



ALAP 2020

IX Congreso de la Asociación Latinoamericana de Población



9 a 11 diciembre

EL ROL DE LOS ESTUDIOS DE POBLACIÓN TRAS LA PANDEMIA DE COVID-19 Y EL DESAFÍO DE LA IGUALDAD EN AMÉRICA LATINA Y EL CARIBE

B. Piedad Urdinola, Universidad Nacional de Colombia, Bogotá, bpurdinolac@unal.edu.co

Juan de Jesús Sandoval, DANE, Colombia, juan.sandoval2@gmail.com

Paula A. Rivera Sarmiento, Universidad Nacional de Colombia, pariveras@unal.edu.co

Tasas Corregidas de Mortalidad Atribuible a la Diabetes Mellitus en Adultos. Principales Ciudades de Colombia 2005 - 2017

Resumen

La Diabetes Mellitus (DM) es una de las enfermedades cuya causa básica de muerte no necesariamente ocasiona mortalidad de manera directa. Para el año 2019, la Federación Internacional de Diabetes, estimó que en el mundo más del 8,3% (463 millones) de la población adulta de entre 20 y 79 años tenía DM. De ellos, el 46% aún no habían sido diagnosticados. Para ese mismo año, se estimó que en América Latina había cerca de 24,1 millones de personas con DM y para el año 2035 se proyecta que esta cifra ascienda hasta 38,5 millones. La carga de la enfermedad por DM en América Latina y el Caribe varía notoriamente, siendo Perú la que actualmente registra la cifra más baja (4,3%) y México (9,2%) y Puerto Rico (15,4%) con las tasas más altas. Para el caso de Colombia, se estima que esta ronda en el 7,2%, No obstante, la mortalidad atribuible por esta causa ha sido poco estudiada.

El objetivo de esta investigación fue el de generar estimaciones corregidas de las tasas específicas de mortalidad (TEM) por DM por edad en adultos (40 años y más), por sexo y en las grandes ciudades de Colombia, ajustadas a partir de modelos estadísticos bayesianos usando información externa a priori para la corrección de subregistros y control de la variabilidad ocasionada por las ausencias, entre los años de 2005 y 2017. Para ello se usó una modificación al modelo original utilizado en Alexander et al, 2017, mediante un modelo Bayesiano Poisson cero inflado (ZIP), para obtener mejores estimaciones para las TEM por DM y proponiendo una corrección al subregistro por esta causa. La

fuente de datos provino de las estadísticas vitales de Colombia, por lugar de residencia, entre los años 2005 y 2017. La definición de muerte por DM estuvo basada en la Clasificación Internacional de Enfermedades E10-E14, cap. 10. Las poblaciones en riesgo, se obtuvieron mediante proyecciones de población desde los resultados de los censos de 2005 y 2018 de Colombia. Al final, se obtuvieron estimaciones y gráficos de las TEM con sus respectivos intervalos de credibilidad del 95%, ajustados por subregistros, para cada las grandes ciudades de Colombia por año, ciudad, edad y sexo y sus tendencias anuales.

Palabras clave: Mortalidad, Diabetes Mellitus, Subregistros, Pequeñas Áreas, Demografía

1. Introducción

Existen enfermedades que impactan las poblaciones humanas, cuya causa básica de muerte no necesariamente ocasiona mortalidad de manera directa, una de ellas es la Diabetes Mellitus (DM) (Agudelo-Botero & Dávila-Cervantes, 2015). Actualmente, la DM es un problema de salud pública que ha alcanzado niveles alarmantes en la mayor parte del mundo. En 2019, 463 millones de personas adultas de entre 20 y 79 años en distintas partes del mundo vivían con diabetes, el 80% de ingresos medios o bajos (International Diabetes Federation, 2019), muchos de ellos, aún no habían sido diagnosticados. Para ese mismo año, se estimó que en América Latina y el Caribe había cerca de 32 millones de personas con DM y para 2045 se proyecta que esta cifra ascienda a 49 millones (International Diabetes Federation, 2019; Vargas-Uricoechea & Casas-Figueroa, 2016). Según la Federación Internacional de la Diabetes (FID), La prevalencia nacional (%) de diabetes (20-79 años) en América Latina varía notoriamente entre países siendo Ecuador el que registra la cifra más baja (5,5%) y México (15,2%) y Puerto Rico las tasas más altas (16,8%)(Agudelo-Botero & Dávila-Cervantes, 2015; Alegre-Díaz et al., 2016; International Diabetes Federation, 2019). Para el caso de Colombia (Aschner, 2010), se estimó que está alrededor del 7,2% para 2010, pero se incrementó hasta el 8,4% en 2019 (International Diabetes Federation, 2019). Respecto a la mortalidad por DM, existen diversos trabajos realizados en Latinoamérica y el mundo respecto a estimaciones de mortalidad por DM, a través de estadísticas vitales(Arnold-Domínguez et al., 2013; «Global, regional, and national age-sex specific mortality for 264 causes of death, 1980–2016», 2017; Kirigia et al., 2009; Laurenti et al., 1982; Lima et al., 2019; Zargar et al., 1999), la mayoría de ellos sin corrección de subregistros y al menos uno con algún tipo de corrección de subregistros ya sea a través de registro de defunción como por causas de muerte mal definidas o corrección por vecinos cercanos (Klafke et al., 2015; Montoya-Betancur et al., 2020).

Se ha reportado que existen evidencias de subregistro dentro de los reportes de estadísticas vitales, inclusive en países desarrollados(Ganguli et al., 2005, 2006) y más evidente aún en causas específicas

de muerte, donde una de las dificultades de hoy día, está producir buenas estimaciones de mortalidad en causas específicas de muerte está en la sobredispersión ocasionada por la presencia de ceros en el conteo que muchas veces es ausencia de casos, que a veces representan ausencia de información (Urdinola et al., 2017), y que muchas veces se desconoce su origen. Cuando el porcentaje de ceros aumenta sobre todo en pequeñas poblaciones, aumenta la variación estocástica en los recuentos de muertes y por ende esto puede traer problemas de sobredispersión en las estimaciones finales, donde la varianza de la variable original podría crecer de manera lineal conforme disminuyen (o aumentan), variables como por ejemplo la edad (Winkelmann, 2008).

Partiendo de los resultados de (Alexander et al., 2017), se propone una modificación al modelo original de Poisson en la modelación de las tasas mortalidad general de dichos autores, que eventualmente captura las regularidades en los patrones de edad en la mortalidad para causas específicas de muerte en países en desarrollo, pero sin tener en cuenta la variación ocasionada por la presencia excesiva de ceros en la variable respuesta. De este modo, se planteó una modificación funcional en la distribución de probabilidad dentro del modelo jerárquico bayesiano de poisson, mediante una variante ocasionada por un modelo de Poisson cero inflado o “Zero Inflated Poisson” en inglés (ZIP). El objetivo, es poder separar las variaciones ocasionadas por los ceros debido tal vez a la ausencia de información en algunos grupos extremos de edad sobre todo en causas específicas de muerte como la Diabetes Mellitus, la cual, este porcentaje puede ser mayor conforme disminuye la densidad de población en dichas subpoblaciones.

2. Metodología

Con base en el modelo de correcciones de subregistros en mortalidad general propuesto por Alexander, M., Zagheni, E., & Barbieri, M. (2017), se realiza una modificación al modelo original de Poisson por un ZIP, con el fin de corregir mortalidad en causas específicas de muerte sobre todo en países en desarrollo, capturando las irregularidades en los patrones de edad para algunas ciudades de Colombia.

De este modo, una variante funcional dentro del modelo jerárquico bayesiano de poisson, hace que se puedan captar las variaciones ocasionadas por los ceros debido a la ausencia de información en algunos grupos extremos de edad en causas específicas de mortalidad como

por ejemplo, la Diabetes Mellitus (DM).

2.1 Construcción del modelo

Sea $y_{x,a,t}$ el conteo de las muertes de una causa específica digamos DM, a la edad x en la ciudad a en el tiempo t. Inicialmente, se puede asumir que el conteo de muertes de DM, tienen una distribución de Poisson. Para densidades grandes de poblaciones el modelo de Alexander, M., Zagheni, E., Barbieri, M. (2017), se ajusta muy bien. No obstante, en la medida en que las ciudades se hacen más pequeñas, puede aparecer un porcentaje cada vez mayor de ceros, que hace que la distribución ordinaria de Poisson por sí sola no capte la sobredispersión ocasionada por la presencia de ceros en los distintos grupos de edad para distintas ciudades.

Por tanto, en presencia de grandes volúmenes de ceros incluso después de modelar adecuadamente la sobredispersión, se estará hablando de una verdadera sobredispersión ocasionada por inflación de ceros en el sentido estricto. El número excesivo de ceros, hace que el supuesto de que la media y la varianza sean aproximadamente iguales no se cumpla, para un modelo de Poisson (Agresti, 2012), debido a que la variabilidad ocasionada por el conteo de ceros es cada vez mayor.

Para poder corregir este fenómeno, considérese como una variable aleatoria Y_{xat} que representa el conteo de las muertes de una causa específica de mortalidad, digamos DM, donde hay un porcentaje importante de ceros en dicha variable. Nótese como K_{xat} una variable flotante, para dividir Y_{xat} manera:

$$\begin{aligned} K_{xat} &\sim \text{poisson}(\lambda_{xat}), \text{ si } Y_{xat} > 0, \\ K_{xat} &\sim 0, \text{ si } Y_{xat} = 0 \end{aligned} \quad (1)$$

De lo anterior se puede definir la siguiente mezcla de probabilidades P(.):

$$\begin{aligned} P(k_{xat} = 0) &\sim \pi_{xat} + (1 - \pi_{xat}) e^{-\lambda}, \\ P(k_{xat} = y_{xat}) &\sim (1 - \pi_{xat}) \frac{\lambda^y e^{-\lambda}}{y!} \end{aligned} \quad (2)$$

Donde λ_{xat} para la dinámica del conteo poblacional, cumple el modelo

$$\log(\lambda_{x,a,t}) = \log(P_{x,a,t}) + \beta_{1,a,t} Y_{1x} + \beta_{2,a,t} Y_{2x} + \beta_{3,a,t} Y_{3x} + u_{x,a,t} \quad (3)$$

donde Y_{1p} para $p : 1,2,3$, son las componentes principales de un conjunto de curvas de mortalidad específica estándar para alguna enfermedad y $u_{x,a,t}$ es un efecto aleatorio. El uso de componentes principales tiene similitudes con el enfoque de Lee-Carter (Lee & Carter, 1992), presentado en el modelo de Alexander et al (Alexander et al., 2017). Las componentes principales fueron creadas con base en la información global de 4 países latinoamericanos captando las regularidades en los patrones de edad sobre diabetes mellitus entre 2005 - 2017. A continuación se presentan las curvas estándares que fueron utilizadas:

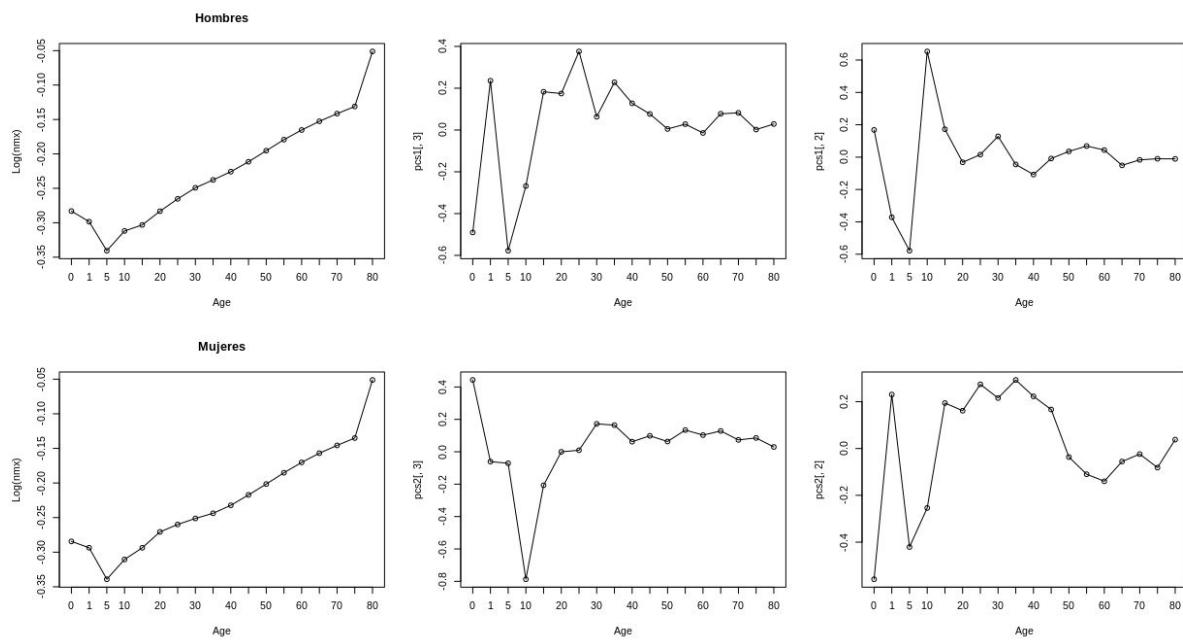


Figura 1: Componentes principales de los registros de mortalidad por DM en Argentina, Brasil, México y Colombia (logaritmo natural), para hombres y mujeres entre los años 2005–2017. **Fuente:** Datos abiertos de mortalidad de la OMS.

Estas curvas en escala logarítmica describen la mortalidad específica por DM en Argentina, Brasil, México y Colombia para hombres y mujeres, 2005–2017. La primera componente principal (a), describe la curva de mortalidad específica general por DM. La segunda componente principal presenta la variación de la mortalidad por DM a edades más tempranas y la tercera describe la mortalidad específica por DM en adultos. Vale la pena destacar la diferencia entre hombres y mujeres, por ejemplo, en mujeres se presenta mayor incidencia de la mortalidad en adultos jóvenes, pero también levemente mayor en adultos mayores.

Por otro lado, la probabilidad mediante un proceso de Bernoulli (que representa la proporción en

un proceso de ausencia o presencia de registros con cero), se representa mediante la probabilidad de Bernoulli $\pi_{x,a,t}$), que se selecciona según la siguiente distribución: $\pi_{x,a,t} \sim U(0, 1)$, que estima aleatoriamente la probabilidad de que ocurra un cero en Y_{xat} , produciendo un valor muy pequeño para estimarlo que se muestra en la segunda expresión de (2). Del mismo modo, ocurre para el proceso de Poisson para los $Y_{xat} > 0$, que se produce mediante la proporción $(1 - \pi_{x,a,t})$ veces la distribución de Poisson para un $\lambda_{x,a,t}$ dado que se obtiene desde la ecuación (3). Obsérvese que la ecuación (3), lo que indica es que hay una información a priori a cerca de $\pi_{x,a,t}$ qué depende aleatoriamente del tamaño de la población dentro del grupo de edad x dentro de una área a en un tiempo t. Con un proceso grande de interacción se corrige de tal forma que, en la medida que la población sea más grande habrá menor probabilidad de encontrar ceros en ella. Esta información se puede considerar a priori no informativa. Estos conceptos se verán a continuación.

2.2 Distribuciones a priori

Las distribuciones a priori del efecto aleatorio $u_{x,a,t}$, así como los parámetros $\beta_{p,a,t}$ $p: 1, 2, 3$ en la expresión (3) para el \log , se dejaron como están definidos en Alexander et al (Alexander et al., 2017). Para el caso de la expresión $\pi_{x,a,t} \sim U(0, 1)$, se permite obtener una información a priori no informativa de $\pi_{x,a,t}$ que posteriormente permitirá la selección de la variable aleatoria que es la que permitirá ubicar cuál de los dos grupos se selecciona, si $Y_{xat} > 0$ o $Y_{xat} = 0$ de acuerdo con la siguiente información a priori de ceros o unos:

$$Zero_{xat} \sim Bernoulli(\pi_{x,a,t}) \quad (4)$$

Para simular el proceso por muestreo de gibbs mediante cadenas de Markov de Monte Carlo MCMC, se utilizó un algoritmo construido en JAGS, utilizando el lenguaje computacional R (Plummer, 2013), para los se realizaron 30000 interacciones, con un burning de 5000 para el ajuste de las estimaciones de las TEM a posteriori. El proceso de convergencia tuvo un Rhat (Gelman et al., 2004) máximo de 1,046 para mujeres y 1,043 para hombres. El intervalo de credibilidad del 95% fue de ICr 95% : (1 ; 1,004077). Adicionalmente, para la comparación final de las tasas estimadas por año y ciudades, éstas fueron estandarizadas por un mismo patrón poblacional, con el ánimo de ser comparables. Para ello se utilizó el método directo y una población estándar o base, fue elegida como la población mundial en 1976 (OPS, 2002).

3. Resultados

Los resultados que se muestran a continuación, presentan las estimaciones finales de las tasas de mortalidad específica de por diabetes mellitus (DM) para mujeres y hombres mayores de 39 años en 18 ciudades principales de Colombia. Al final, se obtuvieron estimaciones a posteriori de las medianas de las TEM con sus respectivos intervalos de credibilidad del 95%, ajustados por los ajustados por el modelo bayesiano, para cada las grandes ciudades de Colombia por año, ciudad, edad y sexo y sus tendencias anuales.

A continuación se muestran las gráficas del logaritmo de las tasas específicas de mortalidad sin ajustar (los puntos) y ajustadas por la línea que representa los ajustes del modelo de regresión poisson cero inflado (ZIP model), para algunos años en hombres y mujeres y para las 18 ciudades colombianas.

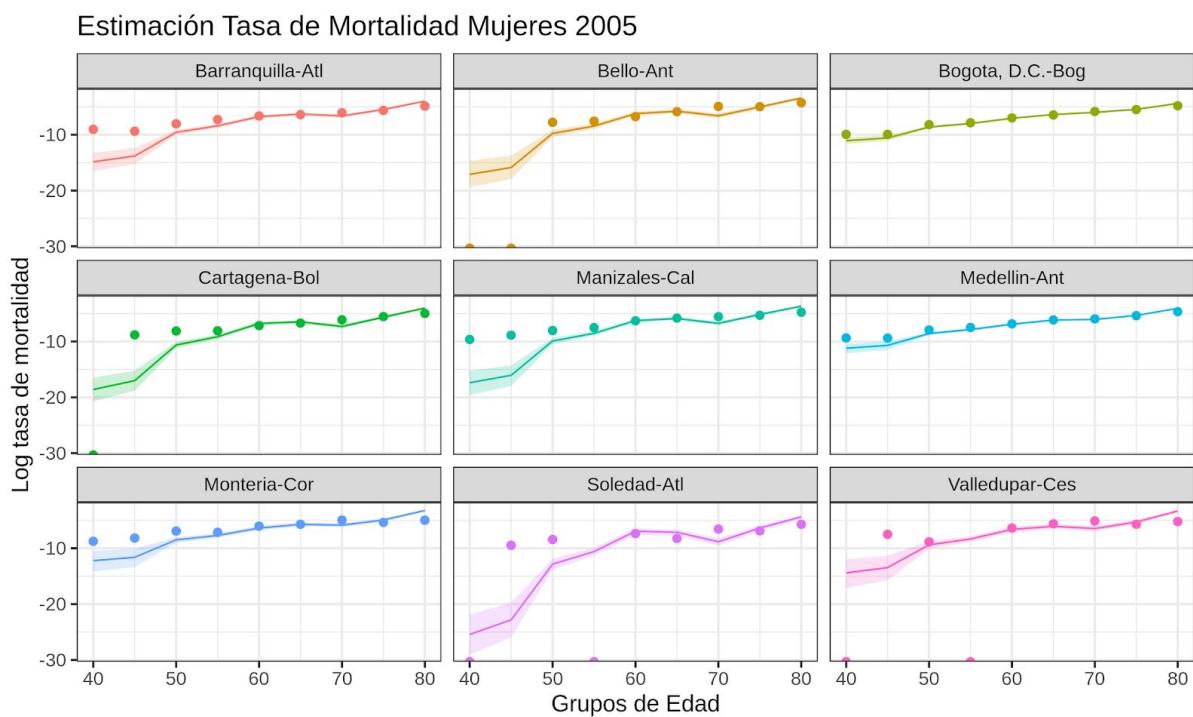


Figura 2: Gráficos de tasas de mortalidad por DM (logaritmo) para mujeres 2005 para las 6 ciudades en Colombia. Estimación medianas a posteriori del modelo ZIP con intervalos de credibilidad del 95%.

La figura 2 muestra los puntos (datos sin ajuste) y el modelo (la línea de ajuste), con los respectivos intervalos de credibilidad al 95%. Se observan diferentes comportamientos de acuerdo con el tamaño de la ciudad. Se observa claramente que las ciudades más grandes, en el caso de la figura 2, Medellín y Bogotá el ajuste es casi perfecto entre los datos ordinarios y los estimados por el modelo. No obstante, en las ciudades más pequeñas se observa, sobre todo en las edades más jóvenes que hay una sobre estimación en el logaritmo de las tasas brutas, con lo que el modelo tira siempre por debajo de ella. Los casos donde el modelo se aleja más del logaritmo de las tasas ordinarias, el la figura 2, ocurre en la ciudad de Bello y Soledad.

Estimación Tasa de Mortalidad Hombres 2006

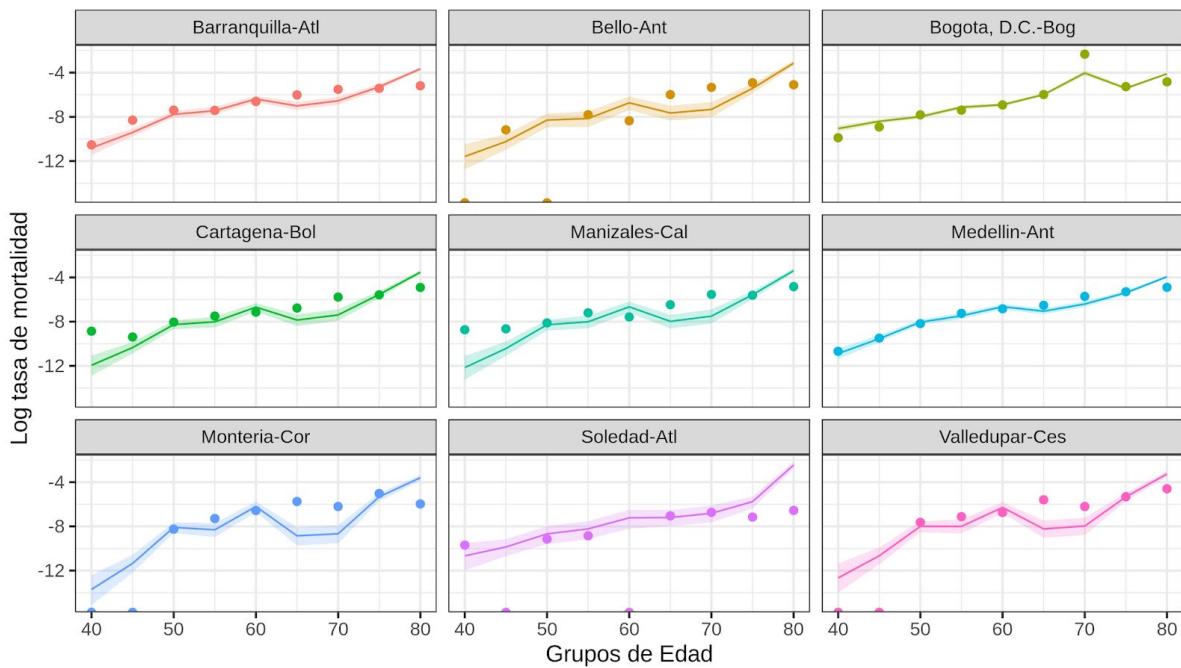


Figura 3: Gráficos de tasas de mortalidad por DM (logaritmo) para hombres 2006 para las 6 ciudades en Colombia. Estimación medianas a posteriori del modelo ZIP con intervalos de credibilidad del 95%

En la figura 3, se observa que hay por lo menos una pequeña discrepancia que se nota en la modelación del Bogotá en el grupo 65-69 años. Sin embargo, en ciudades como Medellín y Barranquilla el ajuste entre la realidad y el modelo es casi el mismo.

Estimación Tasa de Mortalidad Hombres 2010

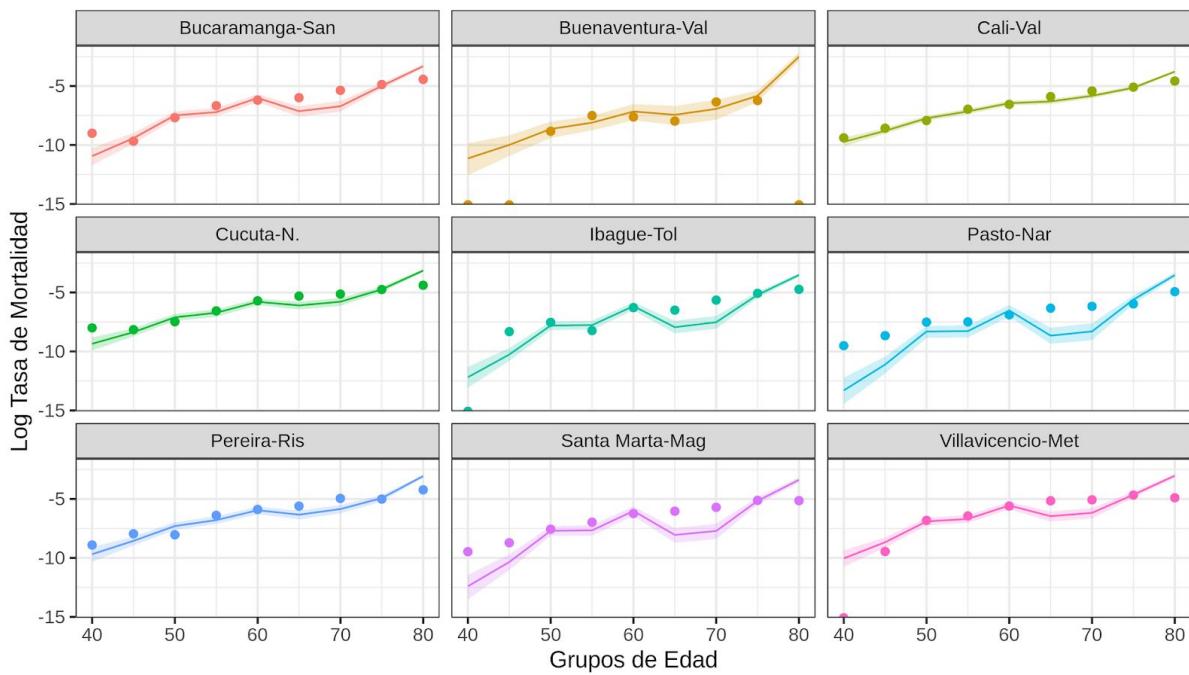


Figura 4: Gráficos de tasas de mortalidad por DM (logaritmo) para hombres 2010 para las 6 ciudades en Colombia. Estimación medianas a posteriori del modelo ZIP con intervalos de credibilidad del 95%

En la figura 4 se observa el mismo comportamiento que en los anteriores, solo que aquí se muestran otras ciudades, para el año 2010. Nótese que la ciudad de Cali, que es la de mayor tamaño muestral un ajuste casi perfecto entre los datos y el modelo, igualmente se observa para la ciudad de Pereira y Cúcuta. Sin embargo, ciudades más pequeñas como Santa Marta, Villavicencio y Pasto muestran un comportamiento distinto, donde los datos ordinarios están sobre estimando las tasas de mortalidad por DM.

Estimación Tasa de Mortalidad Mujeres 2017

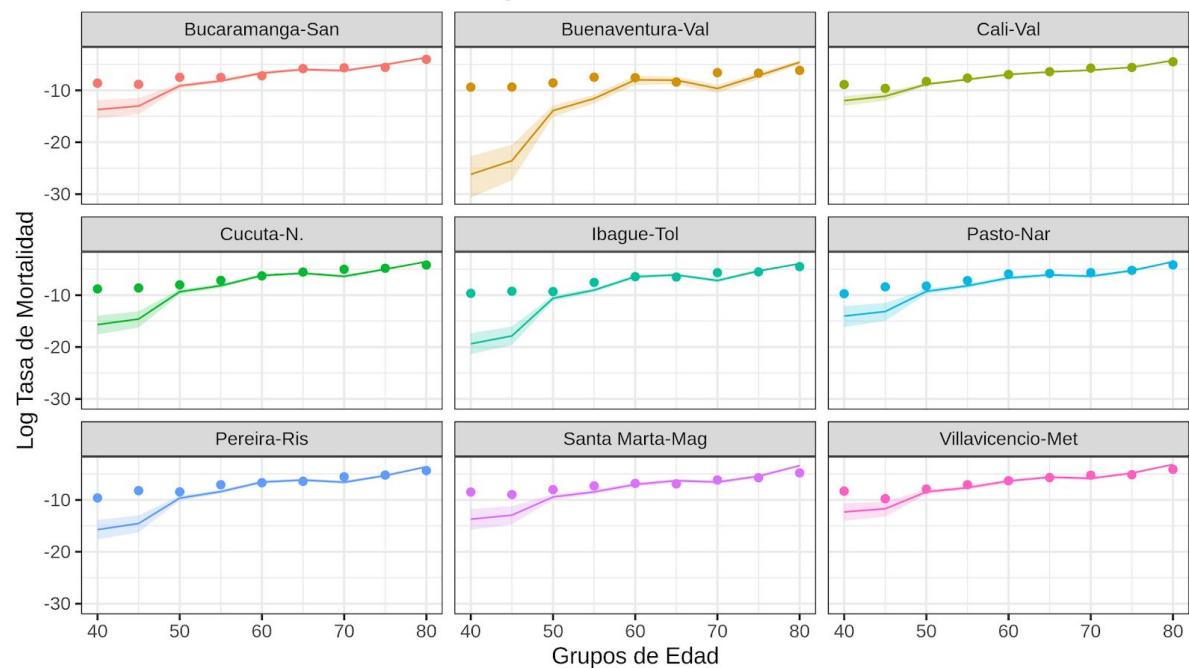


Figura 5: Gráficos de tasas de mortalidad por DM (logaritmo) para mujeres 2017 para las 6 ciudades en Colombia. Estimación medianas a posteriori del modelo ZIP con intervalos de credibilidad del 95%

En general en las figuras siguientes se observan dos patrones diferentes, las ciudades grandes y medianas muestran que el ajuste entre los datos y el modelo no parece diferir mucho, lo que indica que posiblemente el ajuste del modelo refleje un poco la realidad del dato ordinario, excepto en las edades menores. En un segundo grupo de ciudades se presenta que el modelo está muy por debajo del dato ordinario sin ajuste, sobre todo en las edades menores. Esto lo que refleja es que parece ser que la sobre estimación de las tasas depende del tamaño de la población y el modelo es sensible a la ausencia de estos registros.

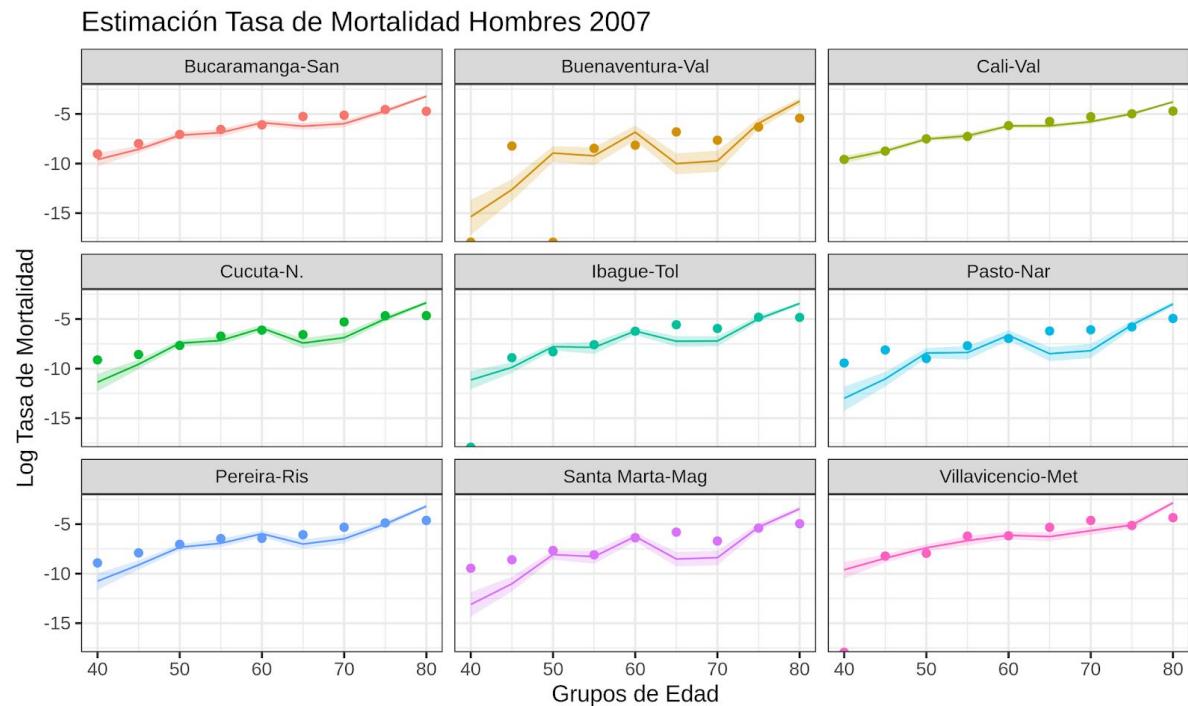


Figura 6: Gráficos de tasas de mortalidad por DM (logaritmo) para hombres 2007 para las 6 ciudades en Colombia. Estimación medianas a posteriori del modelo ZIP con intervalos de credibilidad del 95%

Estimación Tasa de Mortalidad Hombres 2012

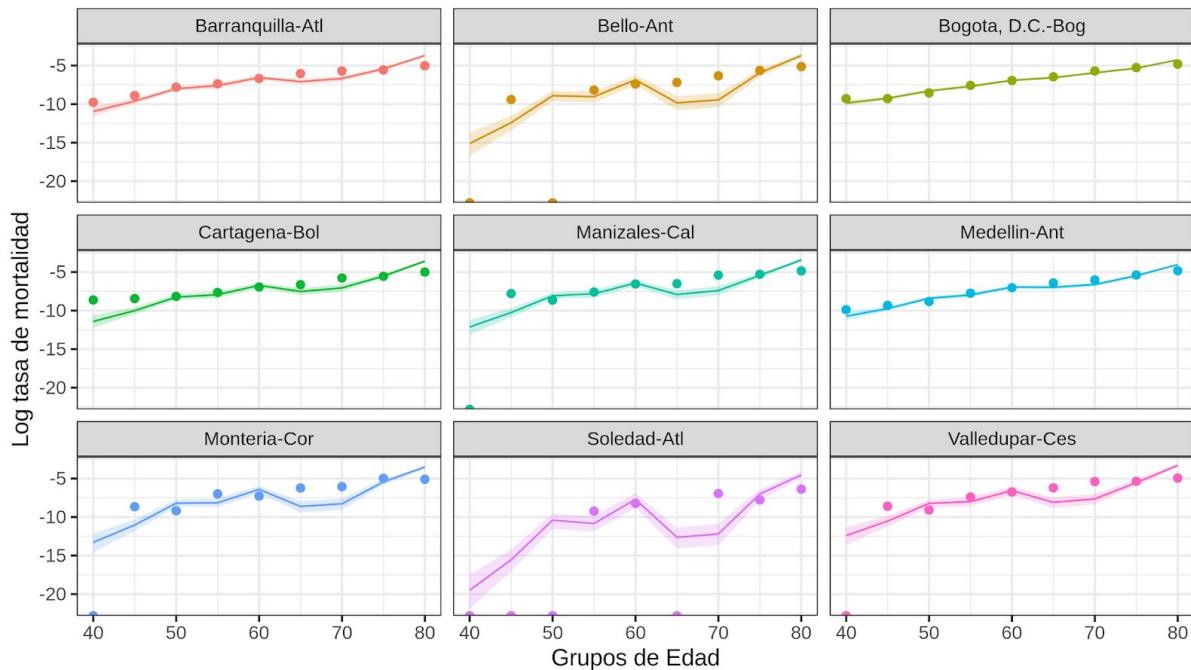


Figura 7: Gráficos de tasas de mortalidad por DM (logaritmo) para hombres 2012 para las 6 ciudades en Colombia. Estimación medianas a posteriori del modelo ZIP con intervalos de credibilidad del 95%

Estimación Tasa de Mortalidad Hombres 2016

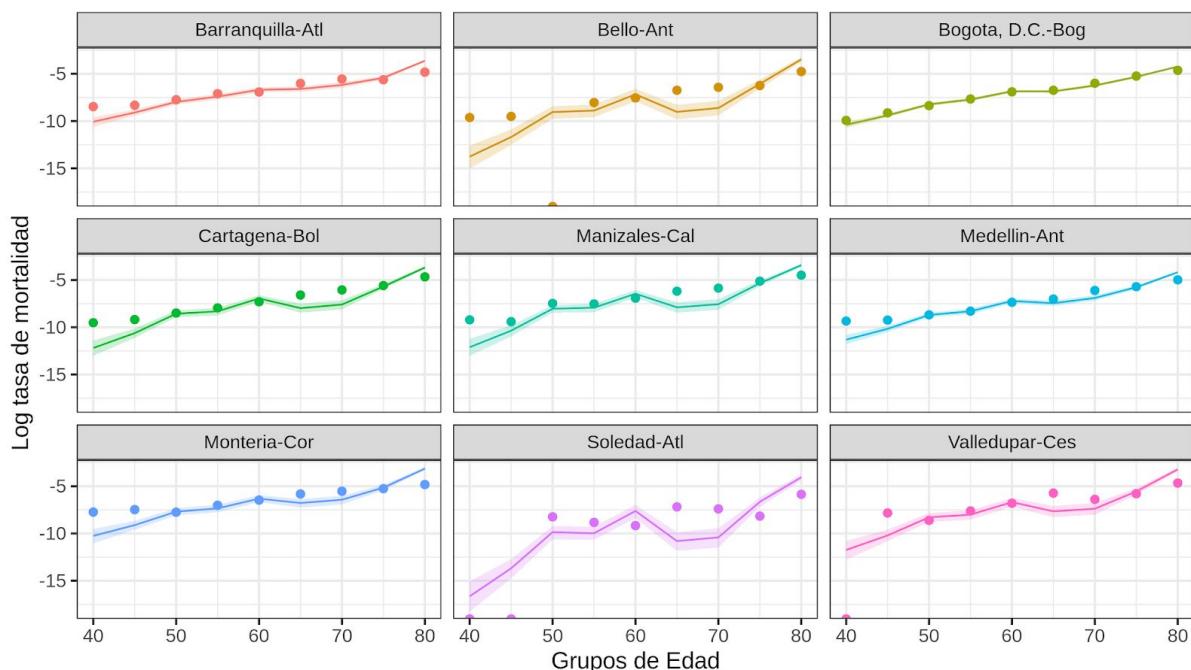


Figura 8: Gráficos de tasas de mortalidad por DM (logaritmo) para hombres 2016 para las 6 ciudades en Colombia. Estimación medianas a posteriori del modelo ZIP con intervalos de credibilidad del 95%

Seguidamente, se presentan las gráficas de las tasas estandarizadas de mortalidad por diabetes mellitus por 100.000 habitantes, para las principales ciudades de Colombia, agrupadas de acuerdo a su tamaño entre los años 2005 y 2017.

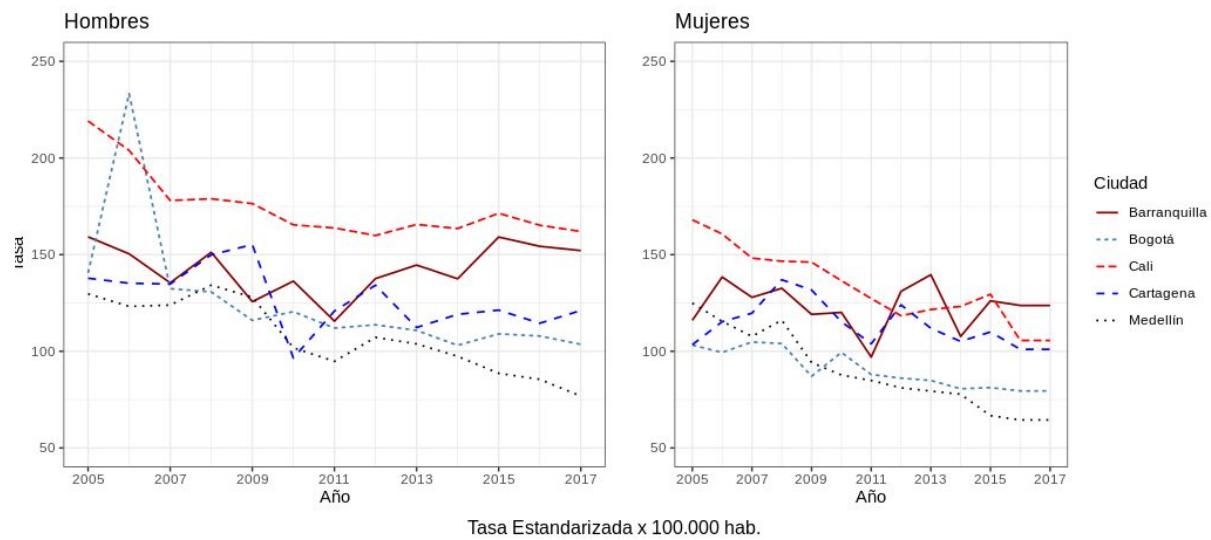


Figura 9: Gráficos de tasas estandarizadas de mortalidad por DM x 100.000 para hombres y mujeres mayores de 39 años entre 2005-2017 para las 5 ciudades más grandes de Colombia.

La figura 9 muestra la estimación global de las tasas estandarizadas de mortalidad para las ciudades de Barranquilla, Cali, Cartagena, Medellín y Bogotá. Se observa una tendencia a la disminución de la mortalidad por DM, conforme aumentan los años en la mayoría de las 5 ciudades, siendo en promedio mayor 50 puntos en hombres que en mujeres. Adicionalmente, se muestra que ciudades como Medellín y Bogotá presentan menores tasas de mortalidad por DM que el resto, siendo Medellín la de menor tasa y la ciudad de Cali como la que presenta mayores tasas de entre las 5 ciudades. No obstante, también se observa que en la ciudad de Barranquilla en los hombres aumentó y en las mujeres se mantuvo estable en el tiempo. Finalmente, se observa que la ciudad de Cartagena muestra una disminución muy leve en hombres y estable en mujeres en comparación con las otras ciudades. Es importante destacar el salto en los datos de Bogotá en el año 2006, lo que indica probablemente algún problema en los datos en ese año.

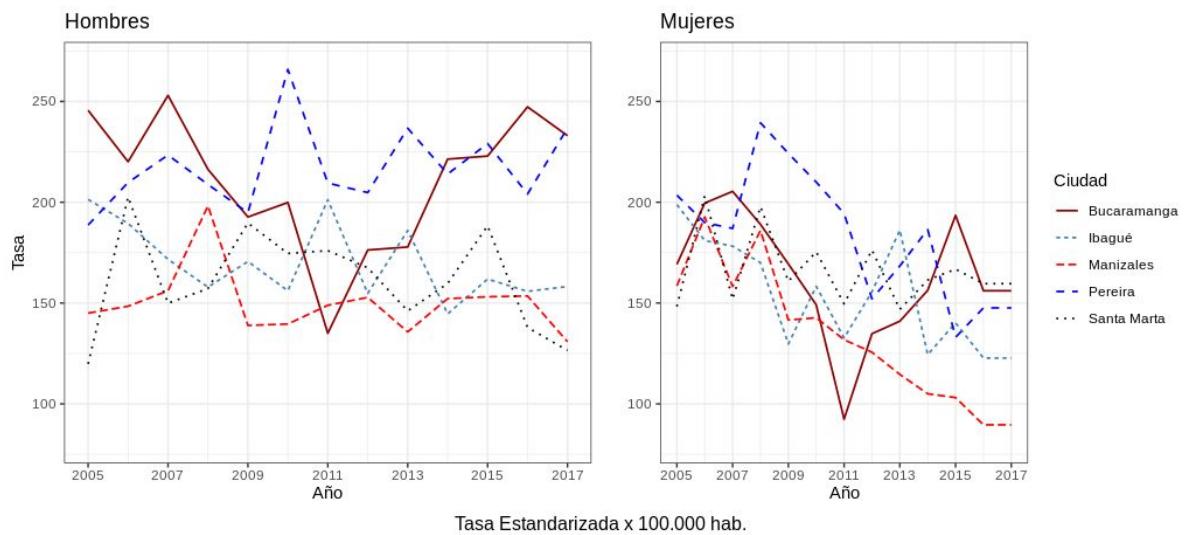


Figura 10: Gráficos de tasas estandarizadas de mortalidad por DM x 100.000 para hombres y mujeres mayores de 39 años entre 2005-2017 para 5 ciudades medianas en población de Colombia.

La figura 10 muestra el segundo grupo de ciudades consideradas de tamaño mediano en Colombia, estas son Bucaramanga, Ibagué, Manizales, Pereira y Santa Marta. En general se muestra mayor dispersión en las tasas, en comparación con las ciudades más grandes. También, se muestra levemente mayor la mortalidad en hombres que en mujeres, presentándose disminución de la mortalidad por DM en mujeres en algunas ciudades, excepto Bucaramanga. No obstante, no se observa la misma tendencia en hombres. Particularmente, en la ciudad de Bucaramanga, se observa una disminución de la mortalidad en hombres, hasta 2011 y luego aumentó hasta el 2017. Para la ciudad de Pereira, la mortalidad en hombres estuvo aproximadamente estable en los 13 años del estudio, pero hubo disminución en mujeres.

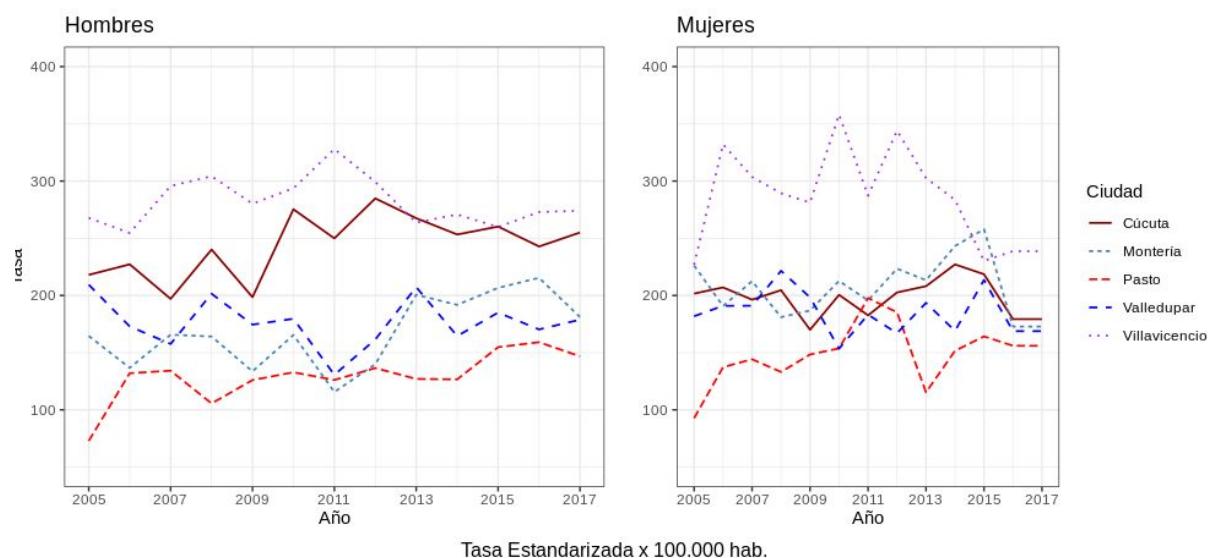


Figura 11: Gráficos de tasas estandarizadas de mortalidad por DM x 100.000 para hombres y mujeres entre 2005-2017 para 5 ciudades más pequeñas de Colombia

En la figura 11, se presentan otras 5 ciudades más pequeñas de Colombia. Entre ellas se presenta también gran variabilidad entre los años. En estas 5 ciudades, al igual que en la mayoría de las anteriores, se presenta una mayor mortalidad en hombres que en mujeres, no obstante en la ciudad de Villavicencio, la tendencia fue la misma hasta el año 2011, donde se observa una disminución de la mortalidad en mujeres. En este grupo la ciudad de Pasto, presentó la menor mortalidad, también estable con leve aumento en el tiempo y la ciudad de Villavicencio la mayor. Es importante destacar la ciudad de Cúcuta, donde se observa el mayor salto de disminución de la mortalidad en mujeres respecto a hombres.

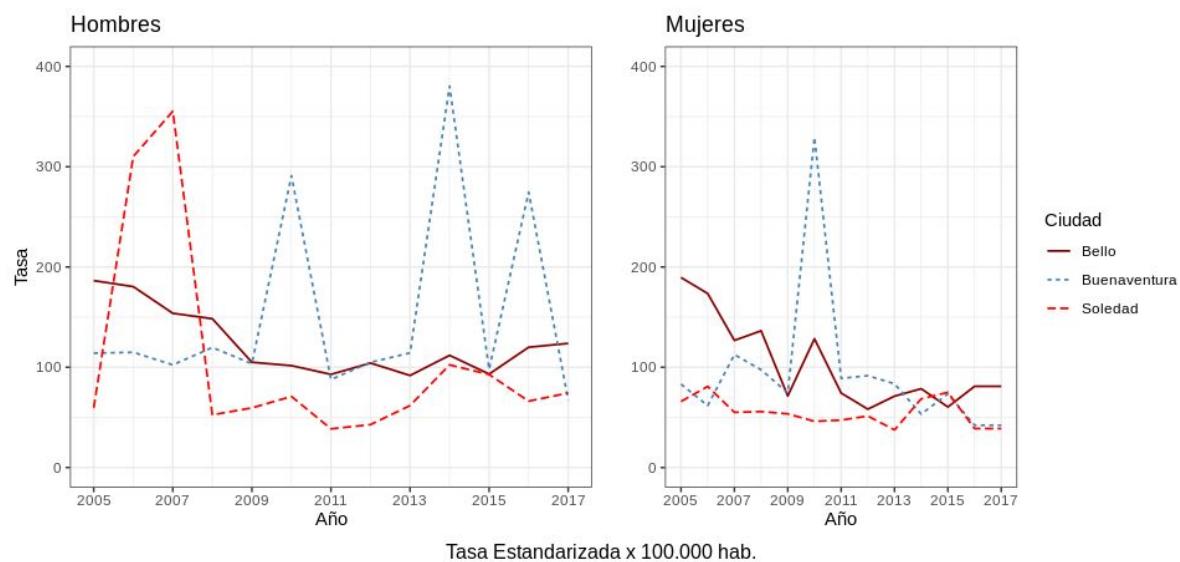


Figura 12: Gráficos de tasas estandarizadas de mortalidad por DM x 100.000 para hombres y mujeres entre 2005-2017 para 3 ciudades más pequeñas de Colombia

Finalmente, se muestra un grupo de las 3 ciudades más pequeñas: Bello, Buenaventura y Soledad, en donde se presenta una gran dispersión de la estimación de las tasas, sobre todo en los hombres Buenaventura. Adicionalmente, la tendencia en la ciudad de Bello, muestra una leve disminución en mujeres hasta 2011 y luego se estabiliza. En cambio en los hombres, se presenta una leve disminución hasta 2009 y luego estabilidad hasta 2017. La ciudad de Soledad fue la que presentó una mayor disminución de la mortalidad en la serie, sin embargo con un gran salto en hombres para el año 2006. Los datos de Buenaventura en hombres presentan grandes saltos, entre los años 2010, 2014 y 2016, lo que evidencia problemas en los registros de mortalidad en esta ciudad.

4. Conclusiones

Después de realizar el trabajo de la modelación de las tasas específicas de mortalidad para una causa específica de muerte con la diabetes mellitus (tipo II y III), nos hemos encontrado con una gran cantidad de ceros en los grupos de edad y muchos más en la medida que se acercan a las edades más jóvenes, algo que es muy normal debido a que esta es una enfermedad crónica que afecta en mayor proporción a las personas adultas. Adicionalmente, en la medida que se tomaron ciudades pequeñas y pequeños municipios, se evidenció también que el modelo propuesto por (Alexander et al., 2017), no funcionó para causas específicas de muerte, ya que este mismo utilizó un modelo de regresión Poisson simple que no captaba la variabilidad ocasionada por los ceros en los grupos de edades. En este sentido el modelo de regresión Poisson Cero Inflado (ZIP), fue una mejor elección para los datos de mortalidad por diabetes mellitus. Con el modelo ZIP, se logró, disminuir el impacto de la sobre dispersión ocasionada por la presencia de muchos ceros en el conteo de muertes por DM en los diferentes rango de edad, más específicamente en edades menores. No obstante, el modelo ZIP, posiblemente no sea la mejor solución para este fenómeno del ajuste de tasas para causas específicas de mortalidad. Al momento, algunos autores como (Montoya-Betancur et al., 2020), han probado otras alternativas con vecinos cercanos, lo que probablemente se aleja del principio fundamental del propuesto por Alexander et al, 2017; el cual fue nuestro punto de partida.

Sin embargo, a pesar de las limitaciones encontradas en los ajustes para las ciudades más pequeñas, se ha visto que si se toma como población de ajuste un modelo de mortalidad compuesto por diversos países que tienen datos posiblemente mejores que los de Colombia, como son Brasil, Argentina y México; el ajuste final mostrado por el modelo puede ser una buena opción para la estimación del subregistro de mortalidad en causas específicas de mortalidad.

Ya observando los ajustes en comparación con el modelo final, se llega a la conclusión que las grandes ciudades tienen menos subregistro que las ciudades pequeñas, cosa que es muy normal en países en desarrollo. Esto se evidenció cuando se modelaron las tasas por DM de grandes ciudades como Bogotá, Medellín y Cali, en comparación con otras de ciudades mucho más pequeñas como Buenaventura, Soledad, Bello y Villavicencio, por ejemplo.

Esto lo que indicó que es mucho más difícil de modelar las pequeñas ciudades y posiblemente el modelo ZIP no sea el mejor, o por el contrario está reflejando que el mayor subregistro (o exceso) de mortalidad está precisamente en estas ciudades. Eso fue evidenciado en los dos patrones de modelación mostrados.

Finalmente, se observa que en general la mortalidad por DM en hombres fue superior que en mujeres, lo que es normal en cuanto a tendencias de mortalidad en el mundo. Adicionalmente se observó que en la mayoría de las ciudades estudiadas hubo una disminución de la mortalidad por DM conforme aumentaban los años. Sin embargo, esta disminución no fue muy clara para las pequeñas ciudades, probablemente porque el modelo ZIP no ajustó bien en los datos de éstas.

En general, se observaron patrones en la disminución de la mortalidad dependiendo de la situación geográfica. Se observaron que en las ciudades del interior del país tuvieron tasas de mortalidad inferiores que las ciudades de la costa atlántica o costa pacífica. En este sentido es importante continuar con la investigación de este fenómeno.

5. Referencias

Agresti, A. (2012). *Categorical data analysis* (3.^a ed.). Wiley.

Agudelo-Botero, M., Dávila-Cervantes, C. A. (2015). Carga de la mortalidad por diabetes mellitus en América Latina 2000-2011: Los casos de Argentina, Chile, Colombia y México. *Gaceta Sanitaria*, 29(3), 172-177. <https://doi.org/10.1016/j.gaceta.2015.01.015>

Alegre-Díaz, J., Herrington, W., López-Cervantes, M., Gnatius, L., Ramirez, R., Hill, M., Baigent, C., McCarthy, M. I., Lewington, S., Collins, R., Whitlock, G., Tapia-Conyer, R., Peto, R., Kuri-Morales, P., & Emberson, J. R. (2016). Diabetes and Cause-Specific Mortality in Mexico City. *The New England Journal of Medicine*, 375(20), 1961-1971. <https://doi.org/10.1056/NEJMoa1605368>

Alexander, M., Zagheni, E., & Barbieri, M. (2017). A Flexible Bayesian model for estimating subnational mortality. *Demography*, 54(6), 2025–2041.

Arnold-Domínguez, Y., Licea-Puig, M., Castelo-Elías-Calles, L., Pagan-Mascaro, P., & Iglesias-Marichal, I. (2013). Mortalidad por causa básica de diabetes mellitus en Cuba, 2000-2009. *Rev. peru. epidemiol. (Online)*, 1-6.

Aschner, P. (2010). Epidemiología de la diabetes en Colombia. *Avances en diabetología*, 26(2), 95–100.

Ganguli, M., Dodge, H. H., Shen, C., Pandav, R. S., & DeKosky, S. T. (2005). Alzheimer disease and mortality: A 15-year epidemiological study. *Archives of neurology*, 62(5), 779–784.

Ganguli, M., Du, Y., Rodriguez, E. G., Mulsant, B. H., McMichael, K. A., Vander Bilt, J., Stoehr, G. P., & Dodge, H. H. (2006). Discrepancies in information provided to primary care physicians by patients with and without dementia: The Steel Valley Seniors Survey. *The American journal of geriatric psychiatry*, 14(5), 446–455.

Gelman, A., Carlin, J. B., Stern, H. S., & Rubin, D. B. (2004). *Bayesian data analysis* (Second, Vol. 1 ed.). Chapman & Hall/CRC.

2). Taylor & Francis.

Global, regional, and national age-sex specific mortality for 264 causes of death, 1980–2016: A systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2016. (2017). *Lancet (London, England)*, 390(10100), 1151-1210. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(17\)32152-9](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(17)32152-9)

International Diabetes Federation, N. (2019). *Atlas de la diabetes de la FID 9º Edición* (9th ed.). <https://diabetesatlas.org/en/resources/>

Kirigia, J. M., Sambo, H. B., Sambo, L. G., & Barry, S. P. (2009). Economic burden of diabetes mellitus in the WHO African region. *BMC International Health and Human Rights*, 9, 6. <https://doi.org/10.1186/1472-698X-9-6>

Klafke, A., Duncan, B. B., Stevens, A., Rosa, R. dos S., de Moura, L., Malta, D., & Schmidt, M. I. (2015). The decline in mortality due to acute complications of diabetes mellitus in Brazil, 1991-2010. *BMC Public Health*, 15, 772. <https://doi.org/10.1186/s12889-015-2123-5>

Laurenti, R., Fonseca, L. A. M., & Costa Júnior, M. L. da. (1982). Mortalidade por diabetes mellitus no município de São Paulo (Brasil): Evolução em um período de 79 anos (1900-1978) e análise de alguns aspectos sobre associação de causas. *Rev. saúde pública*, 77-91.

Lee, R. D., & Carter, L. R. (1992). Modeling and forecasting US mortality. *Journal of the American statistical association*, 87(419), 659–671.

Lima, R. A. D., Istilli, P. T., Teixeira, C. R. de S., Zanetti, M. L., Torquato, M. T. da C. G., Lima, R. A. D., Istilli, P. T., Teixeira, C. R. de S., Zanetti, M. L., & Torquato, M. T. da C. G. (2019). Diabetes mellitus mortality in a municipality in the state of São Paulo, 2010 to 2014. *Revista de Saúde Pública*, 53. <https://doi.org/10.11606/s1518-8787.2019053000561>

Montoya-Betancur, K. V., Caicedo-Velásquez, B., Álvarez-Castaño, L. S., Montoya-Betancur, K. V., Caicedo-Velásquez, B., & Álvarez-Castaño, L. S. (2020). Exploratory spatial analysis of diabetes mortality and its relationship with the socioeconomic conditions of Colombian municipalities. *Cadernos de Saúde Pública*, 36(6). <https://doi.org/10.1590/0102-311x00101219>

OPS. (2002). La Estandarización: Un Método Clásico para la Comparación de Tasas. *Boletín Epidemiológico*, 23(3). https://www.paho.org/spanish/sha/be_v23n3-estandariz.htm

Plummer, M. (2013). *rjags: Bayesian graphical models using MCMC. R package version 3–10*. R Foundation for Statistical Computing Vienna.

Urdinola, B. P., Torres Avilés, F., & Velasco, J. A. (2017). The homicide atlas in Colombia: Contagion and under-registration for small areas. *Cuadernos de Geografía: Revista Colombiana de Geografía*, 26(1), 101–118.

Vargas-Uricoechea, H., Casas-Figueroa, L. Á. (2016). Epidemiología de la diabetes mellitus en Sudamérica: La experiencia de Colombia. *Clínica e Investigación en Arteriosclerosis*, 28(5), 245–256.

Winkelmann, R. (2008). *Econometric analysis of count data*. Springer Science & Business Media.

Zargar, A. H., Wani, A. I., Masoodi, S. R., Laway, B. A., & Bashir, M. I. (1999). Mortality in diabetes mellitus—Data from a developing region of the world. *Diabetes research and clinical practice*, 43(1), 67–74.