & Tassile, J. L. Caracterización general de la provincia. Recursos naturales de la Provincia de Córdoba. Los Suelos. Córdoba, Argentina, Agencia Córdoba Ambiente e INTA, pp. 23-60. 2003
- [18] Rotela, C. H., Espinosa, M. O., Albornoz, C., Lafaye, M., Lacaux, J. P., Tourre, Y. M., ... & Scavuzzo, C. M. Desarrollo de mapas predictivos de densidad focal de *Aedes aegypti* en la ciudad de Puerto Iguazú (Argentina), basados en información ambiental derivada de imágenes Spot 5 HRG1. *SELPER*, vol 30. pp. 85-94. 2010
- [19] Phillips, S. J., & Dudík, M. Modeling of species distributions with Maxent: new extensions and a comprehensive evaluation. *Ecography*, vol 31 no 2. pp. 161-175. 2008
- [20] Dominguez, M.; Ludueña Almeida, F. & Almirón, W. Dinámica poblacional de *Aedes aegypti* (Diptera: Culicidae) en Córdoba Capital. *Soc. Entomol. Argent.* vol 59 no 1-4. pp. 41-50. 2000
- [21] Stein, M.; Oriá, G.; Almirón, W.; & Willener, J. Fluctuación estacional de *Aedes aegypti* en Chaco, Argentina. *Revista de Saúde Pública*, vol 39 no 4. pp. 559-564. 2005
- [22] Arboleda, S., Jaramillo-O., N., Peterson, A.T. Mapping environmental dimensions of dengue fever transmission risk in the Aburrá Valley, Colombia. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, vol 6 no 12. pp. 3040-3055. 2009