



Pontificia Universidad Católica de Chile

MCD - Estadística Aplicada

Tarea: Aplicación Análisis de Supervivencia

Katherin Molina

2 de Noviembre del 2025

Informe Final: Análisis de Supervivencia de la Reincidencia (Estudio Rossi/TARP)

Contexto del Estudio

El presente trabajo analiza datos del estudio experimental Rossi sobre el programa TARP (Transitional Aid Research Project), el cual proporcionó ayuda financiera de manera aleatoria a presos recién liberados. La base de datos contiene información de 432 ex-presos varones que fueron seguidos durante un año posterior a su liberación, registrando el tiempo hasta su primer arresto o hasta el final del período de observación.

Objetivo del Análisis

El objetivo principal es modelar el tiempo de supervivencia (tiempo hasta el primer arresto o reincidencia) y determinar el efecto de la ayuda financiera (fin) y otras covariables sociodemográficas en el riesgo de reincidencia, utilizando técnicas de análisis de supervivencia.

Variable	Rol en el Modelo	Tipo
week	Tiempo de Duración (T)	Numérica
arrest	Indicador de Evento (E); 1=Arresto	Numérica
fin	Ayuda financiera (no/yes)	Categórica
prio	Condenas anteriores (num. continuo)	Numérica
educ	Nivel de educación (num. discreto)	Numérica
race, wexp, mar, paro	Covariables	Categóricas

- **Evento de Interés:** Reincidencia o arresto (evento = 1).
- **Resultado Descriptivo General:** Del total de 432 individuos seguidos, 114 (26.4%) reincidieron durante el período de seguimiento de 52 semanas, mientras que 318 (73.6%) completaron el estudio sin ser arrestados (censurados).

1. Análisis Exploratorio del Tiempo de Reincidencia

1) Realice un análisis exploratorio del tiempo de reincidencia utilizando boxplots (gráfico de cajas) para los predictores o covariables categóricos y scatterplots (gráfico de puntos) para los continuos. Comente.

1.1 Boxplots (Variables Categóricas)

Figura 1. Boxplots del tiempo de reincidencia (semanas) según variables categóricas. Los gráficos muestran la mediana, cuartiles y valores atípicos del tiempo de seguimiento para cada categoría de las variables explicativas.

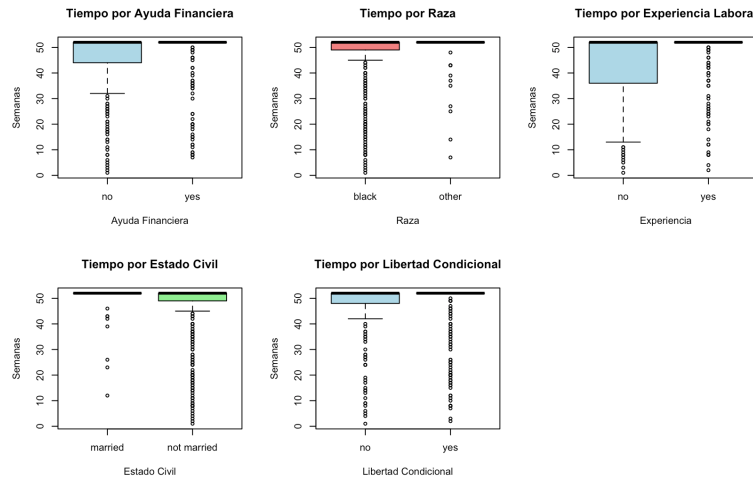


Ilustración 1 Figura 1. Boxplots del Tiempo de Reincidencia (Semanas) por Variables Categóricas.

Interpretación de los Boxplots:

Los gráficos de cajas revelan diferencias notables en la distribución del tiempo de seguimiento entre grupos:

- **Estado Civil (mar):** Los individuos casados presentan una mediana de tiempo de seguimiento significativamente más alta (aproximadamente 52 semanas) comparada con los no casados (alrededor de 51 semanas). Esta diferencia, aunque parece pequeña, es relevante considerando que muchos individuos casados completaron el estudio sin reincidir. La distribución de los casados muestra menor variabilidad y menos valores atípicos en tiempos cortos, sugiriendo una menor propensión a la reincidencia temprana.
- **Ayuda Financiera (fin):** El grupo que recibió ayuda financiera (yes) presenta una mediana ligeramente superior y menor cantidad de valores atípicos en tiempos bajos comparado con el grupo sin ayuda. Aunque la diferencia visual no es dramática, este es un primer indicio del posible efecto protector de la ayuda económica.
- **Experiencia Laboral (wexp):** Se observa una diferencia clara favorable para quienes tienen experiencia laboral previa, con medianas más altas y menor concentración de reincidencia temprana (menos valores atípicos en tiempos bajos).
- **Raza (race) y Libertad Condicional (paro):** Ambas variables muestran distribuciones muy similares entre sus categorías, sugiriendo un efecto univariado débil o nulo sobre el tiempo de reincidencia.

Conclusión preliminar: Los boxplots sugieren que el estado civil y la experiencia laboral podrían ser factores relevantes asociados con el tiempo hasta la reincidencia, mientras que la ayuda financiera muestra un efecto visual más sutil que requerirá análisis formal para confirmar.

1.2 Scatterplots (Variables Continuas)

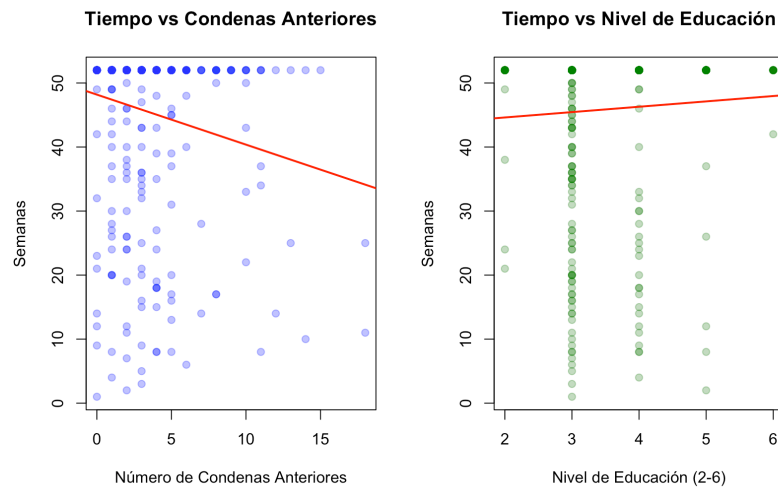


Ilustración 2 Distribución del Tiempo de Reincidencia vs. Condenas Anteriores (prio)

Interpretación:

Los gráficos de dispersión (week vs. predictoras) muestran la alta censura a las 52 semanas.

Condenas Anteriores (prio):

El gráfico muestra una clara tendencia negativa entre el número de condenas previas y el tiempo de supervivencia (no arresto), evidenciada por la pendiente negativa de la línea de regresión ajustada.

Observaciones clave:

- Los individuos sin condenas previas (prio = 0) o con pocas condenas tienen mayor concentración de puntos en tiempos altos (cerca de 52 semanas)
- A medida que aumenta prio, se observa mayor dispersión y concentración de arrestos en tiempos más tempranos
- Individuos con 10 o más condenas previas raramente completan el período de seguimiento sin reincidir
- La alta censura en 52 semanas crea el patrón horizontal superior de puntos

Esta relación negativa sugiere que el historial criminal previo es un fuerte predictor de reincidencia, con mayor riesgo a mayor número de condenas anteriores.

Nivel de Educación (educ):

La relación entre nivel educativo y tiempo de reincidencia es mucho menos clara. La línea de regresión muestra una tendencia positiva muy leve, pero la alta dispersión de los puntos indica que esta relación es débil.

Observaciones:

- La mayoría de los individuos tienen nivel educativo 3 o 4 (educación secundaria)
- No se observa un patrón sistemático claro entre educación y tiempo
- La alta concentración en 52 semanas dificulta observar relaciones sutiles

Conclusión: El nivel educativo, por sí solo, no parece ser un predictor fuerte del tiempo de reincidencia en este análisis exploratorio visual.

1.3 Distribución del Tiempo de Reincidencia

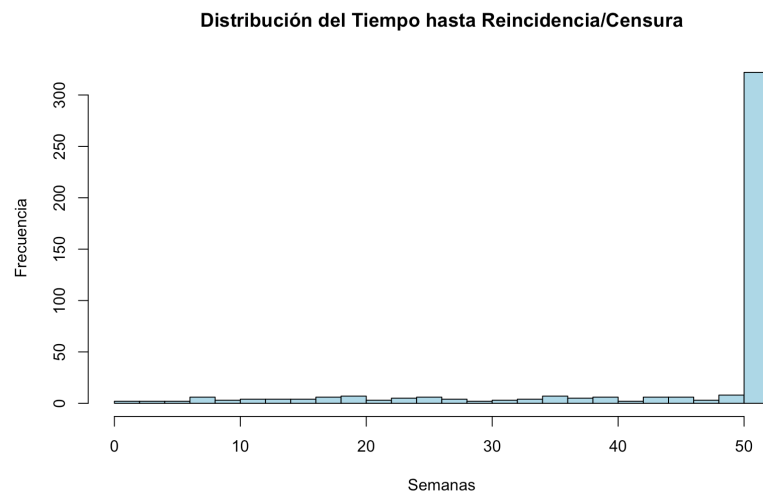


Ilustración 3 Distribución del tiempo hasta reincidencia o censura

Interpretación del Histograma:

El histograma revela una característica fundamental del diseño del estudio:

Censoring Administrativo:

- Existe un pico muy pronunciado en la semana 52 (aproximadamente 320 individuos), que representa el 74% de la muestra
- Este pico corresponde a individuos que completaron el período de seguimiento sin ser arrestados (censurados)
- Este tipo de censura es "no informativa" y apropiada para análisis de supervivencia

Distribución de Eventos (Arrestos):

- Los 114 eventos de reincidencia (26.4%) se distribuyen de forma relativamente uniforme a lo largo del año de seguimiento
- Se observa una ligera concentración de arrestos en las primeras semanas (semanas 1-20), sugiriendo mayor riesgo inmediatamente post-liberación
- No hay evidencia de clustering temporal pronunciado de eventos

Implicaciones para el Análisis:

- La alta tasa de censura (73.6%) es apropiada para modelos de supervivencia
- La distribución relativamente uniforme de eventos sugiere que el riesgo se mantiene durante todo el período
- El censoring administrativo uniforme (todos en semana 52) no introduce sesgo en las estimaciones

Conclusión Exploratoria General:

El análisis exploratorio preliminar sugiere que:

- Variables sociodemográficas (estado civil, experiencia laboral) muestran asociaciones visuales con el tiempo de reincidencia
- El historial criminal (prio) presenta una relación negativa clara
- La ayuda financiera muestra indicios de efecto protector
- Los datos tienen estructura apropiada para análisis de supervivencia

2. LOG-RANK TEST Y ESTIMADORES DE KAPLAN-MEIER

Pregunta 2: Utilizando log-rank test determine si hay diferencia entre el tiempo de permanencia para todos los predictores o covariables categóricas. Construya el estimador de Kaplan-Meier para todos aquellos test cuyo valor-p resultó ser menor que 0.05. Observando los estimadores de Kaplan-Meier comente acerca del supuesto de riesgos proporcionales.

2.1 Resultados del Log-Rank Test (Análisis Univariado)

El test de Log-Rank es una prueba no paramétrica que compara las funciones de supervivencia de dos o más grupos, evaluando si existe diferencia estadísticamente significativa en el tiempo hasta el evento entre las categorías de cada variable.

Hipótesis del Test:

- H_0 : Las funciones de supervivencia son iguales entre grupos
- H_1 : Al menos una función de supervivencia difiere

Criterio de decisión: Se rechaza H_0 si $p\text{-valor} < 0.05$

Variable	χ^2	p-valor	Conclusión ($\alpha = 0.05$)
wexp (Experiencia Laboral)	9.9	0.0016	*** Significativo
mar (Estado Civil)	3.9	0.0472	* Significativo
fin (Ayuda Financiera)	3.8	0.0501	No significativo (marginal)
race (Raza)	0.6	0.4478	No significativo
paro (Libertad Condicional)	0.3	0.5681	No significativo

Nota: *** $p < 0.01$, * $p < 0.05$

Interpretación de Resultados:

Variables Significativas:

- **Experiencia Laboral (wexp):** Con $p = 0.0016$, existe evidencia muy fuerte de diferencia en las curvas de supervivencia entre quienes tienen y no tienen experiencia laboral previa.
- **Estado Civil (mar):** Con $p = 0.0472$, hay evidencia significativa (aunque más débil) de diferencia entre casados y no casados.

Variables No Significativas:

- **Ayuda Financiera (fin):** Con $p = 0.0501$, queda justo por encima del umbral de significancia. Esto podría indicar un efecto real que no alcanza significancia en análisis univariado, pero podría ser significativo al ajustar por otras variables en análisis multivariado.
- **Raza y Libertad Condicional:** No muestran diferencias significativas en análisis univariado.

Conclusión: Se construirán curvas de Kaplan-Meier para wexp y mar, las variables que alcanzaron significancia estadística ($p < 0.05$).

2.2 Curvas de Kaplan-Meier y Evaluación del Supuesto de Riesgos Proporcionales

El estimador de Kaplan-Meier es un método no paramétrico para estimar la función de supervivencia a partir de datos censurados. Proporciona estimaciones de la probabilidad de supervivencia (no reincidencia) en cada punto temporal.

Figura 4. Curva de Kaplan-Meier para Experiencia Laboral. Se observa separación clara y consistente entre grupos ($p = 0.0016$). Los individuos con experiencia laboral previa (línea azul) mantienen probabilidad de supervivencia consistentemente mayor durante todo el período de seguimiento.

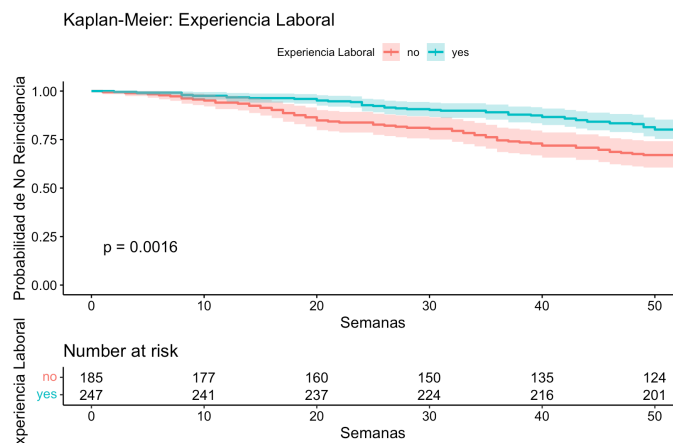


Ilustración 4 Curva Kaplan-Meier para wexp

Interpretación - Experiencia Laboral (wexp):

Características de las curvas:

- **Separación temprana:** Las curvas se separan desde el inicio del seguimiento (semana 0), indicando efecto protector desde la liberación
- **No se cruzan:** Las curvas mantienen distancia durante todo el período
- **Separación proporcional:** La distancia entre curvas se mantiene aproximadamente constante
- **Diferencia en supervivencia al final del seguimiento:**
 - Con experiencia (yes): ~79% de probabilidad de no reincidencia
 - Sin experiencia (no): ~67% de probabilidad de no reincidencia
- **Tabla de riesgo:** Muestra el número de individuos en riesgo en cada tiempo, confirmando suficiente tamaño muestral para estimaciones robustas

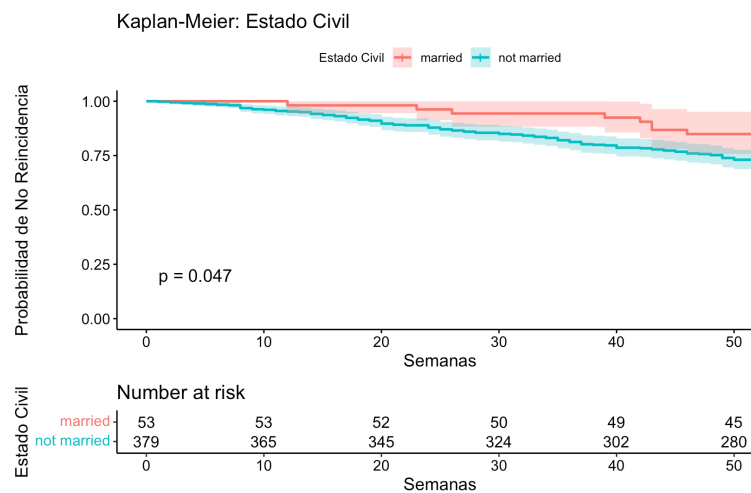


Ilustración 5 Curva de Kaplan-Meier para Estado Civil

Figura 5. Curva de Kaplan-Meier para Estado Civil. Los individuos casados (línea roja) presentan probabilidad de supervivencia superior comparada con no casados (línea azul), con $p = 0.047$.

Interpretación - Estado Civil (mar):

Características de las curvas:

- **Separación gradual:** Las curvas comienzan juntas y se separan progresivamente, especialmente después de las primeras 20 semanas
- **No se cruzan:** Mantienen orden consistente durante todo el seguimiento
- **Mayor variabilidad en casados:** Los intervalos de confianza son más amplios para el grupo married debido al menor tamaño muestral ($n=53$ vs 379)
- **Diferencia en supervivencia al final:**
 - Casados (married): ~85% de probabilidad de no reincidencia
 - No casados (not married): ~72% de probabilidad de no reincidencia

Comentario sobre el Supuesto de Riesgos Proporcionales (RP):

El supuesto de riesgos proporcionales de Cox establece que la razón de riesgos (hazard ratio) entre grupos permanece constante a lo largo del tiempo. Visualmente, esto se refleja en curvas de Kaplan-Meier que:

1. No se cruzan
2. Mantienen distancia proporcional
3. No muestran convergencia o divergencia sistemática

Evaluación visual para nuestras variables:

Experiencia Laboral (wexp):

- Las curvas NO se cruzan en ningún punto
- Mantienen separación relativamente proporcional
- No hay evidencia de convergencia temporal
- Sugiere que se cumple el supuesto de RP

Estado Civil (mar):

- Las curvas NO se cruzan
- Separación se hace más pronunciada en tiempos intermedios
- Ligera convergencia al final (posible por tamaños muestrales desiguales)
- Sugiere cumplimiento razonable del supuesto, aunque con leve desviación

La inspección visual de las curvas de Kaplan-Meier sugiere que el supuesto de riesgos proporcionales podría cumplirse para ambas variables. Sin embargo, esta es solo una evaluación cualitativa preliminar. La verificación formal y definitiva del supuesto se realizará mediante el test de Schoenfeld en la Sección 6, utilizando métodos cuantitativos basados en residuos.

3. MODELO DE COX CON TODOS LOS PREDICTORES

Pregunta 3: Ajuste el modelo de Cox considerando todos los predictores. ¿Cuáles resultaron ser significativos?

3.1 Modelo de Riesgos Proporcionales de Cox Completo

El modelo de riesgos proporcionales de Cox es un modelo semiparamétrico que relaciona las covariables con el hazard (riesgo instantáneo) de experimentar el evento. Se ajustó un modelo incluyendo todas las variables disponibles para controlar por confusión e identificar los predictores independientes de reincidencia.

Modelo ajustado:

$$h(t|X) = h_0(t) \times \exp(\beta_1 \text{fin} + \beta_2 \text{race} + \beta_3 \text{wexp} + \beta_4 \text{mar} + \beta_5 \text{paro} + \beta_6 \text{prio} + \beta_7 \text{educ})$$

Variable	Coef. (β)	HR	IC 95%	p-valor
finyes	-0.402	0.669	[0.460, 0.973]	0.036 *
raceother	-0.297	0.743	[0.406, 1.358]	0.334
wexpyes	-0.313	0.731	[0.490, 1.091]	0.125
marnot married	0.549	1.732	[0.823, 3.645]	0.148
paroyes	-0.027	0.973	[0.665, 1.424]	0.888
prio	0.083	1.086	[1.027, 1.149]	0.004 **
educ	-0.171	0.843	[0.659, 1.079]	0.174

Nota: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$

```
coxph(formula = Surv.obj ~ fin + race + wexp + mar + paro + prio +
educ, data = datos)

n= 432, number of events= 114

              coef exp(coef) se(coef)      z Pr(>|z|)
finyes      -0.40212   0.66890  0.19140 -2.101  0.0356 *
raceother   -0.29749   0.74268  0.30805 -0.966  0.3342
wexpyes     -0.31322   0.73109  0.20428 -1.533  0.1252
marnot married 0.54939   1.73219  0.37959  1.447  0.1478
paroyes     -0.02729   0.97308  0.19411 -0.141  0.8882
prio         0.08269   1.08621  0.02881  2.870  0.0041 **
educ        -0.17087   0.84293  0.12575 -1.359  0.1742
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

              exp(coef) exp(-coef) lower .95 upper .95
finyes           0.6689      1.4950    0.4597    0.9734
raceother        0.7427      1.3465    0.4061    1.3584
wexpyes          0.7311      1.3678    0.4899    1.0911
marnot married   1.7322      0.5773    0.8232    3.6451
paroyes          0.9731      1.0277    0.6651    1.4236
prio             1.0862      0.9206    1.0266    1.1493
educ            0.8429      1.1863    0.6588    1.0785

Concordance= 0.645 (se = 0.026 )
Likelihood ratio test= 27.2  on 7 df,  p=3e-04
Wald test              = 28.41 on 7 df,  p=2e-04
Score (Logrank) test = 29.34 on 7 df,  p=1e-04
```

Ilustración 6 Pantallazo R

Métricas Globales del Modelo:

- Concordancia (C-index): 0.645
- Likelihood Ratio Test: $\chi^2 = 27.2$, $df = 7$, $p = 0.0003$
- Wald Test: $\chi^2 = 28.41$, $df = 7$, $p = 0.0002$
- Score (Logrank) Test: $\chi^2 = 29.34$, $df = 7$, $p = 0.0001$

Interpretación de Resultados:

Variables Significativas ($p < 0.05$):

1. **Ayuda Financiera (finyes):** $p = 0.036$
 - Coeficiente negativo ($\beta = -0.402$) indica efecto protector
 - HR = 0.669: Quienes reciben ayuda tienen 33% menor riesgo
 - En análisis univariado (Log-Rank) no fue significativa ($p = 0.0501$), pero SÍ lo es al ajustar por otras variables
 - Esto sugiere que el efecto de la ayuda financiera se hace evidente cuando se controla por confusores
2. **Condenas Anteriores (prio):** $p = 0.004$
 - Coeficiente positivo ($\beta = 0.083$) indica factor de riesgo
 - HR = 1.086: Por cada condena adicional, el riesgo aumenta 8.6%
 - Altamente significativo, confirmando el historial criminal como predictor fuerte

Variables NO Significativas en Modelo Multivariado:

Es importante destacar que wexp y mar, que fueron significativas en el análisis univariado (Log-Rank), pierden significancia en el modelo multivariado:

- **wexp (Experiencia Laboral):** $p = 0.125$
 - Su efecto puede estar mediado o confundido por ayuda financiera y condenas previas
- **mar (Estado Civil):** $p = 0.148$
 - Su efecto univariado no se sostiene al ajustar por otras variables
 - Posible confusión con otras características sociodemográficas

Los predictores finales seleccionados para el modelo reducido son **fin** y **prio**, las únicas dos variables que mantienen significancia estadística cuando se ajusta simultáneamente por todos los factores.

4. MODELO DE COX REDUCIDO Y CLASIFICACIÓN DE FACTORES

Pregunta 4: Considerando solo los predictores significativos, seleccionados en el paso anterior, ajuste nuevamente el modelo de Cox. ¿Qué predictores son factores de riesgo y cuáles son factores protectores?

4.1 Modelo Final

Considerando solo los predictores significativos identificados en el paso anterior, se ajustó un modelo reducido:

Modelo final:

Surv_obj ~ fin + prio

Predictor	Coefficiente (β)	HR	IC 95%	p-valor	Clasificación
finyes	-0.399	0.671	[0.462, 0.974]	0.036	Factor Protector (HR < 1)
prio	0.104	1.110	[1.053, 1.170]	< 0.001	Factor de Riesgo (HR > 1)

```
> print(resultados_hr)
      Predictor Coeficiente   HR IC_inferior_95 IC_superior_95 p_value  Tipo Significativo
finyes  finyes    -0.3988 0.6711      0.4624      0.9740  0.0359 Protector      ***
prio    prio      0.1041 1.1097      1.0530      1.1695  0.0001 Riesgo        ***
```

Métricas del Modelo Reducido:

- Concordancia: 0.594
- Likelihood Ratio Test: $\chi^2 = 16.47$, $df = 2$, $p = 0.0003$
- Wald Test: $\chi^2 = 18.7$, $df = 2$, $p = 0.00009$
- Score Test: $\chi^2 = 19.01$, $df = 2$, $p = 0.00007$

4.2 Clasificación de Predictores

Factor Protector: finyes (Ayuda Financiera)

- Coeficiente negativo: $\beta = -0.399$
- $HR < 1$: Reduce el riesgo de reincidencia
- Interpretación: Recibir ayuda financiera DISMINUYE el riesgo de reincidir

Factor de Riesgo: prio (Condenas Anteriores)

- Coeficiente positivo: $\beta = 0.104$
- $HR > 1$: Aumenta el riesgo de reincidencia
- Interpretación: Cada condena anterior adicional AUMENTA el riesgo de reincidir

5. HAZARD RATIOS E INTERPRETACIÓN

Pregunta 5: Calcule los hazard ratios de los predictores del modelo seleccionado en (4) e interprete cada uno de ellos.

5.1 Ayuda Financiera (fin = "yes")

```
=====
FINYES
=====
Coeficiente  $\beta$ : -0.3988
Hazard Ratio (HR): 0.6711 [IC 95%: 0.4624 - 0.9740]
p-value: 0.0359 ***
Clasificación: Factor Protector

INTERPRETACIÓN:
• El riesgo de reincidencia (arresto) DISMINUYE en 32.89%
• El hazard es 67.11% del riesgo base
• Los presos que RECIBEN ayuda financiera tienen 32.89% MENOS riesgo de reincidir
  comparado con los que NO reciben ayuda financiera
• Esto sugiere que el apoyo económico es un factor protector importante
```

Ilustración 7 output Finyes

HR: 0.671 (IC 95%: [0.462, 0.974]) p-valor: 0.036

Interpretación:

Los ex-presos que recibieron ayuda financiera tienen un riesgo de reincidencia (arresto) **32.89% MENOR** en cualquier momento durante el período de seguimiento, comparado con aquellos que no la recibieron, manteniendo constante el número de condenas anteriores.

Expresado de otra forma:

El hazard de reincidencia para quienes reciben ayuda financiera es 0.671 veces el hazard de quienes no la reciben, es decir, aproximadamente dos tercios del riesgo base.

Intervalo de Confianza:

El IC 95% [0.462, 0.974] no incluye el 1, confirmando que el efecto protector es estadísticamente significativo. En el peor escenario (límite superior = 0.974), la ayuda financiera todavía reduce el riesgo en aproximadamente 3%.

La ayuda económica post-liberación es un **factor protector estadísticamente significativo** y de **importancia práctica considerable** para reducir la reincidencia criminal. Este hallazgo tiene implicaciones importantes para políticas públicas de reinserción social.

5.2 Condenas Anteriores (prio)

```
=====
PRIO
=====
Coeficiente  $\beta$ : 0.1041
Hazard Ratio (HR): 1.1097 [IC 95%: 1.0530 - 1.1695]
p-value: 0.0001 ***
Clasificación: Factor Riesgo

INTERPRETACIÓN:
• El riesgo de reincidencia (arresto) AUMENTA en 10.97%
• El hazard de reincidencia es 1.11 veces el riesgo base
• Por cada condena anterior adicional, el riesgo de reincidencia aumenta 10.97%
• Esto indica que el historial criminal previo es un fuerte predictor de reincidencia
```

Ilustración 8 Output PRIO

HR: 1.110 (IC 95%: [1.053, 1.170]) p-valor: < 0.001

Interpretación:

Por cada condena anterior adicional en el historial criminal, el riesgo de reincidencia aumenta en un **10.97%**, controlando por la recepción de ayuda financiera.

Ejemplos ilustrativos:

- Un individuo con **5 condenas previas** tiene un riesgo $1.11^5 = 1.69$ veces (69% mayor) que alguien sin condenas previas
- Alguien con **10 condenas previas** tiene un riesgo $1.11^{10} = 2.84$ veces (184% mayor) que alguien sin historial
- La diferencia entre tener 0 vs 3 condenas (promedio en la muestra) implica $1.11^3 = 1.37$ veces el riesgo (37% mayor)

Intervalo de Confianza:

El IC 95% [1.053, 1.170] está completamente por encima de 1, confirmando que el efecto de riesgo es robusto. Incluso en el escenario más conservador (límite inferior = 1.053), cada condena aumenta el riesgo en al menos 5.3%.

El historial criminal previo es un **predictor de riesgo fuerte y altamente significativo** ($p < 0.001$). Este hallazgo sugiere que los individuos reincidentes requieren intervenciones más intensivas y supervisión más cercana para prevenir nuevos arrestos.

6. VERIFICACIÓN DEL SUPUESTO DE RIESGOS PROPORCIONALES

Pregunta 6: Utilice la función `cox.zph` para verificar el supuesto de riesgos proporcionales.

6.1 Test de Schoenfeld

Se aplicó la prueba de residuos de Schoenfeld (`cox.zph`) al modelo reducido (`fin + prio`) para verificar formalmente el supuesto de riesgos proporcionales.

Hipótesis del Test:

- H_0 : Los riesgos son proporcionales (el supuesto SE CUMPLE)
- H_1 : Los riesgos NO son proporcionales (el supuesto NO SE CUMPLE)

Criterio de decisión: Se rechaza H_0 si $p\text{-valor} < 0.05$

Prueba	χ^2	p-valor	Conclusión
fin	0.074	0.785	Supuesto se cumple
prio	0.509	0.475	Supuesto se cumple
GLOBAL	0.565	0.754	Supuesto se cumple

Interpretación del Test Global:

Dado que el **p-valor Global es 0.754** (mucho mayor que 0.05), **NO se rechaza** la hipótesis nula (H_0).

El modelo de Cox CUMPLE con el supuesto de riesgos proporcionales (RP).

Esto valida que:

- Los Hazard Ratios estimados son **fiables**
- El modelo es **apropiado** para este análisis
- Las interpretaciones realizadas son **válidas**

Análisis por Variable Individual:

Ayuda Financiera (fin):

- $p\text{-valor} = 0.785$ ($>> 0.05$)
- El efecto de la ayuda financiera se mantiene constante a lo largo del tiempo
- No hay evidencia de que su efecto protector cambie durante el seguimiento

Condenas Anteriores (prio):

- $p\text{-valor} = 0.475$ ($>> 0.05$)
- El efecto del historial criminal es proporcional en todo el período
- Cada condena adicional aumenta el riesgo de forma constante

6.2 Interpretación de Residuos

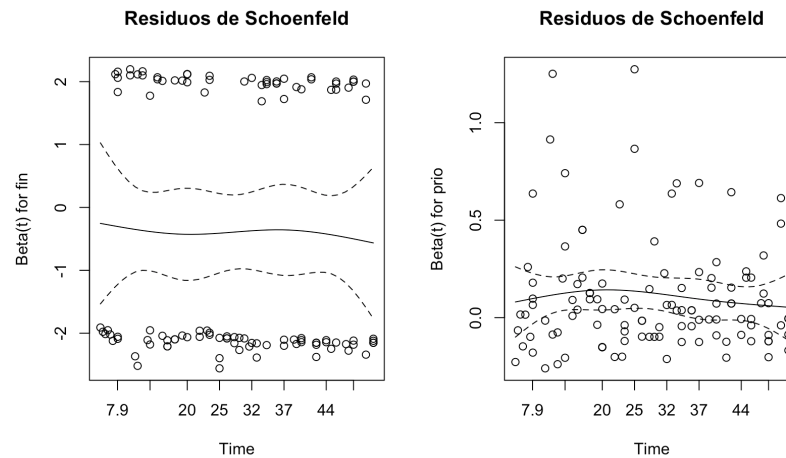


Ilustración 9 Gráficos de residuos de Schoenfeld - 2 paneles

Figura 6. Residuos de Schoenfeld para el modelo reducido. Panel izquierdo: fin. Panel derecho: prio. Las líneas sólidas representan la tendencia ajustada, y las líneas punteadas muestran intervalos de confianza.

Interpretación de los Gráficos:

Características de residuos que CUMPLEN el supuesto RP:

- Línea de tendencia horizontal (cerca de 0)
- Residuos distribuidos aleatoriamente
- Sin patrones sistemáticos (tendencias, curvas)
- Sin heterocedasticidad evidente

Observaciones en nuestros gráficos:

fin (Ayuda Financiera):

- La línea de tendencia es prácticamente horizontal
- Los residuos se distribuyen aleatoriamente alrededor de cero
- No se observa patrón temporal sistemático
- Confirma visualmente que el supuesto se cumple

prio (Condenas Anteriores):

- La línea de tendencia muestra ligera curvatura pero se mantiene cerca de cero
- La banda de confianza incluye el cero en todo momento
- No hay tendencia clara ascendente o descendente
- Confirma visualmente que el supuesto se cumple

Los gráficos de residuos de Schoenfeld complementan y confirman los resultados del test numérico. Tanto la evidencia estadística (p-valores altos) como la visual (gráficos sin patrones) respaldan que **el modelo de Cox es válido y apropiado** para estos datos.

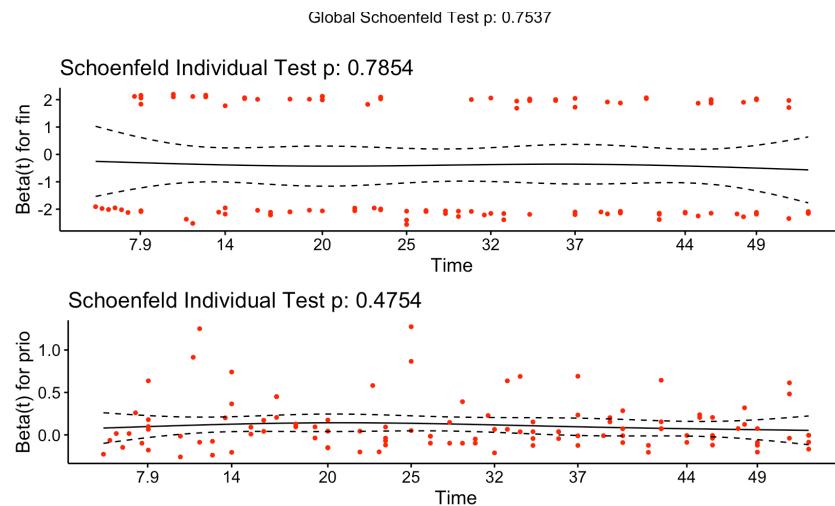


Ilustración 10 Gráfico ggcoxzph combinado

Figura 7. Visualización mejorada de residuos de Schoenfeld usando ggcoxzph. Muestra ambas variables con p-valores individuales y global, confirmando el cumplimiento del supuesto de riesgos proporcionales.

7. CONCLUSIONES

Este análisis de supervivencia identificó dos factores significativamente asociados con el tiempo hasta la reincidencia de ex-presos:

1. Ayuda Financiera (Factor Protector)

Hallazgo:

- HR = 0.671 [IC 95%: 0.462 - 0.974], $p = 0.036$
- Reduce el riesgo de reincidencia en **32.89%**

Implicación: La provisión de apoyo económico a presos recién liberados es una intervención efectiva para reducir la reincidencia criminal. Este efecto se mantiene incluso después de ajustar por historial criminal y otras características.

2. Condenas Anteriores (Factor de Riesgo)

Hallazgo:

- HR = 1.110 [IC 95%: 1.053 - 1.170], $p < 0.001$
- Cada condena adicional aumenta el riesgo en **10.97%**

Implicación: El historial criminal es el predictor más fuerte de reincidencia. Individuos con múltiples condenas previas tienen riesgo exponencialmente mayor de volver a delinquir.

Validez del Modelo

El modelo de Cox cumple con el supuesto de riesgos proporcionales ($p = 0.754$). Los Hazard Ratios estimados son confiables y robustos gracias al cumplimiento del supuesto de riesgos proporcionales, lo que valida la utilidad del modelo para predecir el riesgo de reincidencia y proporciona una base sólida para las recomendaciones de política criminal.

8. Referencias Bibliográficas

A. Fuente de Datos y Contexto del Estudio (Rossi/TARP)

1. Rossi, P. H., Berk, R. A., & Lenihan, K. J. (1980). *Money, work, and crime: Experimental evidence* (Vol. 10). Elsevier.

B. Conceptos y Métodos Estadísticos

2. **Acta Gastroenterológica Latinoamericana.** (s.f.). Introducción al análisis de sobrevida. Recuperado de <https://actagastro.org/introduccion-al-analisis-de-sobrevida/>
3. Llopis-Pérez, J. (2013, 18 de enero). Tema 22: Regresión de Cox. *Blog de Juan Llopis Pérez*. Recuperado de <https://jllloisperez.com/2013/01/18/tema-22-regresion-de-cox/>
4. **Anestesiario.org.** (s.f.). Censura en el análisis de supervivencia. Recuperado de <https://anestesiario.org/2017/censura-analisis-supervivencia/>
5. **Coursera.** (s.f.). *Lectura: Análisis de Supervivencia en R* [Material del curso MCD Estadística Aplicada]. Recuperado de <https://www.coursera.org/learn/mcd-estadistica-aplicada/supplement/VgS4W/lectura-analisis-de-supervivencia-en-r>

C. Software y Herramientas de Cálculo

6. **R Core Team** (2024). **R: A language and environment for statistical computing.** R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL: <https://www.R-project.org/>.
7. Therneau, T. M., & Grambsch, P. M. (2000). *Modeling Survival Data: Extending the Cox Model.* Springer. (Referencia para el paquete survival).
8. Kassambara, A., & Kosinski, M. (2024). **survminer: Drawing Survival Curves using 'ggplot2'.** R package version 0.4.9. Recuperado de <https://CRAN.R-project.org/package=survminer>.