# Resumen del análisis de supervivencia

A continuación, se listan los análisis de supervivencia realizados sobre el conjunto de datos de "Cáncer de Próstata"

En este estudio el evento de interés es la *muerte de un paciente que fue diagnosticado con cáncer*. Por lo tanto, tenemos las probabilidades:

- 1- Probabilidad de supervivencia (S), representa la probabilidad que tiene un paciente a permanecer en la población.
- 2- Probabilidad de riesgo (Hazard function), representa la probabilidad que tiene un paciente a tener el evento estudiado en un tiempo determinado.

El objetivo es analizar la relación que puede existir entre el evento de interés (muerte) y los dos grupos en los cuales está dividida la población. La población está dividida en dos grupos, los cuales fueron formados previamente por los expertos.

#### Características del conjunto de datos

1- Características de la variable Meses. Esta es la variable tiempo en el análisis.

```
Min. 1st Qu. Median Mean 3rd Qu. Max. 1.00 24.25 36.00 36.26 48.00 60.00
```

El menor tiempo registrado fue de 1 mes a partir del tiempo inicial, y el mayor tiempo fu e de 60 meses. La media de los tiempos de registros es de aproximadamente 36 meses.

2- Características de la variable Grupo

```
Min. 1st Qu. Median Mean 3rd Qu. Max. 0.0000 0.0000 1.0000 0.5714 1.0000 1.0000
```

Aproximadamente, el 57% de los pacientes con cáncer pertenecen al grupo 1.

3- Características de la variable CCS (MUERTE CANCER ESPECIFICA).

```
Min. 1st Qu. Median Mean 3rd Qu. Max. 0.0000 0.0000 0.0000 0.1429 0.0000 1.0000
```

Aproximadamente solo el 14% de los pacientes murieron de cáncer de próstata.

4- Características de la variable OS (MUERTE). Variable que refleja la muerte de u n paciente, no necesariamente murió de cáncer de próstata.

```
Min. 1st Qu. Median Mean 3rd Qu. Max. 0.0000 0.0000 0.0000 0.3095 1.0000 1.0000
```

Aproximadamente el 30% de los pacientes murieron.

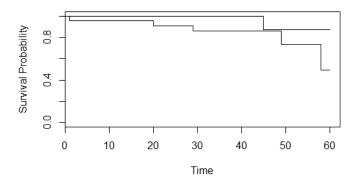
#### 1ra parte del análisis

En esta primera consideramos como variables dependientes a las variables Meses y CCS , y CCS es nuestra variable evento. La variable independiente es la variable Grupo.

#### Análisis no-paramétrico

# 1- Kaplan-Meier non-parametric analysis

group=0 time 45.000	ı	n.risk 8.000	n.event 1.000	survival 0.875	std.err 0.117	lower 95% CI 0.673	upper 95% CI 1.000	
group=1								
time n.	risk	n.event	survival std.e	rr lo	wer 95% CI upper	95% CI		
1	24	1	0.958	0.0408	0.882	1		
20	20	1	0.910	0.0607	0.799	1		
29	18	1	0.860	0.0755	0.724	1		
49	7	1	0.737	0.1308	0.520	1		
58	3	1	0.491	0.2187	0.205	1		



Como podemos apreciar, solo un paciente del grupo 0 murió de cáncer de próstata, mien tras que 5 pacientes del grupo 1 presentaron el evento. La gráfica muestra las curvas de s upervivencia de los dos grupos de pacientes. A simple vista no existen grandes diferenci as entre las dos curvas hasta pasado los 50 meses. En la curva correspondiente al grupo 1 se registra un descenso considerable en la probabilidad de supervivencia a partir del mes 50 (de un 73% a un 49% de probabilidad).

#### Análisis Semi-paramétrico

En esta parte del estudio se emplearon los modelos proporcionales de Cox para tiempos discretos, puesto que realmente la variable tiempo en nuestro estudio es discreta (datos agrupados por cantidad de meses).

#### 1- Cox proportional hazard model - Breslow method for ties handling

	coef	exp(coef)	se(coef)	z Pr(> z )
group	1.253	3.501	1.101 1.138	0.255

```
\begin{array}{c} & \text{exp(coef) exp(-coef) lower .95 upper .95} \\ \text{group} & 3.501 & 0.2857 & 0.4046 & 30.29 \\ \\ \text{Concordance= 0.659 (se = 0.122)} \\ \text{Rsquare= 0.038 (max possible= 0.563 )} \\ \text{Likelihood ratio test= 1.65 on 1 df, p=0.1991} \\ \text{Wald test = 1.3 on 1 df, p=0.2551} \\ \text{Score (logrank) test = 1.47 on 1 df, p=0.2257} \\ \end{array}
```

En este caso, el modelo de Cox nos indica que la variable independiente Grupo tiene un coeficiente positivo, en otras palabras, esta variable está correlacionada positivamente co n la variable evento CCS. Este coeficiente indica que aquellos pacientes que pertenecen al grupo 1 tienen más probabilidad de sufrir el evento estudiado, es decir tiene más probabilidad de morir por cáncer de próstata. El valor de 3.501 asociado a la variable Grupo nos indica que por cada tres individuos pertenecientes al grupo 1 se tiene un 50% mayor de ratio Hazard, en otras palabras, un 50% mayor de probabilidad de morir de cáncer de próstata.

Por otra parte, ninguno de los tres tests de comparaciones para curvas de supervivencia (Likelihood ratio test, Wald test, Score (logrank) test) detectan diferencias significativas e ntre las curvas a un nivel de significación de 0.10 (90% de confianza). Solo el Likelihoo d ratio test puede rechazar la hipótesis nula si se consideraría un nivel de significación d e 0.20 (80% de confianza). Estos test tienden a encontrar diferencias cuando las curvas s on consistentes en el tiempo. En mi opinión, aunque estos tests no llegan a rechazar la hi pótesis nula, lo cual pudiera ser debido al tamaño de la muestra, creo que es interesante l a tendencia que detecta el modelo de Cox entre la variable independiente Grupo y la vari able dependiente CCS.

2- Cox proportional hazard model – Efron method for ties handling

No existen diferencias en los resultados respecto a cuando se ejecuta el modelo de Cox con el método Breslow.

3- Cox proportional hazard model -Exact method for ties handling

No existen diferencias en los resultados respecto a cuando se ejecuta el modelo de Cox c on el método Breslow.

#### Análisis paramétrico

1- Exponential parametric model coefficients

```
Value Std. Error z p
(Intercept) 6.50 1.0 6.50 8.21e-11
group -1.35 1.1 -1.23 2.18e-01

Scale fixed at 1

Exponential distribution
Loglik(model)= -38.2 Loglik(intercept only)= -39.2
Chisq= 1.97 on 1 degrees of freedom, p= 0.16

Number of Newton-Raphson Iterations: 6
```

Con un análisis paramétrico era de esperar que se detectaran mayores diferencias significativas, ya que los análisis paramétricos son más robustos que los no paramétricos. Se vuelve a confirmar que la variable independiente Grupo está correlacionada positivament e con la variable dependiente evento. Note que, en este caso el coeficiente da con signo n egativo, pero esto es 100% correcto, ya que deben dar con un signo contrario a los coeficientes de los modelos de Cox.

En este caso, si se puede rechazar la hipótesis nula en un nivel de significación de 0.2 (8 0% de nivel de confianza).

#### 2- log-logistic parametric model coefficients

```
Value Std. Error z p

(Intercept) 5.675 1.027 5.528 3.25e-08
group -1.008 0.889 -1.133 2.57e-01
Log(scale) -0.349 0.370 -0.945 3.45e-01

Scale= 0.705

Log logistic distribution
Loglik(model)= -38.2 Loglik(intercept only)= -39.1
Chisq= 1.92 on 1 degrees of freedom, p= 0.17

Number of Newton-Raphson Iterations: 5
n= 42
```

Este modelo vuelve a ratificar las conclusiones que anteriormente se han expuesto.

### 2da parte del análisis

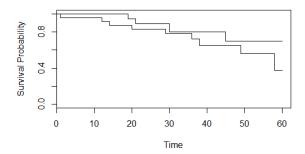
En esta 2da parte consideramos como variables dependientes a las variables Meses y OS , y OS es nuestra variable evento. La variable independiente es la variable Grupo.

#### Análisis no-paramétrico

## 1- Kaplan-Meier non-parametric analysis

			grupo=	=0					
	time	n.risk	${\sf n.event}$	survival	std.err	lower	95% CI	upper	95% CI
	19	18	1	0.944	0.0540		0.844		1
	21	17	1	0.889	0.0741		0.755		1
	30	10	1	0.800	0.1075		0.615		1
	45	8	1	0.700	0.1327		0.483		1
grupo=1									
			grupo	<b>)=1</b>					
	time	n.risk		o=1 survival	std.err	lower	95% CI	upper	95% CI
	time 1	n.risk 24			std.err 0.0408	lower	95% CI 0.882	upper	95% CI 1.000
			n.event	survival		lower		upper	
	1	24	n.event	survival 0.958	0.0408	lower	0.882	upper	1.000
	1 12	24 23	n.event 1	survival 0.958 0.917	0.0408 0.0564	lower	0.882 0.813	upper	1.000 1.000

29	18	1	0.785	0.0855	0.634	0.972
36	13	1	0.725	0.0979	0.556	0.944
38	10	1	0.652	0.1118	0.466	0.913
49	7	1	0.559	0.1289	0.356	0.878
58	3	1	0.373	0.1747	0.149	0.934



La gráfica muestra las curvas de supervivencia de los dos grupos de pacientes. A simple vista no existen grandes diferencias entre las dos curvas. Sin embargo, vale la pena desta car que los pacientes del grupo 1 registran eventos a todo lo largo del tiempo de estudio.

#### Análisis Semi-paramétrico

1- Cox proportional hazard model - Breslow method for ties handling

```
n= 42, number of events= 13
        coef exp(coef) se(coef)
                                   z Pr(>|z|)
group 0.5171
               1.6771 0.6040 0.856
      exp(coef) exp(-coef) lower .95 upper .95
group
         1.677
                   0.5963
                             0.5134
Concordance= 0.557 (se = 0.078)
Rsquare= 0.018 (max possible= 0.86)
Likelihood ratio test= 0.77
                            on 1 df,
                                       p=0.3787
                    = 0.73
                            on 1 df,
                                       p=0.392
Score (logrank) test = 0.75 on 1 df,
                                       p=0.3868
```

En este caso, el modelo de Cox nos indica que la variable independiente Grupo tiene una correlación positiva con el evento estudiado, pero resulta relevante notar que la correlación es mucho menor que cuando se considera como evento la muerte por cáncer de prósta ta (ver la 1ra parte del estudio).

#### 2- Cox proportional hazard model – Efron method for ties handling

No existen diferencias en los resultados respecto a cuando se ejecuta el modelo de Cox con el método Breslow.

3- Cox proportional hazard model -Exact method for ties handling

No existen diferencias en los resultados respecto a cuando se ejecuta el modelo de Cox c on el método Breslow.

#### Análisis Paramétrico

1- Exponential parametric model coefficients

```
Value Std. Error z p
(Intercept) 5.110 0.500 10.221 1.60e-24
group -0.551 0.601 -0.917 3.59e-01

Scale fixed at 1

Exponential distribution
Loglik(model) = -74.5 Loglik(intercept only) = -74.9
Chisq= 0.89 on 1 degrees of freedom, p= 0.34

Number of Newton-Raphson Iterations: 5
n= 42
```

Con un análisis paramétrico se confirman los resultados arrojados por el modelo de Cox. En este caso, no se puede rechazar la hipótesis nula, ni siquiera a un nivel de significació n de 0.3 (70% de nivel de confianza).

2- log-logistic parametric model coefficients

```
Value Std. Error z p
(Intercept) 4.506 0.414 10.886 1.34e-27
group -0.388 0.449 -0.865 3.87e-01
Log(scale) -0.471 0.247 -1.910 5.61e-02

Scale= 0.624

Log logistic distribution
Loglik(model)= -73.8 Loglik(intercept only)= -74.2
Chisq= 0.81 on 1 degrees of freedom, p= 0.37

Number of Newton-Raphson Iterations: 4
n= 42
```

Este modelo vuelve a ratificar las conclusiones que anteriormente se han expuesto.

### Conclusiones

- Los test de comparaciones de curvas de supervivencia no detectan diferencias significativas en niveles de significación bajos, por ejemplo 0.10 o 0.05. Sin embargo, para un nivel de confianza del 80% si se detectan en algunos casos.
- Tanto los modelos semi-paramétricos, como los paramétricos, reflejan que existe una correlación positiva considerable entre la variable grupo y la variable evento CCS, indicándonos que aquellos pacientes que pertenecen al grupo 1 tienen más probabilidades de morir de cáncer de próstata.

- Al considerar la variable OS como variable evento, la correlación entre la variable Grupo y la variable evento disminuye considerablemente, pero sigue siendo positiva. La disminución se debe al incremente de eventos registrados en el grupo 0; los eventos registrados son muertes por otras situaciones en esta parte del estudio. Esto es favorable para el análisis, puesto que la variable CCS es un subconjunto de la variable OS (todos los pacientes registrados como CCS son OS, pero no ocurre la situación inversa). Este resultado nos indica que realmente la correlación entre la variable Grupo y la variable CCS es muy fuerte, a pesar de que los test no llegan a detectar diferencias significativas para niveles de significación bajos.