



Ciencia y Sociedad

ISSN: 0378-7680

dpc@mail.intec.edu.do

Instituto Tecnológico de Santo Domingo

República Dominicana

Mota Aquino, José M.; Cassó Domínguez, Carlos
INEFICIENCIA DINÁMICA EN LA PREVENCIÓN DEL VIRUS DEL DENGUE: EL CASO
DE REPÚBLICA DOMINICANA

Ciencia y Sociedad, vol. 40, núm. 2, 2015, pp. 385-424

Instituto Tecnológico de Santo Domingo
Santo Domingo, República Dominicana

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=87041161006>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

redalyc.org

Sistema de Información Científica

Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal
Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

INEFICIENCIA DINÁMICA EN LA PREVENCIÓN DEL VIRUS DEL DENGUE: EL CASO DE REPÚBLICA DOMINICANA

Dynamic inefficiency in the Dengue Virus Prevention: The case of Dominican Republic

José M. Mota Aquino*
Carlos Cassó Domínguez**

Resumen: En este trabajo se analiza la decisión del gasto en prevención y control de vectores que transmiten el virus del dengue en el marco de un modelo de optimización dinámica. Mediante el uso de métodos numéricos se han encontrado resultados cualitativos respecto a la política de control óptima de la epidemia para el caso dominicano. Esta consiste esencialmente en anticipar los períodos en los que la tasa de crecimiento natural del vector es mayor y así mantener la población del mismo controlada. Dado este resultado, indicamos que la política de prevención actual, consistente en realizar esfuerzos para controlar el vector solo cuando se reportan períodos de epidemia, es ineficiente. Adicionalmente el modelo muestra que debido a la presencia de externalidades, asociadas al gasto en prevención, la solución privada óptima se hace más ineficiente a medida que aumenta el número de habitantes susceptibles y/o la población es más densa.

Clasificación JEL: C60, O12, I18

Palabras clave: Virus del dengue, economía de las epidemias, programación dinámica, República Dominicana.

* Instituto Tecnológico de Santo Domingo. Correo Electrónico : jmota.intec@gmail.com

** Economics department, Northeastern University. Email: cassodominguez.c@husky.neu.edu

Abstract: In this paper the decision of spending on prevention and control of vectors that spread the dengue virus is analyzed, for this purpose we use a dynamic optimization approach. Using numerical methods we found qualitative results regarding the optimal control policy of the epidemic in the Dominican case. Given this result, we suggest that current prevention policy, which consists in making greater efforts to control the vector during periods of epidemic, is inefficient. Additionally, the model shows that due to the presence of externalities associated with prevention spending, optimal private solution becomes inefficient as the number of susceptible people and/or the population is denser.

JEL Classification: C60, O12, I18

Keywords: Dengue Virus, Health Economics and Epidemiology, Dynamic Programming, Dominican Republic.

1. Introducción

En este trabajo introducimos en un modelo de optimización dinámica la decisión de cuánto debe gastar un individuo en prevenir la expansión de vectores que transmiten el virus del dengue (DENV). Utilizando métodos numéricos, hemos sido capaces de encontrar reglas de política de gasto que permiten al agente del modelo mantener los brotes epidémicos bajo control. Sin embargo, debido a la carencia de estadística útil en nuestro país sobre el tema nos limitamos a discutir los resultados cualitativos de estas reglas debido a que estas dependen de la parametrización del modelo.

La Organización Mundial de la Salud (en lo adelante WHO por sus siglas en inglés) ha declarado que “El dengue es la enfermedad viral transmitida por mosquito de más rápida propagación en el mundo. En los últimos 50 años, su incidencia ha aumentado 30 veces con la creciente expansión geográfica hacia nuevos países y, en la actual década, de áreas urbanas a rurales... Anualmente ocurre un estimado de 50 millones de infecciones por dengue”. (WHO, 2009). La rápida expansión del dengue representa una importante carga económica a los sistemas de salud de los países afectados (Suaya et al., 2009; Shepard, et al., 2011). La República Dominicana (RD) registró 111 muertes causadas por el virus del dengue (DENV) durante el año 2013, alcanzando la tasa de mortalidad más elevada del continente americano (0.67%) (OPS).¹ Esta desproporcional tasa de mortalidad invita a reevaluar las estrategias del país en su lucha contra esta enfermedad.

La fiebre del dengue es una enfermedad endémica de los trópicos, es transmitida a los humanos mediante vectores infectados con el virus del dengue. La familia de mosquitos *Aedes* –del griego *aēdes*, que significa indeseable– son los principales vectores que transmiten el virus (Gubler, 1998). Existen dos cuadros clínicos asociados a la enfermedad que comúnmente se denominan como dengue clásico y el shock del dengue, este último puede desencadenar lo que se conoce como el dengue hemorrágico. Aunque hablamos de una única enfermedad, el DENV puede presentarse en cuatro serotípos distintos.

En el año 2004, la Dirección General de Epidemiología (DGEPI) en un esfuerzo conjunto con la Organización Panamericana de la Salud (OPS) elaboró la Estrategia Nacional de Gestión Integrada de Prevención y Control del Dengue República Dominicana (EGI-Dengue). Entre los objetivos de la EGI-Dengue se encuentra “Disminución del 50% de la tasa de incidencia en un período de

¹ La segunda tasa de mortalidad por DENV más elevada la registra Perú con 0.13%.

5 años y reducir y mantener la tasa de letalidad por DH por debajo del 2% en el país". En el informe final de la EGI-Dengue se solicitaba un presupuesto de RD\$ 30,886,130.66 (OPS, 2004). A pesar de los esfuerzos de la DIGEPI a través de su programa EGI-Dengue los objetivos propuestos no han sido alcanzados.

Consideramos que parte del problema a la hora de combatir esta epidemia es que la estrategia de control epidémico adoptada se basa en "detectar y combatir"; es decir, la DIGEPI monitorea el territorio nacional en búsqueda de indicios de brotes epidémicos y luego se propone eliminar el vector. Cómo se determina un brote epidémico de DENV es materia de discusión. Rigau-Pérez et al. (1999) propone utilizar una banda de dos desviaciones estándar respecto a la media y Barbazan et al. (2002) de solo una. En ambos casos nos enfrentamos a la dificultad de que la media está determinada por valores pasados, que pueden contener o no brotes epidémicos. A pesar de esta dificultad, nuestra crítica a esta metodología de control viene determinada por la dinámica de las epidemias; si solo combatimos la expansión de un vector cuando este alcanza valores anormales e ignoramos lo que sucede fuera de estos episodios estaremos permitiendo al virus recuperar el terreno perdido y lo veremos aparecer cíclicamente. De hecho, el DENV muestra patrones de expansión y descenso estrechamente relacionados a patrones climatológicos (Hii et al., 2012; Karim et al., 2012; Descloux et al., 2012; Díaz-Quijano and Waldman, 2012). Nuestro modelo explota el hecho de que la tasa natural de crecimiento (determinada en gran medida por factores climatológicos) sigue ciclos relativamente regulares cada año y logra efectivamente prevenir que, en los períodos de expansión, la población del vector sea tal que se cree un brote epidémico que sea económicamente subóptimo para el agente.

A parte de esta introducción se presenta en la sección siguiente una revisión de literaria que resume los distintos puntos de vista respecto al costo, los mecanismos de propagación y las técnicas de predicción del virus; luego desarrollamos el marco teórico de

nuestro modelo y exponemos la técnica que nos permite encontrar una solución numérica al mismo; la Sección 4 de este artículo muestra distintas parametrizaciones del modelo y sus respectivas reglas de políticas simuladas utilizando datos de RD; la Sección 5 muestra un conjunto de regresiones exploratorias que intentan explicar la cantidad de casos de dengue confirmados en el país y que están asociados con las precipitaciones; finalmente, se resumen las conclusiones más importantes del modelo.

2. Revisión de literatura

La literatura científica sobre el DENV en economía es prácticamente inexistente. Los pocos esfuerzos realizados desde esa perspectiva se han limitado a intentar cuantificar el costo del DENV para distintas muestras de países. Meltzer et al. (1998) estiman un costo anual del DENV en 580 DALY por cada millón de habitantes durante el período 1984-1994 en Puerto Rico.² Utilizando casos de pacientes en edad escolar en Tailandia, Anderson et al. (2007) estiman un DALY promedio anual por millón de habitantes de 465.3 para los años 1998-2002. Siguiendo la misma metodología, Luz et al. (2009) estiman el costo promedio anual del DENV en 498 durante años de epidemia para Brasil durante 1986-2006. Estos resultados indican un costo de la enfermedad similar al calculado para la malaria, tuberculosis, helmintos intestinales y los grupos de enfermedades de la infancia en 12 países de América Latina y el Caribe (WHO, 2009). Luz et al. (2009) concluye lo mismo para Brasil, pero además incluye enfermedades de transmisión sexual (excluyendo el VIH). En el mismo artículo se argumenta que estas comparaciones son interesantes debido a que el nivel de prioridad a la hora de combatir el DENV dado por

² DALY son las siglas de Dissability-Adjusted Life Year o año de vida ajustado por discapacidad, es una medida no monetaria sobre el impacto en la esperanza de vida a causa de una enfermedad. El costo de un DALY sería equivalente a la pérdida de un año de vida saludable.

el gobierno de Brasil no parece ser proporcional al costo calculado, argumento que podría ser válido para los demás países considerados. En la actualidad no existe ningún estudio de este tipo para RD, la causa principal es que la información disponible sobre los casos de DENV que recopila el Departamento de Epidemiología (DE) del Ministerio de Salud está de forma agregada. Es decir, se dispone de información sobre la cantidad de afectados por DENV pero no las características de los afectados.

Si bien utilizar el DALY nos brinda una primera aproximación al costo de la enfermedad, hay que ser cautos al implementar esta metodología debido a que:

- a) Los DALY no son perfectamente comparables entre países debido a diferencias en la esperanza de vida
- b) El costo en DALY es afectado por la estructura generacional vigente
- c) No es directamente comparable con medidas monetarias haciendo más difíciles las decisiones de política utilizando esta medida
- d) Ignora variaciones en el costo de tratamiento médico –i.e. si bien dos enfermedades pueden tener el mismo costo en DALY esto no implica que el costo del tratamiento médico de ambas sea el mismo– y , en el caso de las epidemias transmitidas por vectores
- e) Ignora el costo de prevención de la enfermedad.

Existe una rama de la literatura científica que trata de ir más allá del DALY e intenta estimar el costo monetario de la enfermedad. Se destacan los trabajos de Suaya et al. (2009), Shepard et al. (2011) y Añez et al. (2006). Suaya et al. (2009) utilizan una muestra de 8 países, 5 latinoamericanos (Brasil, El Salvador, Guatemala, Panamá y Venezuela) y 3 asiáticos (Camboya, Malasia y Tailandia), donde estiman el costo promedio por caso de DENV

en I\$ 515 y I\$ 1,394 para casos ambulatorios y hospitalizaciones respectivamente.³ Los datos obtenidos para este estudio se basan en una encuesta realizada por los autores en diversas muestras en los países mencionados en el 2005. El costo agregado de los 8 países por tratamiento del dengue fue calculado en I\$ 1.8 billones. El estudio de Shepard et al. (2011), enfocado exclusivamente en naciones americanas, utiliza datos de algunos países latinoamericanos (Brasil, El Salvador, Guatemala, Panamá, Puerto Rico y Venezuela) durante el período 2001-2007 y, utilizando indicadores económicos y demográficos, ofrecen una predicción a países fuera de la muestra del costo del dengue. En este estudio se calcula el costo promedio del tratamiento ambulatorio en US\$ 514 y US\$ 1,491 por caso hospitalizado.⁴ Utilizando los resultados de este estudio se calcula para RD el costo promedio de un caso ambulatorio de DENV en US\$ 239 y US\$ 944 por caso hospitalizado.⁵ Finalmente, Añez et al. (2006) concentran su estudio en el Estado de Zulia, Venezuela, para el período 1997-2003. Estos definen costos directos como el costo de tratamiento médico y los costos indirectos como los días de ausencia laboral en adultos y la ausencia laboral de la madre de menores de 15 años. Para inferir los costos de ausencia laboral utilizan el número de días ausentes por consecuencia de la enfermedad y lo multiplican por el salario mínimo de cada año. Siguiendo esta metodología los autores estiman el costo del DENV en US\$ 1,348,077.54.⁶

³ I\$ denota dólares internacionales del 2005.

⁴ US\$ denota dólares estadounidenses del 2010.

⁵ Shepard et al. (2011) estima el gasto médico directo en RD en US\$ 80 y US\$ 391 para casos ambulatorios y hospitalizados respectivamente.

⁶ Esta medida puede ser imprecisa debido a que según los autores: "...los costos directos e indirectos calculados en bolívares se llevaron a dólares estadounidenses empleando el promedio de la tasa de cambio oficial establecida por el Banco Central de Venezuela para cada año estudiado...". Esto implica que variaciones anuales en el valor del dólar podrían afectar ligeramente los resultados obtenidos.

Aunque estas medidas son útiles para tener una idea sobre la carga económica global que representa el DENV, la WHO (2009) destaca que “...El dengue afecta a todos los niveles de la sociedad, pero la carga podrá ser mayor entre las poblaciones más pobres que crecen en comunidades con suministro inadecuado de agua y falta de buenas infraestructuras para desechos sólidos, y donde las condiciones son más favorables para la multiplicación del vector principal, *A. Aegypti*.” Es por tanto la lucha contra los brotes de DENV un tema también de desarrollo económico y equidad, siendo la presencia de DENV un factor detractor para aquellos en peores condiciones económicas.⁷ Tome en cuenta que en ninguno de los artículos citados se hace explícito el gasto en prevención de la epidemia.

Referente a predecir los brotes epidémicos de DENV podemos separar la literatura en dos categorías basándonos en la técnica principal utilizada: (a) estimaciones y (b) simulaciones. El primer grupo se enfoca en hacer uso de los datos disponibles sobre el comportamiento pasado de las epidemias y seleccionando un conjunto de variables explicativas observables intentar ajustar modelos estadísticos para así predecir el comportamiento de futuras epidemias. El segundo grupo propone modelos matemáticos concretos que intentan reflejar el comportamiento general de una epidemia y luego ajustan los parámetros del modelo con datos observables. Una vez calibrado el modelo se puede predecir bajo los supuestos del modelo el comportamiento futuro de la epidemia.

Barbazan et al. (2002) identifican como un período epidémico de DENV cuando la cantidad de afectados supera la media esperada por una desviación estándar (DE) en un espacio geográfico determinado. En este estudio realizado con datos de Tailandia (1973-1995), los autores se proponen caracterizar la regularidad de

⁷ Para una revisión literaria exhaustiva sobre el impacto económico del DENV ver Beatty et al. (2011).

los períodos epidémicos de DENV en las provincias de Tailandia. En su muestra un 34.8% de los meses se catalogaron como epidémicos, con un 11.4% de casos epidémicos aislados —meses que no estaban seguidos o precedidos por otro caso de epidemia en una misma provincia—. Encontraron que la duración promedio de epidemias es de 6.1 meses y que los períodos entre epidemias tienen un promedio de 79 meses. En el mismo artículo se argumenta que variaciones epidémicas fuera de los ciclos de lluvia-sequía pueden ser explicados por la introducción de nuevos serotipos en zonas donde la población humana no ha desarrollado inmunidad contra el nuevo serotipo. También destacan que el uso de provincias impide hacer el muy necesario análisis local de los períodos epidémicos. Finalmente, defienden el uso de una DE frente a la propuesta de Rigau-Perez et al. (1999) de utilizar dos DE. La razón al decir de Barbazan et al. (2002) radica en que si se utilizan dos DE en vez de una como indicador de epidemia la respuesta de las autoridades encargadas de prevenir la expansión de la enfermedad puede ser tardía debido al incremento de meses epidémicos aislados.

Utilizando modelos logísticos Siqueira-Junior et al. (2008) y Fulmali et al. (2008) intentan predecir la tasa de prevalencia de la enfermedad utilizando encuestas específicas sobre el tema del dengue para las provincias del centro de Brasil y Konkan, India respectivamente. Fulmali et al. (2008) encuentra evidencia de que hogares encuestados en la temporada de lluvia en la India (junio-octubre) tenían más probabilidades de tener algún miembro infectado. Desechos plásticos y de metal también eran factores que contribuían a la verosimilitud de tener un afectado por DENV en el hogar, así como encontrarse en un barrio donde la distribución era compacta —indicador de densidad poblacional—. Siqueira-Junior et al. (2008) aprovechan mejor la dimensión espacial en su estudio, donde muestra la zona central de Brasil dividida en subgrupos caracterizados por la probabilidad de que un hogar este afectado por el DENV. Las zonas con mayor probabilidad se encontraban en el centro de áreas urbanas y la probabilidad decrece a medida que se aleja del centro.

También utilizando datos de encuesta Vázquez-Prokopec et al. (2010) tratan de encontrar patrones estadísticos en las epidemias de DENV en la provincia de Queensland, Australia. En la encuesta utilizada en este estudio, aparte de contar los hogares afectados por el virus se complementó con información sobre el control del vector. Así este estudio nos muestra una dimensión imposible de capturar en la mayoría de los estudios sobre DENV, cómo reacciona la epidemia a esfuerzos de control. Encuentran que una epidemia de DENV se desplaza entre 14-32 metros por semana. Este hecho es importante porque en el momento en que los infectados son reportados y se recibe una respuesta de los centros de control epidémico ya la epidemia puede haberse desplazado a otras zonas. Haciendo ineficaces los métodos utilizados de control —eliminación de larvas, potenciales criaderos y fumigación—. También encuentran que el hecho de que la población humana desarrolle inmunidades contra los serotipos del virus no impide la expansión de las epidemias.

Gharbi et al. (2011) realiza un análisis de series de tiempo para los casos de dengue en Guadalupe. En el estudio no se hace distinción entre provincias y se utilizan como variables explicativas la humedad relativa, temperatura máxima mínima y lluvia acumulada, todo en una frecuencia semanal. Curiosamente los autores no encuentran ninguna correlación entre los casos de dengue y la cantidad de lluvia acumulada —utilizando rezagos semanales de una hasta 16—, lo que nos hace dudar de sus resultados ya que contradice:

- a) Resultados de otros estudios, siendo el único en no encontrar ninguna correlación, y
- b) La condición necesaria para la reproducción del vector transmisor.

Encuentra correlaciones positivas y significativas entre los casos de dengue y la humedad relativa y las dos medidas de temperatura. Evidencia a favor de la lluvia cómo variable explicativa pueden

encontrarse en (Hii et al., 2012; Karim et al., 2012; Descloux et al., 2012; Díaz-Quijano & Waldman, 2012).

Hii et al. (2012) estiman los casos de dengue para Singapur utilizando una mezcla de métodos lineales y no lineales. Los autores dividen la distribución de los casos de dengue en cuartiles (25, 50, 75) y regresan para cada cuartil un modelo con una parte lineal donde se incluyen los rezagos semanales de los casos semanales de dengue, lluvia y temperatura. La parte no lineal del modelo es una función del tiempo que intenta reflejar los efectos estacionales del modelo. El modelo logra hacer buenas predicciones sobre los casos de dengue pero esta metodología no nos ofrece una explicación para las epidemias debido a que la parte no-lineal es simplemente una función del tiempo y no de las variables explicativas del modelo. Karim et al. (2012) utiliza datos mensuales sobre los casos del dengue y el clima para la provincia Dhaka de Bangladesh. Utiliza como variables explicativas la humedad, la temperatura máxima y la lluvia acumulada. En sus estimaciones la lluvia solo es significativa utilizando un rezago de dos meses y no significativa cuando es contemporánea a los casos del dengue o rezagada a un mes. Finalmente, Descloux et al. (2012) también encuentran evidencia de correlación positiva entre la lluvia y los casos de dengue utilizando series temporales para la colectividad de ultramar francesa Nueva Caledonia. En resumen, de acuerdo con los estudios presentados está bien documentado que variables climatológicas, y en particular la cantidad de lluvia, sirven como buen predictor de las epidemias de DENV a pesar de los resultados *sui generis* obtenidos por Gharbi et al. (2011).

En la literatura científica que intenta predecir la evolución epidemiológica del DENV también encontramos una serie de modelos inspirados por el trabajo de Bartlett (1964). Aquí se presenta un simple modelo dinámico que intenta reflejar la evolución de una epidemia mediante un sistema de ecuaciones diferenciales para la población susceptible, expuesta, infectada y resistente o removida

(SEIR por sus siglas en inglés). Nishiura (2006) nos ofrece un resumen exhaustivo sobre la evolución de estos modelos donde destaca que si bien estos modelos son consistentes internamente es difícil su implementación práctica debido a la brecha entre el trabajo aplicado y teórico en esta área. En particular, Favier et al. (2005) destaca y critica una rama de estos modelos denominados ABM –Agent-Based Models–, en donde en vez de representar la evolución de la población en su conjunto como se presenta originalmente en Bartlett (1964), se trata de modelar el comportamiento individual de los agentes y mediante simulaciones se estudia la evolución global del sistema. El argumento en contra de esta metodología por parte de Favier et al. (2005) se basa en que es muy difícil encontrar valores razonables debido al limitado grado de investigaciones de campo hasta la fecha. Dos grandes ejemplos de este tipo de enfoque se encuentran en Ang and Li (1999) y más recientemente en Medeiros et al. (2011).

3. Marco teórico

PREÁMBULO

Para obtener la política de prevención óptima bajo las distintas condiciones a las que se pueden enfrentar los agentes en el tiempo, presentamos una serie de modelos que relacionan la evolución de la epidemia de DENV con las decisiones de agentes racionales. Planteamos los modelos en un contexto de programación dinámica en el que los agentes eligen de forma óptima el consumo y el gasto asociado al DENV. El motivo de presentar un modelo dinámico es debido a la naturaleza intertemporal del problema, los esfuerzos de las personas destinados a combatir el DENV hoy afectan la evolución de la población de mosquitos, y está a su vez la probabilidad de que el agente sea infectado con el virus en el futuro. Para mantener coherencia con la frecuencia de los datos y las etapas de desarrollo del vector transmisor vamos a dividir el espacio de tiempo del modelo en semanas. Utilizaremos la notación

x' , típica en la literatura de programación dinámica, para referirnos a los valores de la variable x en la semana siguiente y x para el valor actual de la variable.

3.1 Un solo individuo

Iniciamos nuestra discusión tomando en cuenta el problema de un individuo que se encuentra en una isla desierta, infestada por una población nativa y de *Aedes*. Por ahora, considere que cada semana el individuo produce de forma espontánea una cantidad m de recursos de forma exógena. Nuestro agente debe decidir cómo distribuir de forma óptima sus recursos entre gasto de consumo, prevención y tratamiento del DENV. Por ahora vamos a asumir que en cada semana el individuo conoce la población y , y su tasa natural de crecimiento γ . Por tasa natural de crecimiento nos referimos a la tasa de crecimiento de la población en una semana si ninguna acción del agente afecta la cantidad presente de mosquitos. La tasa de crecimiento es conocida por el agente, pero no tiene que ser constante en cada período, en particular, podríamos admitir que γ sea una función de un conjunto de variables medioambientales de la isla que varían con el tiempo, como el clima, altitud, etc. La ventaja de este supuesto es que le permite al individuo saber la población de mosquitos [para] la semana próxima una vez realizado el gasto en prevención. Tomando un costo unitario para eliminar un mosquito igual a f , el gasto en prevención es $f \times y \times e$, en donde $e \in [0, 1]$ es el porcentaje de la población de mosquitos que el agente elimina en una semana. De esta forma, la evolución de la población de mosquitos queda determinada por la siguiente ecuación:

$$y' = y(1 + \gamma)(1 - e) \quad (1)$$

De forma similar a la tradición de Bartlett (1964), un individuo puede presentar tres estados de salud: 1) susceptible, 2) infectado, 3) resistente. Sin embargo, vamos a dividir el estado dos para

distinguir casos en los que el infectado es expuesto al dengue hemorrágico de casos donde este no está presente. Consideraremos, por ahora, la presencia de un único serotipo del virus por simplicidad, más adelante discutiremos las implicaciones de tener dos o más serotipos de forma simultánea en la población. Debido a que una vez padecido el DENV los individuos desarrollan inmunidad con respecto al virus, podemos asumir con seguridad que las probabilidades de que el individuo cambie de un estado infectado a susceptible son iguales a cero y que, una vez que el individuo ha sufrido los síntomas del DENV estos no vuelven a aparecer. Bajo esta especificación podemos representar los estados de salud con una cadena de Markov en tiempo discreto y cuatro estados posibles. Representaremos los estados con el vector $a = (a_1, a_2, a_3, a_4)$, la presencia del estado i la denotaremos como $a_i = 1$, $a_i = 0$ representa la ausencia del mismo. Tomando en cuenta las restricciones impuestas por la naturaleza del virus mencionadas anteriormente, la matriz de probabilidades de este proceso markoviano es:

$$P = \begin{vmatrix} 1 - \lambda & 0 & 0 & 0 \\ \lambda \times \psi & 0 & 0 & 0 \\ \lambda \times (1 - \psi) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_c & \sigma_h & 1 \end{vmatrix}$$

Donde λ representa la probabilidad de ser infectado con el DENV, ψ es la probabilidad marginal de ser infectado por el virus y no padecer del shock del dengue, σ_i es la tasa de supervivencia del individuo al ser afectado por el tipo i de virus, donde i puede ser b = hemorrágico ó c = clásico. Naturalmente, asumimos que λ es una función de probabilidad cuyo dominio es la población de mosquitos y' . Bajo esta especificación, y para hacer más explícita la relación entre α' y y' , la evolución del estado de salud del individuo está dada por:

$$\alpha' = \alpha P(y') \quad (2)$$

Finalmente, vamos a asumir que el costo de tratamiento de un individuo infectado que presenta los síntomas del virus tipo clásico con s_c y s_s para el tratamiento si es tipo shock, con $s_s > s_c > 0$.

3.1.1 *Decisión intertemporal*

Note que en cada período el individuo observa la población de mosquitos y su salud, a estas variables (y, α) las consideraremos como variables de estado: sus valores serán conocidos al inicio de cada semana y las decisiones del consumidor afectan sus valores en el futuro. Una vez observados los estados y conociendo las ecuaciones de movimiento (1, 2), el individuo elige las variables de control c , consumo, y e de forma óptima; dadas unas preferencias por el consumo presente representadas por una función de utilidad $u(c)$ y una tasa de descuento $\beta \in (0, 1)$. Con esta especificación podemos plantear la siguiente ecuación de Bellman:

$$V(y, \alpha) = \max_{c, e} u(c) + \beta E\{\alpha' | \alpha\} V(y', \alpha')$$

Sujeto a,

$$c + f \times y \times e + \alpha_2 s_c + \alpha_3 s_s \leq m$$

$$y' = y(1 + \gamma)(1 - e)$$

$$\alpha' = \alpha P(y')$$

$$c \geq 0$$

$$e \in [0, 1]$$

y, α son conocidos

Las condiciones de primer orden del modelo implican la típica ecuación de Euler para el consumo presente y futuro:

$$u'(c) = \beta(1 + \gamma)e' E\{\alpha' | \alpha\} u'(c') \quad (3)$$

En donde $E\{\alpha' | \alpha\}$ es la expectativa del estado α' tras observar α ; i.e. si observamos el estado α_i , la probabilidad del estado α'_i estará

dada por el producto de α y la columna i de la matriz de probabilidades de transición $P(y')$, que denotaremos $P_i(y')$. De esta forma, podemos utilizar el vector de probabilidades $P_i(y')$ para calcular el valor esperado de $u'(c')$. Por lo tanto, dado a_i , (3) se convierte en:

$$u'(c_i) = \beta(1 + \gamma)e'P_i(y')u'(c') \quad \forall i \quad (4)$$

Note que una vez una persona es infectada la decisión de prevenir el dengue es trivial e igual a cero.

A su vez, cero gasto en prevención del dengue implica un nivel de consumo igual a los recursos menos el gasto en tratamiento $m - s_i$, si el individuo presenta algún síntoma del DENV; y m , si el agente es inmune. Por lo tanto, el único estado para el que no está determinada una regla de gasto es cuando el individuo está susceptible. Sin embargo, podemos encontrar dicha regla utilizando la condición de primer orden anterior y la restricción presupuestaria:

$$u'(c) = \beta(1 + \gamma)e'[(1 - \lambda)u'(c') + \lambda((\psi u'(m - s_c) + (1 - \psi)u'(m - s_s))] \quad (5)$$

La dependencia de λ con respecto a y' , y esta a su vez de e hace el problema de identificar el nivel de consumo una tarea no tan sencilla como aparenta. Primero, sabiendo que con una función de utilidad monótonamente creciente en c podemos substituir el consumo por $m - f \times y \times e$. Haciendo esta sustitución, se simplifica el problema que solo consiste en determinar la política de gasto en prevención que mantiene la igualdad en (5). Explícitamente:

$$u'(m - fye) = \beta(1 + \gamma)e'[(1 - \lambda)u'(m - fy'e') + \lambda((\psi u'(m - s_c) + (1 - \psi)u'(m - s_s))] \quad (6)$$

En general, aun conociendo las formas funcionales de $\lambda(\cdot)$ y $u(\cdot)$, la condición (6) resultará en una función implícita en e . Sin embargo, asumiendo que tanto $\lambda(\cdot)$ como $u(\cdot)$ son continuas, diferenciables, cónicas e invertibles será suficiente para determinar el valor de e .

Proposición 2.1: Sean $\lambda(\cdot)$ y $u(\cdot)$ funciones continuas, diferenciables, cóncavas e invertibles, entonces existe un punto fijo e^* que satisface (6).

Demuestra: Como prueba de la proposición anterior basta con mostrar que (6) es una contracción y luego aplicar el teorema de punto fijo de Banach. Procederemos de forma directa. Primero, aplicando la inversa de $u'(\cdot)$ a (6) y resolviendo para e resulta en la siguiente función implícita:

$$e = \frac{m - (u')^{-1}(g(e))}{fy} \quad (7)$$

En donde,

$$\begin{aligned} g(e) = & (1 + \gamma)e'\beta[(1 - \lambda(e))u'(m - fy'(e)e') \\ & + \lambda(e)(\psi u'(m - s_c) + (1 - \psi)u'(m - s_s))] \end{aligned}$$

Note que, siendo $\lambda(\cdot)$ una distribución de probabilidades, $g(e)$ es simplemente una combinación lineal de $u'(\cdot)$ descontadas por $\beta(1 + \gamma)e'$. La concavidad de $u(\cdot)$ y $\lambda(\cdot)$ nos asegura que para $h > 0$ y $h + e \in (0, 1]$.

$$|(u')^{-1}(g(e + h)) - (u')^{-1}(g(e))| \leq h$$

Dado que,

$$\begin{aligned} & \left| \frac{m - (u')^{-1}(g(e + h))}{fy} - \frac{m - (u')^{-1}(g(e))}{fy} \right| \\ & = \frac{1}{fy} |(u')^{-1}(g(e + h)) - (u')^{-1}(g(e))| \end{aligned}$$

Implica que para valores $fj \geq 1$ la anterior expresión es menor que b . De esta forma, (7) es una contracción. Aplicando el teorema del punto fijo de Banach, dado que (7) es una contracción podemos tomar un valor arbitrario $e0 \in (0, 1)$ y evaluar (7), iterando de forma sucesiva encontraremos el valor e^* que satisface (7).

Sin embargo, debemos recordar que la condición (6) además de ser una función implícita en e , también depende de e' . A continuación mostramos dos estrategias para poder resolver este problema.

3.1.2 Tiempo finito y discretización del espacio de y

Si consideramos un horizonte temporal finito, sabemos que, por la monotonía de $u(\cdot)$, en la última semana T el individuo va a decidir no prevenir ($eT = 0$), esto es debido a que no es posible que se enferme en el futuro dado que el mundo llega a su fin en T . Así, en la penúltima semana, la regla de decisión (6) va a ser independiente de e' . Aplicando el teorema del punto fijo podemos determinar e_{T-1}^* . Procedemos de forma sucesiva hasta determinar e_0^* y completar la senda óptima e^* . Aunque el procedimiento descrito parece sencillo, no está libre de complicaciones. A saber, en el período $T - 1$, estamos asumiendo que el individuo conoce la población y_{T-1} , pero esta depende de las decisiones pasadas de e . Una forma de evitar esta complicación es discretizar el espacio de y , resolviendo en este espacio discreto podemos encontrar una regla $e_{T-1}^*(y)$ para todos los estados posibles. Una vez determinadas todas las reglas de decisión $e^*(y)$, se puede simular el modelo partiendo desde una población y_0 para encontrar la senda óptima.

3.1.3 Convergencia en e

Una alternativa al método anterior consiste en elegir una senda inicial arbitraria, que llamaremos $e(0) = \{e(0)_0, e(0)_1, e(0)_2, \dots\}$. Utilizando estos valores iniciales, partiremos desde la semana inicial y simularemos el modelo. Esto resultará en una senda que denominaremos $e(1) = \{e(1)_0, e(1)_1, e(1)_2, \dots\}$. Procederemos de forma similar hasta

que $|e(j+1) - e(j)| < \epsilon$, donde $\epsilon > 0$ es un criterio de convergencia impuesto a priori. Mediante la imposición de concavidad global en $\lambda(\cdot)$ y $u(\cdot)$, este sencillo algoritmo nos llevará a la senda óptima e^* independiente de la senda inicial elegida. Esto es debido a que: si para una iteración j , el valor de $e_i(j) > e_i^*$, el consumidor puede mejorar su bienestar aumentando el consumo reduciendo $e_i(j)$, de forma similar, si $e_i(j) < e_i^*$, el consumidor está eligiendo un $e_i(j)$ que inconsistente intertemporalmente (es decir, está asumiendo demasiado riesgo al prevenir de forma subóptima una potencial infección en el siguiente período). De forma que, siguiendo esta dinámica para una cantidad suficiente de iteraciones, podremos encontrar la senda óptima. Note que en este caso no realizamos una regla de política para cada valor de y , debido a que el punto de partida de las simulaciones es la primera semana del modelo, donde asumimos que la población de mosquitos es conocida. Naturalmente, para eso implica que también debemos imponer un criterio de convergencia para y , debido a que y' es una función de e . Las ventajas de este método es que:

1. No requiere aplicar el algoritmo de punto fijo para hallar e para todo el dominio discretizado de y
2. No requiere la imposición de que $e_T = 0$

3.2 N individuos, espacio e ineficiencia

3.2.1 N individuos

Considere el caso de N individuos idénticos. Por idénticos queremos decir que todos se enfrentan al mismo problema. La mayor diferencia de introducir N agentes en vez de trabajar con un único individuo es que la evolución de la población de mosquitos y' va a depender de las decisiones tomadas por el colectivo. Es decir,

$$y' = y(1 + \gamma)(1 - \sum_{j=1}^N e_j) \quad (8)$$

donde e_j representa la decisión del individuo j . Bajo esta especificación debemos incluir la condición de $\sum_{j=1}^N e_j \leq 1$ para evitar soluciones con $y' < 0$. Con la introducción de N agentes la decisión individual del agente i cambia de la siguiente forma:

$$e_i = \frac{m - (u')^{-1}(g(e_i, e_{-i}))}{fy} \quad (9)$$

En donde, $e_{-i} = \{e_1, e_2, \dots, e_{i-1}, e_{i+1}, \dots, e_N\}$ es el conjunto de decisiones de los demás agentes. Sin embargo, por la simetría de los problemas, podemos suponer que las reglas de decisión de los N agentes serán idénticas e iguales a e . Por lo tanto, la decisión va a estar determinada por N y los demás parámetros del modelo. De esta forma podemos analizar qué pasa cuando N aumenta.

$$\lim_{N \rightarrow \infty} e_i = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{m - (u')^{-1}(g(e, N))}{fy} = \frac{m - \lim_{n \rightarrow \infty} (u')^{-1}(g(e, N))}{fy}$$

Note que para $e \in (0, 1)$, $\lim_{n \rightarrow \infty} y' = 0$, esto es debido a que inicialmente asumimos que $\sum_{j=1}^N e_j \leq 1$. Consecuentemente, $\lim_{n \rightarrow \infty} \lambda(y') = 0$, es decir, sin mosquitos no existe la posibilidad de contraer el virus. Note que con $\lambda(y') = 0$, la condición de optimalidad del problema se convierte en:

$$\lim_{N \rightarrow \infty} e_i = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{m - (u')^{-1}(\beta u'(m))}{fy} \leq 0$$

Como e no puede ser negativo, $\lim_{n \rightarrow \infty} e = 0$. De esta forma vemos que al aumentar el número de agentes, el incentivo individual de prevenir la expansión de la enfermedad se reduce.

3.2.2 Dimensión espacial y densidad poblacional

Hasta ahora nos hemos limitado a responder cuándo y cuánto va a gastar el individuo i en prevención del virus. Sin embargo, como mostraremos a continuación, saber dónde se gasta tiene una relevancia central en la expansión de la epidemia. Primero vamos a considerar que cada individuo tiene una localización i determinada de forma exógena. La distancia entre el par de individuos (i,j) la representaremos como $d_{i,j}$. Vamos a asumir que la población de mosquitos también está distribuida en el espacio, siendo y_i la población de vectores en i y γ_i su respectiva tasa de crecimiento natural. Debido a que el *A. Aegypti* es un mosquito doméstico (WHO, 2009), podemos asumir que de los mosquitos que nacen en i una parte migra a otras zonas, la tasa de migración será proporcional a la distancia entre las dos ubicaciones. Por lo tanto, ubicaciones cercanas van a tener una tasa de migración entre ellas más elevadas que con localizaciones más alejadas. Por lo tanto, la evolución de la población de mosquitos en una localización en particular estará determinada por:

$$y'_i = \underbrace{\sum_{j=1}^N \frac{1}{1 + \mu d_{i,j}} y_j (1 + \gamma_j) (1 - e_j)}_{\text{Inmigración}} + \underbrace{y_i (1 + \gamma_i) (1 - e_i) \sum_{j=1}^N \left(1 - \frac{1}{1 + \mu d_{i,j}}\right)}_{\text{Emigración}} \quad (10)$$

En donde μ es un parámetro que determina la relación entre la distancia y las migraciones. Note que ante una distribución espacial lo suficientemente dispersa $d_{i,j} \rightarrow \infty \forall (i,j)$ el modelo converge a la situación de N problemas con único individuo actuando de forma aislada. Al contrario, si $d_{i,j} \rightarrow 0 \forall (i,j)$ el modelo se acerca a la situación presentada en la sección anterior. Por lo tanto, es seguro decir que la densidad poblacional reduce los incentivos a prevenir la expansión del virus.

3.3 Ineficiencia

Definimos una asignación de recursos eficiente como una asignación en la que ningún individuo puede alcanzar un nivel de utilidad mayor sin reducir la utilidad de otro. Tomando en cuenta los resultados anteriores: (a) cuando N tiende a infinito los incentivos individuales a combatir la epidemia tienden a cero y (b) mientras más cerca se encuentran los individuos (mayor densidad poblacional) menor es el gasto individual para reducir la población de mosquitos: es evidente que la decisión de asignación de recursos por parte de los agentes es ineficiente. El motivo de la ineficiencia es que a medida que las decisiones del individuo i dependen en mayor grado de las decisiones de otros, la probabilidad de que este quede infectado por el virus depende menos de sus propias acciones. A la luz de este resultado se justifica la intervención de instituciones que coordinen las acciones de los agentes de forma centralizada. Es decir, el trabajo de combatir el DENV nunca será eficiente si este depende de acciones descentralizadas y descoordinadas por parte de agentes privados. Este tipo de ineficiencia puede considerarse como un ejemplo de la tragedia de los comunes.

3.4 Extensiones

El modelo teórico presentado exagera las facultades de los individuos. A saber, el modelo asume que las personas conocen si son o no resistentes al virus, la población de mosquitos y su tasa decrecimiento, la cantidad efectividad del gasto en prevención, el gasto médico asociado al tratamiento, etc. Conocer estos parámetros hace su tarea de combatir el DENV mucho más fácil de lo que es en realidad, si tomamos estos factores en cuenta nuestra predicción sobre la ineficiencia en combatir el dengue de forma privada es aún más fuerte. También podemos tomar en cuenta que las decisiones de gasto por lo general no son determinadas por un solo individuo sino por una familia u hogar, en la que muchos de estos no perciben ingresos y son susceptibles al virus. En primera

instancia esto no cambia mucho el modelo ya que el término agente puede interpretarse como un hogar en vez de un individuo.

El hecho de asumir que todos los agentes son idénticos (homogeneidad) impide al modelo original explicar focos de concentración de la epidemia como han reportado en otros modelos y trabajos empíricos (Siqueira-Junior et al., 2008; Fulmali et al., 2008; Vázquez-Prokopec et al., 2010; Medeiros et al., 2011). Introducir heterogeneidad en los agentes hace que sea más complicado realizar predicciones teóricas sobre qué pasa cuando N y/o la densidad poblacional aumenta, sin embargo este enfoque permitiría plantear hipótesis relacionadas a desigualdad entre los recursos y facultades de los agentes, e. g. diferencias espaciales en la renta m implican focos de concentración de la epidemia, regiones donde los determinantes de γ son distintos muestran tasas de incidencia de DENV distintas, etc.

Finalmente, si consideramos la presencia de múltiples serotipos tendríamos que cambiar la matriz de probabilidades para introducir los nuevos estados. Mientras más estados de susceptibilidad se introducen más complicado es encontrar una solución al modelo. Esto es debido a que anteriormente utilizamos el hecho de que un individuo infectado se vuelve resistente al serotipo y su decisión de combatir el dengue era trivial. Ahora, con más serotipos, aunque el agente sea infectado este se vuelve resistente al serotipo por el que ha sido afectado pero no por los serotipos con los que no ha mantenido contacto. Además existe la posibilidad de que las probabilidades de supervivencia α_i cambien por tipo de serotipo o peor aún, exista interacciones del tipo: si el agente es resistente a un serotipo su probabilidad de ser infectado por otro serotipo cambia. Esta dinámica hace que las decisiones de los agentes sean más sofisticadas, pero debido a que en la práctica es improbable que los individuos tomen en cuenta la diversidad de serotipos en sus acciones podemos modelar el comportamiento de las personas como si existiese un solo serotipo sin esperar mayores cambios en su comportamiento. Esto no quiere decir que las tasas efectivas

de afectados por los distintos serotipos no tengan una incidencia sobre la evolución de la epidemia, sino que los agentes ignoran estos efectos y se comportan como si se tratase de un único serotipo.

4. Modelo empírico

Debido a que no podemos encontrar formas funcionales cerradas a la definición de solución en el modelo anterior vamos a proceder a simular numéricamente el modelo con valores razonables de los parámetros coherentes con la realidad de la epidemia en RD y luego interpretar cualitativamente los resultados. Para encontrar una regla de política de gasto en prevención el modelo anterior supone que el agente conoce los valores de una serie de parámetros que condicionan sus decisiones; encontrar los valores reales de estos parámetros implica esfuerzos que sobrepasan el alcance de nuestro estudio. Este hecho condiciona de forma considerable el uso del modelo como herramienta de política en su estado actual; seremos capaces de dar respuestas cualitativas con un grado de certeza mayor que respuestas de naturaleza cuantitativa. Esta limitación en la información empírica para simular el modelo es similar a la crítica realizada por Favier et al. (2005) a los modelos ABM y SEIR.

4.1 Datos y parámetros del modelo

El Departamento de Epidemiología (DE), una rama del Ministerio de Salud de la República Dominicana es el organismo estatal encargado de recopilar y dar mantenimiento a las estadísticas referentes al DENV. Estos organizan de forma semanal un boletín en el que se muestran los casos confirmados del DENV. Se denomina un caso confirmado al que ha sido comprobado mediante una prueba de laboratorio específica para detectar la presencia del DENV en la sangre del infectado.

Los casos confirmados son solo una fracción de todos los casos de DENV en el país; estos no incluyen los afectados que no acuden a los centros de salud para ser tratados y los que han sido diagnosticados como casos probables de DENV porque presentan un cuadro clínico coherente con la enfermedad pero no han sido confirmados mediante la prueba de laboratorio. Esta forma de contabilizar la epidemia tiene el riesgo de que se traten de forma asimétrica brotes de igual magnitud de la enfermedad debido a diferencias espaciales en las personas que son tratadas por profesionales de la salud y/o porque la práctica de algún médico en particular tienda a no confirmar la enfermedad mediante la prueba de laboratorio para reducir el costo médico del tratamiento.

A parte de ser agregados a nivel semanal, los casos de DENV presentados por el DE se agrupan a nivel de provincias; esto nos impide hacer cualquier tipo de análisis a nivel local sobre la epidemia. En la actualidad no existe en el país ningún estudio o encuesta sobre costo en tratamiento médico que pueda ser utilizada para aproximar los valores de s_c y s_b . El DE tampoco mantiene estadísticas sobre la población de mosquitos y, tampoco del gasto en prevención de la epidemia; con esta información potencialmente se pudiera obtener una estimación de f . La carencia de datos sobre y nos impide estimar la función de probabilidades $\lambda(\cdot)$. Sin embargo, debido a la frecuencia de los datos podemos asumir sin mayores complicaciones que $\beta = 0.99$; y, utilizando los resultados de Guilarde et al. (2008) podemos asumir que $\psi = 0.98$. Por lo tanto, debido a esta carencia de estadística disponible útil, nos vemos obligados a introducir valores a algunos de los parámetros a nuestra discreción y los resultados obtenidos deben de tomarse en cuenta sujetos a nuestras suposiciones sobre los valores elegidos.

Sin embargo, si normalizamos el modelo asumiendo que $m = 1$ podemos crear suposiciones relativamente razonables para los demás parámetros. Recordemos que m representa el nivel de recursos disponibles durante una semana de un individuo; tomando esto en cuenta consideramos valores para s_c y s_b entre al menos

0.5 y 12, manteniendo que $s_h > s_c$. Valores entre 0 y 1 cumplen todo el rango de f , así que utilizaremos valores en este intervalo. Finalmente, note que si asumimos que $e = 0$ podemos calcular una aproximación relativamente razonable para γ ; si asumimos que la población de individuos infectados en un momento determinado es una proporción constante de la población de mosquitos, entonces podemos definir la cantidad de individuos afectados en un momento del tiempo como $\tilde{y} = \kappa y$. Utilizando la ecuación de transición de y obtenemos:

$$\begin{aligned} y' &= y(1 + \gamma)(1 - e) \\ y' &= y(1 + \gamma) \text{ (Asumiendo que } e = 0) \\ \kappa \tilde{y}' &= \kappa \tilde{y}(1 + \gamma) \text{ (Asumiendo que } \tilde{y} = \kappa y) \\ \gamma &= \frac{\tilde{y}' - \tilde{y}}{\tilde{y}} \end{aligned}$$

Finalmente, ignorando posibles asimetrías en la tasa de crecimiento natural de casos totales de DENV y casos confirmados de DENV, podemos utilizar las estadísticas del DE para calcular la tasa de crecimiento natural γ .

Cuadro N.º 1
Valores paramétricos del modelo

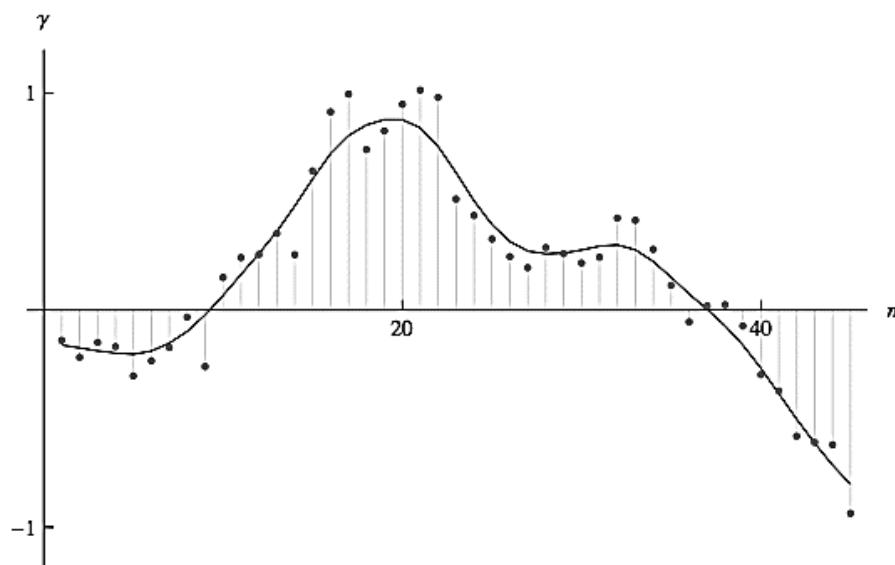
Parámetros	Caso 1	Caso 2	Caso 3
β	0.99	0.99	0.99
m	1	1	1
ψ	0.98	0.98	0.98
S_c	0.8	0.8	0.8
S_h	2.5	2.5	2.5
y_0	1	1	1
f	0.116	0.114	0.118

Nota: Para la simulación utilizamos una función logarítmica para la función de utilidad.

4.2 Simulaciones

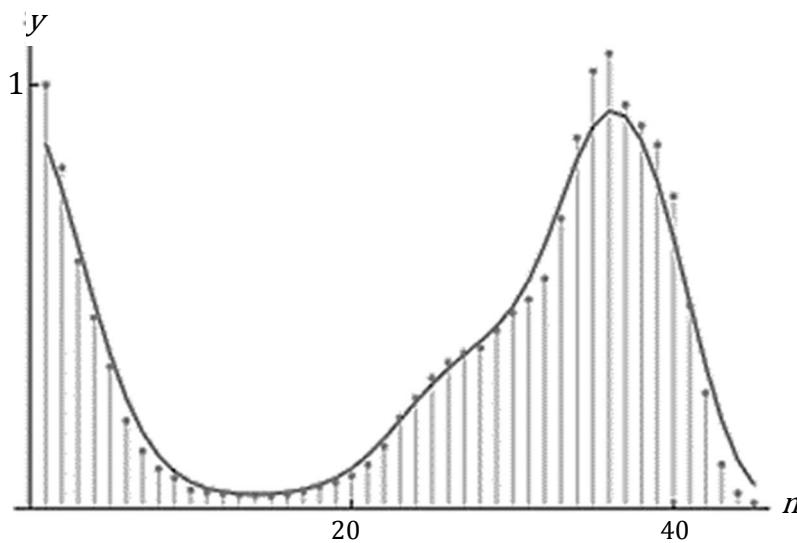
La figura n.º 1 muestra el cálculo de γ para cada semana epidemiológica.⁸ Note como $\gamma > 0$ a partir de la semana 10 hasta aproximadamente la 38; se destaca también cómo desde las primeras semanas del año hasta la semana 20 el valor de γ crece y después inicia un descenso de dos meses para luego mantenerse constante por aproximadamente mes y medio y luego descender hasta el fin del año. Uno puede explicar este comportamiento de γ como una respuesta a las variaciones climatológicas, especialmente en la cantidad de precipitaciones, como indican (Hii et al., 2012; Karim et al., 2012; Descloux et al., 2012; Díaz-Quijano and Waldman, 2012).

Figura N.º 1
Valores de γ para RD

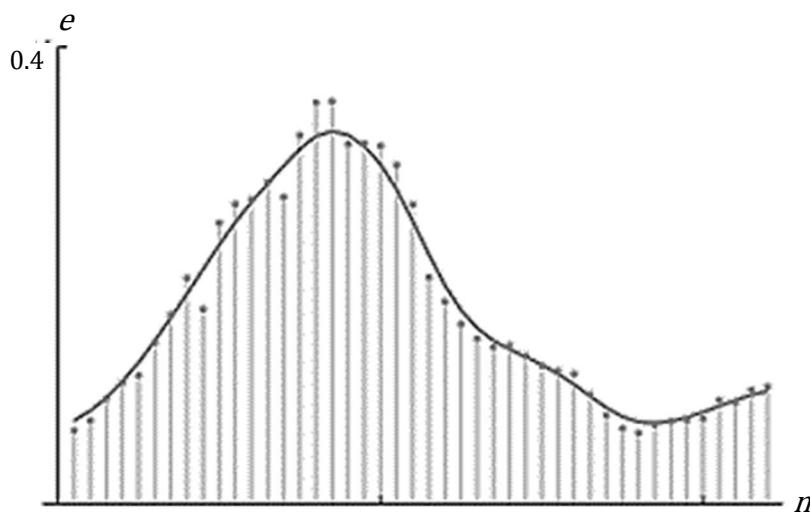


⁸ Una semana epidemiológica es un método estandarizado para comparar semanas entre distintos años para analizar epidemias.

Figura N.º 2
Escenario 1

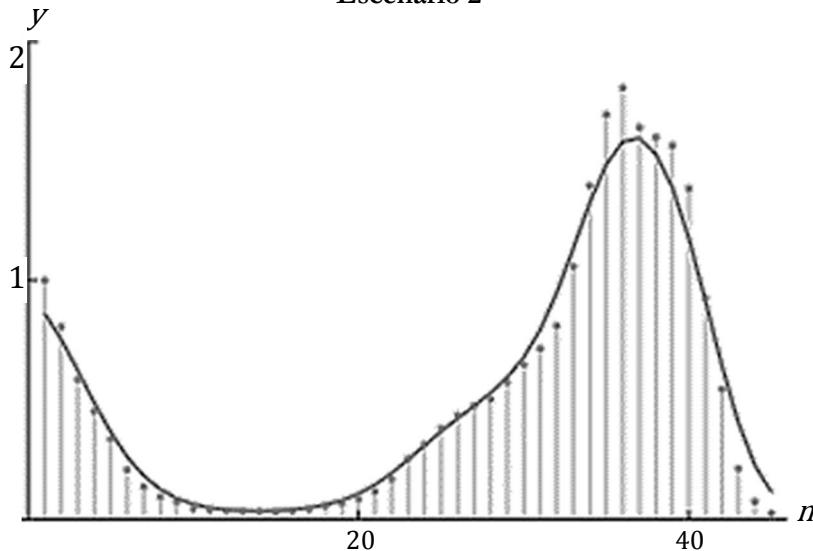


(a) Valores de y

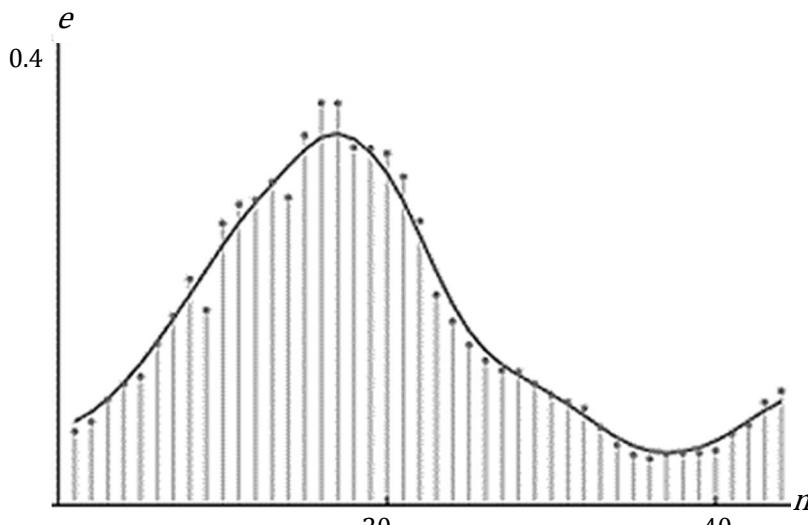


(b) Valores de e

Figura N.º 3
Escenario 2

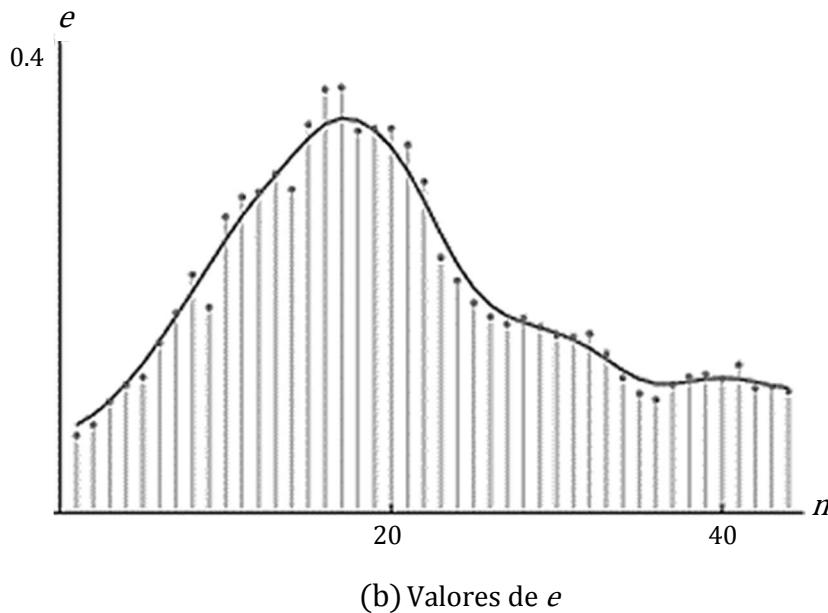
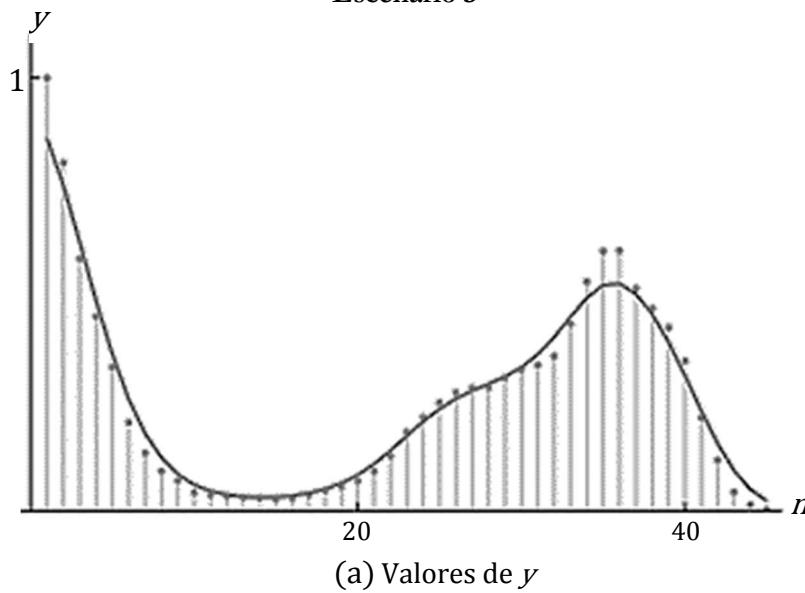


(a) Valores de y



(b) Valores de e

Figura N.º 4
Escenario 3



Utilizando esta serie para γ podemos simular el modelo y obtener valores de e específicos para el caso dominicano. Las figuras (2, 3, 4) muestran tres escenarios; en el primero el agente logra controlar la población de vectores de forma que la cúspide alcanzada en el punto álgido de la epidemia es similar a la población inicial, en el siguiente escenario reducimos el parámetro f y vemos que en esta ocasión la población máxima alcanzada por y excede el valor inicial, y, finalmente, aumentando f vemos cómo el agente logra mantener la población de mosquitos por debajo de la inicial. Esto implica que, como era de esperar, los resultados cuantitativos del modelo dependen en gran medida de los parámetros escogidos. A pesar de esto, la política de gasto e aunque varía ligeramente en su magnitud en los distintos escenarios, mantiene el mismo patrón: aumentar el gasto en prevención hasta la semana 20 aproximadamente y luego reducirlo gradualmente hasta el final del año. La razón por la que el agente, a pesar de utilizar valores paramétricos distintos previene el DENV de forma similar es porque una vez conocida la dinámica de γ este se anticipa a los períodos en donde la población de mosquitos se expande de forma natural e intenta f mantener una población reducida para así mitigar la magnitud de su crecimiento natural.

5. Estimaciones

Tomando en cuenta los resultados de la sección anterior, consideramos que la política de control epidémico debe ser basada en la anticipación a los episodios de expansión del virus. Un primer paso es conseguir una buena predicción \tilde{y} basada en variables observables en semanas anteriores. Realizamos, a modo exploratorio, una primera estimación de \tilde{y} utilizando como variable explicativa la cantidad de precipitación acumulada en la semana.

La Oficina Nacional de Meteorología (ONAMET) recopila las estadísticas sobre las precipitaciones diarias; estas han sido agrupadas por los autores en frecuencia semanal, tomando la cantidad

de lluvia acumulada en cada semana epidemiológica. Tome en cuenta que estos datos nos muestran la cantidad de lluvia en los puntos en donde la ONAMET tiene estaciones meteorológicas con mediciones pluviométricas. Para tener una imagen completa de la cantidad de lluvia en el país, y especialmente en cada provincia en particular, utilizamos la metodología de interpolación espacial *krigging* como es presentada en (Sluiter, 2009).

Cuadro N.º 2
Tabla de regresiones

Variables	(I) \tilde{y}	(II) \tilde{y}	(III) \tilde{y}	(IV) \tilde{y}	(V) \tilde{y}	(VI) \tilde{y}	(VII) \tilde{y}	(VIII) \tilde{y}
Intercepto	0.817*** (0.071)	0.731*** (0.073)	0.658*** (0.083)	0.597*** (0.091)	0.555*** (0.097)	0.522*** (0.102)	0.503*** (0.108)	0.485*** (0.114)
l_{t-3}	0.034*** (0.011)	0.029*** (0.010)	0.027*** (0.009)	0.025*** (0.009)	0.024*** (0.008)	0.023*** (0.009)	0.023*** (0.008)	0.023*** (0.008)
l_{t-4}		0.026*** (0.009)	0.022*** (0.008)	0.020*** (0.008)	0.019*** (0.007)	0.018** (0.007)	0.018** (0.007)	0.017** (0.007)
l_{t-5}			0.024*** (0.009)	0.021** (0.008)	0.019** (0.008)	0.018** (0.008)	0.018** (0.007)	0.017** (0.007)
l_{t-6}				0.022*** (0.007)	0.020*** (0.007)	0.019*** (0.006)	0.018*** (0.006)	0.018*** (0.006)
l_{t-7}					0.017** (0.007)	0.015** (0.006)	0.014** (0.006)	0.013** (0.006)
l_{t-8}						0.014** (0.006)	0.013** (0.006)	0.012** (0.005)
l_{t-9}							0.009 (0.006)	0.008 (0.005)
l_{t-10}								0.007 (0.005)
<i>n</i>	24,864	24,832	24,800	24,768	24,736	24,704	24,672	24,640
<i>R</i> ²	0.00773	0.0121	0.0158	0.0190	0.0207	0.0218	0.0222	0.0225

Todas las regresiones incluyen efectos fijos.

El “intercepto” presentado es el valor promedio de los efectos fijos por provincia. Errores estándar en paréntesis.

*** p-value < 0.01, ** p-value < 0.05, * p-value < 0.1

En la tabla N.º 2 se muestran los resultados de nuestras estimaciones. Al disponer de un panel de datos de dimensiones (semana, provincia) realizamos una estimación con efectos fijos para

controlar las diferencias atemporales entre provincias que pueden explicar \tilde{y} . Las estimaciones indican que con las variaciones de en la lluvia acumulada semanal, a partir con rezagos desde tres semanas hasta dos meses, podemos explicar las variaciones en \tilde{y} . Hemos seleccionado 3 semanas como rezago mínimo debido a las etapas de desarrollo del vector, desde su gestación hasta su etapa adulta es necesario esperar entre dos semanas y un mes (WHO, 2009).

6. Conclusiones

Hemos logrado introducir a un modelo de optimización dinámica la decisión de gasto en prevención de la expansión del DENV. Utilizando este modelo argumentamos que la labor de combatir las epidemias del virus no debe estar en manos de agentes individuales actuando de forma descoordinada, sino por algún tipo de planificación centralizada. También logramos simular las reglas de política del gasto para distintas parametrizaciones del modelo; estas coinciden cualitativamente en que las acciones óptimas para combatir el desarrollo del virus es la de prevenir que la población de vectores sea relativamente grande durante los períodos en los que la tasa de crecimiento natural del mismo son mayores. Para lograr esto la regla de política ϵ se anticipa a tasas elevadas de γ . También mostramos cómo utilizando información climatológica es posible explicar las variaciones de esta tasa con antelación.

En el caso dominicano esto implica que los esfuerzos para mantener el vector bajo control deben realizarse con mayor intensidad desde principios del año hasta aproximadamente la semana epidemiológica 20. Los resultados cuantitativos de esta regla podrían mejorarse si se contara con las estadísticas necesarias para la correcta parametrización del modelo. Además debido a que la dimensión de los datos está a nivel de provincias no podemos discutir los resultados del modelo en el contexto local. Sería interesante encontrar reglas de gasto ϵ específicas por barrios o parajes de los distintos municipios del país.

También, tomando en cuenta la introducción en el país y el desarrollo del virus chikungunya (CHIKU), consideramos que:

1. El costo de oportunidad de prevenir en la expansión de epidemias cuando la población huésped no ha desarrollado ningún grado de inmunidad al virus invasor es aún mayor.
2. Debemos hacer a λ una función del grado de inmunidad de los huéspedes y no solo de la población del vector.

Nos resulta interesante el caso del CHIKU porque ha permitido que la debilidad en la metodología de “detectar y combatir” quede en evidencia ante la expansión dramática de este nuevo virus; en primer lugar, debido a que el nivel medio de los casos del virus no pueden ser determinados a priori, y que, al ser esencialmente una política de reacción, la población de vectores transmisores de virus como el DENV y el CHIKU se mantiene creciendo siempre que la DIGEPI no esté alerta.

7. Referencias

- Añez, G.; Balza, R.; Valero, N. & Larreal, Y. (2006). Impacto económico del dengue y del dengue hemorrágico en el Estado de Zulia, Venezuela, 1997-2003. *Revista Panamericana de Salud Pública*, 05(19), 314-320.
- Ang, K. C. & Li, Z. (1999). Modelling the Spread of Dengue in Singapore, in *Proceedings for the Modelling and Simulation Conference* (Vol. 2). (pp. 555-560). New Zealand: Hamilton.
- Barbazan, P., Yoksan, S. & González, J-P. (2002). Dengue hemorragic fever epidemiology in Thailand: description and forecasting of epidemics. *Microbes and Infection*, 4(7), 699-705.
- Bartlett, M. S. (1964). The Relevance of Stochastic Models for Large-Scale Epidemiological Phenomena. *Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics)*, 13(1), 2-8.
- Beatty, M. E., Beutels, P., Meltzer, M. I., Shepard, D. S., Hombach, J., Hutubessy, R., Dessim, D., Coudeville, L., Dervaux, B., Wichmann, O. Margolis, H. S. & Kuritsk, J. N. (2011). Health Economics of Dengue: A Systematic Literature Review and Expert Panel's Assessment. *The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene*, 84(3), 473-488.
- Castro Medeiros, L. C. de., Rodrigues Castilho, C. A., Braga, C., Vieira de Souza, W., Regis, L. & Vieira Monteiro, A. M. (2011). Modeling the Dynamic Transmission of Dengue Fever: Investigating Disease Persistence. *PLoS Neglected Tropical Diseases*, 5(1), e942.
- Chunsuttiwat, K. A. B., Nisalak, A., Mammen, M., Libraty, D. H., Rothman, A. L., Green, S., Vaughn, D. W. Ennis, F. A. & Endy, T. (2007). Burden of symptomatic dengue infection in children at primary school in Thailand: a prospective study. *Lancet*, 369(9571), 1452-1459.

- Díaz-Quijano, F. A. & Alves Waldman, E. (2012). Factors associated with dengue mortality in Latin America and the Caribbean, 1995-2009: an ecological study. *American Journal of Tropical Medicine and Hygiene*, 86(2), 328-334.
- Donald, S., Coudeville, L., Halasa, Y. A., Zambrano, B. & Dayan G. H. (2011). Economic Impact of Dengue Illness in the Americas. *American Journal of Tropical Medicine and Hygiene*, 2011, 84(2), 200-207.
- Elodie, D. Mangeas, M., Menkes, C. E., Lengaigne, M., Leroy, A., Tehei, T. Guillaumot, L., Teurlai, M., Gourinat, A-C., Benzler, J. et al. (2012). Climate-based models for understanding and forecasting dengue epidemics. *PLoS Neglected Tropical Diseases*, 6(2), e1470.
- Favier, C., Degallier, N., Dubois, M.A., Boulanger, J.-P., Menkes, C. E. & Torres, L. (2005). Dengue epidemic modeling: stakes and pitfalls. *Asia Pacific Biotech News*, 9(22), 1191-1194. Recuperado de <http://www.asiabiotech.com/readmore/vol09/0922/dengue.html>
- Fulmal, P. V, Walimbe, A. & Mahadev, P. V. M. (2008). Spread, establishment & prevalence of dengue vector Aedes aegypti (L.) in Konkan region, Maharashtra, *Indian Journal of Medical Research*, 127(6), 589-601.
- Gharbi, M., Philippe, Q., Gustave, J., Cassadou, S., Ruche, G., Girdary, L. & Marrama, L. (2011). Time series analysis of dengue incidence in Guadeloupe, French West Indies: Forecasting models using climate variables as predictors. *BMC Infectious Diseases*, 11(1), 166-168.
- Gubler, D. J. (1998). Dengue and Dengue Hemorrhagic Fever. *Clinical Microbiology Reviews*, 11(3), 480-496.

- Guilarde, A. O, Turchi, M. D., Siqueira, J. B., Jr., Feres, V. C., Rocha, B., Levi, J. E., Vanda, A. U., Souza, F., Santos Vilas Boas, L., Pannuti, C. S. & Martelli, C. M. T. (2008). Dengue and Dengue Hemorrhagic Fever among Adults: Clinical Outcomes Related to Viremia, Serotypes, and Antibody Response. *Journal of Infectious Diseases*, 197(6), 817-824.
- Ling, H. Y., Zhu, H., Ng, N., Ching Ng., L. & Rocklöv. J. (2012). Forecast of Dengue Incidence Using Temperature and Rainfall. *PLoS Neglected Tropical Diseases* 6(11), e1908.
- Luz, P. M., Grinsztejn, B. & Galvani, A. P. (2009). Disability adjusted life years lost to dengue in Brazil. *Tropical Medicine & International Health*, 14(2), 237-246.
- Meltzer, M. I., Rigau-Perez, J. G., Clark, G. G., Reiter, P. & Gubler, D. J. (1998). Using disability-adjusted life years to assess the economic impact of dengue in Puerto Rico: 1984-1994. *American Journal of Tropical Medicine and Hygiene*, 59(2), 265-271.
- Nazmul, K. M., Ullah, S. M., Anwar, N. & ShahAlam, M. D. (2012). Climatic factors influencing dengue cases in Dhaka city: a model for dengue prediction. *Indian Journal of Medical Research*, 136(1), 32-39.
- Nishiura, H. (2006). Mathematical and Statistical analyses of the spread of dengue. *Dengue Bulletin*, 1(30), 51-67.
- Organización Panamericana de la Salud. (2004). *Estrategia Nacional de Gestión Integrada de Prevención y Control del Dengue República Dominicana. (Final Report)*. Santo Domingo: Secretaría de Salud Pública de República Dominicana, Banco Interamericano de Desarrollo, Organización Panamericana de la Salud y Organización Mundial de la Salud.
- Organización Mundial de la Salud. (2009). *Dengue: Guidelines for Diagnosis, Treatment, Prevention and Control Nonserial [Publication Series]*. Ginebra: Organización Mundial de la Salud.

- Rigau-Pérez, J. G.; Millard, P. S., Walker, D. R., Deseda, C. C. & Casta-Velez, A. (1999). A deviation bar chart for detecting dengue outbreaks in Puerto Rico. *American Journal of Tropical Medicine and Hygiene*, 89(3), 374-378.
- Siqueira-Junior, J.; Maciel, I.; Barcellos, C.; Souza, W.; Carvalho, M.; Nascimento, N.; Oliveira, R.; Morais-Neto, O. & Martelli, C. (2008). Spatial point analysis based on dengue survey at household level in central Brazil. *BMC Public Health*, 8(1), 8-361.
- Sluiter, R. (2009). *Interpolation methods of climate data: literature review*. (Technical Report). Utrecht: Royal Netherlands Meteorological Institute.
- Suaya, J. A.; Shepard, D. S.; Siqueira, J. B.; Martelli, C. T.; Lum, L. C.; Huat Tan, L.; Kongsin, S.; Jiamton, S.; Garrido, F.; Montoya, R.; Armien, B.; Huy, R.; Castillo, L.; Caram, M.; Sah, B. K.; Sughayyar, R.; Tyo, K. R. & Halstead, S. B. (2009). Cost of Dengue Cases in Eight Countries in the Americas and Asia: A Prospective Study. *American Journal of Tropical Medicine and Hygiene*, 80(5), 846-855.
- Vázquez-Prokopec, G. M., Kitron, U., Montgomery, B., Horne, P. & Ritchie, S. A. (2010). Quantifying the Spatial Dimension of Dengue Virus Epidemic Spread within a Tropical Urban Environment. *PLoS Neglected Tropical Diseases*, 4(12), e920.

José Manuel Mota Aquino

Economista dominicano, egresado de la licenciatura en economía y el postgrado en matemáticas del Instituto Tecnológico de Santo Domingo (INTEC). En la Pontificia Universidad Católica de Chile (PUC) cursó el magíster en economía, donde adicionalmente tomó cursos doctorales. Se desempeñó como jefe de división de análisis y registro de balanza de pagos en el Banco Central de la República Dominicana y luego como analista de estudios fiscales en el Ministerio de Hacienda. Actualmente es el jefe división de estudios en la Superintendencia de Bancos de la República Dominicana. En el ámbito académico, ha sido profesor de econometría y tópicos de econometría en INTEC. Su área de investigación principal es el desarrollo económico y se especializa en econometría aplicada y economía de la salud.

Carlos Cassó Domínguez

Es economista dominicano, egresado de la licenciatura del Instituto Tecnológico de Santo Domingo (INTEC) y un máster oficial de la unión europea de la Universidad de Barcelona (UB). Ha tomado cursos de doctorado en la Universidad Autónoma de Barcelona (UAB), la Universidad Pompeu Fabra (UPF) y la State University of New York at Stony Brook (SUNY Stony Brook). Actualmente es un estudiante de tercer año y candidato a doctor del

programa de doctorado en economía de Northeastern University, en Boston. Su área de investigación principal es la organización industrial y se especializa en desarrollar metodologías para el análisis de juegos cooperativos en este contexto.

Recibido: 14/10/2014

Aprobado: 16/03/2015