

Capítulo 8

Estimación de los Años Potenciales de Vida Perdidos y su incertidumbre para las muertes por isquemia cardíaca en Uruguay en 2018

Gonzalo De-Armas¹, Alvaro Valiño², Juan Ignacio Baccino², Ramón Álvarez-Vaz¹ y Daniel Ciganda³

¹ Instituto de Estadística, Facultad de Ciencias Económicas y de Administración, Universidad de la República, Uruguay.

² Licenciatura en Estadística, Facultad de Ciencias Económicas y de Administración, Universidad de la República, Uruguay.

³ Max Planck Institute for Demographic Research.

gonzalo.dearmas@iesta.edu.uy, alvaro3432@gmail.com, nacho.baccino.3323@gmail.com, ramon@iesta.edu.uy, ciganda@demogr.mpg.de

Resumen. El primer objetivo de este proyecto es demostrar la utilidad del indicador Años Potenciales de Vida Perdidos (APVP) para la evaluación del nivel/impacto de la mortalidad y el desarrollo de políticas sanitarias. El segundo objetivo es contribuir a la incorporación de la perspectiva probabilística al tratamiento de la información demográfica. Los APVP, definidos como la suma algebraica de los años de vida que potencialmente hubiesen vivido los individuos que fallecen por una cierta causa, proveen una perspectiva diferente y complementaria a otros indicadores del nivel de mortalidad más frecuentemente utilizados, al permitir evaluar el impacto ocasionado por las muertes prematuras. En este capítulo se exploran 3 metodologías de cálculo de los APVP donde se utilizan diferentes definiciones de la edad límite L , es decir, la edad antes de la cual una muerte se considera prematura. Las tres variantes utilizadas son: una edad fija, la esperanza de vida al nacer L_0 , y la esperanza de vida a determinada edad x L_x . El enfoque tradicional utilizado en Demografía consiste en considerar el número de muertes por determinada causa en un determinado período de tiempo como el reflejo de un fenómeno determinístico. El enfoque propuesto en este trabajo consiste en entender estas cantidades como la realización de un proceso estocástico cuya evolución depende de situaciones coyunturales, sanitarias e inherentes al comportamiento de la propia población, es decir entender la mortalidad como un proceso con un componente aleatorio. Esto implica tratar los APVP como una variable aleatoria, que debe ser caracterizada también por su incertidumbre. Para eso se propone como primera alternativa estimar la varianza de los APVP por isquemia cardíaca en Uruguay en 2018 y recoger la variabilidad en el muestreo mediante simulación Monte Carlo, utilizando la técnica Bootstrap. Se plantea también como complemento a la evaluación puntual del APVP y su varianza, considerar el cambio de ese índice condicionado a la edad x , denominado $APVP_x$, para el que se construye una banda de confianza en base a los cuantiles empíricos.

Abstract. The first objective of this project is to demonstrate the usefulness of the Potential Years of Life Lost (PYLL) indicator for the monitoring of the impact of mortality and the development of health policies. The second objective is to contribute to the incorporation of the probabilistic perspective on the análisis of demographic information. The YPLL, defined as the sum of the years of life that individuals dying from a given cause would have lived, provide a different and complementary perspective to other indicators of the level of mortality more frequently used, by allowing to evaluate the societal impact associated to premature deaths. This chapter explores 3 methodologies for calculating YPLL where different definitions of the limit age L , i.e. the age before which a death is considered premature, are used. The three variants we explore are: a fixed age, life expectancy at birth L_0 , and life expectancy at a certain age x L_x . The traditional approach used in Demography consists of considering the number of deaths from a certain cause as the reflection of a deterministic phenomenon. The approach proposed in this work consists of understanding these quantities as the realization of a stochastic process whose evolution partly depends on conjunctural situations and unpredictable behavioral processes, that is, to understand mortality as a process with a random component. This implies treating the YPLL as a random variable, which must also be characterized by its uncertainty. As an illustration, we estimate the variance of the YPLL due to ischemic heart disease in Uruguay in 2018 and collect the variability in the sampling through Monte Carlo simulation, using the Bootstrap technique. We also consider the change in PYLL conditioned at age x , an index called $YPLL_x$, for which a confidence band is built based on empirical quantiles.

Palabras clave: APVP, Bootstrap, Simulación Monte Carlo, Varianza.

8.1. Introducción

Los APVP son un tipo de indicador usado ampliamente en el campo de la Epidemiología y la Salud Pública surgido de la Demografía y que como concepto de mortalidad prematura calcula cuantos años más podrían haber vivido las personas que fallecen. Como se desconoce los años que una persona viviría si no hubiese fallecido, se establecen tres posibles supuestos, como se presentan en [2]:

1. Aquellos que mueren y de no haber muerto, vivirían hasta la edad L .
2. Elegir la edad máxima L tal que aquellos que mueren, de no haber muerto vivirían tantos años como el promedio de los que no murieron.
3. No limitar la edad superior del análisis a un valor fijo y suponer que aquellos que fallecen a la edad x habrían vivido tanto como el resto de la población que está con vida a la edad x . Esto implica usar la esperanza de vida a una edad x : e_x .

La Figura 8.1 compara la función T_x (evaluada en $x = 0$), que son los *años-persona* vividos (área bajo la función de supervivencia) con el indicador APVP, que

serían los años persona no vividos por todas las causas de fallecimiento, el cual se corresponde con el área entre la constante l_0 y la función l_x (hasta la edad designada como límite).

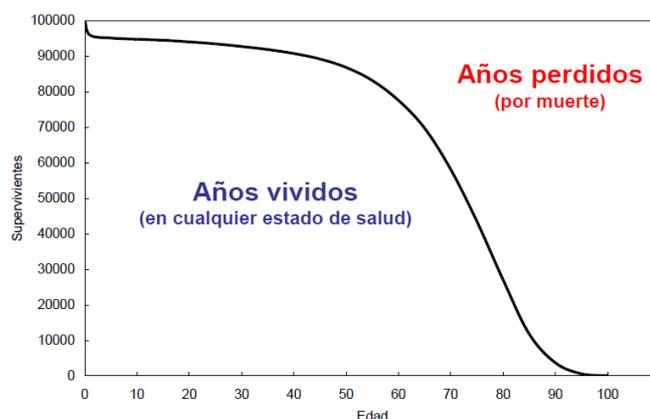


Figura 8.1: APVP con límite constante. Fuente: Manual de Epidat.

Es por esto que se propone utilizar el tercer supuesto planteado por Arriaga [2] obteniendo la siguiente ecuación:

$$APVP = \sum_{x=0}^{\omega-1} e_x d_x. \quad (8.1)$$

La ecuación (8.1) considera la esperanza de vida que corresponde a una persona que llega con vida a la edad x y fallece a esa edad, esos serían los años potenciales de vida perdidos efectivamente para esa persona, por no llegar a ω , la edad límite.

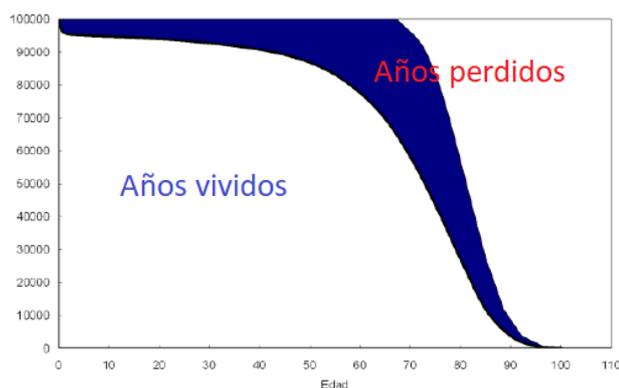


Figura 8.2: APVP con e_x como límite. Fuente: Manual de Epidat.

Siendo que los APVP son un indicador demográfico que surge de las estadísticas vitales, en este trabajo se plantea una opción metodológica practicada con creciente frecuencia [5, 1], que consiste en reportar las tasas de mortalidad general o específicas acompañadas de sus Intervalos de Confianza (IC). La idea es representar la incertidumbre de los APVP, como se plantea en la sección 8.2. En la sección 8.3 se describe la aproximación utilizada, ilustrando en la sección 8.4 con el ejemplo de la mortalidad por isquemia cardíaca en 2018 en Uruguay. Los resultados que se desprenden de este ejercicio se discuten en la sección 8.5, planteando algunos líneas a futuro en la sección 8.6.

8.2. Objetivos

Se propone como primera alternativa estimar la varianza de los APVP por isquemia cardíaca en Uruguay en 2018 y recoger la variabilidad en el muestreo mediante simulación Monte Carlo, usando la técnica Bootstrap. Se plantea también como complemento a la evaluación puntual del APVP y su varianza, considerar el cambio de ese índice condicionado a la edad x , denominado $APVP_x$, para el que se construye una banda de confianza en base a los cuantiles empíricos.

8.3. Metodología

El método Bootstrap es un método muy usado para la resolución de problemas de inferencia estadística donde se asume una amplia gama de mecanismos generadores de datos.

No obstante, para introducir brevemente el método en este trabajo se asumirá que los datos son generados mediante una muestra aleatoria simple (MAS), con una familia $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$ de n variables aleatorias reales independientes e idénticamente distribuidas (iid) con función de distribución F [13].

8.3.1. Inferencia estadística: estimación no paramétrica de una función de distribución F y estimadores plug-in de parámetros de F

Se supone $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)$ una realización de la muestra aleatoria simple (MAS) $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$, $X_1 \sim F$.

Dado este mecanismo generador de los datos, la inferencia estadística busca estimar características de interés de la distribución desconocida F y, en particular, la distribución misma, también buscando cuantificar la precisión de las estimaciones obtenidas.

Para el problema de la estimación de la función de distribución F , aquí se estimará F a través de la llamada *función de distribución empírica*, $F_{n,\mathbf{x}}$, definida de ese modo

$$F_{n,\mathbf{x}}(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n 1_{\{X_i \leq x\}}, \quad x \in \mathbb{R}, \quad (8.2)$$

donde

$$1_{\{X_i \leq x\}} = \begin{cases} 1 & \text{si } X_i \leq x \\ 0 & \text{si } X_i > x. \end{cases}$$

El estimador $F_{n,\mathbf{X}}$ de F cumple la propiedad deseable de ser fuertemente consistente en sentido uniforme, un resultado conocido como *teorema de Glivenko-Cantelli*, en el que se afirma que, con *probabilidad 1* (casi seguramente, c.s.), la máxima discrepancia entre $F(x)$ y su estimador $F_{n,\mathbf{X}}(x)$, para todo $x \in \mathbb{R}$, tiende a cero a medida de que crece el tamaño n de la muestra:

$$\sup_{x \in \mathbb{R}} |F_{n,\mathbf{X}}(x) - F(x)| \xrightarrow{\text{c.s.}} 0, \quad n \rightarrow \infty.$$

Las características de interés de la función de distribución F tales como a modo de ejemplo, la media $\mu = \mu(F) = \int_{-\infty}^{\infty} x dF(x)$ y la varianza $\sigma^2 = \sigma^2(F) = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^2 dF(x)$ que corresponden a F , suelen denominarse *parámetros*.

Las integrales del tipo recién considerado, $\int_{-\infty}^{\infty} x dF(x)$ y $\int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^2 dF(x)$ constituyen ejemplos de *integral de Riemann-Stieltjes* con *integrador* $F(x)$, y funciones *integrandas* $g(x) = x$ y $g(x) = (x - \mu)^2$, respectivamente. Este tipo de integral generaliza la integral de Riemann, un caso particular cuando $F(x) = x$.

Una propiedad relevante que puede utilizarse de esta integral es que cuando se emplea como integrador una función escalonada, tal como la función de distribución empírica $F_{n,\mathbf{X}}$, la operación de integración se reduce a una suma, [13].

Es importante observar que la notación basada en la integral de Riemann-Stieltjes permite expresar de manera explícita los parámetros como función de la distribución F (en la literatura se utiliza el término “funcional estadístico”). De esta forma, la estimación de un parámetro $\theta(F)$ puede llevarse a cabo simplemente reemplazando F por $F_{n,\mathbf{X}}$. Por ejemplo, la media y la varianza de la función de distribución empírica, $F_{n,\mathbf{X}}$,

$$\hat{\mu} = \int_{-\infty}^{\infty} x dF_{n,\mathbf{X}}(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i,$$

$$\hat{\sigma}^2 = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \hat{\mu})^2 dF_{n,\mathbf{X}}(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(X_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \right)^2,$$

permiten tener estimadores de la media y de la varianza de F , respectivamente (comúnmente conocidos como media y varianza muestral).

El método de estimación de características de interés de F , $\theta(F)$, recién introducido, es conocido como *principio plug-in* (o principio de reemplazo), [13].

8.3.2. Estimador plug-in de un parámetro $\theta = \theta(F)$

Un estimador $\hat{\theta}_n = \hat{\theta}_n(X_1, \dots, X_n)$ de un parámetro $\theta = \theta(F)$ cumple el principio plug-in si satisface la relación

$$\hat{\theta}_n(x_1, \dots, x_n) = \theta(F_{n,\mathbf{x}}),$$

para cualquier realización $\mathbf{x} = x_1, \dots, x_n$ de la (m.a.s). $\mathbf{X} = X_1, \dots, X_n$ de la distribución F .

8.3.3. Bootstrap no paramétrico

Los autores de [13] plantean la idea fundamental del método denominado *Bootstrap no paramétrico* (BPNP) que consiste en abordar problemas de evaluación de la variabilidad de técnicas de inferencia estadística utilizando muestras aleatorias que son generadas a partir de la distribución empírica $F_{n,\mathbf{x}}$, en lugar de utilizar solamente la muestra aleatoria de la distribución F de la cual se supone provienen los datos.

Se observa que el empleo de otras distribuciones en lugar de la empírica $F_{n,\mathbf{x}}$ corresponde a la introducción de otras formas de Bootstrap. En este capítulo se trabaja solamente con el método de Bootstrap no paramétrico.

8.3.4. Estimación Bbootstrap del sesgo de un estimador

A los efectos de introducir el método Bootstrap no paramétrico y algunas de sus aplicaciones, se propone, en primer lugar, estimar el llamado *sesgo* (bias) de un estimador $\hat{\theta}_n = \hat{\theta}_n(X_1, \dots, X_n)$ de un parámetro $\theta = \theta(F)$, definido por

$$\text{Sesgo}(\hat{\theta}_n) = E_F(\hat{\theta}_n) - \theta(F) \quad (8.3)$$

el cual constituye una medida del error sistemático en el que se puede incurrir empleando $\hat{\theta}_n$ para estimar θ .

El método Bootstrap no paramétrico consiste esencialmente en la aplicación de dos pasos relacionados entre sí, descritos a continuación para el caso de un estimador $\hat{\theta}_n$ de θ que cumple el principio plug-in.

Dada la realización $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)$ de la MAS. $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$,

- **(paso 1)** sustituir la distribución desconocida por la distribución empírica $F_{n,\mathbf{x}}(x)$.
- **(paso 2)** sustituir las variables aleatorias i.i.d. de la distribución F que aparecen en el problema de interés por muestras $\mathbf{X}^* = (X_1^*, \dots, X_n^*)$ generadas con reemplazo a partir de la muestra original $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$ por medio de la distribución empírica $F_{n,\mathbf{x}}(x)$.

En el **(paso 2)**, cada muestra \mathbf{X}^* generada con reemplazo de \mathbf{X} usando $F_{n,\mathbf{x}}(x)$ se llama *muestra bootstrap*.

Por lo tanto, la *estimación bootstrap* del sesgo (8.3) de cualquier estimador $\hat{\theta}_n$ de θ que cumple el principio plug-in está dada por

$$\widehat{\text{Sesgo}}^*(\hat{\theta}_n) = E_{F_{n,\mathbf{x}}}^*(\hat{\theta}_n^*) - \theta(F_{n,\mathbf{x}}), \quad (8.4)$$

donde $E_{F_{n,\mathbf{x}}}^*(\widehat{\theta}_n^*) = E_{F_{n,\mathbf{x}}}^*(\widehat{\theta}_n(X_1^*, \dots, X_n^*))$ es la estimación bootstrap de la cantidad $E_F(\widehat{\theta}_n(X_1, \dots, X_n))$.

El cálculo de $E_{F_{n,\mathbf{x}}}^*(\widehat{\theta}_n^*)$ se lleva a cabo usualmente mediante la técnica de simulación Monte Carlo que consiste en generar B muestras Bootstrap *independientes* de tamaño n , $\mathbf{X}^{*(j)} = (X_1^{*(j)}, \dots, X_n^{*(j)})$, $j = 1, \dots, B$, y emplear la aproximación siguiente:

$$E_{F_{n,\mathbf{x}}}^*(\widehat{\theta}_n(X_1^*, \dots, X_n^*)) \approx \frac{1}{B} \sum_{j=1}^B \widehat{\theta}_n(X_1^{*(j)}, \dots, X_n^{*(j)}). \quad (8.5)$$

Se observa, al igual que en [15], que si $\widehat{\theta}_n$ satisface el principio plug-in entonces se cumple que

$$\widehat{\theta}_n(x_1^*, \dots, x_n^*) = \theta(F_{n,\mathbf{x}^*}),$$

para cualquier realización Bootstrap $\mathbf{x}^* = (x_1^*, \dots, x_n^*)$.

Por lo tanto, la estimación Bootstrap del sesgo (8.3) de un estimador cualquiera $\widehat{\theta}_n$ de θ que cumple el principio plug-in se puede escribir como

$$\widehat{\text{Sesgo}}^*(\widehat{\theta}_n) = E_{F_{n,\mathbf{x}}}^*(\theta(F_{n,\mathbf{x}^*})) - \theta(F_{n,\mathbf{x}}), \quad (8.6)$$

Por otra parte, reemplazando en la definición del sesgo (8.3) un estimador plug-in de θ , se obtiene

$$\text{Sesgo}(\widehat{\theta}_n) = E_F(\theta(F_{n,\mathbf{X}})) - \theta(F). \quad (8.7)$$

La comparación entre (8.6) y (8.7) permite apreciar que, en la estimación Bootstrap del sesgo de $\widehat{\theta}_n$, $F_{n,\mathbf{X}}$ y F_{n,\mathbf{X}^*} juegan el mismo rol que en el sesgo de $\widehat{\theta}_n$ cumplen F y $F_{n,\mathbf{X}}$, respectivamente.

Para el cálculo aproximado de la estimación Bootstrap para el sesgo de un estimador $\widehat{\theta}_n$ de θ que cumple el principio plug-in es necesario implementar un algoritmo que plantean varios autores [15] [13] y que podría tener la siguiente estructura:

1. Registrar la realización \mathbf{x} de la MAS \mathbf{X} .
2. calcular la estimación de θ basada en \mathbf{x} : $\widehat{\theta}_n(x_1, \dots, x_n)$.
3. generar n observaciones de la distribución empírica $F_{n,\mathbf{x}}$, esto es, una realización x_1^*, \dots, x_n^* .
4. calcular la estimación $\widehat{\theta}_n(x_1^*, \dots, x_n^*) = \widehat{\theta}_n^*$.
5. repetir B veces los pasos 3 y 4, obteniendo las estimaciones $\widehat{\theta}_{n,1}^*, \dots, \widehat{\theta}_{n,B}^*$.
6. calcular la cantidad

$$\widehat{\text{Sesgo}}^*(\widehat{\theta}_n) = \frac{1}{B} \sum_{j=1}^B \widehat{\theta}_{n,j}^* - \widehat{\theta}_n(x_1, \dots, x_n). \quad (8.8)$$

Se observa que el paso 3 equivale a generar una muestra con reemplazo de tamaño n a partir de los datos originales $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)$.

Por lo tanto, a los efectos de implementar el método Bootstrap no paramétrico, se necesita disponer de una función para realizar el procedimiento de muestreo con reemplazo.

8.4. Resultados

A continuación, se presentan los principales resultados obtenidos. Los cálculos de los APVP usados para este trabajo corresponden a las enfermedades isquémicas del corazón. El motivo de la elección de la patología isquémica es que la I20-I25 (según clasificación CIE10), es la causa dentro de las cardiovasculares que tiene para el año 2017, la mayor tasa para hombres 72.8/100000 y la segunda a nivel global con 62.7/100000, según lo que se consigna en el informe [1]. Los datos usados en este caso corresponden al 2018, ya que son los últimos validados por el MSP y disponibles para su uso. Existen ya otros trabajos de cálculo de APVP para patologías cardíacas como [3]. El código de programación está implementado en [12] íntegramente.

Tabla 8.1: Estimación de los APVP para las enfermedades isquémicas del corazón para el año 2018.

Límite	Total	Total promedio	Tasa mil	Masc.	Masc. promedio	Feme.	Feme. promedio
e_x	24586	11.34	7.13	15403.6	12.05	9183	10.3
e_0	10757	10.35	3.12	6723.3	10.47	4033	10.2
70	5554	9.10	1.61	4385.0	9.4	1169	8.17

Se presentan una serie de gráficos que permiten visualizar la distribución de los APVP, para las 3 definiciones de los mismos (que se presentan en la Tabla 8.1), donde a su vez se genera una diferenciación según el sexo de los individuos.

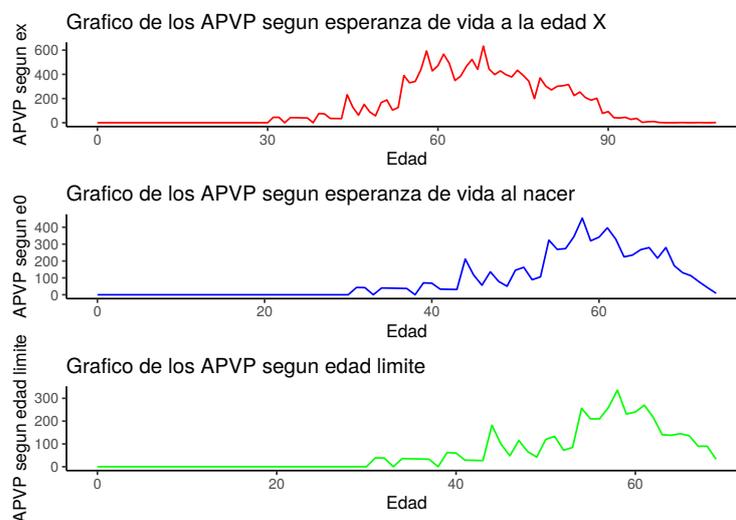


Figura 8.3: Distribución de los APVP para el sexo Masculino para 3 límites diferentes.

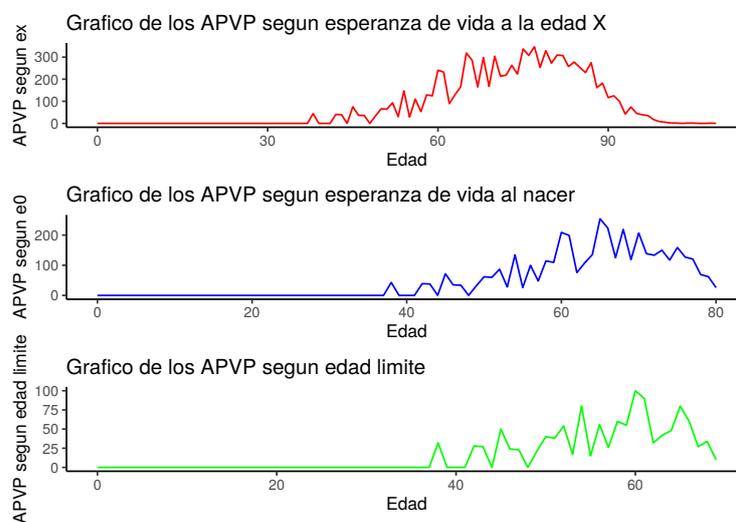


Figura 8.4: Distribución de los APVP para el sexo Femenino para 3 límites diferentes.

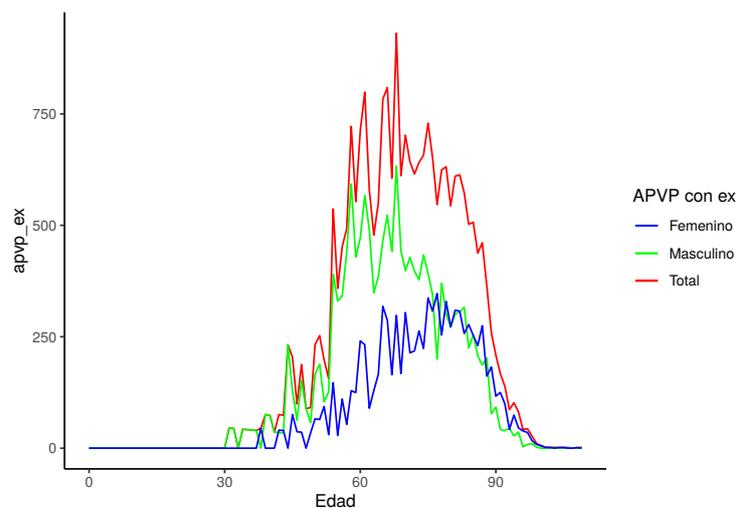


Figura 8.5: Distribución de los APVP globales y por sexo para el límite $=e_x$.

Además, fijando el cálculo de los APVP según e_x , se presentan gráficos que permiten observar la distribución por edad de los mismos, tanto para el sexo masculino, femenino como para el total de individuos.

Finalmente, se presentan los resultados obtenidos mediante método de remuestreo Bootstrap no paramétrico con 1000 réplicas.

Tabla 8.2: Medidas de resumen para la distribución en el muestreo de APVP mediante 1000 réplicas Bootstrap.

$l=70$	Estimación puntual	Desvío	Estimación del sesgo	Cuantil 2.5 %	Cuantil 97.5 %
Total	5533.6	254.25	-20.35	4999	6027
Masculino	4375.4	214.5	-9.6	3945	4777
Femenino	1167.3	113.8	-1.71	950	1401

Se muestra el cambio de los APVP condicionados por edad acompañados de sus bandas de confianza al 95 %

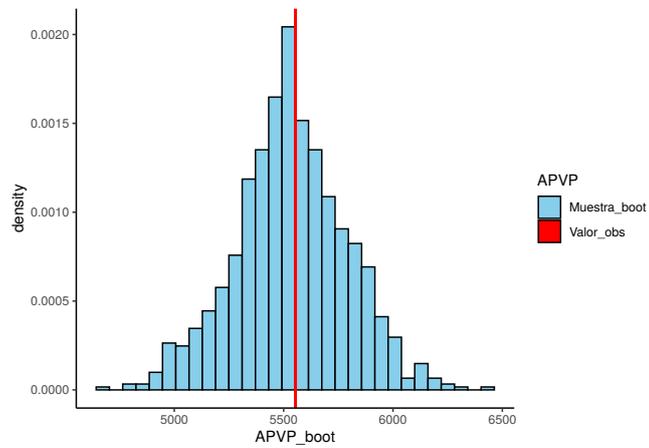


Figura 8.6: Distribución de los APVP de cada muestra Bootstrap, para el total de individuos y edad límite 70.

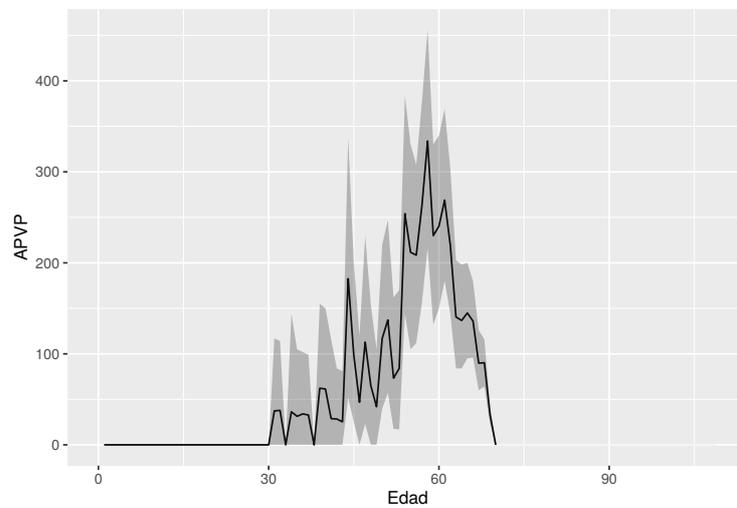


Figura 8.7: Distribución de los APVP para cada edad y con una banda al 95% de los cuantiles empíricos, para el sexo Masculino y edad límite $L = 70$.

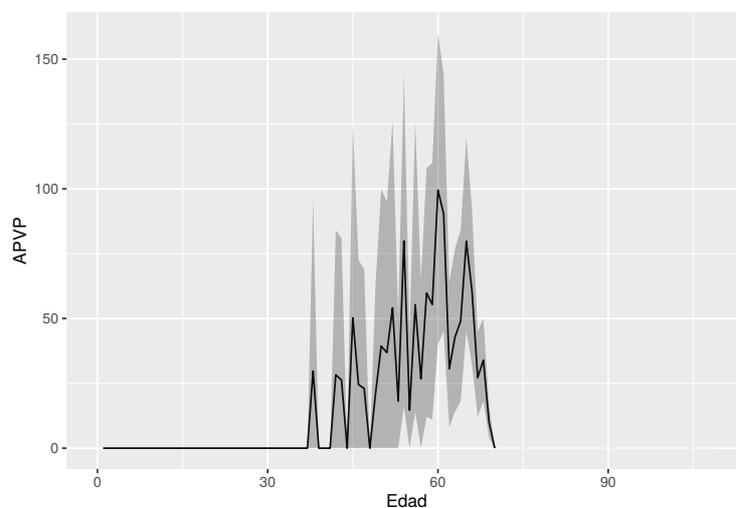


Figura 8.8: Distribución de los APVP para cada edad y con una banda al 95 % de los cuantiles empíricos, para el sexo Femenino y edad límite $L = 70$.

8.5. Discusión

Como puede verse en la Tabla 8.1 el valor de los APVP cambia sustancialmente dependiendo del límite fijado, sobre todo al tener en cuenta el sexo, donde puede observarse lo siguiente

- Cuando se trabaja con los APVP en forma global y tomando como referencia $l = 70$, la brecha relativa para e_x y e_0 es de 4.5 y 1.93, es decir que los APVP tomando e_x como límite son un 350 % más que para $l = 70$ y casi el doble si el límite es e_0 , es decir la esperanza al nacer
- Cuando se trabaja con los APVP por Sexo, para el caso de hombres las brechas son 3.51 y 1.53 y para la mujeres de 7.85 y 3.45 respectivamente
- Si por otro lado las brechas entre la mortalidad se establecen usando como referencia $l = 70$ pero considerando los APVP promedio, se observan comportamientos muy diferentes donde en forma global se encuentra 1.24 y 1.13, para los hombres 1.28 y 1.11 y de 1.26 y 1.24 para mujeres.

Resulta entonces considerar que solo la comparación a través de las estimaciones puntuales de los APVP cambian drásticamente si se trabajan con los totales o con los *APVP promedios*, donde para el caso de las mujeres el cambio es mayor, lo que significa que los *APVP promedio* enmascaran una heterogeneidad muy grande. Por otra parte trabajando con los APVP pero considerándolo como un fenómeno aleatorio, y representando su incertidumbre manejada a través del BNP propuesto en la sección 8.3.3, puede observarse la importancia de considerar la aleatoriedad de esta medida de resumen que tiene detrás un evento vital como son las defunciones. El rango de variación a nivel global, como si se estratifica por Sexo, es importante.

Desde el punto de vista de la Salud Pública y la Epidemiología no es lo mismo decir que la cantidad de años perdidos es de 5553 que pensar que esta cantidad puede fluctuar en un radio de un 10% alrededor de la estimación puntual.

Si se considera la variabilidad en el caso de los hombres, la variación es también de alrededor de un 10%, mientras que para el caso de las mujeres esa fluctuación es mucho más importante en términos relativos (casi 22%).

Otra ventaja de considerar la incertidumbre en los APVP, es que es permite observar como se produce condicionada por la edad (Figuras 8.7 y 8.8).

8.6. Conclusiones y pasos a futuro

En este trabajo se presenta fundamentalmente la necesidad de considerar la incertidumbre asociada a los APVP, indicador ampliamente usado en Demografía y en Salud Pública. Se enfatiza la necesidad de tratar esta medida obtenida de las estadísticas vitales como una variable aleatoria. Esta forma de pensar, muy poco frecuente en los análisis demográficos, se considera la forma adecuada de trabajar con la información proveniente de los registros de defunciones, más allá de que pueda no existir un consenso sobre cual es el mecanismo randómico que modela la generación de datos y por ende las eventuales distribuciones de probabilidad asociadas.

Para evitar imponer un modelo de probabilidad, en un contexto de análisis novedoso, es que se recurre a un mecanismo estadístico muy potente, como lo es el BNP que permite a partir de una única muestra, representar la incertidumbre asociada. A partir de la presentación del método se comparan los resultados de considerar un único valor de APVP para la edad límite $l = 70$ con la distribución empírica de la que se consignan los cuantiles 2.5% y 97.5%, demostrando la importancia de considerar la incertidumbre.

Algunas ideas que podrían implementarse en el futuro:

- Incorporar algún modelo de probabilidad que de cuenta de la variabilidad de los APVP.
- Comparar con los resultados obtenidos mediante BNP,
- Incorporar la aleatoriedad en la cantidad de fallecimientos anuales.
- Pensar en complejizar la forma de evaluar los APVP, al considerar el uso de valoraciones sociales en el cálculo, que reflejen la preferencia temporal y ponderación en función de la edad, que consiste en aplicar una tasa de descuento que se puede manejar como un parámetro en el modelo tal como plantean [6],[7],[11], [8],[10].
- Seguir desarrollando el código implementado en R [12] y dejarlo a disposición de la comunidad en repositorio <https://gitlab.com/iesta.fcea.udelar/>.

Bibliografía

- [1] RAMÓN ÁLVAREZ-VAZ , MATÍAS MUÑOZ, Y VIRGINIA ESTRAGÓ, *Mortalidad por enfermedades del sistema circulatorio en el Uruguay*, 2017.
- [2] EDUARDO ARRIAGA, *Los años de vida perdidos: su utilización para medir los niveles y cambios de la mortalidad*. Date Issued: 1996-06; Serie: Notas de Población; p. 7-38; UN: LC/DEM/G.165; Published in: Notas de Población No.63, 1996.
- [3] P. BLANCO, R. BORRACCI, M. GIORGI C. HIGA, BOTTO, F. Y J. GAGLIARDI, *Años de vida perdidos por infarto agudo de miocardio en la Argentina entre 1991 y 2005*. Rev Argent Cardiol.; 76(6): 442-449, 2008.
- [4] M. DEMPSEY *Decline in tuberculosis: the death rate fails to tell the entire story*. Am Rev Tuberc; 157-164, 1947.
- [5] K. Kochanek, S. Murphy, J. Xu, y Tejada-Vera, B. *Deaths: Final Data for 2014*. National Vital Statistics Reports, 65(4), 2016.
- [6] C. MURRAY, *Cuantificación de la carga de enfermedad: La base técnica del cálculo de los años de vida ajustados en función de la discapacidad*. Bol Oficina Sanit Panam. 118(3):221-41, 1995.
- [7] C. MURRAY, Y A. LOPEZ, *The global burden of disease*. World Health Organization- Harvard U Press, 1996.
- [8] C. MURRAY, J. SALOMON Y C. MATHERS, *A critical examination of summary measures of population health*. GPE Discussion Paper No 2. World Health Organization, Jul, 1999.
- [9] C. MATHERS T. VOS, A. LOPEZ, J. Salomon y M. Ezzati, editores. *National burden of disease studies: A practical guide*. Edition 2.0. Global Program on Evidence for Health Policy. Geneva:World Health Organization, 2001.
- [10] C. MURRAY, J. SALOMON, C. MATHERS, Y A. LOPEZ, *Summary measures of population health: concepts, ethics, measurement and applications*. Geneva: World Health Organization, 2002.
- [11] J. Pereira, J. Cañon, E. Álvarez y R. Génova, *La medida de la magnitud de los problemas de salud en el ámbito internacional: los estudios de carga de enfermedad*. Revista de Administración Sanitaria. 5(19):441-66, 2001.

- [12] R CORE TEAM. *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria., 2019.
- [13] M. SCAVINO, R. ÁLVAREZ-VAZ, F. MASSA, L. FREDA Y L. MORENO, *Introducción a la Estadística Computacional*, Manual didáctico de la Comisión Sectorial de Enseñanza de la Universidad de la República, en edición, 2020.
- [14] M. SANCHES-CARDENAS, *Años potencialmente perdidos por accidente de tránsito Colombia 2010*, 2011.
- [15] J. VOSS, *An Introduction to Statistical Computing*, John Wiley & Sons, Ltd, Chichester, UK. ISBN 978-1-118-35772-9, 2014.