# Compilado ejercicios

#### Natalie Julian

#### www.nataliejulian.com

## Pregunta 1

Sea  $\mathbf{y} = (y_1, ..., y_n)$  variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas desde una distribución exponencial  $f(y_i|\lambda) = \lambda \exp(-\lambda y_i)$ . Sea  $\nu = (\nu_1, ..., \nu_n)$  un vector de variables indicadoras de censura, donde  $v_i = 1$  si  $y_i$  es tiempo de falla. Considere indexar el valor de  $\lambda$  por una covariable x. Para esto defina:

$$\lambda_i = \exp(\beta_0 + \beta_1 x_i)$$

Donde  $\beta_0$  y  $\beta_1$  corresponden a los parámetros a estimar. Utilice el conjunto de datos sobrevida.csv, el cual contiene información sobre los tiempos, censura y x.

- a) Asumiendo que  $\beta_1$  es conocido, derive el estimador máximo verosímil de  $\beta_0$ .
- b) Utilizando la expresión obtenida en a), calcule el estimador máximo verosímil de  $\beta_0$  cuando  $\beta_1=1$ ,  $\beta_1=1.6$  y  $\beta_1=2.1$ .
- c) Calcule y grafique el estimador de Kaplan-Meier con sus respectivos intervalos de confianza.

# Pregunta 2

Sea  $\mathbf{y} = (y_1, ..., y_n)$  realizaciones de variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas desde la siguiente densidad:

$$f_Y(y) = \frac{\alpha}{(1+y)^{\alpha+1}}, \qquad \alpha > 0, \quad Y \in \mathbb{R}_+$$

Sea  $\nu = (\nu_1, ..., \nu_n)$  un vector de variables indicadoras de censura, donde  $\nu_i = 0$  si  $y_i$  es censurada por la derecha y  $\nu_i = 1$  si  $y_i$  es un tiempo de falla. Derive expresiones para lo que se le pide a continuación:

- a) F(y)
- b) S(y)
- c) h(t)
- d) Encuentre el estimador máximo verosímil de  $\alpha$ .

#### Pregunta 3

Sea T una variable aleatoria con soporte en los reales positivos cuya función de riesgo está dada por:

$$h(t) = \frac{(\beta/\alpha)(t/\alpha)^{\beta-1}}{[1 + (t/\alpha)^{\beta}]}, \qquad \alpha > 0, \quad \beta > 0$$

Derive expresiones para:

- a) H(t)
- b) S(t)
- c) f(t)
- d) F(t)

Los siguientes datos corresponden a los tiempos de sobreviencia (en años) para dos grupos en estudio, cada uno con 25 participantes. El Grupo 1 no tiene historia de enfermedad crónica (CHR=0), y el Grupo 2 tiene una historia positiva de enfermedad crónica (CHR=1):

```
 \begin{array}{lll} Group1 & (CHR=0): \ 12.3+, 5.4, 8.2, 12.2+, 11.7, 10.0, 5.7, 9.8, 2.6, 11.0, 9.2, 12.1+, 6.6, \\ 2.2, 1.8, 10.2, 10.7, 11.1, 5.3, 3.5, 9.2, 2.5, 8.7, 3.8, 3.0 \end{array}
```

```
Group 2(CHR = 1) : 5.8, 2.9, 8.4, 8.3, 9.1, 4.2, 4.1, 1.8, 3.1, 11.4, 2.4, 1.4, 5.9, 1.6, 2.8, 4.9, 3.5, 6.5, 9.9, 3.6, 5.2, 8.8, 7.8, 4.7, 3.9 Utilizando estos datos,
```

- a) Calcule y grafique para cada grupo el estimador de Kaplan-Meier con sus respectivos intervalos de confianza.
- b) ¿Existen diferencias entre las curvas de sobrevivencia de los grupos? Justifique.

#### Pregunta 5

Conteste verdadero o falso a las siguientes afirmaciones:

- a) El análisis de sobrevivencia es una colección de procedimientos estadísticos para analizar datos en los cuales la variable observada es el tiempo que transcurre hasta que sucede un evento.
- b) En análisis de sobrevivencia el término evento es sinónimo de falla.
- c) En la práctica, la función de sobrevivencia es usualmente graficada como una curva suavizada.
- d) La función de sobrevivencia puede tomar valores entre  $[0, \infty]$ .
- e) Si conoce la forma de la función de riesgo, entonces puede determinar la correspondiente curva de sobrevivencia y viceversa.
- f) Si la curva de sobrevivencia para el grupo 1 cae completamente por encima de la curva de sobrevivencia para el grupo 2, entonces la media del tiempo de sobrevivencia para el grupo 2 es mayor que para el grupo 1
- g) El conjunto que se encuentra en riesgo en seis semanas es el conjunto de individuos cuyos tiempos de sobrevivencia son menores o iguales a seis semanas.
- h) Si el conjunto que se encuentra en riesgo en seis semanas consiste de 22 personas, 4 personas fallan y 3 son censuradas para la semana 7, entonces el conjunto de riesgo en las 7 semanas consiste de 18 personas.
- i) Si la razón de riesgo que compara el grupo 1 relativo al grupo 2 es igual a 10, entonces el riesgo de falla es 10 veces mayor en el grupo 1 que en el grupo 2.

# Pregunta 6

Asuma que los tiempos de vida T siguen la siguiente función de riesgo,

$$h(t|x) = h_0(t)\exp(x\beta)$$

Demuestre que  $f(t|x) = h_0(t)\exp(x\beta)[S_0(t)]^{\exp(x\beta)}$ .

## Pregunta 7

En un ensayo clínico para estudiar la sobrevivencia en pacientes con cáncer de pulmón, los pacientes fueron asignados aleatoriamente a un tratamiento experimental o un tratamiento placebo. La siguiente tabla reporta la sobrevivencia de pacientes en meses, el signo + indica que la observación fue censurada.

	Tiempos de sobrevivencia $t_i$ (meses)								
Placebo	1	1	1+	2	2	3	3	3+	
Tratamiento	1	2	2+	2	3	3	4	5	5+

- a) Obtenga la estimación de la función de sobrevivencia por Kaplan-Meier para los pacientes con placebo y tratamiento. Reporte la sobrevivencia de los pacientes al tiempo 2.
- b) Para determinar la efectividad del tratamiento, ajuste un modelo asumiendo que los tiempos de sobrevivencia siguen un modelo exponencial. Para ello, cree la variable indicadora trt que tome el valor 0 para el placebo y el valor 1 para el tratamiento experimental. Interprete.
- c) Ahora asuma para estos datos un modelo de regresión de Cox. Escriba el modelo, ajústelo e interprete. Estudie el supuesto de riesgos proporcionales.

Considere el modelo de riesgos proporcionales de Cox:

- a) Demuestre que la razón de riesgos para dos sujetos diferentes no depende del tiempo.
- b) Considere un modelo de Cox con tres predictores, sexo (codificado como: 1 para hombre y 0 para mujeres), peso del paciente en kilos y tratamiento (codificado como: 1 para los que siguen tratamiento, 0 para grupo control). Sea  $\hat{\beta}_1 = 0.3$ ,  $\hat{\beta}_2 = 0.77$  y  $\hat{\beta}_3 = -0.18$  los coeficientes para el sexo, el peso y el tratamiento respectivamente. Calcule la razón de riesgo para cada coeficiente e interpete en términos de riesgos relativos.
- c) ¿Es cierto que en el modelo de Cox, las funciones de riesgo están relacionadas de manera aditiva? Justifique.
- d) ¿Es cierto que la razón de riesgo es constante sobre el tiempo de sobrevida? Justifique.

#### Pregunta 9

Un grupo de hombres con cáncer de pulmón avanzado e inoperable fue aleatorizado en dos grupos uno con la terapia estándar y otro con quimioterapia de prueba. Se registró el tiempo que sobrevivieron en días. Los predictores considerados fueron: Therapy (type of therapy: standard o test), Cell (type of tumo cell: adeno, large, small or squamous), Prior (prior therapy: 0=no, 1=yes), Age (age in years), Duration (months from diagnosis to randomization), y Kps (Karnofsky performance scale). Este último, es un valor entre 0 y 100, donde el valor 100 se le asigna a una persona completamente sana sin evidencias de enfermedad y el valor 0 a una persona muerta.

Las siguientes tablas presentan los resultados de haber ajustado el modelo de Cox a dichos datos (Las salidas corresponden al software SAS).

Class	Value		Design Variables			
Prior	no	0	.,	o torrat		
	yes	1				
Cell	adeno	1	0	С		
	large	0	0	O		
	small	0	1	0		
	squamous	0	0	1		
Therapy	standard	0	44.00 411			
	test	1		to an o		

# Wald Tests of Individual Effects

Joint Tests						
Effect	DF	Wald Chi- Square	Pr > ChiSq			
Kps	1	35,5051	<.0001			
Duration	1	0.1159	0.7335			
Age	1	1.9772	0.1597			
Cell	3	18.5339	0.0003			
Prior	1	2.5296	0.1117			
Therapy	1	5.2349	0.0221			
Prior*Therapy	1	4.1528	0.0416			

Parameters Estimates with Reference Coding								
Parameter			DF	Parameter Estimate	Standard Error	Chi- Square	Pr > ChiSq	Label
Kps			1	-0.03300	0.00554	35.5051	<.0001	Karnofsky performance scale
Duration			1	0.00323	0.00949	0.1159	0.7335	months from diagnosis to randomization
Age			1	-0.01353	0.00962	1.9772	0.1597	age in years
Cell	adeno		1	0.78356	0.30382	6.6512	0.0099	cell type adeno
Cell	small		1	0.48230	0,26537	3,3032	0.0691	cell type smal
Cell	squamous		1	-0.40770	0.28363	2,0663	0.1506	cell type squamous
Prior	yes		1	0.45914	0.28868	2.5296	0.1117	prior therapy yes
Therapy	test		1	0.56662	0.24765	5.2349	0.0221	type of treatment tes
Prior*Therapy	yes	test	1	-0.87579	0.42976	4.1528	0.0416	prior therapy yes * type of treatment tes

Responda las siguientes preguntas:

- a) ¿Qué predictores tienen un efecto significativo sobre la sobrevivencia de los pacientes?
- b) ¿Cuál es el riesgo relativo del grupo con terapia (test) en relación a terapia (standard)?
- c) ¿El Kps es un factor de riesgo o un factor protector? Justifique.
- d) Calcule el riesgo relativo del término de interacción.
- e) Calcule los riesgos relativos del tipo de célula. Interprete, ¿cuáles son factores protectores y cuáles factores de riesgo?
- f) ¿Recomienda o no la quimioterapia test? ¿Bajo qué circunstancias? Argumente.

#### Pregunta 10

Considere la siguiente parametrización de la distribución Weibull:

$$f(y) = \frac{k}{\lambda} (\frac{y}{\lambda})^{k-1} \mathrm{exp}(-(\frac{y}{\lambda})^k); \qquad y > 0, \lambda > 0, k > 0$$

- a) Reparametrice la distribución con  $\gamma = (\frac{1}{\lambda})^k$
- b) Por conveniencia, considere  $\phi = \log \gamma$  y obtenga las expresiones usuales (F(y), S(y), etcétera).
- c) Suponga que se tiene las observaciones  $y_i = (T_i, \delta_i)$  con i = 1, ..., n independientes e idénticamente distribuídas Weibull $(\alpha, \phi)$  y con  $\delta_i$  indicatriz de censura por la derecha. Asuma  $\alpha$  y  $\phi$  desconocidos con priori para  $\alpha$  una distribución Gamma con parámetros  $b_0$  y  $b_1$  y para  $\phi$  una distribución normal con parámetros  $\mu_0$  y  $\sigma_0$ .
- d) Obtenga la posteriori conjunta y las condicionales completas.
- e) Escriba un algoritmo en R para muestrear desde las posterioris completas (Metropolis-Hastings). Para la implementación utilice la base de datos Fan y fije  $b_0 = b_1 = 0.01$ ,  $\mu_0 = 0$  y  $\sigma_0^2 = 1000$  y c = 0.1 para las distribuciones para obtener candidatos.
- f) Interprete los resultados obtenidos (calcule bandas de credibilidad y estadísticas de resumen, etc).
- g) Grafique la función de riesgo y la función de sobrevivencia.

Considere n individuos sin censura con tiempos de falla distribuidos exponencialmente y función de log verosimilitud  $n\log\rho - \rho\sum x_i$ , pruebe que el estadístico de razón W para testear  $H_0: \rho = \rho_0$  es:

$$W = 2(n\log n - n\log \sum x_i - n - n\log \rho_0 + \rho_0 \sum x_i)$$

Y pruebe que el valor esperado bajo la hipótesis nula es:

$$E(W) = 1 + (6n)^{-1} + O(n^{-2})$$

# Pregunta 12

Asuma que la censura posee un componente aleatorio y considere la extención de riesgos constantes por tramos:

$$h_c(t) = \lambda_j \qquad (a_{j-1} \le t < a_j)$$

Y defina  $b_j = a_j - a_{j-1}$  el ancho del intervalo. Considere que no se tiene el tiempo de sobrevivencia y la censura de manera exacta, sino que de manera agrupada, es decir, sólo se conoce  $d_j$  (el número de fallas) y  $m_j$  (el número de censuras) en el intervalo  $[a_{j-1}, a_j)$ .

- a) Derive expresiones para las probabilidades condicionales en cada uno de los casos que se presentan.
- b) Determine una expresión para la contribución de cada intervalo a la log verosimilitud conjunta.
- c) Encuentre los estimadores de máxima verosimilitud para  $\lambda$  y  $\rho$ .
- d) Cree una función en R que ajuste un modelo exponencial por tramos, la función debe tener como argumentos los datos y los puntos de corte. Pruebe la función (puede utilizar la base de datos Fan y ajústela con distintas particiones.

#### Pregunta 13

Sean T y U variables aleatorias independientes no negativas y defina  $X = \min(T, U)$  que corresponde a una observación censurada del tiempo de fallo de la variable T y sea  $\delta = \mathbb{1}_{\{T \leq U\}}$  la variable indicatriz de censura (que toma el valor 1 si  $X \leq t$  y cero en el otro caso). Defina el proceso de conteo  $N(t): t \geq 0$  dado por:

$$N(t) = \mathbb{1}_{\{X < t, \delta = 1\}} = \delta \mathbb{1}_{\{T < t\}}$$

Muestre que:

$$\lambda(t)\triangle t\approx E[N((t+\triangle t)-)-N(t-)|T\geq t, U\geq t]$$

Interprete la función de riesgo  $\lambda(t)$  en este contexto.

## 1 Soluciones

# Pregunta 1

#### a) Solución

La función de verosimilitud está dada por:

$$L(\lambda|y,\nu) = \prod_{i=1}^{n} h(y_i|\lambda_i)^{\nu_i} S(y_i|\lambda_i)$$

Donde  $h(y|\lambda)$  representa la función de riesgo y  $S(y|\lambda)$  la función de sobrevivencia. Para este caso, se tiene:

$$S(y) = 1 - F(y)$$

$$= 1 - \int_0^y \lambda e^{-\lambda u} du$$

$$= 1 - (1 - e^{-\lambda y})$$

$$= e^{-\lambda y}$$

$$h(y) = \frac{f(y)}{S(y)}$$
$$= \frac{\lambda e^{-\lambda y}}{e^{-\lambda y}}$$
$$= \lambda$$

Así, reemplazando, la función de verosimilitud está dado por:

$$L(\lambda|y,\nu) = \prod_{i=1}^{n} \lambda_i^{\nu_i} e^{-\lambda_i y_i}$$

Reemplazando  $\lambda_i = \exp(\beta_0 + \beta_1 x)$  se tiene:

$$L(\lambda|y,\nu) = e^{\sum_{i=1}^{n} \nu_{i}(\beta_{0} + \beta_{1}x_{i})} e^{-\sum_{i=1}^{n} y_{i}e^{(\beta_{0} + \beta_{1}x_{i})}}$$

Y la función de log-verosimilitud:

$$l(\beta_0|y,\nu,\beta_1,x) = \sum_{i=1}^n v_i(\beta_0 + \beta_1 x_i) - \sum_{i=1}^n y_i e^{(\beta_0 + \beta_1 x_i)}$$

Al igualar a cero la función score, se obtiene:

$$\hat{\beta_0} = \log(\sum_{i=1}^n \nu_i) - \log(\sum_{i=1}^n y_i e^{\beta_1 x_i})$$

Se comprueba que es el estimador máximo verosímil pues la segunda derivada de la función de log-verosimilitud resulta ser negativa.

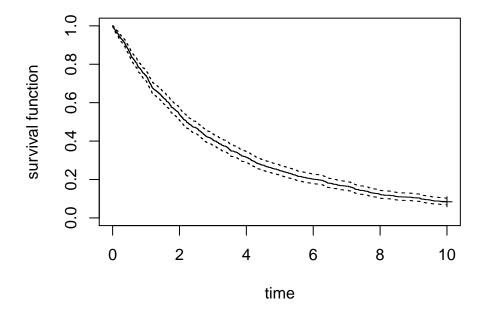
#### $\mathrm{b}) \;\; \mathbf{Soluci\acute{o}n}$

```
datosobrevida<-read.csv('sobrevida.csv',h=T)
head(datosobrevida,4)
1 0.6682708
## 4 1.3070063
beta0hat<-function(beta1,datos){</pre>
nu<-datos$censura
y<-datos$tiempos
\verb|beta0<-log(sum(nu))-log(sum(y*exp(x*beta1)))|\\
return(beta0)}
beta0hat(1,datosobrevida)
## [1] -1.725132
beta0hat(1.6,datosobrevida)
## [1] -2.020935
beta0hat(2.1,datosobrevida)
## [1] -2.290013
```

#### c) Solución

```
#install.packages("survival")
library(survival)
my.surv.object<-Surv(time=datosobrevida$tiempos,event = datosobrevida$censura, type = "right")
survfit(my.surv.object ~ 1,conf.type="plain", conf.int=0.90)
## Call: survfit(formula = my.surv.object ~ 1, conf.type = "plain", conf.int = 0.9)
        n events median 0.9LCL 0.9UCL
## 1000.00 916.00
                    2.21
                             2.06
my.fit<-survfit(my.surv.object ~ 1)</pre>
str(my.fit)
## List of 17
               : int 1000
##
   $ time
                : num [1:917] 0.00436 0.00893 0.00949 0.01052 0.01277 ...
## $ n.risk
               : num [1:917] 1000 999 998 997 996 995 994 993 992 991 ...
               : num [1:917] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
##
   $ n.event
   $ n.censor : num [1:917] 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
##
   $ surv : num [1:917] 0.999 0.998 0.997 0.996 0.995 0.994 0.993 0.992 0.991 0.99 ...
##
               : num [1:917] 0.001 0.00142 0.00173 0.002 0.00224 ...
##
   $ std.err
## $ cumhaz
               : num [1:917] 0.001 0.002 0.003 0.00401 0.00501 ...
   $ std.chaz : num [1:917] 0.001 0.00141 0.00173 0.002 0.00224 ...
##
## $ start.time: num 0 ## $ type : chr "right"
## $ logse : logi TRUF
## $ conf.int : num 0.95
               : logi TRUE
   $ conf.type : chr "log"
## $ lower
              : num [1:917] 0.997 0.995 0.994 0.992 0.991 ...
## $ upper
               : num [1:917] 1 1 1 1 0.999 ...
   $ call : language survfit(formula = my.surv.object ~ 1)
- attr(*, "class")= chr "survfit"
## $ call
##
#summary(my.fit)
```

# Kaplan-Meier estimate



```
print(survfit(my.surv.object ~ 1), print.rmean=TRUE)

## Call: survfit(formula = my.surv.object ~ 1)
##

## n events *rmean *se(rmean) median 0.95LCL
```

```
## 1.00e+03 9.16e+02 3.35e+00 9.67e-02 2.21e+00 2.05e+00

## 0.95UCL

## 2.49e+00

## * restricted mean with upper limit = 10
```

a) Solución

$$F(y) = 1 - \frac{1}{(1+y)^{\alpha}}$$

b) Solución

$$S(y) = \frac{1}{(1+y)^{\alpha}}$$

c) Solución

$$h(y) = \frac{\alpha}{1+y}$$

d) Solución

$$\hat{\alpha}_{EMV} = \frac{\sum_{i=1}^n \nu_i}{\sum_{i=1}^n \ln(1+y_i)}$$

# Pregunta 3

a) Solución

$$H(t) = \ln(1 + (t/\alpha)^{\beta})$$

b) Solución

$$S(t) = \left[1 + \left(t/\alpha\right)^{\beta}\right]^{-1}$$

c) Solución

$$f(t) = \frac{(\beta/\alpha)(t/\alpha)^{\beta-1}}{[1 + (t/\alpha)^{\beta}]^2}$$

d) Solución

$$F(t) = 1 - [1 + (t/\alpha)^{\beta}]^{-1}$$

# Pregunta 4

a) Solución

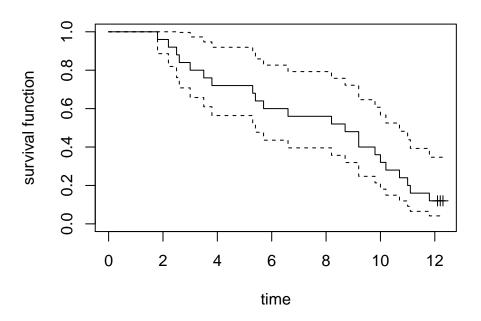
```
 \texttt{GRUPO1} < -\texttt{rbind}(\texttt{c}(12.3,0),\texttt{c}(5.4,1),\texttt{c}(8.2,1),\texttt{c}(12.2,0),\texttt{c}(11.8,1),\texttt{c}(10,1),\texttt{c}(5.7,1),\texttt{c}(9.8,1), \\
                   c(2.6,1),c(11,1),c(9.2,1),c(12.1,0),c(6.6,1),c(2.2,1),c(1.8,1),c(10.2,1),
c(10.7,1),c(11.1,1),c(5.3,1),c(3.5,1),c(9.2,1),c(2.5,1),c(8.7,1),c(3.8,1),c(3.1))
GRUPO2<-cbind(c(5.8,2.9,8.4,8.3,9.1,4.2,4.1,1.8,3.1,11.4,2.4,1.4,5.9,1.6,2.8,4.9,3.5,6.5,9.9,3.6,5.2,8.8,7.8,4.7,3.9),rep(1,25))
my.surv.object<-Surv(time=GRUPO1[,1],event = GRUPO1[,2], type = "right")</pre>
survfit(my.surv.object ~ 1,conf.type="plain", conf.int=0.90)
## Call: survfit(formula = my.surv.object ~ 1, conf.type = "plain", conf.int = 0.9)
          n events median 0.9LCL 0.9UCL
      25.0 22.0
                        8.7
                                  5.4
my.fit1<-survfit(my.surv.object ~ 1)</pre>
str(my.fit1)
## List of 17
## $ n
                     : int 25
## $ time
                     : num [1:24] 1.8 2.2 2.5 2.6 3 3.5 3.8 5.3 5.4 5.7 ...
                   : num [1:24] 25 24 23 22 21 20 19 18 17 16 ...
## $ n.risk
## $ n.event : num [1:24] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...

## $ n.censor : num [1:24] 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...

## $ surv : num [1:24] 0.96 0.92 0.88 0.84 0.8 0.76 0.72 0.68 0.64 0.6 ...
## $ std.err
                    : num [1:24] 0.0408 0.059 0.0739 0.0873 0.1 ...
## $ cumhaz : num [1:24] 0.04 0.0817 0.1251 0.1706 0.2182 ...
## $ std.chaz : num [1:24] 0.04 0.0578 0.0723 0.0854 0.0978 ...
```

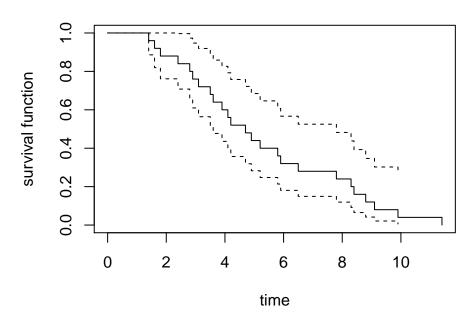
```
$ logse : logi TRUE
$ conf.int : num 0.95
## $ logse
##
    $ conf.type : chr "log"
##
                : num [1:24] 0.886 0.82 0.761 0.708 0.658 ...
##
   $ lower
                : num [1:24] 1 1 1 0.997 0.973 ...
   $ upper
## $ call
                 : language survfit(formula = my.surv.object ~ 1)
##
    - attr(*, "class")= chr "survfit"
#summary(my.fit1)
plot(my.fit1, main="Kaplan-Meier estimate Group 1",
    xlab="time", ylab="survival function",mark.time=T)
```

# Kaplan-Meier estimate Group 1



```
print(survfit(my.surv.object ~ 1), print.rmean=TRUE)
## Call: survfit(formula = my.surv.object ~ 1)
##
                              *rmean *se(rmean)
                                                     median
                                                               0.95LCL
       25.000
##
                   22,000
                               7.568
                                          0.718
                                                      8.700
      0.95UCL
##
      10.700
##
##
       * restricted mean with upper limit = 12.3
my.surv.object<-Surv(time=GRUPO2[,1],event = GRUPO2[,2], type = "right")</pre>
survfit(my.surv.object ~ 1,conf.type="plain", conf.int=0.90)
## Call: survfit(formula = my.surv.object ~ 1, conf.type = "plain", conf.int = 0.9)
        n events median 0.9LCL 0.9UCL
     25.0
           25.0
                   4.7
my.fit2<-survfit(my.surv.object ~ 1)</pre>
str(my.fit2)
## List of 17
                : int 25
                : num [1:25] 1.4 1.6 1.8 2.4 2.8 2.9 3.1 3.5 3.6 3.9 ...
##
    $ n.risk
                : num [1:25] 25 24 23 22 21 20 19 18 17 16 ...
   $ n.event : num [1:25] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
$ n.censor : num [1:25] 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
## $ n.event
##
##
   $ surv
                : num [1:25] 0.96 0.92 0.88 0.84 0.8 0.76 0.72 0.68 0.64 0.6 ...
##
                : num [1:25] 0.0408 0.059 0.0739 0.0873 0.1 ...
                : num [1:25] 0.04 0.0817 0.1251 0.1706 0.2182 ...
## $ std.chaz : num [1:25] 0.04 0.0578 0.0723 0.0854 0.0978 ...
##
   $ start.time: num 0
## $ type : chr "right"
```

# Kaplan-Meier estimate Group 2

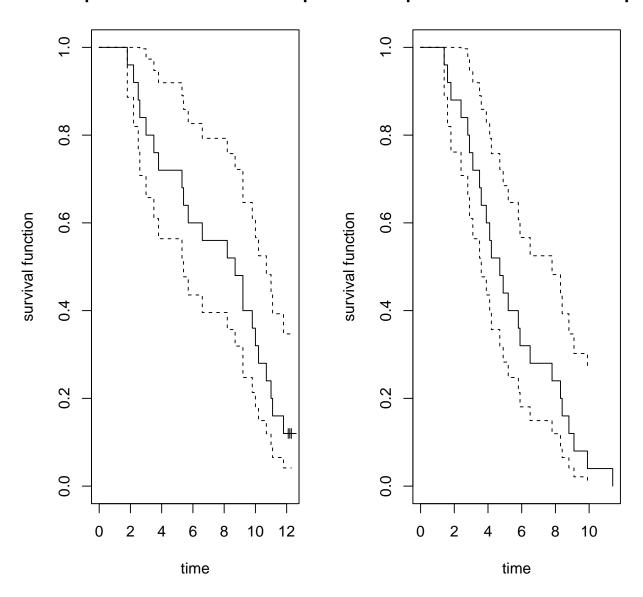


```
print(survfit(my.surv.object ~ 1), print.rmean=TRUE)
## Call: survfit(formula = my.surv.object ~ 1)
##
                  events
                            *rmean *se(rmean)
                                                  median
                                                            0.95LCL
      25.000
##
                 25.000
                             5.280
                                       0.551
                                                   4.700
                                                              3.600
     0.95UCL
##
##
       7.800
##
       * restricted mean with upper limit = 11.4
```

#### b) Solución

# Kaplan-Meier estimate Group 1

# Kaplan-Meier estimate Group 2



# Pregunta 5

#### Solución

- a) Verdadero.
- b) Verdadero.
- c) Falso. El Kaplan-Meier posee una gráfica escalonada usualmente.

- d) Falso. Está entre 0 y 1.
- e) Verdadero.
- f) Falso. La media del tiempo de sobrevivencia para el grupo 1 es mayor que para el grupo 2.
- g) Falso. Cuyos tiempos de sobrevivencia son mayores a seis semanas.
- h) Falso. Serían 13 personas.
- i) Verdadero.

Solución

#### a) Solución

Para placebo:

$t_k$	$d_k$	$q_k$	$n_k$	$\hat{S}(t)$
0	0	0	8	1
1	2	1	8	$(1-\frac{2}{8})$
2	2	0	5	$(1-\frac{2}{8})(1-\frac{2}{5})$
3	2	1	5	$(1-\frac{2}{8})(1-\frac{2}{5}(1-\frac{2}{5}))$

Para tratamiento:

$t_k$	$d_k$	$q_k$	$n_k$	$\hat{S}(t)$
0	0	0	9	1
1	1	0	9	$(1-\frac{1}{9})$
2	2	1	8	$(1-\frac{1}{9})(1-\frac{2}{8})$
3	2	0	5	$(1-\frac{1}{9})(1-\frac{2}{8})(1-\frac{2}{5})$
4	1	0	3	$(1-\frac{1}{9})(1-\frac{2}{8})(1-\frac{2}{5})(1-\frac{1}{3})$
5	1	1	2	$(1-\frac{1}{9})(1-\frac{2}{8})(1-\frac{2}{5})(1-\frac{1}{3}(1-\frac{1}{2}))$

O también:

```
\begin{array}{c} \texttt{datos} < -\texttt{cbind}(\texttt{c}(1,1,1,2,2,3,3,3,1,2,2,2,3,3,4,5,5), \\ & \texttt{c}(1,1,0,1,1,1,1,0,1,1,0,1,1,1,1,1,0), \texttt{c}(\texttt{rep}(0,8),\texttt{rep}(1,9))) \end{array}
head(datos)
## [1,]
          [,1] [,2] [,3]
              1 1 0
1 1 0
1 0 0
2 1 0
2 1 0
## [2,]
## [3,]
## [4,]
## [5,]
## [6,]
               3
library(survival)
Sp<-Surv(datos[1:8,1],datos[1:8,2])</pre>
Sp
## [1] 1 1 1+ 2 2 3 3 3+
St<-Surv(datos[9:17,1],datos[9:17,2])
## [1] 1 2 2+ 2 3 3 4 5 5+
spfit<-survfit(Sp~1,)
stfit<-survfit(St~1,)</pre>
summary(spfit)
## Call: survfit(formula = Sp ~ 1)
##
    time n.risk n.event survival std.err lower 95% CI upper 95% CI
      1 8 2 0.75 0.153 0.5027
2 5 2 0.45 0.188 0.1982
##
##
                                                                                   1.000
##
                                     0.15 0.138
                                                                0.0248
                                                                                   0.906
summary(stfit)
```

```
## Call: survfit(formula = St ~ 1)
##
   time n.risk n.event survival std.err lower 95% CI upper 95% CI 2 1 0.889 0.105 0.7056 1.000 2 8 2 0.667 0.157 0.4200 1.000 3 5 2 0.400 0.174 0.1707 0.938 4 3 1 0.267 0.159 0.0829 0.858 5 2 1 0.133 0.123 0.0218 0.817
##
##
##
                                                   0.170,
0.0829
0.0218
##
##
##
summary(spfit,time=2)
## Call: survfit(formula = Sp ~ 1)
## time n.risk n.event survival std.err lower 95% CI upper 95% CI
                                                        0.198
                               0.45 0.188
                         4
summary(stfit,time=2)
## Call: survfit(formula = St ~ 1)
## time n.risk n.event survival std.err lower 95% CI upper 95% CI
## 2 8 3 0.667 0.157 0.42 1
```

#### b) Solución

```
sexp<-survreg(Surv(datos[,1],datos[,2])~datos[,3],dist="exponential")</pre>
sexp
## Call:
## survreg(formula = Surv(datos[, 1], datos[, 2]) ~ datos[, 3],
##
      dist = "exponential")
##
## Coefficients:
## (Intercept) datos[, 3]
## 0.9808293 0.3690975
##
## Scale fixed at 1
##
## Loglik(model) = -28.3 Loglik(intercept only) = -28.6
## Chisq= 0.43 on 1 degrees of freedom, p= 0.51
## n= 17
summary(sexp)
##
## Call:
## survreg(formula = Surv(datos[, 1], datos[, 2]) ~ datos[, 3],
## dist = "exponential")
## Value Std. Error
## datos[, 3] 0.369
##
## Scale fixed at 1
## Exponential distribution
## Loglik(model) = -28.3 Loglik(intercept only) = -28.6
## Chisq= 0.43 on 1 degrees of freedom, p= 0.51
## Number of Newton-Raphson Iterations: 3
## n= 17
#El valor p es igual a 0.5, utilizando un 5%, no sería significativo el tratamiento
#para explicar los tiempos de sobrevivencia
AIC(sexp)
## [1] 60.66893
```

#### c) Solución

```
fit_0<-coxph(Surv(datos[,1],datos[,2])~datos[,3])
summary(fit_0)

## Call:
## coxph(formula = Surv(datos[, 1], datos[, 2]) ~ datos[, 3])
##
## n= 17, number of events= 13
##
## coef exp(coef) se(coef) z Pr(>|z|)
## datos[, 3] -0.6671  0.5132  0.6090 -1.095  0.273
```

```
##
               exp(coef) exp(-coef) lower .95 upper .95
##
## datos[, 3]
                  0.5132
                                        0.1556
                               1.949
## Concordance= 0.603 (se = 0.085)
                                             p=0.3
## Likelihood ratio test= 1.2 on 1 df,
                                            p=0.3
                         = 1.2 on 1 df,
## Wald test
## Score (logrank) test = 1.24 on 1 df,
#Al ajustar el modelo de riesgos proporcionales, se obtiene un valor-p para el
#tratamiento de 0.27, es decir, aún no es significativo
#la exp(coeftrat)=0.5132, es decir, cuando paso del placebo al tratamiento, los #riesgos disminuyen un 48% aproximadamente.
\#El intervalo de confianza al 95% es (0.1556,1.693), el cual contiene al 1,
\hbox{\it\#por lo tanto, no se puede rechazar que el efecto del tratamiento sea nulo.}
cox.zph(fit_0, transform="km", global=TRUE)
                  rho chisq
## datos[, 3] 0.0172 0.0038 0.951
 \verb|#Obtenemos un valor-p de 0.951, es decir, no rechazamos \verb|HO| (que los riesgos son proporcionales)|
```

#### a) Solución

Trabajar la expresión  $HR(t, x_1, x_2)$ ) y llegar a que no depende del tiempo (se cancelan las funciones que dependen de t).

b) Solución

$$HR_{sexo}(t, x_1 = 1, x_2 = 0) = e^{\hat{\beta}_1} = e^{-0.3} = 1.35$$

Los hombres tienen un 35 por ciento más de riesgo en comparación a las mujeres.

$$HR_{peso}(t, x_1 = 70, x_2 = 69) = e^{\hat{\beta}_2} = e^{0.77} = 2.16$$

Por cada kilo de aumento en el peso, el riesgo aumenta un 116 por ciento.

$$HR_{tratamiento}(t, x_1 = 1, x_2 = 0) = e^{\hat{\beta}_3} = e^{-0.18} = 0.83$$

El tratamiento baja el riesgo en un 17 por ciento.

Solución

Falso. Las funciones de riesgo están relacionadas de manera multiplicativa.

Verdadero. La razón de riesgo es constante sobre el tiempo de sobrevida.

# Pregunta 9

Los predictores con un efecto significativo sobre la sobrevivencia de los pacientes son: Karnofsky performance scale, cell type, therapy y la interración de Prio therapy con la therapy actual. Esto se deduce de los resultados del test de Wald.

b) Solución  $e^{0.56662} = 1.7623$ . Los pacientes en el grupo de terapia test un 76 por ciento más de riesgo de morir en relación a los que reciben la terapia estándar.

c) Solución

 $e^{-0.033}=0.9675$  es un factor protector, de hecho el riesgo de morir disminuye en un 3.2 por ciento por cada unidad de aumento en el kps.

d) Solución

 $e^{-0.87579}=0.4165$ . Los pacientes que recibieron terapia previa y ahora están recibiendo la quimioterapia de prueba, tienen un 58.35por ciento menos de riesgos de morir.

 $^{3356}=2.189252$ . Los pacientes con celulas tipo adeno tienen un 118 por ciento más de riesgo de morir en relación a los que tienen células large. (Factor de riesgo)
Los pacientes con células small tienen un 61.98 por ciento más de riesgo de morir en relación a los que tienen células large. (Factor

 $e^{-0.4077} = 0.6652$ . Los pacientes con células tipo suqmous tienen un 33.48 por ciento menos de riesgo de morir en relación a los que tienen células large. (Factor protector)

Se recomienda aplicar la quimioterapia test sólo a los pacientes que recibieron una terapia previa.

#### Pregunta 10

Solución

```
Fan<-read.table('Fan.txt')</pre>
colnames(Fan)<-c("lifetime", "censor")</pre>
Fan[,1]<-Fan$lifetime/1000
library(truncnorm)
# Calcula cantidades fijas
nu=(censor==0)*1; y=lifetime; n=length(nu)
sum_nu=sum(nu)
# Fija hyper-parámetros
mu0=0; sigma02=1000; alpha0=0.01; kappa0=0.01; c=0.1
# Fija valores iniciales
alpha=5; lambda=0.1
alphaante=alpha; lambdaante=lambda
nscan=50000
alphaM=vector(mode="numeric", length=nscan)
lambdaM=vector(mode="numeric", length=nscan)
alphaM[1]=alpha
lambdaM[1]=lambda
for(i in 2:nscan)
       # Actualización de alpha
      alphaaste=rtruncnorm(n=1, a=0, b=Inf, mean=alphaante, sd=c)
      log Paste = (alpha 0 + sum\_nu - 1) * log (alpha aste) + sum((alpha aste - 1) * nu* log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste) - alpha aste * kappa 0 + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste) - alpha aste * kappa 0 + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y - alpha aste} + log (y) - exp(lambda) * y
      \label{logPante} $$\log Pante=(alpha0+sum_nu-1)*log(alphaante)+ sum((alphaante-1)*nu*log(y)-exp(lambda)*y^alphaante)-alphaante*kappa0$$ $$\log Pante=(alpha0+sum_nu-1)*log(alphaante)+ sum((alphaante-1)*nu*log(y)-exp(lambda)*y^alphaante)-alphaante*kappa0$$ $$\log Pante=(alpha0+sum_nu-1)*log(alphaante)+ sum((alphaante-1)*nu*log(y)-exp(lambda)*y^alphaante)-alphaante*kappa0$$ $$\log Pante=(alphaante-1)*nu*log(y)-exp(lambda)*y^alphaante)-alphaante*kappa0$$ $$\log Pante=(alphaante-1)*nu*log(y)-exp(lambda)*y^alphaante)-alphaante*kappa0$$ $$\log Pante=(alphaante-1)*nu*log(y)-exp(lambda)*y^alphaante)-alphaante*kappa0$$ $$\log Pante=(alphaante-1)*nu*log(y)-exp(lambda)*y^alphaante)-alphaante*kappa0$$ $$\log Pante=(alphaante-1)*nu*log(y)-exp(lambda)*y^alphaante)-alphaante*kappa0$$ $$\log Pante=(alphaante-1)*nu*log(y)-exp(lambda)*y^alphaante}(alphaante-1)*nu*log(y)-exp(lambda)*y^alphaante}(alphaante-1)*nu*log(y)-exp(lambda)*y^alphaante}(alphaante-1)*nu*log(y)-exp(lambda)*y^alphaante}(alphaante-1)*nu*log(y)-exp(lambda)*y^alphaante}(alphaante-1)*nu*log(y)-exp(lambda)*y^alphaante}(alphaante-1)*nu*log(y)-exp(lambda)*y^alphaante}(alphaante-1)*nu*log(y)-exp(lambda)*y^alphaante}(alphaante-1)*nu*log(y)-exp(lambda)*y^alphaante}(alphaante-1)*nu*log(y)-exp(lambda)*y^alphaante}(alphaante-1)*nu*log(y)-exp(lambda)*y^alphaante}(alphaante-1)*nu*log(y)-exp(lambda)*y^alphaante}(alphaante-1)*nu*log(y)-exp(lambda)*y^alphaante}(alphaante-1)*nu*log(y)-exp(lambda)*y^alphaante}(alphaante-1)*nu*log(y)-exp(lambda)*y^alphaante-1)*nu*log(y)-exp(lambda)*y^alphaante-1)*nu*log(y)-exp(lambda)*y^alphaante-1)*nu*log(y)-exp(lambda)*nu*log(y)-exp(lambda)*nu*log(y)-exp(lambda)*nu*log(y)-exp(lambda)*nu*log(y)-exp(lambda)*nu*log(y)-exp(lambda)*nu*log(y)-exp(lambda)*nu*log(y)-exp(lambda)*nu*log(y)-exp(lambda)*nu*log(y)-exp(lambda)*nu*log(y)-exp(lambda)*nu*log(y)-exp(lambda)*nu*log(y)-exp(lambda)*nu*log(y)-exp(lambda)*nu*log(y)-exp(lambda)*nu*log(y)-exp(lambda)*nu*log(y)-exp(lambda)*nu*log(y)-exp(lambda)*nu*log(y)-exp(lambda)*nu*log(y)-exp(lambda)*nu*log(y)-exp(lambda)*nu*log(y)-exp(lambda
      logJtaste=log(dtruncnorm(x=alphaaste, a=0, b=Inf, mean=alphaante, sd=c)) logJtante=log(dtruncnorm(x=alphaante, a=0, b=Inf, mean=alphaaste, sd=c))
      lnr1=logPaste-logJtaste-logPante+logJtante
      p1=exp(min(lnr1,0))
       u1=runif(1)
      _{\tt if(p1>u1)\{alpha=alphaaste\}}
      \textbf{if} (\texttt{p1} \texttt{<=} \texttt{u1}) \big\{ \texttt{alpha=alpha} \texttt{ante} \big\}
      alphaante=alpha
       # Actualización de lambda
       lambdaaste=rnorm(n=1, mean=lambdaante, sd=c)
      logPaste=lambdaaste*sum_nu-exp(lambdaaste)*sum(y^alpha)-(0.5*(lambdaaste-mu0)^2)/sigma02 logPante=lambdaante*sum_nu-exp(lambdaante)*sum(y^alpha)-(0.5*(lambdaante-mu0)^2)/sigma02
      lnr2=logPaste-logPante
      p2=exp(min(lnr2,0))
      u2=runif(1)
      if(p2>u2){lambda=lambdaaste}
       if(p2<=u2){lambda=lambdaante}
      lambdaante=lambda
      alphaM[i]=alpha
      lambdaM[i]=lambda
plot(alphaM, type="1")
plot(lambdaM, type="1")
summary(alphaM)
summary(lambdaM)
# Muestras desde la posteriori
indices=seq(2000,50000,48)
alpham=alphaM[indices]
lambdam=lambdaM[indices]
acf(alpham)
acf(lambdam)
hist(alpham)
hist(lambdam)
mean.alpha=mean(alpham)
mean.lambda=mean(lambdam)
exp(mean(lambdam))
{\tt p025.alpha=quantile(alpham,\ probs=0.025)}
p0975.alpha=quantile(alpham, probs=0.975)
p025.lambda=quantile(lambdam, probs=0.025)
p0975.lambda=quantile(lambdam, probs=0.975)
# Función de sobrevivencia
yy = seq(0,2,0.01)
Sy=exp(-exp(mean.lambda)*yy^(mean.alpha))
Sy025=exp(-exp(p025.lambda)*yy^(p025.alpha))
Sy0975=exp(-exp(p0975.lambda)*yy^(p0975.alpha))
plot(yy, Sy, type="1")
lines(yy, Sy025, lty=2, col=2)
lines(yy, Sy0975, lty=2, col=2)
```

```
# Función de riesgo
hy=mean.alpha*yy^(mean.alpha-1)*exp(mean.lambda)
hy025=p025.alpha*yy^(p025.alpha-1)*exp(p025.lambda)
hy0975=p0975.alpha*yy^(p0975.alpha-1)*exp(p0975.lambda)
plot(yy, hy, type="1")
lines(yy, hy025, lty=2, col=2)
lines(yy, hy0975, lty=2, col=2)
```

Se puede definir de manera general:

$$W(\omega_0) = W = 2[l(\hat{w}, \hat{\lambda}) - l(\omega_0, \hat{\lambda}_{\omega_0})]$$

Donde  $l(\hat{w}, \hat{\lambda})$  corresponde a la estimación de máxima verosimilitud usual y  $l(\omega_0, \hat{\lambda}_{\omega_0})$  corresponde a la estimación de máxima verosimilitud restringida a la hipótesis nula ( $\omega=\omega_0$ ). Bajo la hipótesis nula, el estadístico  $W(\omega_0)=W$  tiene aproximadamente una distribución chicuadrado, con  $p_{\omega}=dim(\omega)$  grados de libertad. Si la distribución asintótica fuera exacta, se tendría que  $E(W)=p_{\omega}$ , sin embargo, se tiene por el Factor de corrección de Barlett que:

$$E(W) = p_{\omega} \left[ 1 + \frac{c}{n} + o\left(\frac{1}{n}\right) \right]$$

En este caso,  $p_{\omega}=1$  y c se estima de manera consistente

#### Pregunta 12

#### a) Solución

Existen tres casos en este problema.

- i)  $r_{j-1}-d_j-m_j$  sujetos que sobrevivieron durante el intervalo y que no están censurados, la probabilidad condicional en este caso es  $\exp(-b(\rho+\lambda))$ .
- ii)  $d_j$  sujetos que fallaron en el intervalo, su probabilidad condicional es  $\frac{\rho}{\rho + \lambda}(1 \exp[-b(p + \rho)])$ .
- iii)  $m_j$  sujetos censurados en el intervalo, su probabilidad condicional es  $\frac{\lambda}{\lambda + \rho}(1 \exp[-b(p + \rho)])$

La contribución en cada intervalo es:

$$l_j(p_j,\lambda_j) = -(r-d-m)b(\rho+\lambda) + d\log(\rho/(\rho+\lambda)) + m\log(\lambda/(\rho+\lambda)) + (d+m)\log(1-\exp[-b(\rho+\lambda)])$$

Los estimadores de máxima verosimilitud son:

$$\hat{\rho} = -\frac{d}{b(d+m)}\log((r-d-m)/r)$$

$$\hat{\lambda} = -\frac{m}{b(d+m)}\log((r-d-m)/r)$$

d) Solución

```
exptramos <- function(data, timevar, deathvar, bounds) {</pre>
  # pwe: expands an S data frame for piece-wise exponential survival
  # G. Rodriguez, Nov 29, 1992
  # Check arguments: time and death must be variables in the data frame # and boundaries must be non-negative and strictly increasing
  if(!is.data.frame(data)) stop("First argument must be a data frame")
  if(is.na(match(tn <- deparse(substitute(timevar)), names(data))))</pre>
     stop(paste("\n\tSurvival time", tn,
                    "must be a variable in the data frame"))
  if(is.na(match(dn <- deparse(substitute(deathvar)), names(data))))</pre>
    stop(paste("\n\tDeath indicator", dn,
"must be a variable in the data frame"))
  width <- diff(bounds)</pre>
  if(any(bounds < 0) | any(width <= 0)) stop(paste(</pre>
     "Invalid interval boundaries in", deparse(substitute(
       bounds))))
                            #
  # Expand the data frame creating one pseudo-observation for each # interval visited, add interval number, events and exposure time # (existing variables with these names will be overwriten)
  n <- cut(data[, tn], bounds)</pre>
  data <- data[rep(seq(along = n), n), ]</pre>
  i <- NULL
  for(k in 1:length(n))
   i <- c(i, 1:n[k])</pre>
  data$events <- ifelse(data[, tn] > bounds[i + 1], 0, data[, dn])
data$exposure <- ifelse(data[, tn] > bounds[i + 1], width[i], data[, tn
                                                                                              - bounds[i])
  data$interval <- i
  attr(data$interval, "levels") <- attr(n, "levels")</pre>
  data
exptramos(Fan,lifetime,censor,c(0,44,100,150))
```

Solución Se sabe que:

$$\lambda(t) = -d[\log S(t)]/dt$$

Por independencia entre T y U:

$$\begin{split} \lambda(t) &= \lim_{\Delta t \downarrow 0} \frac{1}{\Delta t} P\{t \leq T < t + \Delta t\} [P\{T \geq t\}]^{-1} \\ &= \lim_{\Delta t \downarrow 0} \frac{1}{\Delta t} P\{t \leq T < t + \Delta t | T \geq t, U \geq t\} \end{split}$$

Luego,

$$P\{t \leq T < t + \triangle t | T \geq t, U \geq t\} = \lambda(t) \triangle t + o(\triangle t)$$

Considere  $N(t-) = \lim_{s \to t} N(s)$ . Luego,

$$\lambda(t) \triangle t \approx P\{N((t+\triangle t)-) - N(t-) = 1 | T \geq t, U \geq t\}$$

Dada la naturaleza de la variable  $N((t + \Delta t) -) - N(t -)$  (variable aleatoria 0-1), se tiene que:

$$\lambda(t)\triangle t\approx E\{N((t+\triangle t)-)-N(t-)=1|T\geq t, U\geq t\}$$

La función de hazard da una tasa promedio del cambio condicional del cambio en N sobre  $[t,t+\Delta t]$ , dado que ambos, la censura y los tiempos de falla exceden o igualan t, y por eso, indirectamente especifica la tasa condicional a la que N salta en pequeños intervalos.