

# TRABAJO FINAL DE MÁSTER

---

**Título: Relevancia de las edades extremas en el mercado asegurador**

**Autoría: Òscar Cases Figuerola**

**Tutoría: Miguel Santolino Prieto**

**Curso académico: 2020-2021**

Facultad de Economía y Empresa

Universidad de Barcelona

Trabajo Final de Máster

Máster en Ciencias Actuariales y Financieras

# **Relevancia de las edades extremas en el mercado asegurador**

Autoría:

Òscar Cases Figuerola

Tutoría: Miguel Santolino Prieto

El contenido de este documento es de exclusiva responsabilidad del autor, quien declara que no ha incurrido en plagio y que la totalidad de referencias a otros autores han sido expresadas en el texto.

## **Resumen:**

El presente estudio consiste en la construcción de tablas propias de mortalidad para España durante el período entre 1975 y 2018. Dichas tablas se elaboran a partir de datos observados de los 0 a los 100 años y de datos estimados mediante un modelo de supervivencia de los 101 a los 125 años. Posteriormente, se realizan proyecciones de población para el año 2050 utilizando solo los datos observados y otras proyecciones donde sí se incluyen las probabilidades estimadas (de los 101 a 125 años). Se concluye con una comparación que permite observar si existen diferencias significativas entre las dos proyecciones. Lo anterior permitirá argumentar si la exclusión de los datos para mayores de 100 años es correcta, o si por el contrario resulta adecuado la inclusión de una cantidad mayor de años, aunque estos se estimen mediante un modelo y no sean datos observados. En última instancia se contrastará el efecto de emplear los distintos modelos para el cálculo de la prima pura de un seguro.

## **Palabras clave:**

Gompertz, Lee-Carter, Proyecciones, Tablas de mortalidad, Longevidad, Primas puras

## **Abstract:**

The present study aims to develop mortality tables for Spain for the period between 1975 and 2018. These tables are based on observed data from 0 to 100 years of age and on data estimated by means of a survival model from 101 to 125 years of age. Then, population projections are built for the year 2050 using only the observed data and other projections where the estimated probabilities (from 101 to 125 years) are included. We conclude with a comparison to check whether there are significant differences between the two projections. This will allow us to argue whether the exclusion of the data for the 100+ years is correct, or whether the inclusion of a larger number of years is appropriate, even when these are estimated by a model and are not observed data. Ultimately, the effect of using the different models for the calculation of the pure insurance premium will be tested.

## **Keywords:**

Gompertz, Lee-Carter, Projections, Mortality tables, Longevity, Pure premiums

# Índice

1. Introducción .....	5
2. Notación actuarial .....	6
3. Construcción de la base de datos .....	7
3.1 Datos observados .....	7
3.2 Construcción de las tablas de mortalidad para cada año del estudio .....	7
3.3 Construcción de los objetos <i>demogdata</i> .....	9
4. El modelo Lee-Carter .....	14
4.1 Estimación de los parámetros .....	15
4.2 Aplicación práctica de Lee-Carter .....	16
5. El impacto de las edades extremas en la esperanza de vida .....	17
5.1 Definición formal de esperanza de vida .....	17
5.1.1 Vida residual .....	17
5.1.2 Esperanza de vida .....	17
5.1.3 Vida media completa .....	18
5.1.4 Vida media abreviada .....	19
5.2 Constancia del tanto de mortalidad .....	19
5.3 Cómputo de la esperanza de vida .....	20
5.3.1 Cálculo de las probabilidades de supervivencia con temporalidad superior al año. ....	20
5.3.2 Diferencia entre edad media de fallecimiento en un determinado año y la esperanza de vida real .....	20
5.3.3 Aplicación en R-Studio y resultados .....	22
6. Efecto de las edades extremas estimadas en las primas puras .....	24
6.1 Definición formal de prima pura y obtención de los datos .....	24
6.2 Ejemplos numéricos de cálculo de primas puras .....	25
6.2.1 Renta de supervivencia vitalicia .....	26
6.2.2 Seguro de fallecimiento vitalicio .....	27
6.2.3 Renta de decesos temporal .....	28
6.2.4 Renta de supervivencia diferida y temporal .....	28
7. Conclusiones .....	30
8. Bibliografía .....	32
9. Anexo .....	33

## 1. Introducción

En la actualidad, debido a los factores demográficos de baja natalidad y aumento de la esperanza de vida de las personas, la sociedad española envejece inexorablemente. Dicha circunstancia conduce a un aumento del riesgo de longevidad, cuya incidencia repercute en muchos ámbitos. Entre ellos y por lo que a la seguridad social se refiere, afecta en dos vertientes:

- Por un lado, el presupuesto de la sanidad pública deberá incrementarse con el fin de atender a un segmento de la población (la tercera y cuarta edad) que sobrevivirá un periodo mayor de años.
- Por el otro, respecto a las pensiones, estas deberán modificarse para soportar la mayor supervivencia de los contribuyentes.

Por analogía, cabe plantearse cómo repercutirá esta tendencia en las entidades aseguradoras, sobre todo en aquellas dedicadas a los seguros de vida y decesos. En estos momentos existen ya artículos centrados en analizar cómo afectará el aumento de la longevidad en las primas (Macias y Santolino, 2018).

Por ende, es adecuado hacer previsiones de las cohortes de edades más avanzadas para observar en qué medida afectará el riesgo de longevidad. No obstante, las bases de datos de supervivencia para esas edades (superiores a 100 años, por ejemplo) históricamente carecen de fiabilidad (Carter y Lee, 1992). Ese defecto puede deberse a que la recopilación de datos aún se encontraba en una fase embrionaria o porque antes del año 2000 la cantidad de personas que superaban los 100 años era poco relevante. Por ese motivo resulta conveniente la construcción de unas tablas propias de mortalidad, incluyendo datos observados para las edades más recientes. Las cohortes más avanzadas en cambio, se obtendrán a partir de datos estimados mediante una función de supervivencia determinada.

Una vez construidas dichas tablas, se aplicará el modelo Lee Carter para confeccionar proyecciones de mortalidad de la población española. Por una parte, se utilizarán las tablas solo con datos observados, por otra, se usarán las tablas obtenidas con datos observados y estimados.

Finalmente se comprobarán las diferencias que existen en el cálculo de las primas en función del empleo de unas u otras bases de datos creadas a lo largo del estudio. Esto permitirá dilucidar si la exclusión de las edades más avanzadas es apropiada o si, por el contrario, representa un riesgo para la solvencia de las aseguradoras y es necesario incluirlas para observar el riesgo de longevidad con mayor exactitud.

## 2. Notación actuarial

Antes de proceder al propio desarrollo de la investigación, conviene tener en cuenta la notación utilizada que comprende la definición de las magnitudes biométricas fundamentales empleadas:

$m_x$  se refiere al tanto central de mortalidad. Como su denominación indica, esta magnitud relaciona la mortalidad con la población en el centro del año (Ayuso *et al.*, 2007), por tanto, representa una tasa de mortalidad media entre la edad  $x$  y  $x + 1$ .

${}_tq_x$  es la probabilidad de fallecimiento a una edad  $x$  y durante una temporalidad que alcanza la edad  $x + t$ .

${}_tp_x$  es la probabilidad de supervivencia a una edad  $x$  y durante una temporalidad que alcanza la edad  $x + t$ .

$l_x$  recibe el nombre de función cohorte. Esta indica la cantidad de personas que sobreviven a una edad  $x$ .

## 3. Construcción de la base de datos

### 3.1 Datos observados

De acuerdo con el objetivo principal de este trabajo, un primer paso consiste en la obtención de los datos observados. Por ello, se recurre a la base de datos procedente de la *Human Mortality Database* (HMD). Mediante la web cualquier individuo puede registrarse fácilmente y a continuación acceder a las diversas probabilidades de mortalidad o cantidad de población por edades de los distintos países colaboradores.

Para este caso se eligió España como país objeto de análisis. Una vez escogido el territorio de estudio y hecho el registro, se accede a los datos mediante el *package Mortality Laws* o el denominado *Demography*, disponibles en el R-Studio.

### 3.2 Construcción de las tablas de mortalidad para cada año del estudio

Como se pretende crear unas tablas propias de mortalidad que contengan datos estimados para las últimas edades (aquellas que suelen excluirse), se opta por trabajar la base de datos anualmente y obtener unas probabilidades y datos poblacionales por cada año del análisis. El periodo temporal que abarca el presente trabajo comprende concretamente del año 1975 al 2018, y el proceso será el mismo para cada anualidad. Del mismo modo cabe comentar que el estudio considerará las probabilidades de hombres y mujeres por separado, de acuerdo con el hecho ya debidamente conocido y documentado de las diferencias que ambos segmentos de la población presentan en las probabilidades de muerte y supervivencia. Que la esperanza de vida es mayor en las mujeres nada tiene que ver el género del sujeto, sino que responde al sexo, un factor biológico. Dichas divergencias entre hombres y mujeres se manifiestan –seguimos en ello a Covadonga López Ramos (2020)- en los siguientes factores:

- Los hombres tienen deterioro mayor de la función mitocondrial, que provoca un aumento del estrés oxidativo y, por añadidura, un mayor envejecimiento.
- Aún se desconoce si la testosterona afecta negativamente a la esperanza de vida de los hombres o si, por el contrario, los estrógenos favorecen la longevidad de las mujeres. No obstante, sí se comprueba que las hormonas sexuales inciden de forma diferente en los procesos fisiológicos.
- El dimorfismo sexual del sistema inmune.
- La distribución de grasa corporal en los hombres se suele concentrar en la zona visceral, hecho que se relaciona con una mayor probabilidad de una cardiopatía, mientras que en las mujeres se localiza en las caderas y los muslos.

De lo anterior se deduce que en este apartado o procedimiento deberá dividirse repetitivamente para cada año y por sexos<sup>1</sup>. En primer lugar, ya con el usuario creado en la HMD, se descargan los datos observados para España del 1975 al 2018 (último periodo con datos disponibles a fecha del 13/03/2021). Puesto que más adelante se necesitará ajustar una función de supervivencia paramétrica con el modelo Gompertz (que utiliza el

---

<sup>1</sup> Véase en el anexo cómo se separan las tablas de mortalidad en los diversos años de estudio y cada anualidad se divide en una sección de hombres y otra de mujeres.

tanto central de mortalidad,  $m_x$ ), se opta por trabajar con el tanto central de mortalidad ( $m_x$ ).

Para el próximo paso, se selecciona el vector perteneciente a cada año de estudio. De ese mismo vector, se separan dos subvectores. El primero contendrá el  $m_x$  de los 50 años a los 100, este se utilizará para ajustar un modelo paramétrico de supervivencia. El segundo en cambio, comprenderá el tanto central de mortalidad de los 0 a los 100 años y se utilizará directamente para obtener las tablas de mortalidad.

A continuación, con el primer vector se ajusta el modelo Gompertz. Nótese que para la estimación de los parámetros sólo se incluyen las probabilidades de los 50 a los 100 años, esa peculiaridad responde a la propia formulación de Gompertz y su capacidad para estimar probabilidades de vida y muerte (Gavrilov y Gavrilova, 2019):

$$\mu(x) = a e^{bx} \quad (1)$$

En la fórmula se muestra cómo el tanto central de mortalidad se calcula a partir de un parámetro “a”, que indica el nivel inicial de la mortalidad y también la exponencial elevada al parámetro “b” que corresponde al aumento de la mortalidad con el aumento de la edad, variable “x”. Cabe mencionar que dicha función de distribución no es lo suficientemente flexible para capturar la evolución de la mortalidad infantil. Sin embargo, este modelo sí que ajusta correctamente las probabilidades de fallecimiento por causas naturales en edades adultas. Por esta razón el modelo se parametriza sólo con las probabilidades correspondientes al período entre los 50 y los 100 años.

Por añadidura y relacionando el modelo Gompertz con el  $m_x$ , según el primero, la mortalidad debería aumentar progresivamente con el paso de los años. Sin embargo, nada más lejos de la realidad, ya que comprobado está que, en general, existen periodos en que la mortalidad no evoluciona de esta forma. Por ejemplo, los datos demográficos demuestran que durante la etapa de los 20 a los 40 años se produce un aumento de la mortalidad causado por accidentes, principalmente los de tráfico y los causados por complicaciones en el parto. Del mismo modo, la mortalidad infantil al nacer es elevada en comparación con la mortalidad de los primeros años de vida. Una distribución exponencial, por su propia definición, supone un aumento progresivo de los valores proporcionados por dicha función, por tanto, no puede captar esos cambios de tendencia en la mortalidad.

No obstante, como en los datos muestrales existirán dichos cambios de tendencia en las edades más recientes, para estimar los parámetros de Gompertz se utilizarán aquellas edades que sí recogen este crecimiento exponencial de la probabilidad de muerte (50-100 años).

También cabe justificar por qué se eligió el modelo Gompertz y no otro modelo de supervivencia. En cuanto a cómo evolucionan las probabilidades de supervivencia y de fallecimiento en edades extremas, existen dos corrientes de pensamiento:

- Una defiende que la mortalidad continúa incrementándose progresivamente en las edades extremas, al igual que en la etapa de los 40-80 años.
- La otra tendencia sostiene que existe un periodo de desaceleración de la mortalidad e incluso que, a cierta edad, la probabilidad de muerte se acerca a su límite.



En el artículo citado anteriormente (Gavrilov y Gavrilova, 2019), se mantiene que la desaceleración de la mortalidad se deba probablemente a un deficiente registro de los datos poblacionales para las edades extremas. El argumento que refrenda dicha tesis es que la desaceleración se produce únicamente para aquellas cohortes más antiguas, y que, en cambio, en los datos recientes la mortalidad sigue aumentando exponencialmente. Por tanto, debido a la propia formulación de Gompertz, este debería ser un modelo apropiado para estimar las probabilidades en las edades más extremas.

Así pues, se ajusta un modelo Gompertz utilizando como datos el tanto central de mortalidad (de los 50 a los 100 años) mediante la función *MortalityLaw* incluida en el *package MortalityLaws*. A continuación se predice el tanto central de mortalidad de los 101 a los 125 años con el comando *predict()*. En última instancia se unen los subvectores que contienen los valores del  $m_x$  para las edades de 0-100 (datos observados) y para las edades de 101 a 125 años (datos estimados). A partir de entonces, el siguiente paso consiste en la obtención de las tablas de mortalidad anuales, mediante el comando *LifeTable()*. Esto nos proporcionará todas las probabilidades biométricas necesarias para posteriormente aplicar Lee-Carter.

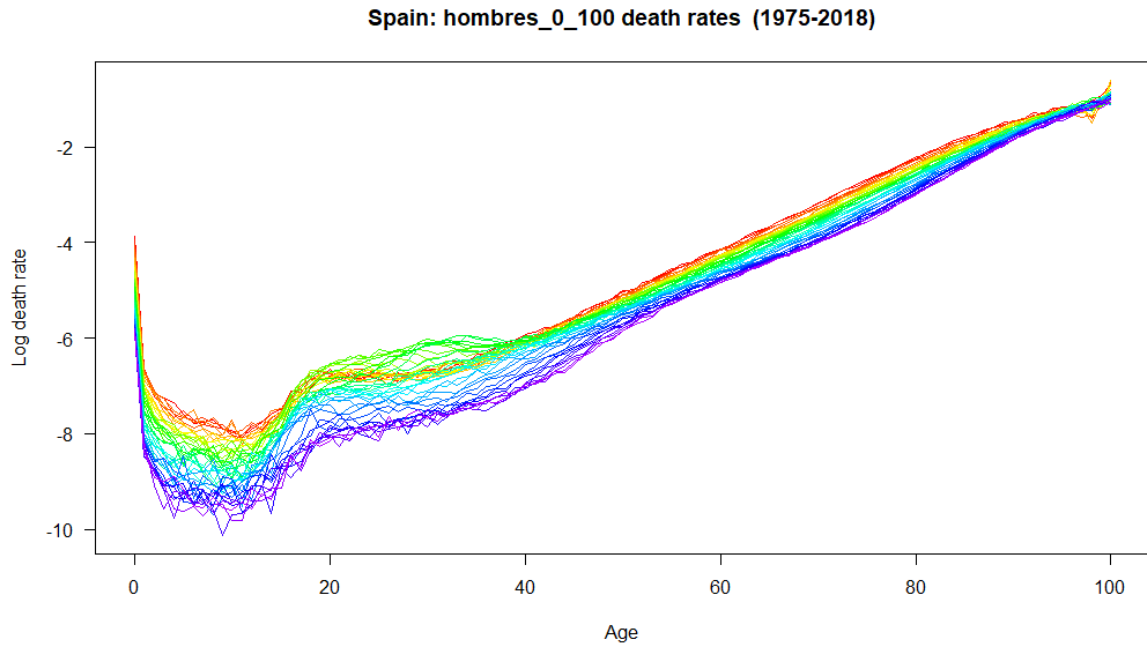
### 3.3 Construcción de los objetos *demogdata*

Para la consecución del objetivo final, a saber, la realización de proyecciones de la esperanza de vida utilizando Lee-Carter, es necesario un último paso en la construcción de la base de datos definitiva. Para la estimación de Lee-Carter se precisa de la creación de un objeto denominado *demogdata* que contendrá las probabilidades de muerte de cada año y el número de personas expuestas al riesgo de cada anualidad analizada.

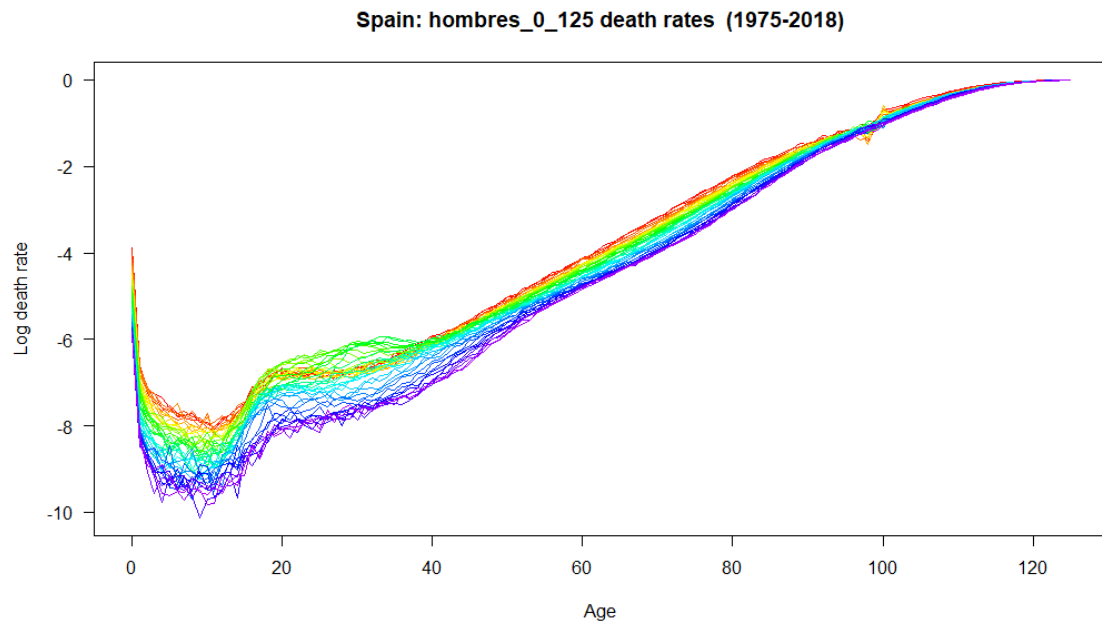
Con este fin se crea una matriz de vectores donde cada columna representará un año. Para el caso que nos ocupa se ha optado por incluir las probabilidades de muerte ( $q_x$ ). Nótese que el número de personas expuestas al riesgo no puede obtenerse a partir de los datos publicados en la HMD, ya que estos no contendrían el efecto de incluir los 25 años previamente ajustados con la Gompertz. En consecuencia, se ha aproximado mediante un colectivo teórico de 1M. de personas obtenido en las tablas de mortalidad anteriormente creadas. Dichas matrices pueden construirse mediante el comando *cbind()* de RStudio, que combina un vector, un *data frame* o una matriz por columnas. Del mismo modo, el objeto *demogdata* requiere de la creación de dos vectores adicionales: uno contendrá los años de estudio y el restante indicará las edades incluidas en el análisis.

Finalmente, se construyen 4 objetos *demogdata* diferentes: dos para los hombres de 0 a 100 y de 0 a 125 años y otros dos que comprenden las mujeres de 0 a 100 y de 0 a 125 años. Téngase en cuenta que, para los casos de 0 a 100 años, al elaborar las matrices mencionadas anteriormente, será necesario seleccionar las 101 primeras posiciones de las tablas de mortalidad, no incluyendo las probabilidades para aquellas edades extremas que se estimaron mediante la Gompertz.

Una vez construidos los diferentes objetos, se puede ilustrar cómo evoluciona el logaritmo de las probabilidades de muerte a lo largo de los años analizados, tal y como se muestra a continuación:



*Ilustración 1: Elaboración propia*



*Ilustración 2: Elaboración propia*

Spain: mujeres\_0\_100 death rates (1975-2018)

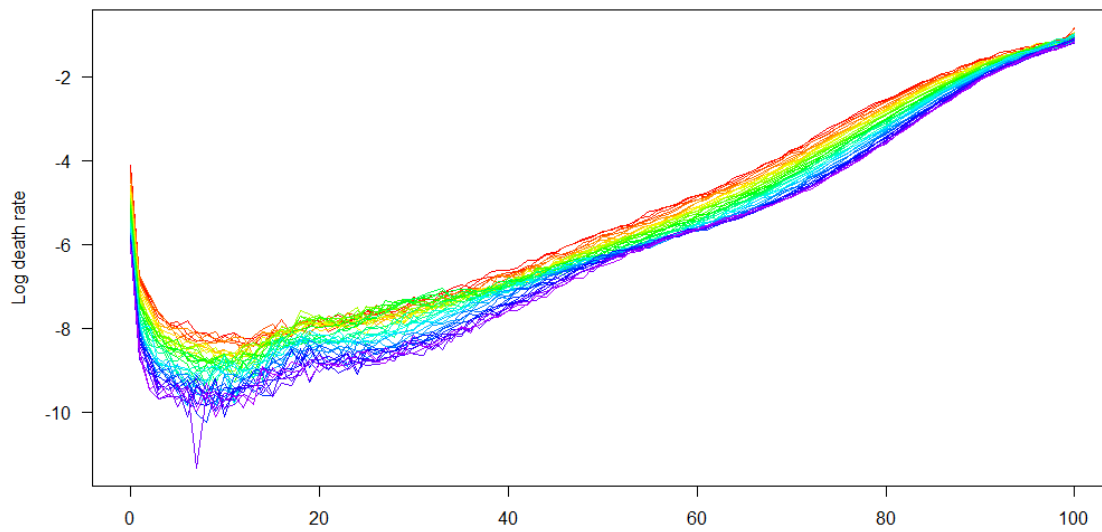


Ilustración 3: Elaboración propia

Spain: mujeres\_0\_125 death rates (1975-2018)

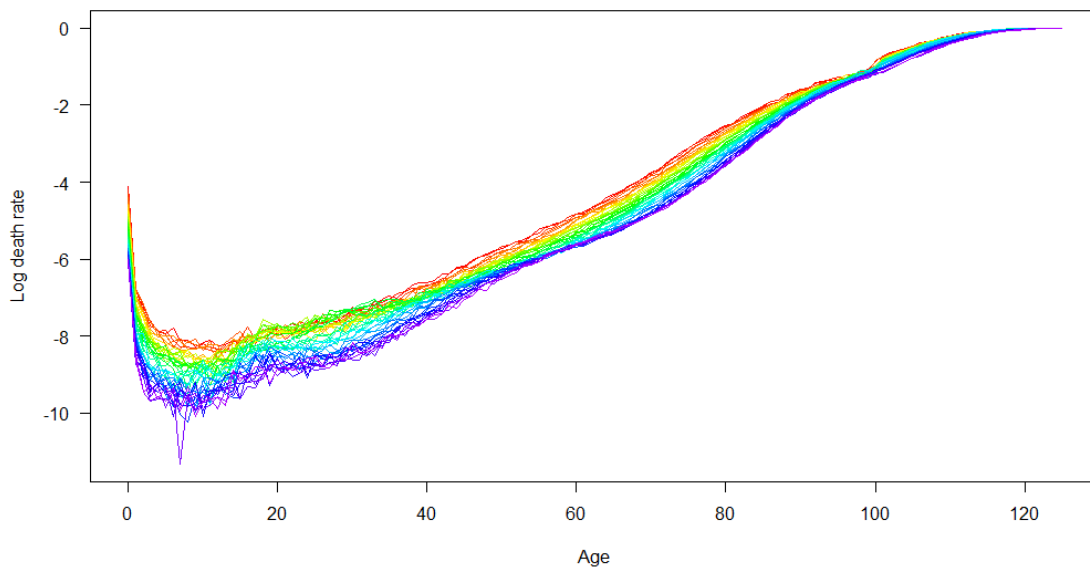


Ilustración 4: Elaboración propia

En los gráficos aquellos años representados con una tonalidad roja, amarilla y verde, corresponden a los más antiguos del estudio, mientras que el color azul y violeta se refiere a los años más recientes. Vemos cómo, respecto a la variabilidad de los datos, esta es mayor en las edades primeras, hecho que muestra el gran avance de la comunidad pediátrica en la prevención de enfermedades infantiles.

También puede observarse cómo la mortalidad, que supuestamente se incrementa progresivamente con el aumento de la edad, contiene una joroba de los 20 a los 40 años aproximadamente. Esta divergencia corresponde mayoritariamente a la mortalidad provocada por los accidentes de tráfico, la principal causa de muerte entre los adultos jóvenes. Según un informe de la Organización Mundial de la Salud los siniestros viales

son la principal causa de muerte entre sujetos de 5 a 29 años (Gutiérrez, 2018). Además, las personas entre 15 y 44 años involucradas en accidentes representan el 48% del total de accidentes mortales a nivel global. Nótese que dicha joroba es más pronunciada en los hombres, lo cual podría atribuirse a una mayor propensión de estos a conducir motocicletas en comparación a las mujeres (Segura *et al.*, 2017).

De la misma manera, resulta llamativo el comportamiento de los fallecimientos entre las edades de 20 a 40 años para los años representados en color verde. Este lapso temporal presenta una mayor mortalidad, cuya incidencia destaca especialmente en el caso de los hombres. Dicho período corresponde a la década de 1985 a 1995 y coincide con la denominada epidemia de heroína en España. Esta denominación indica cómo durante los años ochenta y principios de los noventa, el consumo de esta droga disparó la mortalidad juvenil y primera edad adulta. Esta circunstancia contribuyó, a su vez, a una rápida expansión del VIH y creó un efecto dominó de gran impacto social. Fue tal la repercusión que la mortalidad relacionada con las drogas llegó a ser la principal causa de fallecimiento juvenil en las grandes ciudades (de la Fuente *et al.*, 2006).

Respecto a las edades extremas, es de gran relevancia constatar cómo evoluciona la mortalidad durante los últimos años estimados mediante el modelo Gompertz. Se observa que esta sigue creciendo, aunque también se denota una desaceleración de la misma a medida que la función se acerca a su límite. Este efecto se manifiesta gráficamente en las ilustraciones anteriores, fíjense en que la concavidad de las funciones de distribución se reduce aproximadamente entre los 120 y 125 años. De la misma manera y para contrastarlo definitivamente, se puede visualizar los datos concretos del objeto *demogdata* correspondiente. Por ejemplo, para los hombres (datos para las edades 109-125 durante el año 2018):

109	2018
110	6.863024e-01
111	7.225694e-01
112	7.578173e-01
113	7.916094e-01
114	8.235195e-01
115	8.531526e-01
116	8.801673e-01
117	9.042964e-01
118	9.253667e-01
119	9.433118e-01
120	9.581789e-01
121	9.701256e-01
122	9.794070e-01
123	9.863536e-01
124	9.913428e-01
125	1.000000e+00

*Ilustración 5: Elaboración propia.*

Sin embargo, para el periodo de los 100 a los 120, la mortalidad aumenta a una velocidad similar a las edades precedentes. En adición, en aquellas series *demogdata* que sólo contienen datos observados, se denota una mayor variabilidad en las edades extremas. Nótese como la anchura de sus colas derechas es mayor comparadas con las series que alcanzan los 125 años. Por tanto, llegados a este punto uno es capaz de aportar su propia experiencia en cuanto al debate de la evolución de la mortalidad en las últimas edades mencionado anteriormente<sup>2</sup>. Con los datos de España en la mano, se puede constatar que esta sigue aumentando y en consecuencia, a priori se deberían considerar si uno espera reducir la varianza entre las probabilidades esperadas con las que opera el actuario y los fallecimientos finalmente observados, por ejemplo, en la cartera de clientes de una compañía aseguradora.

---

<sup>2</sup> Véase página 7.

## 4. El modelo Lee-Carter

El modelo Lee- Carter persigue el objetivo de predecir el logaritmo del tanto central de mortalidad, con la siguiente notación correspondiente:  $m_x$ . Dicha magnitud relaciona los fallecimientos con la población en el centro del año ( $L_x$ )<sup>3</sup> (Ayuso *et al.*, 2007). Por tanto, se expresa de la siguiente forma (Carter y Lee, 1992):

$$\ln(m_{x,t}) = a_x + b_x * k_t + \varepsilon_{x,t} \quad (2)$$

O alternativamente:

$$m_{x,t} = \exp (a_x + b_x * k_t + \varepsilon_{x,t} ) \quad (3)$$

Donde:

$m_{x,t}$  : El tanto central de mortalidad a una edad “x” y un año “t”.

$a_x$  : constante que ilustra el nivel de mortalidad para cada una de las edades. Representa la tendencia general.

$b_x$  : parámetro que indica las desviaciones de la mortalidad para cada edad respecto a la tendencia general. Este parámetro puede ser negativo en el caso que a cierta edad la mortalidad tienda a aumentar, mientras que en otras edades disminuye (Carter y Lee, 1992).

$k_t$  : parámetro que indica la tendencia temporal general de la mortalidad (de un determinado año, para todas las edades).

$\varepsilon_{x,t}$  : el término de error, que recoge la diferencia entre los datos observados y los estimados mediante el modelo. Se refiere a los efectos no capturados por el modelo.

Para obtener una solución a la ecuación del modelo, es necesario establecer dos restricciones (Macias y Santolino, 2018):

$$\sum_x b_x = 1 \quad (4)$$

$$\sum_{t=t_1}^{t_n} k_t = 0 \quad (5)$$

---

<sup>3</sup> Véase ecuaciones 20 y 22.

#### 4.1 Estimación de los parámetros

Los autores del modelo proponen utilizar la descomposición en valores propios para minimizar el error cuadrático medio, es decir, para que el término de error sea el mínimo posible en cada observación. Por tanto, se pretende:

$$\min \left\{ \sum_{x,t} (\ln(m_{x,t}) - (a_x + b_x * k_t))^2 \right\} \quad (6)$$

Derivando  $a_x$  e igualando a cero (Macias y Santolino, 2018):

$$\hat{a}_x = \left( \frac{1}{n} \right) \sum_{t=t_1}^{t_n} \ln(m_{x,t}) \quad (7)$$

Nótese que finalmente la estimación de  $\hat{a}_x$  es la media del logaritmo del tanto central de mortalidad para todos los años incluidos en el modelo, a una determinada edad. Acto seguido se procede a la descomposición en valores propios de la matriz  $Y_{x,t} = \ln(m_{x,t}) - \hat{a}_x$ , estableciendo  $Y_{x,t} = b_x * k_t$  para estimar estos últimos parámetros. Finalmente, como el parámetro  $k$  se estima minimizando el error cuadrático del logaritmo de  $m_x$ , se reajusta  $k_t$  para que el número de fallecidos observados anualmente coincida con el número estimado. La descomposición en valores propios sigue el siguiente procedimiento concretamente:

$$SVD (Y_{x,t}) = U_x \cdot \lambda \cdot V_t \quad (8)$$

$$SVD (Y_{x,t}) = \sum_{i=1}^r U_{x,i} \cdot \lambda_i \cdot V_{i,t} \quad (9)$$

Donde  $r$  es el rango de la matriz  $Y_{x,t}$ . Para el caso presente,  $U_x$  tiene tantas filas como edades analizadas, es decir, 100 para los dos objetos de datos observados y 125 para el resto.  $V_t$  tiene tantas columnas como años considerados en el estudio, por tanto, 44 (2018-1975+1=44).  $\lambda$  es una matriz diagonal de valores propios con el mismo rango que  $Y_{x,t}$ . En conclusión, los valores estimados de  $b_x$  y  $k_t$  se obtienen de (Carter y Lee, 1992):

$$b_x \cdot k_t = \lambda_1 \cdot U_{x,1} \cdot V_{1,t} \quad (10)$$

$$b_x = \lambda_1 \cdot U_{x,1} \quad (11)$$

$$k_t = V_{1,t} \quad (12)$$

## 4.2 Aplicación práctica de Lee-Carter

En primer lugar se estima el modelo Lee-Carter mediante la función *lca()* (disponible en el *package demography*) para cada uno de los objetos *demogdata* creados anteriormente. En este paso cabe tener en cuenta añadir como argumento de la función que el ajuste del parámetro temporal lo realice como se ha descrito en el apartado anterior (`adjust = "dt"`). Por tanto, estableciendo que el número de fallecidos observados anualmente coincida con el número estimado por el modelo.

A continuación, ya estamos en disposición de pronosticar las curvas de mortalidad con el comando *forecast()*. Este estima el parámetro  $k_t$  suponiendo un paseo aleatorio (Hyndman *et al.*, 2019) con tendencia. Dicha tendencia está representada en el modelo con el parámetro  $a_x$ , mientras que la aleatoriedad la aporta el sumando de la fórmula ( $+b_x \cdot k_t$ ). Para el estudio presente, se ha optado por predecir el logaritmo de  $m_x$  para los 150 años siguientes a 2018 (hasta 2168, utilizando el argumento `h=150`<sup>4</sup>) al 95% de confianza (`level=95`<sup>5</sup>).

---

<sup>4</sup> Véase en el Anexo

<sup>5</sup> Véase en el Anexo



## 5. El impacto de las edades extremas en la esperanza de vida

### 5.1 Definición formal de esperanza de vida

Uno de los aspectos más relevantes de la Estadística Actuarial Vida es el concepto *esperanza de vida de un individuo*. Esta permite relacionar la edad actual del sujeto " $x$ " con la variable aleatoria edad de muerte " $X$ ". Su cálculo es importante en muchos ámbitos dentro y fuera del campo actuarial como se demuestra a continuación: por ejemplo, para una aseguradora dedicada al ramo de vida es crucial para determinar las primas del seguro, con la consecuente provisión para afrontar su pago. En el campo de las pensiones (concretamente en los planes de empleo, donde se establece un sistema de prestación definida), la esperanza de vida también incide en las previsiones de las futuras prestaciones a percibir por el beneficiario. Incluso, en ocasiones, dicha noción genera interés en el ámbito periodístico, cuando se pretende mostrar los continuos avances de la medicina y la gerontología, que propician el aumento de la vida media con el transcurso del tiempo. Formalmente se definirá como la esperanza de los años restantes de vida dada la edad actual del individuo en cuestión y su formulación es la siguiente (Ayuso *et al.*, 2007):

#### 5.1.1 Vida residual

$$T(x) = X - x \quad (13)$$

#### 5.1.2 Esperanza de vida

$$\bar{e}_x = E[T(x)] = \int_0^{w-x} t \cdot g_x(t) dt \quad (14)$$

Donde:

$w$  es la edad límite de supervivencia (en años).

$g_x(t)$  es la función de densidad de la variable vida residual.

$t$  es la variable referente al tiempo

La función de densidad concretamente puede expresarse de la siguiente forma (Ayuso *et al.*, 2007):

$$g_x(t) = \frac{f(x+t)}{1-F(x)} \quad (15)$$

Donde  $f(x+t)$  es la función de densidad de los fallecimientos en la edad  $x+t$  y  $F(x)$  es la función de distribución de la mortalidad a una edad  $x$ .

Y, realizando una transformación:

$$g_x(t) = \frac{f(x+t)}{1-F(x)} \cdot \frac{1-F(x+t)}{1-F(x+t)} = \frac{1-F(x+t)}{1-F(x)} \cdot \frac{f(x+t)}{1-F(x+t)} = {}_t p_x \cdot \mu(x+t) \quad (16)$$

Donde  ${}_t p_x$  es la probabilidad de supervivencia a una edad  $x$  y para una temporalidad  $t$ .  $\mu(x+t)$  representa la intensidad de la probabilidad de fallecimiento en un instante  $x+t$ , se podría definir como la fuerza de mortalidad en ese momento condicionado a que el sujeto sobreviva hasta ese instante. Finalmente, si se sustituye la ecuación 17 en la 14 y se resuelve la integral, se demuestra (Ayuso *et al.*, 2007):

$$\bar{e}_x = E[T(x)] = \int_0^{w-x} {}_t p_x dt \quad (17)$$

### 5.1.3 Vida media completa

En numerosas ocasiones en Estadística Actuarial Vida se trabaja con tablas de mortalidad ya estimadas por UNESPA (PERM-2000 o PASSEM-2010). Por eso se discretiza la fórmula del valor esperado, para trabajar con valores probabilísticos observados en la demografía de la población. De esta manera (Ayuso *et al.*, 2007) y teniendo en cuenta que  ${}_t p_x = \frac{l_{x+t}}{l_x}$ :

$$\bar{e}_x = \frac{1}{l_x} \int_0^{w-x} l_{x+t} dt = \frac{T_x}{l_x} \quad (18)$$

Donde  $T_x$  se denomina la cantidad de existencia, que representa el número de años que sobrevivirán para una cohorte a una determinada edad  $x$ .  $l_x$  indica el número de individuos vivos de una determinada edad  $x$ . Atendiendo a estas dos definiciones se llega a la conclusión de que  $T_x$  puede aproximarse mediante las funciones cohorte. A continuación definimos  $L_x$  como la función censal de supervivencia que indica el promedio de individuos vivos entre una edad  $x$  y  $x+1$  (Ayuso *et al.*, 2007):

$$L_x = \int_0^1 l_{x+t} dt \quad (19)$$

Por tanto:

$$T_x = \sum_{t=0}^{w-x} L_{x+t} \quad (20)$$

Y mediante la definición de la función censal de supervivencia (asumiendo que los fallecimientos se distribuyen uniformemente a lo largo del periodo):

$$L_x = \frac{1}{2} \cdot (l_x + l_{x+1}) \quad (21)$$

Sustituyendo la ecuación 22 en la 21 (Ayuso *et al.*, 2007):

$$T_x = \frac{1}{2}l_x + \sum_{t=1}^{w-x} l_{x+t} \quad (22)$$

En última instancia, dividiendo la ecuación 23 por  $l_x$  y asumiendo que  ${}_t p_x = \frac{l_{x+t}}{l_x}$  se obtiene la esperanza de vida completa ( $e^o_x$ )<sup>6</sup> (Ayuso *et al.*, 2007):

$$e^o_x = \frac{1}{2} + \sum_{t=1}^{w-x} {}_t p_x \quad (23)$$

#### 5.1.4 Vida media abreviada

También existe el término de esperanza de vida abreviada, que se diferencia de la anterior definición por expresar el número de años completos de supervivencia del individuo en cuestión (Ayuso *et al.*, 2007). Por tanto:

$$E[ENT(T_x)] = \sum_{t=1}^{w-x} l_{x+t} \quad (24)$$

Y dividiendo (Ayuso *et al.*, 2007) por  $l_x$ :

$$e_x = \sum_{t=1}^{w-x} {}_t p_x \quad (25)$$

Según los pasos previos, en los que se ha obtenido unas probabilidades anuales para cada edad con Lee-Carter, se opta por trabajar con las fórmulas discretas (ecuación 24 y 26). No obstante, creo que para el lector resulta interesante ver de dónde provienen todos estos cálculos que se realizarán en un campo discreto. Sin embargo, como la biometría depende del tiempo, todos los cálculos provienen realmente del mundo de las variables continuas.

## 5.2 Constancia del tanto de mortalidad

Antes de pasar a la aplicación práctica, cabe definir esta aproximación de la mortalidad, ya que se utilizará para obtener las probabilidades de supervivencia que nos permitirán calcular la esperanza de vida. Esta hipótesis que se emplea habitualmente en edades no enteras establece las probabilidades de fallecimiento como (Ayuso *et al.*, 2007):

$${}_t q_x = 1 - e^{-t\mu_x} \quad (26)$$

---

<sup>6</sup> La notación utilizada en este concepto no es exactamente la que corresponde formalmente, no obstante, se ha optado por emplear esta dada la ausencia de los símbolos correctos en el programa Word.

Donde  $\mu_x$  es el tanto instantáneo de mortalidad e indica la “fuerza” de la mortalidad. Asumiendo dicha hipótesis, la probabilidad de fallecimiento se mantiene constante durante el año entero. Y teniendo en cuenta que  ${}_t p_x = 1 - {}_t q_x$ :

$${}_t p_x = e^{-t\mu_x} \quad (27)$$

Y concretamente para temporalidad empleada en el presente estudio (anual,  $t = 1$ ):

$$p_x = e^{-\mu_x} \quad (28)$$

### 5.3 Cómputo de la esperanza de vida

A continuación, se calculan las probabilidades de supervivencia asumiendo la hipótesis de constancia del tanto de mortalidad. Por tanto, estas serán la exponencial de menos el tanto de mortalidad, que se predijo anteriormente con el modelo Lee-Carter. Este procedimiento se realiza por igual para cada sexo y dependiendo de si el objeto *demogdata* contiene datos observados o también se incluyen esos datos estimados, es decir, finalmente se crean 4 matrices diferentes<sup>7</sup>. Cada matriz contiene tantas columnas como años predichos (150). En cuanto a las filas, su número dependerá de la inclusión o no de las probabilidades ajustadas con la distribución Gompertz (125 si las incluyen y 100 para los objetos con únicamente datos observados).

#### 5.3.1 Cálculo de las probabilidades de supervivencia con temporalidad superior al año.

Previamente se ha definido que la esperanza de vida completa se calcula como el sumatorio de las probabilidades de supervivencia más un medio. Cabe precisar que de acuerdo con la información de la que disponemos en este momento, faltaría definir cómo se obtienen las probabilidades con temporalidad superior al año. En última instancia y asumiendo la independencia de dichos sucesos aleatorios, la intersección de dichos eventos se calcula como el producto de la ocurrencia de los mismos, por tanto:

$${}_t p_x = \prod_{y=0}^{t-1} p_{x+y} \quad (29)$$

Este cómputo se puede realizar en R-Studio mediante la función *cumprod()*<sup>8</sup>.

#### 5.3.2 Diferencia entre edad media de fallecimiento en un determinado año y la esperanza de vida real.

Finalmente se dispone de 4 matrices con las probabilidades de supervivencia, donde las columnas representan los años predichos y las filas, las edades de los individuos. Llegados a este punto es muy relevante especificar qué probabilidades debemos introducir para un

<sup>7</sup> Véase Anexo.

<sup>8</sup> Véase Anexo.

óptimo cálculo de la esperanza de vida. A continuación, se muestra una imagen del fragmento de una de dichas matrices, que facilitará la comprensión de este procedimiento:

	1	2	3	4	5	6	7	8
0	0.9978386	0.9979343	0.9980257	0.9981131	0.9981967	0.9982765	0.9983528	0.9984258
1	0.9998182	0.9998261	0.9998336	0.9998408	0.9998477	0.9998543	0.9998606	0.9998667
2	0.9998862	0.9998913	0.9998961	0.9999007	0.9999052	0.9999094	0.9999135	0.9999173
3	0.9999137	0.9999177	0.9999215	0.9999252	0.9999287	0.9999320	0.9999352	0.9999382
4	0.9999269	0.9999303	0.9999335	0.9999365	0.9999395	0.9999423	0.9999449	0.9999475
5	0.9999269	0.9999301	0.9999331	0.9999359	0.9999387	0.9999413	0.9999438	0.9999462
6	0.9999337	0.9999367	0.9999395	0.9999422	0.9999448	0.9999473	0.9999496	0.9999519
7	0.9999351	0.9999379	0.9999406	0.9999432	0.9999456	0.9999480	0.9999502	0.9999524
8	0.9999360	0.9999386	0.9999412	0.9999436	0.9999460	0.9999482	0.9999504	0.9999524

Ilustración 6: Elaboración propia

Intuitivamente y según las fórmulas mostradas anteriormente, uno podría pensar en calcular la esperanza de vida utilizando las probabilidades de supervivencia pertenecientes al 1º año:

	1	2	3	4	5	6	7	8
0	0.9978386	0.9979343	0.9980257	0.9981131	0.9981967	0.9982765	0.9983528	0.9984258
1	0.9998182	0.9998261	0.9998336	0.9998408	0.9998477	0.9998543	0.9998606	0.9998667
2	0.9998862	0.9998913	0.9998961	0.9999007	0.9999052	0.9999094	0.9999135	0.9999173
3	0.9999137	0.9999177	0.9999215	0.9999252	0.9999287	0.9999320	0.9999352	0.9999382
4	0.9999269	0.9999303	0.9999335	0.9999365	0.9999395	0.9999423	0.9999449	0.9999475
5	0.9999269	0.9999301	0.9999331	0.9999359	0.9999387	0.9999413	0.9999438	0.9999462
6	0.9999337	0.9999367	0.9999395	0.9999422	0.9999448	0.9999473	0.9999496	0.9999519
7	0.9999351	0.9999379	0.9999406	0.9999432	0.9999456	0.9999480	0.9999502	0.9999524
8	0.9999360	0.9999386	0.9999412	0.9999436	0.9999460	0.9999482	0.9999504	0.9999524

Ilustración 7: Elaboración propia

Sin embargo, la tesis que se desprende de esta investigación implica que las probabilidades de supervivencia y fallecimiento no se mantienen constantes con el transcurso del tiempo, sino que mejorarán en función de los avances médicos y asistenciales. Por consiguiente, de realizarse este cómputo no se estaría incluyendo dicha variación en la curva de mortalidad del sujeto analizado. Por tanto, este cálculo correspondería a la vida media de un individuo en el año 2019, pero no representaría la esperanza de vida real de ese individuo de edad ( $x$ ) a un año determinado ( $t$ ). Nótese que no se incluye el efecto de que con el tiempo las probabilidades de supervivencia mejorarán.

Dicho lo anterior, correspondería ahora preguntarse cómo añadir dicho efecto. Se seguirá el siguiente razonamiento: para un individuo de edad  $x$ , la primera probabilidad de supervivencia ( $p_x$ ) estará en la fila  $x$  y esta sí que coincidirá con la primera columna. No obstante, pasado un año, la probabilidad de supervivencia para la siguiente edad ya no se situará en la primera columna, sino que realmente será la situada en la columna 2 y la fila  $x + 1$ , ya que las probabilidades han cambiado con el paso del tiempo. Y así

sucesivamente para todas las edades. Por tanto, las probabilidades que nos proporcionarán la esperanza de vida correcta se situarán en la diagonal de la matriz:

	1	2	3	4	5	6	7	8
0	0.9978386	0.9979343	0.9980257	0.9981131	0.9981967	0.9982765	0.9983528	0.9984258
1	0.9998182	0.9998261	0.9998336	0.9998408	0.9998477	0.9998543	0.9998606	0.9998667
2	0.9998862	0.9998913	0.9998961	0.9999007	0.9999052	0.9999094	0.9999135	0.9999173
3	0.9999137	0.9999177	0.9999215	0.9999252	0.9999287	0.9999320	0.9999352	0.9999382
4	0.9999269	0.9999303	0.9999335	0.9999365	0.9999395	0.9999423	0.9999449	0.9999475
5	0.9999269	0.9999301	0.9999331	0.9999359	0.9999387	0.9999413	0.9999438	0.9999462
6	0.9999337	0.9999367	0.9999395	0.9999422	0.9999448	0.9999473	0.9999496	0.9999519
7	0.9999351	0.9999379	0.9999406	0.9999432	0.9999456	0.9999480	0.9999502	0.9999524
8	0.9999360	0.9999386	0.9999412	0.9999436	0.9999460	0.9999482	0.9999504	0.9999524

Ilustración 8:Elaboración propia

Lo que pretende reflejar este apartado es lo que formalmente en Estadística Actuarial Vida se denomina la diferencia de trabajar con tablas mortalidad estáticas o dinámicas. Las primeras suponen que la mortalidad o la supervivencia permanece constante en el tiempo y a efectos prácticos se asume que al cabo de un lapso temporal van a recalcularse. En consecuencia, las segundas suponen que dependiendo de la edad del individuo y, por ende, del momento de nacimiento de dicho sujeto, le corresponderá una curva de mortalidad determinada. Podemos encontrar ejemplos en el contexto del sector asegurador, donde se utilizan ambas:

- Para calcular la prima de los seguros y las coberturas de fallecimiento se emplea la tabla L-Passem 2020. Esta es estática y la principal razón de su aplicación se debe a que conlleva unos recargos de seguridad en las probabilidades de muerte.
- En los seguros y coberturas de vida, en cambio, se utilizan las tablas generacionales L-PER 2020, que son dinámicas y sí que recogen el mencionado incremento de las probabilidades de supervivencia con el tiempo.

Finalmente cabe comentar que en el *script*, el comando que proporciona dichas probabilidades situadas en la diagonal de la matriz es *diag()*<sup>9</sup>.

### 5.3.3 Aplicación en R-Studio y resultados

En último lugar, una vez descrita toda la formulación que existe detrás del cómputo que se pretende realizar, corresponde proceder a su aplicación y comparar si existen diferencias significativas entre aquellas bases de datos que contienen datos estimados y observados y las que sólo están formadas por los segundos.

<sup>9</sup> Véase Anexo.

Para la estimación de la esperanza de vida se empleará la ecuación 24, por tanto, se calculará la vida media completa. A continuación, se muestra el pseudocódigo empleado que permite un cómputo óptimo:

$$e^o_x = \text{sum} \left( \text{cumprod}(\text{diag}(p_x)) \right) + \frac{1}{2} \quad (30)$$

Donde  $p_x$  representa las diversas matrices de probabilidades de supervivencia descritas anteriormente. Los resultados obtenidos para la esperanza de vida completa al nacimiento ( $e^o_0$ ), son:

OBJETO DEMOGDATA	ESP. DE VIDA COMPLETA AL NACER	DIFERENCIA
HOMBRES_0-125	90.21204	0.24041
HOMBRES_0-100	89.97163	
MUJERES_0-125	95.18697	0.92407
MUJERES_0-100	94.2629	

Tabla 1: Elaboración propia

De la misma manera, si se calcula la vida media completa a los 65 años ( $e^o_{65}$ ):

OBJETO DEMOGDATA	ESP. DE VIDA COMPLETA 65 AÑOS	DIFERENCIA
HOMBRES_0_125	21.10499	0.06859
HOMBRES_0_100	21.0364	
MUJERES_0_125	25.42756	0.23613
MUJERES_0_100	25.19143	

Tabla 2: Elaboración propia

Los resultados reflejan que las probabilidades en las edades más extremas añadidas mediante la distribución Gompertz ejercen cierta influencia en el cómputo de la esperanza de vida. Dicha divergencia es relevante y más en un sector como el asegurador, en el que la empresa debe aprovisionar previamente la cantidad prevista de los gastos que va a tener que afrontar. Este hecho se manifiesta en una doble vertiente:

- Para los seguros o coberturas de vida, la empresa deberá aprovisionar una mayor cantidad dineraria en concepto de provisión de la prima pura, pues los asegurados sobrevivirán más tiempo. Este efecto será muy notorio en aquellas rentas vitalicias, debido a la inclusión de más años posibles de vida. Pero también afectará a las temporales, en la medida que las probabilidades de supervivencia han mejorado con la inclusión de las probabilidades estimadas.
- Para las coberturas o seguros de fallecimiento, la aseguradora podría ahorrarse una parte de la prima pura, debido a que, si las probabilidades de supervivencia son mayores, en el caso de las de muerte, el efecto será el inverso. Dicho ahorro podría dedicarse a cubrir el aumento de las primas de los seguros de vida o simplemente invertirlo en el mercado financiero para obtener una rentabilidad mayor de sus activos.

## 6. Efecto de las edades extremas estimadas en las primas puras

### 6.1 Definición formal de prima pura y obtención de los datos

En este apartado se analizará el efecto sobre el precio de los seguros si se incluyen las probabilidades estimadas en la confección del modelo Lee-Carter. No obstante, previamente cabe definir cómo se calcula la prima de un seguro del ramo de vida.

En primer lugar, el precio final que retribuye el cliente se denomina la prima de tarifa. En ella se contemplan unos recargos de gestión destinados a cubrir los gastos administrativos. Además, dicha cuantía también contiene un sobreprecio que subsana las posibles desviaciones negativas del precio estimado que puedan acontecer, monto que se denomina prima de inventario. Por desviaciones negativas se entiende, por ejemplo, que el sujeto asegurado en un seguro de vida vitalicio sobreviva más tiempo del esperado. Finalmente, si no se incluyen dichos recargos, se obtiene la prima pura, que contiene la cuantía total a desembolsar por el asegurado para cubrir los servicios demandados.

La prima pura puede ser única, cuando el precio equivale al valor actual actuarial (VAA) de la renta en cuestión, o periódica, que consiste en diferir y fraccionar el pago del VAA en diferentes periodicidades (ya sean anuales, mensuales, trimestrales...). En los seguros del ramo de vida y decesos, los servicios contratados consisten en uno o varios pagos a una determinada edad si se cumplen uno o más eventos relacionados con la muerte o la supervivencia del asegurado (o también de varios asegurados). Por tanto, el VAA consiste en actualizar financieramente la/s cantidad/es a percibir por el beneficiario del contrato y además condicionar el pago de las mismas a la ocurrencia del suceso de riesgo. Nótese cómo al final el VAA es un valor esperado en un horizonte temporal, que puede computarse como la suma de cada pago esperado, por las propiedades de la esperanza:

$$VAA = {}_m/Va_{x:n} = \sum_{t=m}^{(m+n)-1} C_{t-m} \cdot (1 + I_1)^{-t} \cdot S_t \quad (31)$$

Donde:

$x$  es la edad del asegurado.

$m$  es el momento en que se inician los pagos.

$n$  la temporalidad, representa la duración de los pagos.

$C_{t-m}$  es la cuantía correspondiente a percibir por el beneficiario.

$I_1$  es el tipo de interés al que se valora la renta. Según la normativa de Solvencia II se debe tomar como valor aquel publicado en la ETTI de EIOPA.

$S_t$  representará la probabilidad de ocurrencia de un suceso determinado en un momento  $t$ . Por ejemplo, para el caso de una renta de vida con sólo un asegurado será una  ${}_t p_x$  y para los seguros o coberturas de fallecimiento sería en cambio una  $(t-1)/q_x$ .



Según la descripción anterior, uno puede observar que la disparidad que se producirá en la cuantía de la prima pura (entre aquellas bases de datos que sólo incluyen hasta los 100 años y las que alcanzan los 125 años) será causada por la diferencia en las probabilidades de fallecimiento o supervivencia. Acto seguido se computarán diversos ejemplos de rentas que permitirán constatar el efecto de aumentar la edad límite de la base de datos original mediante datos estimados. Dicha comprobación también permitirá establecer cómo afectará la inclusión de datos estimados y, por consiguiente, más años, a la solvencia de la propia empresa aseguradora. Cabe subrayar que, según la definición aportada previamente, puesto que el efecto se va a manifestar en el cálculo de la prima pura y no en los recargos adicionales de seguridad y gestión de la póliza, el análisis se centrará exclusivamente en esta magnitud.

Normalmente, como en el sector se trabaja con tablas aprobadas por la Dirección General de Seguros, las probabilidades de supervivencia o fallecimiento se calculan mediante las fórmulas discretas, eso es (para los seguros con sólo un asegurado):

$${}_t p_x = \frac{l_{x+t}}{l_x} \quad (32)$$

$${}_t q_x = \frac{l_{x+t} - l_{x+t+1}}{l_x} \quad (33)$$

En el presente estudio se ha optado por seguir la misma metodología. No obstante, nótese que en este momento se desconoce el valor de las funciones cohorte. Para obtenerlos, se emplea la ya mencionada función *LifeTable()* y como datos de entrada se introduce la diagonal<sup>10</sup> de las diferentes matrices que contienen el tanto de mortalidad central predicho con Lee-Carter.

## 6.2 Ejemplos numéricos de cálculo de primas puras

Para realizar las diversas ilustraciones se han supuesto dos hipótesis que facilitan el cómputo de las primas:

- Por un lado, el interés efectivo anual empleado como base técnica de la actualización financiera es constante e igual en todos los ejemplos y recibe el valor de 2%.
- Por el otro, tanto la periodicidad de las primas como la de los pagos realizados por la aseguradora es anual.

Como futuras líneas de investigación, se podría actualizar al tipo de interés correspondiente marcado por Solvencia II que alteraría en gran medida la cuantía final de la prima, ya que el VAA planteado anteriormente tiene gran sensibilidad a los cambios de tipo de interés. De la misma manera, se podría emplear una periodicidad distinta a la elegida, asumiendo alguna hipótesis para edades intermedias (como interpolación lineal, *balducci* o la ya referida constancia del tanto de mortalidad). Sin embargo, la finalidad de dichos ejemplos es únicamente mostrar que, como las probabilidades cambiarán con la inclusión de datos estimados, resulta conveniente ver el efecto que causarán en las primas y de qué forma se manifiesta. Cabe mencionar que, asumiendo que las funciones de

---

<sup>10</sup> Véase el apartado 6.2

distribución y supervivencia de la mortalidad son inversas, también lo será el efecto causado en el precio del seguro según se considere coberturas de fallecimiento o de supervivencia. Esa es una de las deducciones más relevantes del presente apartado.

### 6.2.1 Renta de supervivencia vitalicia

Para ilustrar lo anterior, se computa la prima de un seguro de vida vitalicio y pagadero al final de cada período para un sujeto de 45 años. Dicha cobertura se diferirá hasta los 65 años y el beneficiario recibirá una cuantía inicial de 6.000 €, creciente anualmente en 300€. Las primas se abonarán anualmente y un máximo de 20 años. El valor actual actuarial a calcular será:

Para las bases de datos que contiene como edad límite actuarial de 125 años:

$${}_{20|}Va_{45} = \sum_{t=20}^{78} (6.000 + 300 \cdot (t - 20)) \cdot 1.02^{-(t+1)} \cdot \frac{l_{45+t+1}}{l_{45}} \quad (34)$$

En cambio, para una edad límite de 100 años:

$${}_{20|}Va_{45} = \sum_{t=20}^{53} (6.000 + 300 \cdot (t - 20)) \cdot 1.02^{-(t+1)} \cdot \frac{l_{45+t+1}}{l_{45}} \quad (35)$$

Finalmente, para calcular la prima pura (en ambos casos):

$$P \cdot \ddot{a}_{45:20} = {}_{20|}Va_{45} \rightarrow P = \frac{{}_{20|}Va_{45}}{\ddot{a}_{45:20}} \quad (36)$$

Donde:

$$\ddot{a}_{45:20} = \sum_{t=0}^{19} 1.02^{-t} \cdot \frac{l_{45+t}}{l_{45}} \quad (37)$$

Realizando dichos cálculos para las diferentes series de datos disponibles se obtienen los siguientes resultados:

SERIE	VAA	DIFERENCIA	PRIMA PURA ANUAL	DIFERENCIA
HOMBRES 0-125	144,022.70 €		7,688.65 €	
HOMBRES 0-100	124,365.00 €	19,657.70 €	7,550.81 €	137.84 €
MUJERES 0-125	151,509.00 €		9,139.37 €	
MUJERES 0-100	144,022.70 €	7,486.30 €	8,687.87 €	451.49 €

Tabla 3: Elaboración propia

Se observa una diferencia considerable para este caso concreto. Anteriormente la esperanza de vida a los 65 años alcanzaba un valor mayor si se empleaban para su cálculo las matrices de datos predichos mediante Lee-Carter que contenían los datos estimados. En ese momento ya se podía intuir que las probabilidades de supervivencia en edades

avanzadas de dichas series habían aumentado. En consecuencia y por lógica económica, un seguro de supervivencia calculado con unas probabilidades mayores, dará lugar a una prima superior. No obstante, nótese que la diferencia en los precios no sólo recoge el efecto de la mejora en las magnitudes probabilísticas, sino que también varía por el hecho de que la edad límite del individuo en las tablas de mortalidad de 125 años es mayor. Por tanto, también se asume que el sujeto pueda perecer posteriormente (comparado con las series con una edad límite de 100 años) y se incluyen más periodicidades en el cómputo del VAA.

Adicionalmente se registra una divergencia mayor en el caso de las mujeres, hecho que concuerda con que la diferencia en la esperanza de vida (a los 65 años) de las mismas también resultó ser mayor en comparación con la del sexo masculino. Este hecho guarda relación con la mayor supervivencia de las mujeres por factores biológicos que se comentaron previamente. Como la función de supervivencia del sexo femenino es mayor en edades avanzadas, la aplicación de Lee-Carter sobre los datos también resulta en un  $m_x$  superior al caso masculino. Por consiguiente, el caso femenino ofrece un mayor interés, porque mostrará en mayor medida el impacto de esos años de probabilidades estimadas que se añadieron mediante la Gompertz.

### 6.2.2 Seguro de fallecimiento vitalicio

Como en la resolución anterior se ha mencionado que las mujeres muestran una divergencia mayor al comparar los distintos modelos de supervivencia, esta ejemplificación sólo se realizará para el caso femenino. En el presente caso el evento de riesgo es el fallecimiento del asegurado. Según los resultados anteriores y por intuición, la prima a pagar por el asegurado debería ser menor para la base de datos de las mujeres que contiene hasta los 125 años.

A continuación, se expone un seguro que cubre la muerte de una mujer de 50 años, inmediato y de vida entera, con una cuantía inicial de 50.000 €, creciente anualmente en 3.000 €. Las primas de dicha cobertura serán constantes y se pagarán un máximo de 20 anualidades.

$$Va_{50} = \sum_{t=0}^{74} (50.000 + 3.000 \cdot t) \cdot 1.02^{-(t+1)} \cdot \frac{l_{50+t} - l_{50+t+1}}{l_{50}} \quad (38)$$

$$Va_{50} = \sum_{t=0}^{49} (50.000 + 3.000 \cdot t) \cdot 1.02^{-(t+1)} \cdot \frac{l_{50+t} - l_{50+t+1}}{l_{50}} \quad (39)$$

$$P \cdot \ddot{a}_{50:20} = Va_{50} \rightarrow P = \frac{Va_{50}}{\ddot{a}_{50:20}} \quad (40)$$

Donde:

$$\ddot{a}_{50:20} = \sum_{t=0}^{19} 1.02^{-t} \cdot \frac{l_{50+t}}{l_{50}} \quad (41)$$

SERIE	VAA	DIFERENCIA	PRIMA PURA ANUAL	DIFERENCIA
MUJERES 0-125	73,509.72 €		4,440.17 €	
MUJERES 0-100	55,739.34 €	17,770.38 €	3,366.84 €	1,073.33 €

Tabla 4: Elaboración propia

Contrariamente al argumento anteriormente expuesto, para este caso la prima pura sería mayor para la serie que alcanza los 125 años. No obstante, existe una explicación: la renta en el primer  $Va_{50}$  calculado contiene más periodicidades, ya que se acepta que el sujeto puede sobrevivir hasta la edad límite correspondiente. Por tanto, este efecto eleva la prima de la primera serie y contrarresta la cantidad en concepto de prima que teóricamente se ahorraría de emplearse la base de datos que alcanza los 125 años.

### 6.2.3 Renta de decesos temporal

A continuación, pasamos a contemplar el efecto de la disparidad en las probabilidades en un seguro de fallecimiento diferido 5 años y con una temporalidad de 20 anualidades. Este caso (a diferencia del anterior) permitirá observar nítidamente la mejora de las probabilidades de supervivencia en edades avanzadas. La cuantía inicial será de 75.000 €, creciente un 3,5% anual acumulativo. El precio a abonar por la cobertura será constante y se pagará en anualidades con un máximo de 5 años.

$${}_5/Va_{50} = \sum_{t=5}^{19} 75.000 \cdot 1.035^{t-5} \cdot 1.02^{-(t+1)} \cdot \frac{l_{50+t} - l_{50+t+1}}{l_{50}} \quad (42)$$

$$P \cdot \ddot{a}_{50:5} = Va_{50} \rightarrow P = \frac{Va_{50}}{\ddot{a}_{50:5}}$$

Donde:

$$\ddot{a}_{50:5} = \sum_{t=0}^4 1.02^{-t} \cdot \frac{l_{50+t}}{l_{50}}$$

SERIE	VAA	DIFERENCIA	PRIMA PURA ANUAL	DIFERENCIA
MUJERES 0-125	1,012.40 €		210.88 €	
MUJERES 0-100	1,015.16 €	- 2.76 €	211.45 €	- 0.58 €

Tabla 5: Elaboración propia

Conforme a los cálculos anteriores, queda demostrado empíricamente que la aplicación del modelo Lee-Carter con datos estimados para las rentas de fallecimiento producirá un ahorro en cuanto a provisión técnica a depositar por parte de la aseguradora.

### 6.2.4 Renta de supervivencia diferida y temporal

En último lugar se pretende obtener el precio una renta de supervivencia para un sujeto de 45 años. Las características del seguro son: diferido 20 años, con una duración de igual

temporalidad. De la misma manera que en el caso de los decesos, esta cobertura permitirá comprobar el impacto de la mejora de las funciones cohorte en edades extremas, sin ningún otro efecto adicional. El pago inicial sería de 6.000 € crecientes en 300 € anualmente, como en el primer ejemplo calculado. El VAA correspondiente es igual para todas las series, sólo habría que escoger las probabilidades correspondientes a cada modelo estimado:

$${}_{20|}Va_{45:20} = \sum_{t=20}^{39} (6.000 + 300 \cdot (t - 20)) \cdot 1.02^{-(t+1)} \cdot \frac{l_{45+t+1}}{l_{45}} \quad (43)$$

Y para la prima pura<sup>11</sup>:

$$P \cdot \ddot{a}_{45:20} = {}_{20|}Va_{45:20} \rightarrow P = \frac{{}_{20|}Va_{45:20}}{\ddot{a}_{45:20}} \quad (44)$$

SERIE	VAA	DIFERENCIA	PRIMA PURA ANUAL	DIFERENCIA
HOMBRES 0-125	86,106.07 €		5,227.89 €	
HOMBRES 0-100	86,101.00 €	5.07 €	5,227.61 €	0.28 €
MUJERES 0-125	92,093.09 €		5,555.26 €	
MUJERES 0-100	92,082.90 €	10.19 €	5,554.71 €	0.55 €

Tabla 6: Elaboración propia

Llegados a este punto y de acuerdo con todos los resultados obtenidos, se puede afirmar que la introducción de datos estimados y, en consecuencia, la aceptación de una edad límite superior causan efectos inversos dependiendo del tipo de cobertura en cuestión. Se confirma así el resultado que por intuición y lógica se podía suponer *a priori*, ya que los eventos de riesgo que cubren en cada caso son inversos y excluyentes. Para el caso de seguros de supervivencia la prima pura aumentará; en las coberturas de fallecimiento, en cambio, el precio del seguro disminuirá, suponiendo un ahorro para la aseguradora.

<sup>11</sup> Donde el término  $\ddot{a}_{45:20}$  es el mismo que el del apartado 7.2.1

## 7. Conclusiones

El aumento de la esperanza de vida de los individuos se considera uno de los rasgos demográficos propios de las economías desarrolladas. Dicho progreso suele atribuirse a un sistema sanitario ambicioso y una calidad de vida creciente. Por esta razón suscita interés común en la sociedad actual, prueba de ello reside en que dichos incrementos suelen ser divulgados por los medios de comunicación.

No obstante, para el especialista estadístico y más concretamente para el actuario, además un valor del conjunto social, también supone un reto para modelizar el riesgo de supervivencia o fallecimiento. Cabe añadir que no existen indicios de que esta tendencia se aminore, o de que la esperanza de vida humana esté llegando a su límite. Nótese cómo en el siglo XX se ha extendido el uso de la denominación de *la cuarta edad* para referenciar las cohortes de población mayores de 80 años. Todo lo anterior indica que aún existe posibilidad de mejora. Desde esa perspectiva, el actuario debe asumir que las probabilidades de sus modelos o tablas estadísticas se modificarán progresivamente.

Con el objetivo de captar este efecto y predecir magnitudes biométricas se ideó el modelo Lee-Carter (Carter, 1992), que fue empleado en la década de los noventa para analizar la evolución demográfica de Estados Unidos. En dicho estudio los mismos autores pusieron en entredicho la fiabilidad de las bases de datos de las que disponían argumentando que el registro de mortalidad en edades avanzadas era deficiente. De una forma similar, en el presente estudio se ha partido de la investigación mencionada, pero con la voluntad de introducir ciertos matices que deberían favorecer el ajuste de la predicción.

En primero de ellos ha consistido en acotar el estudio a la población española. A diferencia de Lee y Carter, se diferenció aquí según el sexo de los sujetos. Por tanto, en los resultados se han observado las divergencias entre las probabilidades según correspondan a un hombre o a una mujer, constatando una mayor esperanza de vida en el segundo caso. El objetivo final de este análisis consiste en predecir la mortalidad y la supervivencia. No obstante, cabe subrayar que las tablas de mortalidad tradicionales sólo alcanzan los 110 años. Dicha edad podría verse rebasada por algunos sujetos a raíz de los avances médicos. La prolongación de la esperanza de vida y en concreto el fenómeno de la cuarta edad es todavía un proceso joven del que probablemente aún no se conocen la totalidad de sus efectos. Por consiguiente, si se pretende predecir cualquier magnitud biométrica (aceptando que en un futuro se va a superar la edad límite que contienen actualmente las tablas de mortalidad), se necesitará emplear unas bases de datos que contengan las probabilidades hasta la edad actuarial que se considere conveniente. Por esa razón y para salvar el obstáculo que supone la poca fiabilidad de los datos históricos en edades extremas, se modelizó el comportamiento de la mortalidad mediante un modelo de supervivencia paramétrico (Gompertz) y se estableció una edad actuarial lo suficientemente extrema (125 años). Con ello deberían evitarse en mayor medida las desviaciones negativas respecto a las probabilidades estimadas.

A continuación, se ha estimado la predicción del comportamiento de la mortalidad mediante el modelo Lee-Carter. Dicho procedimiento se ha realizado tanto para las tablas de mortalidad creadas (que contienen de los 0 a los 125 años), como para las tablas obtenidas con los datos históricos, que alcanzan hasta los 100 años. Posteriormente, con las probabilidades proporcionadas por dicho modelo se ha calculado la esperanza de vida. Todo ello explicitando qué magnitudes se deben emplear para un óptimo cómputo de la misma. El proceso ha puesto de manifiesto que las probabilidades evolucionarán con el

transcurso del tiempo y de aquí la importancia de trabajar con tablas dinámicas de supervivencia o fallecimiento. Los resultados que se obtuvieron demuestran la relevancia de incluir las edades extremas estimadas. Aunque la cantidad de sujetos que las alcancen sea mínima, su inclusión repercute en un incremento de la probabilidad de supervivencia para el resto de las cohortes. Prueba de lo anterior es que las bases de datos que contenían hasta los 125 años, proporcionaron una vida media superior que no las que sólo contenían datos observados.

En último lugar, dadas las divergencias mostradas en las probabilidades obtenidas, se ha pretendido determinar las repercusiones que dichas diferencias causarían en el precio de los seguros. Las aseguradoras son de las pocas empresas que reciben el pago de sus servicios antes de la prestación de los mismos, por esta razón, están obligadas a provisionar el importe de estos previamente. Por consiguiente, el cálculo de las primas puras debe computarse con la máxima precisión posible. Este hecho confirma la pertinente relevancia de la presente investigación, ya que las desviaciones negativas de las probabilidades empleadas para el cómputo de las primas podrían desencadenar problemas de solvencia. Los resultados en las primas aquí calculadas arrojaron las siguientes conclusiones:

Por un lado, al incluir los datos los datos estimados con la Gompertz mejoraron las probabilidades de supervivencia. Por tanto, en los seguros de fallecimiento se producirá un ahorro en las provisiones. En las rentas de supervivencia en cambio, el efecto será el inverso y la empresa deberá provisionar una cuantía dineraria mayor.

Por el otro, para el caso de las rentas vitalicias la diferencia en las primas al utilizar unas u otras tablas es muy notoria, ya que se asume que el individuo tiene una edad límite mayor. Por consiguiente, se añaden más anualidades susceptibles de cobro por parte del beneficiario, lo cual incrementa notablemente la provisión a efectuar.

En último lugar y en consonancia con el punto anterior, se ha observado cómo en el sector asegurador se recalculan periódicamente las tablas de mortalidad. Normativamente, estas deberán actualizarse con un máximo lapso temporal de 20 años. Sin embargo, dicho proceso es necesario no sólo por el hecho de considerar unas probabilidades de supervivencia mayores, sino también para modificar la edad límite de supervivencia.

Para concluir y como futuras líneas de investigación, cabría reflexionar sobre cómo ha afectado la pandemia COVID-19 a las probabilidades de supervivencia y fallecimiento. El debate residiría en si dicho efecto debería incluirse en una futura predicción de la esperanza de vida o si, por el contrario, debería tratarse como un *outlayer* y eliminarlo de la muestra.

## 8. Bibliografía

- Ayuso, M. H. Corrales, Guillén, M., Pérez-Marín A.M. y Rojo, J.L. (2007). *Estadística Actuarial Vida*. Edicions Universitat de Barcelona. Barcelona.
- Carter, L. R. y Lee R.D. (1992). Modeling and forecasting U.S. mortality. *Journal of the American Statistical Association* 87(419), 659-671.
- cbind: Combine R Objects by Rows or Columns*. [En línea]  
<https://www.rdocumentation.org/packages/base/versions/3.6.2/topics/cbind> (02 de abril de 2021).
- De la Fuente, L., Brugal, M.T., Domingo-Salvany, A., Bravo, M.J., Neira-León, M. y Barrio, G.(2006). Más de treinta años de drogas ilegales en España: una amarga historia con algunos consejos para el futuro. *Revista Española de Salud Pública* 80, 505-520.
- López Ramos, C. (2020). ¿Por qué las mujeres viven más que los hombres? Una revisión desde el punto de vista biológico. *Revista de Salud Ambiental*, Vol. 20, 2, 160-166. <https://ojs.diffundit.com/index.php/rsa/article/view/1047/974> (04 de abril de 2021).
- Gavrilov, L. A. y Gavrilova, N. S. (2019). New Trend in Old-Age Mortality: Gompertzialization of Mortality Trajectory. *Gerontology* 65, 451-457
- Gutiérrez, A. (2018). Los accidentes de tráfico, principal causa de muerte en jóvenes. *Tráfico y seguridad vial*. 17 de diciembre de 2018. <https://revista.dgt.es/es/noticias/internacional/2018/1218oms-informe-mundial-accidentes-trafico.shtml> (04 de abril de 2021).
- Human Mortality Database (HMD)*. <https://www.mortality.org/> (02 de abril de 2021).
- Hyndman, R.J., Booth, H., Tickle, L., Maindonald, J. (2019), *Demography: Forecasting mortality, fertility, migration and population data*. R package version 1.18. (02 de abril de 2021).
- Macias, Y. y Santolino, M. (2018). Aplicación de los modelos Lee-Carter y Renshaw-Haberman en los seguros de vida y mixtos. *Anales del Instituto de Actuarios Españoles* 24, 53-78.
- Segura Cardona, A. M., Doris Cardona, A., Berbesí Fernández, Dedsy Yajaira y Agudelo Martínez, A. (2017). Mortalidad por accidente de tránsito en el adulto mayor en Colombia. *Revista de Saúde Pública* 51:21. [https://www.scielo.br/pdf/rsp/v51/es\\_0034-8910-rsp-S1518-87872017051006405.pdf](https://www.scielo.br/pdf/rsp/v51/es_0034-8910-rsp-S1518-87872017051006405.pdf) (10 de abril de 2021)



## 9. Anexo

```
setwd("C:/Users/Oscar/Desktop/MASTER/ASSIGNATURES/2n curs/2º SEMESTRE/TFM/R-Studio")
library(MortalityLaws)
library(demography)

HMD_ESP_MX<- ReadHMD(what = "mx",
  countries = "ESP", # HMD country code for Sweden
  interval = "1x1", # specify data format
  username = "oscarcasesfiguerola27@gmail.com", # here add your HMD username
  password = "425pss", # here add your HMD password
  save = TRUE)

load("C:/Users/Oscar/Desktop/MASTER/ASSIGNATURES/2n curs/2º SEMESTRE/TFM/R-Studio/HMD_mx.Rdata")
HMD_ESP_MX<-HMD_mx
ls(HMD_ESP_MX)
head(HMD_ESP_MX$data)

#####
##### 2018 #####
#####

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX$data$Male
HMD_ESP_MX_2018_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==2018] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2018_H_50_100<- HMD_ESP_MX_2018_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2018_H_0_100<- HMD_ESP_MX_2018_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M1_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2018_H_50_100, law = 'gompertz')
M1_H$coefficients
M1_H$info

0.002487488*exp(0.100726568*101)
summary(M1_H)
mx_esp_2018_H_101_125<- predict(M1_H, x = 101:125)
mx_esp_2018_H_101_125
mx_esp_2018_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2018_H_0_100,mx_esp_2018_H_101_125)
X<-0:125
LT_2018_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2018_H_0_125)
LT_2018_H_0_125$lt
LT_2018_H_0_125$lt[101:126,]

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX$data$Female
```

```
HMD_ESP_MX_2018_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==2018] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2018_M_50_100<- HMD_ESP_MX_2018_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2018_M_0_100<- HMD_ESP_MX_2018_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN
```

```
x<-50:100
M1_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2018_M_50_100, law = 'gompertz')
summary(M1_M)
mx_esp_2018_M_101_125<- predict(M1_M, x = 101:125)
mx_esp_2018_M_101_125
mx_esp_2018_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2018_M_0_100,mx_esp_2018_M_101_125)
X<-0:125
LT_2018_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2018_M_0_125)
LT_2018_M_0_125$lt
LT_2018_M_0_125$lt[101:126,]
```

```
#####
##### 2017 #####
#####
```

```
#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_2017_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==2017] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2017_H_50_100<- HMD_ESP_MX_2017_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2017_H_0_100<- HMD_ESP_MX_2017_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN
```

```
x<-50:100
M_2017_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2017_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2017_H_101_125<- predict(M_2017_H, x = 101:125)
mx_esp_2017_H_101_125
mx_esp_2017_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2017_H_0_100,mx_esp_2017_H_101_125)
X<-0:125
LT_2017_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2017_H_0_125)
```

```
#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_2017_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==2017] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2017_M_50_100<- HMD_ESP_MX_2017_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2017_M_0_100<- HMD_ESP_MX_2017_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN
```

```
x<-50:100
M_2017_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2017_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2017_M_101_125<- predict(M_2017_M, x = 101:125)
mx_esp_2017_M_101_125
mx_esp_2017_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2017_M_0_100,mx_esp_2017_M_101_125)
X<-0:125
```

```

LT_2017_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2017_M_0_125)

#####
##### 2016 #####
#####

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_2016_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==2016] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2016_H_50_100<- HMD_ESP_MX_2016_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2016_H_0_100<- HMD_ESP_MX_2016_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_2016_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2016_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2016_H_101_125<- predict(M_2016_H, x = 101:125)
mx_esp_2016_H_101_125
mx_esp_2016_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2016_H_0_100,mx_esp_2016_H_101_125)
X<-0:125
LT_2016_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2016_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_2016_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==2016] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2016_M_50_100<- HMD_ESP_MX_2016_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2016_M_0_100<- HMD_ESP_MX_2016_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_2016_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2016_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2016_M_101_125<- predict(M_2016_M, x = 101:125)
mx_esp_2016_M_101_125
mx_esp_2016_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2016_M_0_100,mx_esp_2016_M_101_125)
X<-0:125
LT_2016_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2016_M_0_125)

#####
##### 2015 #####
#####

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_2015_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==2015] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2015_H_50_100<- HMD_ESP_MX_2015_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2015_H_0_100<- HMD_ESP_MX_2015_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_2015_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2015_H_50_100, law = 'gompertz')

```

```

mx_esp_2015_H_101_125<- predict(M_2015_H, x = 101:125)
mx_esp_2015_H_101_125
mx_esp_2015_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2015_H_0_100,mx_esp_2015_H_101_125)
X<-0:125
LT_2015_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2015_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_2015_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==2015] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2015_M_50_100<- HMD_ESP_MX_2015_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2015_M_0_100<- HMD_ESP_MX_2015_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_2015_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2015_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2015_M_101_125<- predict(M_2015_M, x = 101:125)
mx_esp_2015_M_101_125
mx_esp_2015_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2015_M_0_100,mx_esp_2015_M_101_125)
X<-0:125
LT_2015_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2015_M_0_125)

#####
##### 2014 #####
#####

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_2014_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==2014] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2014_H_50_100<- HMD_ESP_MX_2014_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2014_H_0_100<- HMD_ESP_MX_2014_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_2014_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2014_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2014_H_101_125<- predict(M_2014_H, x = 101:125)
mx_esp_2014_H_101_125
mx_esp_2014_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2014_H_0_100,mx_esp_2014_H_101_125)
X<-0:125
LT_2014_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2014_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_2014_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==2014] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2014_M_50_100<- HMD_ESP_MX_2014_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2014_M_0_100<- HMD_ESP_MX_2014_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100

```

```

M_2014_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2014_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2014_M_101_125<- predict(M_2014_M, x = 101:125)
mx_esp_2014_M_101_125
mx_esp_2014_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2014_M_0_100,mx_esp_2014_M_101_125)
X<-0:125
LT_2014_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2014_M_0_125)

#####
##### 2013 #####
#####

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_2013_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==2013] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2013_H_50_100<- HMD_ESP_MX_2013_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2013_H_0_100<- HMD_ESP_MX_2013_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_2013_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2013_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2013_H_101_125<- predict(M_2013_H, x = 101:125)
mx_esp_2013_H_101_125
mx_esp_2013_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2013_H_0_100,mx_esp_2013_H_101_125)
X<-0:125
LT_2013_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2013_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_2013_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==2013] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2013_M_50_100<- HMD_ESP_MX_2013_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2013_M_0_100<- HMD_ESP_MX_2013_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_2013_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2013_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2013_M_101_125<- predict(M_2013_M, x = 101:125)
mx_esp_2013_M_101_125
mx_esp_2013_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2013_M_0_100,mx_esp_2013_M_101_125)
X<-0:125
LT_2013_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2013_M_0_125)

#####
##### 2012 #####
#####

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_2012_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==2012] #Seleccionar el año

```

```

HMD_ESP_MX_2012_H_50_100<- HMD_ESP_MX_2012_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2012_H_0_100<- HMD_ESP_MX_2012_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_2012_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2012_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2012_H_101_125<- predict(M_2012_H, x = 101:125)
mx_esp_2012_H_101_125
mx_esp_2012_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2012_H_0_100,mx_esp_2012_H_101_125)
X<-0:125
LT_2012_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2012_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_2012_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==2012] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2012_M_50_100<- HMD_ESP_MX_2012_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2012_M_0_100<- HMD_ESP_MX_2012_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_2012_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2012_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2012_M_101_125<- predict(M_2012_M, x = 101:125)
mx_esp_2012_M_101_125
mx_esp_2012_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2012_M_0_100,mx_esp_2012_M_101_125)
X<-0:125
LT_2012_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2012_M_0_125)

#####
##### 2011 #####
#####

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_2011_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==2011] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2011_H_50_100<- HMD_ESP_MX_2011_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2011_H_0_100<- HMD_ESP_MX_2011_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_2011_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2011_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2011_H_101_125<- predict(M_2011_H, x = 101:125)
mx_esp_2011_H_101_125
mx_esp_2011_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2011_H_0_100,mx_esp_2011_H_101_125)
X<-0:125
LT_2011_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2011_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_2011_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==2011] #Seleccionar el año

```

```
HMD_ESP_MX_2011_M_50_100<- HMD_ESP_MX_2011_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2011_M_0_100<- HMD_ESP_MX_2011_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN
```

```
x<-50:100
M_2011_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2011_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2011_M_101_125<- predict(M_2011_M, x = 101:125)
mx_esp_2011_M_101_125
mx_esp_2011_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2011_M_0_100,mx_esp_2011_M_101_125)
X<-0:125
LT_2011_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2011_M_0_125)
```

```
#####
##### 2010 #####
#####
```

```
#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_2010_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==2010] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2010_H_50_100<- HMD_ESP_MX_2010_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2010_H_0_100<- HMD_ESP_MX_2010_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN
```

```
x<-50:100
M_2010_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2010_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2010_H_101_125<- predict(M_2010_H, x = 101:125)
mx_esp_2010_H_101_125
mx_esp_2010_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2010_H_0_100,mx_esp_2010_H_101_125)
X<-0:125
LT_2010_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2010_H_0_125)
```

```
#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_2010_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==2010] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2010_M_50_100<- HMD_ESP_MX_2010_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2010_M_0_100<- HMD_ESP_MX_2010_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN
```

```
x<-50:100
M_2010_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2010_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2010_M_101_125<- predict(M_2010_M, x = 101:125)
mx_esp_2010_M_101_125
mx_esp_2010_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2010_M_0_100,mx_esp_2010_M_101_125)
X<-0:125
LT_2010_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2010_M_0_125)
```

```
#####
##### 2009 #####
#####
```

```
#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_2009_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==2009] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2009_H_50_100<- HMD_ESP_MX_2009_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2009_H_0_100<- HMD_ESP_MX_2009_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_2009_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2009_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2009_H_101_125<- predict(M_2009_H, x = 101:125)
mx_esp_2009_H_101_125
mx_esp_2009_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2009_H_0_100,mx_esp_2009_H_101_125)
X<-0:125
LT_2009_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2009_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_2009_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==2009] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2009_M_50_100<- HMD_ESP_MX_2009_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2009_M_0_100<- HMD_ESP_MX_2009_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_2009_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2009_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2009_M_101_125<- predict(M_2009_M, x = 101:125)
mx_esp_2009_M_101_125
mx_esp_2009_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2009_M_0_100,mx_esp_2009_M_101_125)
X<-0:125
LT_2009_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2009_M_0_125)

#####
##### 2009 #####
#####

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_2009_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==2009] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2009_H_50_100<- HMD_ESP_MX_2009_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2009_H_0_100<- HMD_ESP_MX_2009_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_2009_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2009_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2009_H_101_125<- predict(M_2009_H, x = 101:125)
mx_esp_2009_H_101_125
mx_esp_2009_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2009_H_0_100,mx_esp_2009_H_101_125)
X<-0:125
LT_2009_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2009_H_0_125)
```



```

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_2009_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==2009] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2009_M_50_100<- HMD_ESP_MX_2009_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2009_M_0_100<- HMD_ESP_MX_2009_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_2009_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2009_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2009_M_101_125<- predict(M_2009_M, x = 101:125)
mx_esp_2009_M_101_125
mx_esp_2009_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2009_M_0_100,mx_esp_2009_M_101_125)
X<-0:125
LT_2009_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2009_M_0_125)

#####
##### 2008 #####
#####

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_2008_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==2008] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2008_H_50_100<- HMD_ESP_MX_2008_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2008_H_0_100<- HMD_ESP_MX_2008_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_2008_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2008_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2008_H_101_125<- predict(M_2008_H, x = 101:125)
mx_esp_2008_H_101_125
mx_esp_2008_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2008_H_0_100,mx_esp_2008_H_101_125)
X<-0:125
LT_2008_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2008_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_2008_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==2008] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2008_M_50_100<- HMD_ESP_MX_2008_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2008_M_0_100<- HMD_ESP_MX_2008_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_2008_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2008_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2008_M_101_125<- predict(M_2008_M, x = 101:125)
mx_esp_2008_M_101_125
mx_esp_2008_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2008_M_0_100,mx_esp_2008_M_101_125)
X<-0:125
LT_2008_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2008_M_0_125)

```

```
#####  
##### 2007 #####  
#####
```

```
#####
```

```
##### HOMBRES
```

```
HMD_ESP_MX_2007_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==2007] #Seleccionar el año  
HMD_ESP_MX_2007_H_50_100<- HMD_ESP_MX_2007_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN  
HMD_ESP_MX_2007_H_0_100<- HMD_ESP_MX_2007_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN
```

```
x<-50:100
```

```
M_2007_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2007_H_50_100, law = 'gompertz')
```

```
mx_esp_2007_H_101_125<- predict(M_2007_H, x = 101:125)
```

```
mx_esp_2007_H_101_125
```

```
mx_esp_2007_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2007_H_0_100,mx_esp_2007_H_101_125)
```

```
X<-0:125
```

```
LT_2007_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2007_H_0_125)
```

```
#####
```

```
##### MUJERES
```

```
HMD_ESP_MX_2007_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==2007] #Seleccionar el año  
HMD_ESP_MX_2007_M_50_100<- HMD_ESP_MX_2007_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN  
HMD_ESP_MX_2007_M_0_100<- HMD_ESP_MX_2007_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN
```

```
x<-50:100
```

```
M_2007_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2007_M_50_100, law = 'gompertz')
```

```
mx_esp_2007_M_101_125<- predict(M_2007_M, x = 101:125)
```

```
mx_esp_2007_M_101_125
```

```
mx_esp_2007_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2007_M_0_100,mx_esp_2007_M_101_125)
```

```
X<-0:125
```

```
LT_2007_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2007_M_0_125)
```

```
#####
```

```
##### 2006 #####
```

```
#####
```

```
#####
```

```
##### HOMBRES
```

```
HMD_ESP_MX_2006_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==2006] #Seleccionar el año  
HMD_ESP_MX_2006_H_50_100<- HMD_ESP_MX_2006_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN  
HMD_ESP_MX_2006_H_0_100<- HMD_ESP_MX_2006_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN
```

```
x<-50:100
```

```
M_2006_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2006_H_50_100, law = 'gompertz')
```

```
mx_esp_2006_H_101_125<- predict(M_2006_H, x = 101:125)
```

```
mx_esp_2006_H_101_125
```

```

mx_esp_2006_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2006_H_0_100,mx_esp_2006_H_101_125)
X<-0:125
LT_2006_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2006_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_2006_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==2006] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2006_M_50_100<- HMD_ESP_MX_2006_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2006_M_0_100<- HMD_ESP_MX_2006_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_2006_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2006_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2006_M_101_125<- predict(M_2006_M, x = 101:125)
mx_esp_2006_M_101_125
mx_esp_2006_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2006_M_0_100,mx_esp_2006_M_101_125)
X<-0:125
LT_2006_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2006_M_0_125)

#####
##### 2005 #####
#####

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_2005_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==2005] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2005_H_50_100<- HMD_ESP_MX_2005_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2005_H_0_100<- HMD_ESP_MX_2005_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_2005_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2005_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2005_H_101_125<- predict(M_2005_H, x = 101:125)
mx_esp_2005_H_101_125
mx_esp_2005_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2005_H_0_100,mx_esp_2005_H_101_125)
X<-0:125
LT_2005_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2005_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_2005_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==2005] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2005_M_50_100<- HMD_ESP_MX_2005_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2005_M_0_100<- HMD_ESP_MX_2005_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_2005_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2005_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2005_M_101_125<- predict(M_2005_M, x = 101:125)
mx_esp_2005_M_101_125

```

```

mx_esp_2005_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2005_M_0_100,mx_esp_2005_M_101_125)
X<-0:125
LT_2005_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2005_M_0_125)

```

```

#####
##### 2004 #####
#####

```

```

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_2004_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==2004] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2004_H_50_100<- HMD_ESP_MX_2004_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2004_H_0_100<- HMD_ESP_MX_2004_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

```

```

x<-50:100
M_2004_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2004_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2004_H_101_125<- predict(M_2004_H, x = 101:125)
mx_esp_2004_H_101_125
mx_esp_2004_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2004_H_0_100,mx_esp_2004_H_101_125)
X<-0:125
LT_2004_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2004_H_0_125)

```

```

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_2004_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==2004] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2004_M_50_100<- HMD_ESP_MX_2004_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2004_M_0_100<- HMD_ESP_MX_2004_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

```

```

x<-50:100
M_2004_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2004_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2004_M_101_125<- predict(M_2004_M, x = 101:125)
mx_esp_2004_M_101_125
mx_esp_2004_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2004_M_0_100,mx_esp_2004_M_101_125)
X<-0:125
LT_2004_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2004_M_0_125)

```

```

#####
##### 2003 #####
#####

```

```

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_2003_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==2003] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2003_H_50_100<- HMD_ESP_MX_2003_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2003_H_0_100<- HMD_ESP_MX_2003_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

```

```

x<-50:100
M_2003_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2003_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2003_H_101_125<- predict(M_2003_H, x = 101:125)
mx_esp_2003_H_101_125
mx_esp_2003_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2003_H_0_100,mx_esp_2003_H_101_125)
X<-0:125
LT_2003_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2003_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_2003_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==2003] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2003_M_50_100<- HMD_ESP_MX_2003_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2003_M_0_100<- HMD_ESP_MX_2003_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_2003_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2003_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2003_M_101_125<- predict(M_2003_M, x = 101:125)
mx_esp_2003_M_101_125
mx_esp_2003_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2003_M_0_100,mx_esp_2003_M_101_125)
X<-0:125
LT_2003_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2003_M_0_125)

#####
##### 2002 #####
#####

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_2002_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==2002] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2002_H_50_100<- HMD_ESP_MX_2002_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2002_H_0_100<- HMD_ESP_MX_2002_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_2002_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2002_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2002_H_101_125<- predict(M_2002_H, x = 101:125)
mx_esp_2002_H_101_125
mx_esp_2002_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2002_H_0_100,mx_esp_2002_H_101_125)
X<-0:125
LT_2002_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2002_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_2002_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==2002] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2002_M_50_100<- HMD_ESP_MX_2002_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2002_M_0_100<- HMD_ESP_MX_2002_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

```

```

x<-50:100
M_2002_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2002_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2002_M_101_125<- predict(M_2002_M, x = 101:125)
mx_esp_2002_M_101_125
mx_esp_2002_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2002_M_0_100,mx_esp_2002_M_101_125)
X<-0:125
LT_2002_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2002_M_0_125)

#####
##### 2001 #####
#####

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_2001_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==2001] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2001_H_50_100<- HMD_ESP_MX_2001_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2001_H_0_100<- HMD_ESP_MX_2001_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_2001_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2001_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2001_H_101_125<- predict(M_2001_H, x = 101:125)
mx_esp_2001_H_101_125
mx_esp_2001_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2001_H_0_100,mx_esp_2001_H_101_125)
X<-0:125
LT_2001_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2001_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_2001_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==2001] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2001_M_50_100<- HMD_ESP_MX_2001_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2001_M_0_100<- HMD_ESP_MX_2001_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_2001_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2001_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2001_M_101_125<- predict(M_2001_M, x = 101:125)
mx_esp_2001_M_101_125
mx_esp_2001_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2001_M_0_100,mx_esp_2001_M_101_125)
X<-0:125
LT_2001_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2001_M_0_125)

#####
##### 2000 #####
#####

#####
##### HOMBRES

```

```
HMD_ESP_MX_2000_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==2000] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2000_H_50_100<- HMD_ESP_MX_2000_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2000_H_0_100<- HMD_ESP_MX_2000_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN
```

```
x<-50:100
M_2000_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2000_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2000_H_101_125<- predict(M_2000_H, x = 101:125)
mx_esp_2000_H_101_125
mx_esp_2000_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2000_H_0_100,mx_esp_2000_H_101_125)
X<-0:125
LT_2000_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2000_H_0_125)
```

```
#####
```

```
##### MUJERES
```

```
HMD_ESP_MX_2000_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==2000] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_2000_M_50_100<- HMD_ESP_MX_2000_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_2000_M_0_100<- HMD_ESP_MX_2000_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN
```

```
x<-50:100
M_2000_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_2000_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_2000_M_101_125<- predict(M_2000_M, x = 101:125)
mx_esp_2000_M_101_125
mx_esp_2000_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_2000_M_0_100,mx_esp_2000_M_101_125)
X<-0:125
LT_2000_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_2000_M_0_125)
```

```
#####
```

```
##### 1999 #####
```

```
#####
```

```
#####
```

```
##### HOMBRES
```

```
HMD_ESP_MX_1999_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==1999] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1999_H_50_100<- HMD_ESP_MX_1999_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1999_H_0_100<- HMD_ESP_MX_1999_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN
```

```
x<-50:100
M_1999_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1999_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1999_H_101_125<- predict(M_1999_H, x = 101:125)
mx_esp_1999_H_101_125
mx_esp_1999_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1999_H_0_100,mx_esp_1999_H_101_125)
X<-0:125
LT_1999_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1999_H_0_125)
```

```
#####
```

```
##### MUJERES
```

```
HMD_ESP_MX_1999_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==1999] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1999_M_50_100<- HMD_ESP_MX_1999_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1999_M_0_100<- HMD_ESP_MX_1999_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN
```

```
x<-50:100
M_1999_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1999_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1999_M_101_125<- predict(M_1999_M, x = 101:125)
mx_esp_1999_M_101_125
mx_esp_1999_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1999_M_0_100,mx_esp_1999_M_101_125)
X<-0:125
LT_1999_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1999_M_0_125)
```

```
#####
##### 1998 #####
#####
```

```
#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_1998_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==1998] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1998_H_50_100<- HMD_ESP_MX_1998_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1998_H_0_100<- HMD_ESP_MX_1998_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN
```

```
x<-50:100
M_1998_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1998_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1998_H_101_125<- predict(M_1998_H, x = 101:125)
mx_esp_1998_H_101_125
mx_esp_1998_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1998_H_0_100,mx_esp_1998_H_101_125)
X<-0:125
LT_1998_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1998_H_0_125)
```

```
#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_1998_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==1998] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1998_M_50_100<- HMD_ESP_MX_1998_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1998_M_0_100<- HMD_ESP_MX_1998_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN
```

```
x<-50:100
M_1998_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1998_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1998_M_101_125<- predict(M_1998_M, x = 101:125)
mx_esp_1998_M_101_125
mx_esp_1998_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1998_M_0_100,mx_esp_1998_M_101_125)
X<-0:125
LT_1998_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1998_M_0_125)
```

```
#####
##### 1997 #####
```



#####

#####

##### HOMBRES

HMD\_ESP\_MX\_1997\_H<-HMD\_ESP\_MX\$data\$Male[HMD\_ESP\_MX\$data\$Year==1997] #Seleccionar el año

HMD\_ESP\_MX\_1997\_H\_50\_100<- HMD\_ESP\_MX\_1997\_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN

HMD\_ESP\_MX\_1997\_H\_0\_100<- HMD\_ESP\_MX\_1997\_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100

M\_1997\_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD\_ESP\_MX\_1997\_H\_50\_100, law = 'gompertz')

mx\_esp\_1997\_H\_101\_125<- predict(M\_1997\_H, x = 101:125)

mx\_esp\_1997\_H\_101\_125

mx\_esp\_1997\_H\_0\_125<-c(HMD\_ESP\_MX\_1997\_H\_0\_100,mx\_esp\_1997\_H\_101\_125)

X<-0:125

LT\_1997\_H\_0\_125 <- LifeTable(X, mx= mx\_esp\_1997\_H\_0\_125)

#####

##### MUJERES

HMD\_ESP\_MX\_1997\_M<-HMD\_ESP\_MX\$data\$Female[HMD\_ESP\_MX\$data\$Year==1997] #Seleccionar el año

HMD\_ESP\_MX\_1997\_M\_50\_100<- HMD\_ESP\_MX\_1997\_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN

HMD\_ESP\_MX\_1997\_M\_0\_100<- HMD\_ESP\_MX\_1997\_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100

M\_1997\_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD\_ESP\_MX\_1997\_M\_50\_100, law = 'gompertz')

mx\_esp\_1997\_M\_101\_125<- predict(M\_1997\_M, x = 101:125)

mx\_esp\_1997\_M\_101\_125

mx\_esp\_1997\_M\_0\_125<-c(HMD\_ESP\_MX\_1997\_M\_0\_100,mx\_esp\_1997\_M\_101\_125)

X<-0:125

LT\_1997\_M\_0\_125 <- LifeTable(X, mx= mx\_esp\_1997\_M\_0\_125)

#####

##### 1996 #####

#####

#####

##### HOMBRES

HMD\_ESP\_MX\_1996\_H<-HMD\_ESP\_MX\$data\$Male[HMD\_ESP\_MX\$data\$Year==1996] #Seleccionar el año

HMD\_ESP\_MX\_1996\_H\_50\_100<- HMD\_ESP\_MX\_1996\_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN

HMD\_ESP\_MX\_1996\_H\_0\_100<- HMD\_ESP\_MX\_1996\_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100

M\_1996\_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD\_ESP\_MX\_1996\_H\_50\_100, law = 'gompertz')

mx\_esp\_1996\_H\_101\_125<- predict(M\_1996\_H, x = 101:125)

mx\_esp\_1996\_H\_101\_125

mx\_esp\_1996\_H\_0\_125<-c(HMD\_ESP\_MX\_1996\_H\_0\_100,mx\_esp\_1996\_H\_101\_125)

X<-0:125

```

LT_1996_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1996_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_1996_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==1996] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1996_M_50_100<- HMD_ESP_MX_1996_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1996_M_0_100<- HMD_ESP_MX_1996_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1996_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1996_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1996_M_101_125<- predict(M_1996_M, x = 101:125)
mx_esp_1996_M_101_125
mx_esp_1996_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1996_M_0_100,mx_esp_1996_M_101_125)
X<-0:125
LT_1996_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1996_M_0_125)

#####
##### 1995 #####
#####

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_1995_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==1995] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1995_H_50_100<- HMD_ESP_MX_1995_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1995_H_0_100<- HMD_ESP_MX_1995_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1995_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1995_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1995_H_101_125<- predict(M_1995_H, x = 101:125)
mx_esp_1995_H_101_125
mx_esp_1995_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1995_H_0_100,mx_esp_1995_H_101_125)
X<-0:125
LT_1995_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1995_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_1995_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==1995] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1995_M_50_100<- HMD_ESP_MX_1995_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1995_M_0_100<- HMD_ESP_MX_1995_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1995_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1995_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1995_M_101_125<- predict(M_1995_M, x = 101:125)
mx_esp_1995_M_101_125
mx_esp_1995_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1995_M_0_100,mx_esp_1995_M_101_125)
X<-0:125

```

```

LT_1995_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1995_M_0_125)

#####
##### 1994 #####
#####

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_1994_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==1994] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1994_H_50_100<- HMD_ESP_MX_1994_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1994_H_0_100<- HMD_ESP_MX_1994_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1994_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1994_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1994_H_101_125<- predict(M_1994_H, x = 101:125)
mx_esp_1994_H_101_125
mx_esp_1994_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1994_H_0_100,mx_esp_1994_H_101_125)
X<-0:125
LT_1994_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1994_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_1994_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==1994] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1994_M_50_100<- HMD_ESP_MX_1994_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1994_M_0_100<- HMD_ESP_MX_1994_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1994_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1994_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1994_M_101_125<- predict(M_1994_M, x = 101:125)
mx_esp_1994_M_101_125
mx_esp_1994_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1994_M_0_100,mx_esp_1994_M_101_125)
X<-0:125
LT_1994_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1994_M_0_125)

#####
##### 1993 #####
#####

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_1993_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==1993] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1993_H_50_100<- HMD_ESP_MX_1993_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1993_H_0_100<- HMD_ESP_MX_1993_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1993_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1993_H_50_100, law = 'gompertz')

```

```

mx_esp_1993_H_101_125<- predict(M_1993_H, x = 101:125)
mx_esp_1993_H_101_125
mx_esp_1993_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1993_H_0_100,mx_esp_1993_H_101_125)
X<-0:125
LT_1993_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1993_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_1993_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==1993] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1993_M_50_100<- HMD_ESP_MX_1993_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1993_M_0_100<- HMD_ESP_MX_1993_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1993_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1993_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1993_M_101_125<- predict(M_1993_M, x = 101:125)
mx_esp_1993_M_101_125
mx_esp_1993_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1993_M_0_100,mx_esp_1993_M_101_125)
X<-0:125
LT_1993_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1993_M_0_125)

#####
##### 1992 #####
#####

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_1992_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==1992] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1992_H_50_100<- HMD_ESP_MX_1992_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1992_H_0_100<- HMD_ESP_MX_1992_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1992_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1992_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1992_H_101_125<- predict(M_1992_H, x = 101:125)
mx_esp_1992_H_101_125
mx_esp_1992_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1992_H_0_100,mx_esp_1992_H_101_125)
X<-0:125
LT_1992_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1992_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_1992_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==1992] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1992_M_50_100<- HMD_ESP_MX_1992_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1992_M_0_100<- HMD_ESP_MX_1992_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

```

```

x<-50:100
M_1992_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1992_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1992_M_101_125<- predict(M_1992_M, x = 101:125)
mx_esp_1992_M_101_125
mx_esp_1992_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1992_M_0_100,mx_esp_1992_M_101_125)
X<-0:125
LT_1992_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1992_M_0_125)

#####
##### 1991 #####
#####

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_1991_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==1991] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1991_H_50_100<- HMD_ESP_MX_1991_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1991_H_0_100<- HMD_ESP_MX_1991_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1991_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1991_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1991_H_101_125<- predict(M_1991_H, x = 101:125)
mx_esp_1991_H_101_125
mx_esp_1991_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1991_H_0_100,mx_esp_1991_H_101_125)
X<-0:125
LT_1991_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1991_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_1991_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==1991] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1991_M_50_100<- HMD_ESP_MX_1991_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1991_M_0_100<- HMD_ESP_MX_1991_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1991_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1991_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1991_M_101_125<- predict(M_1991_M, x = 101:125)
mx_esp_1991_M_101_125
mx_esp_1991_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1991_M_0_100,mx_esp_1991_M_101_125)
X<-0:125
LT_1991_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1991_M_0_125)

#####
##### 1990 #####
#####

#####
##### HOMBRES

```

```
HMD_ESP_MX_1990_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==1990] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1990_H_50_100<- HMD_ESP_MX_1990_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1990_H_0_100<- HMD_ESP_MX_1990_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN
```

```
x<-50:100
M_1990_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1990_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1990_H_101_125<- predict(M_1990_H, x = 101:125)
mx_esp_1990_H_101_125
mx_esp_1990_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1990_H_0_100,mx_esp_1990_H_101_125)
X<-0:125
LT_1990_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1990_H_0_125)
```

```
#####
```

```
##### MUJERES
```

```
HMD_ESP_MX_1990_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==1990] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1990_M_50_100<- HMD_ESP_MX_1990_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1990_M_0_100<- HMD_ESP_MX_1990_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN
```

```
x<-50:100
M_1990_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1990_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1990_M_101_125<- predict(M_1990_M, x = 101:125)
mx_esp_1990_M_101_125
mx_esp_1990_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1990_M_0_100,mx_esp_1990_M_101_125)
X<-0:125
LT_1990_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1990_M_0_125)
```

```
#####
```

```
##### 1989 #####
```

```
#####
```

```
#####
```

```
##### HOMBRES
```

```
HMD_ESP_MX_1989_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==1989] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1989_H_50_100<- HMD_ESP_MX_1989_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1989_H_0_100<- HMD_ESP_MX_1989_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN
```

```
x<-50:100
M_1989_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1989_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1989_H_101_125<- predict(M_1989_H, x = 101:125)
mx_esp_1989_H_101_125
mx_esp_1989_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1989_H_0_100,mx_esp_1989_H_101_125)
X<-0:125
LT_1989_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1989_H_0_125)
```

```
#####
```

```
##### MUJERES
```

```
HMD_ESP_MX_1989_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==1989] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1989_M_50_100<- HMD_ESP_MX_1989_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1989_M_0_100<- HMD_ESP_MX_1989_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN
```

```
x<-50:100
M_1989_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1989_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1989_M_101_125<- predict(M_1989_M, x = 101:125)
mx_esp_1989_M_101_125
mx_esp_1989_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1989_M_0_100,mx_esp_1989_M_101_125)
X<-0:125
LT_1989_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1989_M_0_125)
```

```
#####
##### 1988 #####
#####
```

```
#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_1988_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==1988] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1988_H_50_100<- HMD_ESP_MX_1988_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1988_H_0_100<- HMD_ESP_MX_1988_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN
```

```
x<-50:100
M_1988_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1988_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1988_H_101_125<- predict(M_1988_H, x = 101:125)
mx_esp_1988_H_101_125
mx_esp_1988_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1988_H_0_100,mx_esp_1988_H_101_125)
X<-0:125
LT_1988_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1988_H_0_125)
```

```
#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_1988_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==1988] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1988_M_50_100<- HMD_ESP_MX_1988_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1988_M_0_100<- HMD_ESP_MX_1988_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN
```

```
x<-50:100
M_1988_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1988_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1988_M_101_125<- predict(M_1988_M, x = 101:125)
mx_esp_1988_M_101_125
mx_esp_1988_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1988_M_0_100,mx_esp_1988_M_101_125)
X<-0:125
LT_1988_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1988_M_0_125)
```

```
#####
##### 1987 #####
```

#####

#####

##### HOMBRES

HMD\_ESP\_MX\_1987\_H<-HMD\_ESP\_MX\$data\$Male[HMD\_ESP\_MX\$data\$Year==1987] #Seleccionar el año

HMD\_ESP\_MX\_1987\_H\_50\_100<- HMD\_ESP\_MX\_1987\_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN

HMD\_ESP\_MX\_1987\_H\_0\_100<- HMD\_ESP\_MX\_1987\_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100

M\_1987\_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD\_ESP\_MX\_1987\_H\_50\_100, law = 'gompertz')

mx\_esp\_1987\_H\_101\_125<- predict(M\_1987\_H, x = 101:125)

mx\_esp\_1987\_H\_101\_125

mx\_esp\_1987\_H\_0\_125<-c(HMD\_ESP\_MX\_1987\_H\_0\_100,mx\_esp\_1987\_H\_101\_125)

X<-0:125

LT\_1987\_H\_0\_125 <- LifeTable(X, mx= mx\_esp\_1987\_H\_0\_125)

#####

##### MUJERES

HMD\_ESP\_MX\_1987\_M<-HMD\_ESP\_MX\$data\$Female[HMD\_ESP\_MX\$data\$Year==1987] #Seleccionar el año

HMD\_ESP\_MX\_1987\_M\_50\_100<- HMD\_ESP\_MX\_1987\_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN

HMD\_ESP\_MX\_1987\_M\_0\_100<- HMD\_ESP\_MX\_1987\_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100

M\_1987\_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD\_ESP\_MX\_1987\_M\_50\_100, law = 'gompertz')

mx\_esp\_1987\_M\_101\_125<- predict(M\_1987\_M, x = 101:125)

mx\_esp\_1987\_M\_101\_125

mx\_esp\_1987\_M\_0\_125<-c(HMD\_ESP\_MX\_1987\_M\_0\_100,mx\_esp\_1987\_M\_101\_125)

X<-0:125

LT\_1987\_M\_0\_125 <- LifeTable(X, mx= mx\_esp\_1987\_M\_0\_125)

#####

##### 1986 #####

#####

#####

##### HOMBRES

HMD\_ESP\_MX\_1986\_H<-HMD\_ESP\_MX\$data\$Male[HMD\_ESP\_MX\$data\$Year==1986] #Seleccionar el año

HMD\_ESP\_MX\_1986\_H\_50\_100<- HMD\_ESP\_MX\_1986\_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN

HMD\_ESP\_MX\_1986\_H\_0\_100<- HMD\_ESP\_MX\_1986\_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100

M\_1986\_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD\_ESP\_MX\_1986\_H\_50\_100, law = 'gompertz')

mx\_esp\_1986\_H\_101\_125<- predict(M\_1986\_H, x = 101:125)

mx\_esp\_1986\_H\_101\_125

mx\_esp\_1986\_H\_0\_125<-c(HMD\_ESP\_MX\_1986\_H\_0\_100,mx\_esp\_1986\_H\_101\_125)

X<-0:125



```

LT_1986_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1986_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_1986_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==1986] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1986_M_50_100<- HMD_ESP_MX_1986_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1986_M_0_100<- HMD_ESP_MX_1986_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1986_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1986_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1986_M_101_125<- predict(M_1986_M, x = 101:125)
mx_esp_1986_M_101_125
mx_esp_1986_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1986_M_0_100,mx_esp_1986_M_101_125)
X<-0:125
LT_1986_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1986_M_0_125)

#####
##### 1985 #####
#####

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_1985_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==1985] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1985_H_50_100<- HMD_ESP_MX_1985_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1985_H_0_100<- HMD_ESP_MX_1985_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1985_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1985_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1985_H_101_125<- predict(M_1985_H, x = 101:125)
mx_esp_1985_H_101_125
mx_esp_1985_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1985_H_0_100,mx_esp_1985_H_101_125)
X<-0:125
LT_1985_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1985_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_1985_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==1985] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1985_M_50_100<- HMD_ESP_MX_1985_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1985_M_0_100<- HMD_ESP_MX_1985_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1985_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1985_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1985_M_101_125<- predict(M_1985_M, x = 101:125)
mx_esp_1985_M_101_125
mx_esp_1985_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1985_M_0_100,mx_esp_1985_M_101_125)
X<-0:125

```

```

LT_1985_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1985_M_0_125)

#####
##### 1984 #####
#####

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_1984_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==1984] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1984_H_50_100<- HMD_ESP_MX_1984_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1984_H_0_100<- HMD_ESP_MX_1984_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1984_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1984_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1984_H_101_125<- predict(M_1984_H, x = 101:125)
mx_esp_1984_H_101_125
mx_esp_1984_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1984_H_0_100,mx_esp_1984_H_101_125)
X<-0:125
LT_1984_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1984_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_1984_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==1984] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1984_M_50_100<- HMD_ESP_MX_1984_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1984_M_0_100<- HMD_ESP_MX_1984_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1984_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1984_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1984_M_101_125<- predict(M_1984_M, x = 101:125)
mx_esp_1984_M_101_125
mx_esp_1984_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1984_M_0_100,mx_esp_1984_M_101_125)
X<-0:125
LT_1984_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1984_M_0_125)

#####
##### 1983 #####
#####

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_1983_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==1983] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1983_H_50_100<- HMD_ESP_MX_1983_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1983_H_0_100<- HMD_ESP_MX_1983_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1983_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1983_H_50_100, law = 'gompertz')

```

```

mx_esp_1983_H_101_125<- predict(M_1983_H, x = 101:125)
mx_esp_1983_H_101_125
mx_esp_1983_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1983_H_0_100,mx_esp_1983_H_101_125)
X<-0:125
LT_1983_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1983_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_1983_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==1983] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1983_M_50_100<- HMD_ESP_MX_1983_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1983_M_0_100<- HMD_ESP_MX_1983_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1983_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1983_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1983_M_101_125<- predict(M_1983_M, x = 101:125)
mx_esp_1983_M_101_125
mx_esp_1983_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1983_M_0_100,mx_esp_1983_M_101_125)
X<-0:125
LT_1983_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1983_M_0_125)

#####
##### 1982 #####
#####

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_1982_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==1982] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1982_H_50_100<- HMD_ESP_MX_1982_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1982_H_0_100<- HMD_ESP_MX_1982_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1982_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1982_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1982_H_101_125<- predict(M_1982_H, x = 101:125)
mx_esp_1982_H_101_125
mx_esp_1982_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1982_H_0_100,mx_esp_1982_H_101_125)
X<-0:125
LT_1982_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1982_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_1982_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==1982] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1982_M_50_100<- HMD_ESP_MX_1982_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1982_M_0_100<- HMD_ESP_MX_1982_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1982_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1982_M_50_100, law = 'gompertz')

```

```

mx_esp_1982_M_101_125<- predict(M_1982_M, x = 101:125)
mx_esp_1982_M_101_125
mx_esp_1982_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1982_M_0_100,mx_esp_1982_M_101_125)
X<-0:125
LT_1982_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1982_M_0_125)

#####
##### 1981 #####
#####

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_1981_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==1981] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1981_H_50_100<- HMD_ESP_MX_1981_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1981_H_0_100<- HMD_ESP_MX_1981_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1981_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1981_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1981_H_101_125<- predict(M_1981_H, x = 101:125)
mx_esp_1981_H_101_125
mx_esp_1981_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1981_H_0_100,mx_esp_1981_H_101_125)
X<-0:125
LT_1981_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1981_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_1981_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==1981] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1981_M_50_100<- HMD_ESP_MX_1981_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1981_M_0_100<- HMD_ESP_MX_1981_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1981_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1981_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1981_M_101_125<- predict(M_1981_M, x = 101:125)
mx_esp_1981_M_101_125
mx_esp_1981_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1981_M_0_100,mx_esp_1981_M_101_125)
X<-0:125
LT_1981_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1981_M_0_125)

#####
##### 1980 #####
#####

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_1980_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==1980] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1980_H_50_100<- HMD_ESP_MX_1980_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN

```

```
HMD_ESP_MX_1980_H_0_100<- HMD_ESP_MX_1980_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN
```

```
x<-50:100
```

```
M_1980_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1980_H_50_100, law = 'gompertz')
```

```
mx_esp_1980_H_101_125<- predict(M_1980_H, x = 101:125)
```

```
mx_esp_1980_H_101_125
```

```
mx_esp_1980_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1980_H_0_100,mx_esp_1980_H_101_125)
```

```
X<-0:125
```

```
LT_1980_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1980_H_0_125)
```

```
#####
```

```
##### MUJERES
```

```
HMD_ESP_MX_1980_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==1980] #Seleccionar el año
```

```
HMD_ESP_MX_1980_M_50_100<- HMD_ESP_MX_1980_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
```

```
HMD_ESP_MX_1980_M_0_100<- HMD_ESP_MX_1980_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN
```

```
x<-50:100
```

```
M_1980_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1980_M_50_100, law = 'gompertz')
```

```
mx_esp_1980_M_101_125<- predict(M_1980_M, x = 101:125)
```

```
mx_esp_1980_M_101_125
```

```
mx_esp_1980_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1980_M_0_100,mx_esp_1980_M_101_125)
```

```
X<-0:125
```

```
LT_1980_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1980_M_0_125)
```

```
#####
```

```
##### 1979 #####
```

```
#####
```

```
#####
```

```
##### HOMBRES
```

```
HMD_ESP_MX_1979_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==1979] #Seleccionar el año
```

```
HMD_ESP_MX_1979_H_50_100<- HMD_ESP_MX_1979_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
```

```
HMD_ESP_MX_1979_H_0_100<- HMD_ESP_MX_1979_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN
```

```
x<-50:100
```

```
M_1979_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1979_H_50_100, law = 'gompertz')
```

```
mx_esp_1979_H_101_125<- predict(M_1979_H, x = 101:125)
```

```
mx_esp_1979_H_101_125
```

```
mx_esp_1979_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1979_H_0_100,mx_esp_1979_H_101_125)
```

```
X<-0:125
```

```
LT_1979_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1979_H_0_125)
```

```
#####
```

```
##### MUJERES
```

```
HMD_ESP_MX_1979_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==1979] #Seleccionar el año
```

```
HMD_ESP_MX_1979_M_50_100<- HMD_ESP_MX_1979_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
```

```

HMD_ESP_MX_1979_M_0_100<- HMD_ESP_MX_1979_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1979_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1979_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1979_M_101_125<- predict(M_1979_M, x = 101:125)
mx_esp_1979_M_101_125
mx_esp_1979_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1979_M_0_100,mx_esp_1979_M_101_125)
X<-0:125
LT_1979_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1979_M_0_125)

#####
##### 1978 #####
#####

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_1978_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==1978] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1978_H_50_100<- HMD_ESP_MX_1978_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1978_H_0_100<- HMD_ESP_MX_1978_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1978_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1978_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1978_H_101_125<- predict(M_1978_H, x = 101:125)
mx_esp_1978_H_101_125
mx_esp_1978_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1978_H_0_100,mx_esp_1978_H_101_125)
X<-0:125
LT_1978_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1978_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_1978_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==1978] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1978_M_50_100<- HMD_ESP_MX_1978_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1978_M_0_100<- HMD_ESP_MX_1978_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1978_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1978_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1978_M_101_125<- predict(M_1978_M, x = 101:125)
mx_esp_1978_M_101_125
mx_esp_1978_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1978_M_0_100,mx_esp_1978_M_101_125)
X<-0:125
LT_1978_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1978_M_0_125)

#####
##### 1977 #####
#####

```

```

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_1977_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==1977] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1977_H_50_100<- HMD_ESP_MX_1977_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1977_H_0_100<- HMD_ESP_MX_1977_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1977_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1977_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1977_H_101_125<- predict(M_1977_H, x = 101:125)
mx_esp_1977_H_101_125
mx_esp_1977_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1977_H_0_100,mx_esp_1977_H_101_125)
X<-0:125
LT_1977_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1977_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_1977_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==1977] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1977_M_50_100<- HMD_ESP_MX_1977_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1977_M_0_100<- HMD_ESP_MX_1977_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1977_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1977_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1977_M_101_125<- predict(M_1977_M, x = 101:125)
mx_esp_1977_M_101_125
mx_esp_1977_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1977_M_0_100,mx_esp_1977_M_101_125)
X<-0:125
LT_1977_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1977_M_0_125)

#####
##### 1976 #####
#####

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_1976_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==1976] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1976_H_50_100<- HMD_ESP_MX_1976_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1976_H_0_100<- HMD_ESP_MX_1976_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1976_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1976_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1976_H_101_125<- predict(M_1976_H, x = 101:125)
mx_esp_1976_H_101_125
mx_esp_1976_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1976_H_0_100,mx_esp_1976_H_101_125)
X<-0:125
LT_1976_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1976_H_0_125)

```

```

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_1976_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==1976] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1976_M_50_100<- HMD_ESP_MX_1976_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1976_M_0_100<- HMD_ESP_MX_1976_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1976_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1976_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1976_M_101_125<- predict(M_1976_M, x = 101:125)
mx_esp_1976_M_101_125
mx_esp_1976_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1976_M_0_100,mx_esp_1976_M_101_125)
X<-0:125
LT_1976_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1976_M_0_125)

#####
##### 1975 #####
#####

#####
##### HOMBRES
HMD_ESP_MX_1975_H<-HMD_ESP_MX$data$Male[HMD_ESP_MX$data$Year==1975] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1975_H_50_100<- HMD_ESP_MX_1975_H[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1975_H_0_100<- HMD_ESP_MX_1975_H[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1975_H<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1975_H_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1975_H_101_125<- predict(M_1975_H, x = 101:125)
mx_esp_1975_H_101_125
mx_esp_1975_H_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1975_H_0_100,mx_esp_1975_H_101_125)
X<-0:125
LT_1975_H_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1975_H_0_125)

#####
##### MUJERES
HMD_ESP_MX_1975_M<-HMD_ESP_MX$data$Female[HMD_ESP_MX$data$Year==1975] #Seleccionar el año
HMD_ESP_MX_1975_M_50_100<- HMD_ESP_MX_1975_M[51:101] #MX PARA LA ESTIMACIÓN
HMD_ESP_MX_1975_M_0_100<- HMD_ESP_MX_1975_M[1:101] #MX PARA LA UNIÓN

x<-50:100
M_1975_M<- MortalityLaw(x = x, mx=HMD_ESP_MX_1975_M_50_100, law = 'gompertz')
mx_esp_1975_M_101_125<- predict(M_1975_M, x = 101:125)
mx_esp_1975_M_101_125
mx_esp_1975_M_0_125<-c(HMD_ESP_MX_1975_M_0_100,mx_esp_1975_M_101_125)
X<-0:125
LT_1975_M_0_125 <- LifeTable(X, mx= mx_esp_1975_M_0_125)
tail(LT_1975_M_0_125)

```









```
_2005_M_0_125$lt$Lx[1:101],LT_2006_M_0_125$lt$Lx[1:101],LT_2007_M_0_125$lt$Lx[1:101],LT_2008_M_0_125$lt$Lx[1:101],LT_2009_M_0_125$lt$Lx[1:101],LT_2010_M_0_125$lt$Lx[1:101],LT_2011_M_0_125$lt$Lx[1:101],LT_2012_M_0_125$lt$Lx[1:101],LT_2013_M_0_125$lt$Lx[1:101],LT_2014_M_0_125$lt$Lx[1:101],LT_2015_M_0_125$lt$Lx[1:101],LT_2016_M_0_125$lt$Lx[1:101],LT_2017_M_0_125$lt$Lx[1:101],LT_2018_M_0_125$lt$Lx[1:101])
```

```
#OBJETOS DEMOGDATA
```

```
Demog_H_0_125<-demogdata(qx_1975_2018_H_0_125, pop=lx_1975_2018_H_0_125,
type="mortality",ages=x_1975_2018_H_0_125,years=YEARS, label="Spain",name="HOMBRES_0_125") #objeto demogdata
para hombres
```

```
Demog_H_0_100<-demogdata(qx_1975_2018_H_0_100, pop=lx_1975_2018_H_0_100,
type="mortality",ages=x_1975_2018_H_0_100,years=YEARS, label="Spain",name="HOMBRES_0_100") #objeto demogdata
para hombres
```

```
View(Demog_H_0_125$rate$HOMBRES_0_125)
```

```
Demog_M_0_125<-demogdata(qx_1975_2018_M_0_125, pop=lx_1975_2018_M_0_125,
type="mortality",ages=x_1975_2018_H_0_125,years=YEARS, label="Spain",name="MUJERES_0_125") #objeto demogdata para
hombres
```

```
Demog_M_0_100<-demogdata(qx_1975_2018_M_0_100, pop=lx_1975_2018_M_0_100,
type="mortality",ages=x_1975_2018_H_0_100,years=YEARS, label="Spain",name="MUJERES_0_100") #objeto demogdata para
hombres
```

```
#####
```

```
#####
```

```
par(mfrow=c(1,2),las=1)
```

```
plot(Demog_H_0_125,plot.type = "functions")
```

```
plot(Demog_H_0_100,plot.type = "functions")
```

```
plot(Demog_M_0_125,plot.type = "functions")
```

```
plot(Demog_M_0_100,plot.type = "functions")
```

```
#####
```

```
#####
```

```
H_mayor_65<-extract.ages(Demog_H_0_125,65:125,FALSE)
```

```
H_mayor_65_1975_2018<-extract.years(H_mayor_65,1975:2018)
```

```
Z<-log((t(as.matrix(H_mayor_65_1975_2018$rate$HOMBRES_0_125))))
```

```
par(las=1)
```

```
year<-c(1975:2018)
```

```
age<-c(65:125)
```

```
filled.contour(year,age,Z, color=terrain.colors, nlevels = 15, plot.title = title(main="Log death rate",xlab = "Years",ylab = "Age"),
plot.axes = {axis(1, seq(year[1],max(year),by=5),axis(2,seq(min(age),max(age),by=10)),key.title=)}))
```

```
filled.contour( year , age , Z , color = terrain.colors,
```

```
  nlevels=15,
```

```
  plot.title=title(main = "Log death rate" ,
```

```
    xlab = "Years",ylab = "Age" ),
```

```
  plot.axes = { axis ( 1 , seq(year[1],max( year ) , by = 5 )
```

```
axis ( 2 , seq ( min ( age ) , max ( age ) , by = 10 )
```

```
},
```

```
  key.title = title (main="Log" ),
```

```
  key.axes=axis( 4 , seq(-10 , 1 , by =0.5)))
```

```
#####
```

```
#####
```

```
###LEE CARTER###
```

```

LCARTER__H_0_125<-lca(Demog_H_0_125,series = "HOMBRES_0_125",adjust = "dt",max.age = 125)
LCARTER__H_0_100<-lca(Demog_H_0_100,series = "HOMBRES_0_100",adjust = "dt",max.age = 100)
LCARTER__M_0_125<-lca(Demog_M_0_125,series = "MUJERES_0_125",adjust = "dt",max.age = 125)
LCARTER__M_0_100<-lca(Demog_M_0_100,series = "MUJERES_0_100",adjust = "dt",max.age = 100)

```

```

LCARTER__H_0_125$residuals
forecast_H_0_125<-forecast(LCARTER__H_0_125, h=150, level=95)
forecast_H_0_100<-forecast(LCARTER__H_0_100, h=150, level=95)
forecast_M_0_125<-forecast(LCARTER__M_0_125, h=150, level=95)
forecast_M_0_100<-forecast(LCARTER__M_0_100, h=150, level=95)
View(forecast_H_0_125$rate$HOMBRES_0_125)
View(forecast_H_0_100$rate$HOMBRES_0_100)
dev.off()
plot(forecast_H_0_125)
plot(forecast_H_0_100)

```

```

#Hombres
#edad media de fallecimiento
X100<-c(0:100)
X125<-c(0:125)
LifeTable(X125,mx=c(forecast_H_0_125$rate$HOMBRES_0_125[,145]))$lt$ex
LifeTable(X100,mx=c(forecast_H_0_100$rate$HOMBRES_0_100[,1]))$lt$ex

LifeTable(X125,mx=c(forecast_M_0_125$rate$MUJERES_0_125[,150]))$lt$ex
LifeTable(X100,mx=c(forecast_M_0_100$rate$MUJERES_0_100[,150]))$lt$ex

```

```

#esperanza de vida

```

```

px_H_0_125<-exp(-forecast_H_0_125$rate$HOMBRES_0_125)
px_H_0_100<-exp(-forecast_H_0_100$rate$HOMBRES_0_100)
px_M_0_125<-exp(-forecast_M_0_125$rate$MUJERES_0_125)
px_M_0_100<-exp(-forecast_M_0_100$rate$MUJERES_0_100)
View(px_H_0_125)
#edad media de fallecimiento 2019
sum(cumprod(px_H_0_125[,1]))+0.5
sum(cumprod(px_H_0_100[,1]))+0.5

sum(cumprod(px_M_0_125[,1]))+0.5
sum(cumprod(px_M_0_100[,1]))+0.5

```

```

#expectation hombre 65 años
#diag(px_H_0_125[66:126,])

```

```

sum(cumprod(diag(px_H_0_125[66:126,]))) + 0.5

#diag(px_H_0_100[66:100,])
sum(cumprod(diag(px_H_0_100[66:101,]))) + 0.5

#diag(px_M_0_125[66:126,])
sum(cumprod(diag(px_M_0_125[66:126,]))) + 0.5
View(cumprod(diag(px_M_0_125[66:126,])))
#diag(px_M_0_100[66:100,])
sum(cumprod(diag(px_M_0_100[66:101,]))) + 0.5

#expectation hombre y mujer al nacer
#diag(px_H_0_125)
sum(cumprod(diag(px_H_0_125))) + 0.5
View(cumprod(diag(px_H_0_125)))
#diag(px_H_0_100)
sum(cumprod(diag(px_H_0_100))) + 0.5

#diag(px_M_0_125)
sum(cumprod(diag(px_M_0_125))) + 0.5

#diag(px_M_0_100)
sum(cumprod(diag(px_M_0_100))) + 0.5
z=cbind(diag(px_M_0_125))

#####
#####
###CALCULO DEL VAA#####
edad<-c(0:125)
edad_2<-c(0:100)
LT_LC_H_0_125<-LifeTable(edad,mx=c(diag(forecast_H_0_125$rate$HOMBRES_0_125)))
LT_LC_H_0_125$lt$lx

l74<-LT_LC_H_0_125$lt$lx

t<-0:19
v<-1.02^-t
p<-l74[46+t]/l74[46]
rp<-sum(v*p);rp

t<-20:78
u<-6000+300*(t-20)
v<-1.02^-(t+1)
p<-l74[46+t+1]/l74[46]
s<-sum(u*v*p);s
#l74[46:126]

```

```
#View(174)
ppura<-s/rp;ppura
#####
#####
LT_LC_H_0_100<-LifeTable(edad_2,mx=c(diag(forecast_H_0_100$rate$HOMBRES_0_100)))
l74<-LT_LC_H_0_100$l74
```

```
t<-0:19
v<-1.02^-t
p<-l74[46+t]/l74[46]
rp<-sum(v*p);rp
```

```
t<-20:53
u<-6000+300*(t-20)
v<-1.02^-(t+1)
p<-l74[46+t+1]/l74[46]
s<-sum(u*v*p);s
```

```
ppura2<-s/rp;ppura2
```

```
LT_LC_M_0_125<-LifeTable(edad,mx=c(diag(forecast_M_0_125$rate$MUJERES_0_125)))
LT_LC_M_0_125$l74
l74<-LT_LC_M_0_125$l74
```

```
t<-0:19
v<-1.02^-t
p<-l74[46+t]/l74[46]
rp<-sum(v*p);rp
```

```
t<-20:78
u<-6000+300*(t-20)
v<-1.02^-(t+1)
p<-l74[46+t+1]/l74[46]
s<-sum(u*v*p);s
l74[46:126]
View(174)
```

```
ppura3<-s/rp;ppura3
```

```
LT_LC_M_0_100<-LifeTable(edad_2,mx=c(diag(forecast_M_0_100$rate$MUJERES_0_100)))
l74<-LT_LC_M_0_100$l74
```

```
t<-0:19
v<-1.02^-t
```

```
p<-174[46+t]/174[46]
```

```
rp<-sum(v*p);rp
```

```
t<-20:53
```

```
u<-6000+300*(t-20)
```

```
v<-1.02^(t+1)
```

```
p<-174[46+t+1]/174[46]
```

```
s<-sum(u*v*p);s
```

```
ppura4<-s/rp;ppura4
```

```
#SEGURO DECESOS
```

```
lx<-LT_LC_M_0_125$t$lx
```

```
x<-50
```

```
t<-0:19
```

```
v<-1.02^t
```

```
p<-lx[x+1+t]/lx[x+1]
```

```
rp<-sum(v*p);rp
```

```
t<-0:74
```

```
u<-50000+3000*t
```

```
v<-(1.02)^(t+1)
```

```
q<-(lx[x+1+t]-lx[x+1+t+1])/lx[x+1];q
```

```
vaas1<-sum(u*v*q);vaas1
```

```
primapura<-vaas1/rp;primapura
```

```
lx<-LT_LC_M_0_100$t$lx
```

```
x<-50
```

```
t<-0:19
```

```
v<-1.02^t
```

```
p<-lx[x+1+t]/lx[x+1]
```

```
rp<-sum(v*p);rp
```

```
t<-0:49
```

```
u<-50000+3000*t
```

```
v<-(1.02)^(t+1)
```

```
q<-(lx[x+1+t]-lx[x+1+t+1])/lx[x+1];q
```

```
vaas2<-sum(u*v*q);vaas2
```

```
primapura2<-vaas2/rp;primapura2
```

```
#DECESOS 2
```



```
lx<-LT_LC_M_0_125$t$lx
x<-50
```

```
t<-0:4
v<-1.02^-t
p<-lx[x+1+t]/lx[x+1]
rp<-sum(v*p);rp
```

```
t<-5:19
u<-75000*1.035^(t-5)
v<-(1.02)^(t+1)
q<-((lx[x+1+t]-lx[x+1+t+1])/lx[x+1]);q
vaas1<-sum(u*v*q);vaas1
```

```
pp<-vaas1/rp;pp
```

```
lx<-LT_LC_M_0_100$t$lx
x<-50
```

```
t<-0:4
v<-1.02^-t
p<-lx[x+1+t]/lx[x+1]
rp<-sum(v*p);rp
```

```
t<-5:19
u<-75000*1.035^(t-5)
v<-(1.02)^(t+1)
q<-((lx[x+1+t]-lx[x+1+t+1])/lx[x+1]);q
vaas2<-sum(u*v*q);vaas2
```

```
pp2<-vaas2/rp;pp2
```

```
#SUPERVIVENCIA 2 M=20 M+N=20+20 (20+20)-1=39
```

```
l74<-LT_LC_H_0_125$t$lx
```

```
t<-0:19
v<-1.02^-t
p<-l74[46+t]/l74[46]
rp<-sum(v*p);rp
```

```
t<-20:39
u<-6000+300*(t-20)
v<-1.02^(t+1)
```

```
p<-174[46+t+1]/174[46]
s<-sum(u*v*p);s
```

```
primpur<-s/rp;primpur
```

```
l74<-LT_LC_H_0_100$lt$lx
```

```
t<-0:19
v<-1.02^-t
p<-174[46+t]/174[46]
rp<-sum(v*p);rp
```

```
t<-20:39
u<-6000+300*(t-20)
v<-1.02^-(t+1)
p<-174[46+t+1]/174[46]
s<-sum(u*v*p);s
```

```
primpur4<-s/rp;primpur4
```

```
l74<-LT_LC_M_0_125$lt$lx
```

```
t<-0:19
v<-1.02^-t
p<-174[46+t]/174[46]
rp<-sum(v*p);rp
```

```
t<-20:39
u<-6000+300*(t-20)
v<-1.02^-(t+1)
p<-174[46+t+1]/174[46]
s<-sum(u*v*p);s
```

```
l74[46:126]
```

```
View(l74)
```

```
primpur2<-s/rp;primpur2
```

```
l74<-LT_LC_M_0_100$lt$lx
```

```
t<-0:19
v<-1.02^-t
p<-174[46+t]/174[46]
rp<-sum(v*p);rp
```

```
t<-20:39
u<-6000+300*(t-20)
v<-1.02^-(t+1)
```

```
p<-174[46+t+1]/174[46]
s<-sum(u*v*p);s
```

```
primpur3<-s/rp;primpur3
```