EPI10 - Análise de Sobrevivência

Rodrigo Citton P. dos Reis citton.padilha@ufrgs.br

Universidade Federal do Rio Grande do Sul Faculdade de Medicina Programa de Pós-Graduação em Epidemiologia

Porto Alegre, 2021



Adequação do Modelo de Cox

Adequação do Modelo de Cox

Adequação do Modelo de Cox

- O modelo de regressão de Cox é bastante flexível devido à presença do componente não-paramétrico.
- Mesmo assim, ele não se ajusta a qualquer situação e como qualquer outro modelo estatéstico, requer o uso de técnicas para avaliar a sua adequação.
- Em particular, a suposição de riscos proporcionais.
 - A violação desta suposição pode acarretar sérios viéses na estimação dos coeficientes do modelo.

Adequação do Modelo de Cox

- Diversos métodos para avaliar a adequação deste modelo encontram-se disponíveis na literatura.
- Estes baseiam-se, essencialmente, em análise de resíduos.
- Alguns desses métodos são apresentados a seguir.

Avaliação da proporcionalidade dos riscos

Avaliação da proporcionalidade dos riscos

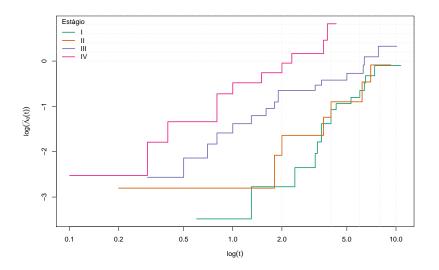
- Para verificar a suposição de riscos proporcionais no modelo de Cox, um gráfico simples e bastante usado é obtido, inicialmente, dividindo os dados em m estratos, usualmente de acordo com alguma covariável.
 - Por exemplo, dividir os dados em dois estratos de acordo com a covariável sexo.
- ► Em seguida, deve-se estimar $\widehat{\Lambda}_0(t)$ para cada estrato.

- Se a suposião for válida, as curvas do logaritmo de $\widehat{\Lambda}_0(t)$ versus t, ou $\log(t)$, devem apresentar diferenças aproximadamente constantes no tempo.
 - Curvas não paralelas significam desvios da suposição de riscos proporcionais.
- É razoável construir este gráfico para cada covariável incluída no modelo.
 - Se a covariável for de natureza contínua, uma sugestão é agrupá-la em um pequeno número de categorias.
- Situações extremas de violação da suposição ocorrem quando as curvas se cruzam.

No R, utilizando os dados do estudo sobre câncer de laringe, temos:

```
## Call: survfit(formula = Surv(time = tempos, event = cens) ~ estagio,
## data = df.laringe, conf.type = "log-log")
##
## n events median 0.95LCL 0.95UCL
## estagio=I 33 15 6.5 4.3 NA
## estagio=II 17 7 7.0 3.6 NA
## estagio=III 27 17 5.0 1.6 7.8
## estagio=IV 13 11 1.5 0.4 3.6
```

```
plot(ekm,
    fun = "cloglog",
     conf.int = FALSE.
     col = c("#1B9E77", "#D95F02",
             "#7570B3", "#E7298A"),
    lwd = 2, xlab = expression(log*(t)),
     ylab = expression(log*(hat(Lambda)[0]*(t))))
abline(h = seq(0, 1, by = 0.2),
       v = seq(0, 10, by = 2),
       col = "lightgrey", lty = 3)
legend("topleft",
       c("I", "II", "III", "IV"),
       title = "Estágio",
       col = c("#1B9E77", "#D95F02",
             "#7570B3", "#E7298A"),
      lwd = 2, bty = "n")
```



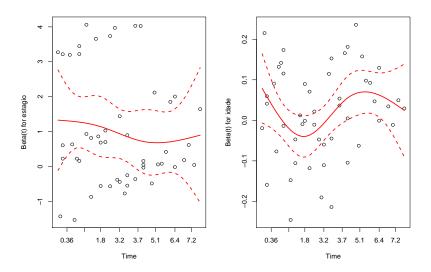
Método com coeficiente dependente do tempo

- Uma proposta adicional de análise da suposição de riscos proporcionais é fazer uso dos resíduos de Schoenfeld.
- Existe um conjunto de resíduos para cada covariável.
- Usar o gráfico dos resíduos padronizados contra o tempo para cada covariável.
- Inclinação zero apresenta evidência a favor da proporcionalidade dos riscos.

Método com coeficiente dependente do tempo

No R:

Método com coeficiente dependente do tempo



Medidas estatísticas e testes de hipóteses

- As técnicas gráficas envolvem uma interpretação com carácter subjetivo.
- ► Testes de hipóteses podem auxiliar neste processo de decisão.
- ▶ O coeficiente de correlação de Pearson (ρ) entre os **resíduos** padronizados de Schoenfeld e $g(t)^1$ para cada covariável é uma dessas medidas.
- Valores de ρ próximos de zero mostram evidências em favor da suposição de riscos proporcionais.
- Um teste hipóteses global de proporcionalidade de riscos sobre todas as covariávies no modelo pode ser realizado.

 $^{^{-1}}$ A função $g(\cdot)$ pode ser especificada tal como g(t)=t ou $g(t)=\log(t)$, por exemplo.

Medidas estatísticas e testes de hipóteses

No R:

```
cox.zph(mod3)
```

```
## chisq df p
## estagio 3.67 3 0.30
## idade 1.12 1 0.29
## GLOBAL 5.07 4 0.28
```

Considerações finais

- Resíduos martingale e deviance podem ser obtidos para a avaliação de outros aspectos do modelo de Cox, tais como:
 - pontos atípicos;
 - forma funcional da relação das covariáveis (não linearidade, por exemplo);
 - pontos influentes.
- Retornaremos a estas técnicas nas próximas aulas, quando também discutiremos alternativas ao modelo de Cox quando a suposição de riscos proporcionais é violada.

Comparação de modelos

Comparação de modelos

- Testes da razão de verossimilhanças, são comuns e amplamente usados, especialmente ao comparar modelos aninhados que diferem em relação a múltiplos parâmetros.
- Por exemplo, nos dados do exemplo do estudo de câncer de laringe, suponha que desejamos comparar o modelo 1 (estagio) versus o modelo 3 (estagio + idade).
 - Ou ainda, o modelo 3 como um modelo com efeito de interação entre estagio + idade.

Denote por $\widehat{\beta}_0$ o vetor de parâmetros estimados do primeiro modelo ("modelo reduzido") e $\widehat{\beta}_1$ o vetor de parâmetros estimados do segundo modelo ("modelo cheio"), o teste da razão de verossimilhança (que requer apenas o ajuste de dois modelos) é baseado em

$$2[\ell(\widehat{\beta}_1) - \ell(\widehat{\beta}_0)] \stackrel{a}{\sim} \chi_p^2,$$

em que $\ell(\beta)$ é função de log-verossimilhança do modelo, e p é o número de graus de liberdade da distribuição qui-quadrado, e é definido pela diferença do número de parâmetros dos dois modelos.

No R:

```
anova(mod1, mod3)

## Analysis of Deviance Table

## Cox model: response is Surv(time = tempos, event = cens)

## Model 1: ~ estagio

## Model 2: ~ estagio + idade

## loglik Chisq Df P(>|Chi|)

## 1 -189.08

## 2 -188.18 1.8036 1 0.1793
```

```
mod4 <- coxph(Surv(time = tempos, event = cens) ~ estagio*idade,</pre>
             data = df.laringe, method = "breslow")
summary(mod4)
## Call:
## coxph(formula = Surv(time = tempos, event = cens) ~ estagio *
##
      idade, data = df.laringe, method = "breslow")
##
##
    n= 90. number of events= 50
##
##
                       coef exp(coef) se(coef) z Pr(>|z|)
## estagioII -7.946142 0.000354 3.678209 -2.160 0.0307 *
## estagioIII -0.122500 0.884706 2.468331 -0.050 0.9604
## estagioIV
                0.846986 2.332605 2.425717 0.349 0.7270
## idade
              -0.002559 0.997444 0.026051 -0.098 0.9218
## estagioII:idade 0.120254 1.127783 0.052307 2.299 0.0215 *
## estagioIII:idade 0.011351 1.011416 0.037449 0.303 0.7618
## estagioIV:idade
                   0.013673 1.013767 0.035967 0.380
                                                      0.7038
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
```

```
##
                  exp(coef) exp(-coef) lower .95 upper .95
## estagioII
                  0.000354 2824.6562 2.619e-07
                                                0.4786
## estagioIII 0.884705
                              1.1303 7.011e-03 111.6467
## estagioIV 2.332605 0.4287 2.009e-02 270.7790
## idade
            0.997444 1.0026 9.478e-01 1.0497
## estagioII:idade 1.127783 0.8867 1.018e+00 1.2495
## estagioIII:idade 1.011416 0.9887 9.398e-01 1.0884
## estagioIV:idade 1.013767 0.9864 9.448e-01 1.0878
##
## Concordance= 0.694 (se = 0.039)
## Likelihood ratio test= 24.27 on 7 df, p=0.001
## Wald test
                     = 24.11 on 7 df,
                                       p=0.001
## Score (logrank) test = 28.59 on 7 df, p=2e-04
anova(mod3, mod4)
## Analysis of Deviance Table
## Cox model: response is Surv(time = tempos, event = cens)
## Model 1: ~ estagio + idade
## Model 2: ~ estagio * idade
##
     loglik Chisq Df P(>|Chi|)
## 1 -188.18
## 2 -185.08 6.2039 3 0.1021
```

Modelos não aninhados podem ser comparados pelos critérios de informação de Akaike (AIC) ou Bayesiano (BIC).

```
AIC(mod1)

## [1] 384.1625

AIC(mod2)

## [1] 393.8118

BIC(mod1)

## [1] 389.8986

BIC(mod2)

## [1] 395.7238
```

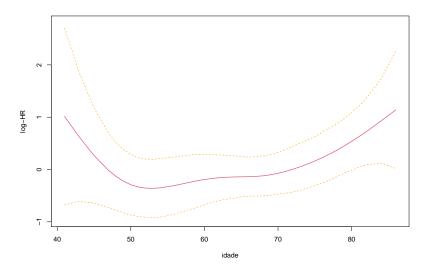
Efeitos não-lineares

Efeitos não-lineares

```
mod5 <- coxph(Surv(time = tempos, event = cens) ~ pspline(idade),</pre>
            data = df.laringe, method = "breslow")
summary(mod5)
## Call:
## coxph(formula = Surv(time = tempos, event = cens) ~ pspline(idade),
##
      data = df.laringe, method = "breslow")
##
##
    n= 90. number of events= 50
##
                       coef se(coef) se2 Chisq DF p
##
## pspline(idade), linear 0.02146 0.01271 0.01271 2.85 1.00 0.091
## pspline(idade), nonlin
                                              5.24 3.04 0.160
##
##
             exp(coef) exp(-coef) lower .95 upper .95
## ps(idade)3
               0.39414
                           2.537 0.060231 2.579
## ps(idade)4 0.16349 6.117 0.008797 3.038
## ps(idade)5 0.09910 10.090 0.003650 2.691
## ps(idade)6 0.09968 10.032 0.003554 2.795
## ps(idade)7 0.11821 8.460 0.004589 3.045
## ps(idade)8
               0.12668 7.894 0.005274
                                             3.042
```

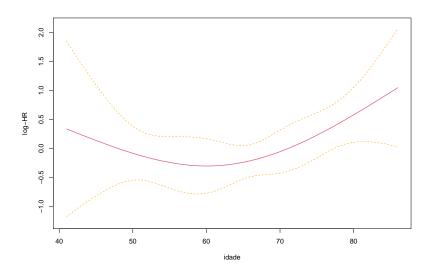
```
## ps(idade)9
              0.12397
                          8.067
                                 0.005253
                                            2,925
## ps(idade)10
              0.14586
                          6.856 0.006109
                                            3.482
## ps(idade)11
              0.18937
                          5.281 0.007888
                                            4.546
## ps(idade)12
              0.27940
                          3.579 0.011526 6.773
## ps(idade)13
              0.44993
                          2.223 0.016728
                                            12.102
## ps(idade)14
               0.73136
                          1.367 0.015323
                                            34.908
##
## Iterations: 3 outer, 10 Newton-Raphson
##
       Theta= 0.6691749
## Degrees of freedom for terms= 4
## Concordance= 0.572 (se = 0.044)
## Likelihood ratio test= 8.11 on 4.04 df,
                                         p=0.09
```

```
termplot(model = mod5, terms = "pspline(idade)",
    se = TRUE,
    xlabs = "idade",
    ylabs = "log-HR",
    data = df.laringe)
```



```
library(splines)
mod6 <- coxph(Surv(time = tempos, event = cens) ~ ns(idade, df = 3),</pre>
             data = df.laringe, method = "breslow")
summary(mod6)
## Call:
## coxph(formula = Surv(time = tempos, event = cens) ~ ns(idade,
      df = 3), data = df.laringe, method = "breslow")
##
##
    n= 90, number of events= 50
##
##
                       coef exp(coef) se(coef) z Pr(>|z|)
##
## ns(idade, df = 3)1 -0.1101 0.8958 0.5696 -0.193 0.8468
## ns(idade, df = 3)2 -0.4264  0.6529  1.8140 -0.235  0.8142
## ns(idade, df = 3)3 1.1490 3.1550 0.5516 2.083 0.0373 *
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
##
                    exp(coef) exp(-coef) lower .95 upper .95
## ns(idade, df = 3)1 0.8958 1.116 0.29334 2.735
## ns(idade, df = 3)2 0.6529 1.532 0.01865 22.849
```

```
termplot(model = mod6, terms = "ns(idade, df = 3)",
    se = TRUE,
    xlabs = "idade",
    ylabs = "log-HR",
    data = df.laringe)
```



Para casa

- 1. Leia o capítulo 5 do livro Análise de sobrevivência aplicada².
- Leia os capítulo 6 e 7 do livro Análise de sobrevivência: teoria e aplicações em saúde³.

²Colosimo, E. A. e Giolo, S. R. **Análise de sobrevivência aplicada**, Blucher, 2006.

³Carvalho, M. S., Andreozzi, V. L., Codeço, C. T., Campos, D. P., Barbosa, M. T. S. e Shimakura, E. S. **Análise de sobrevivência: teoria e aplicações em saúde**, 2ª ed. Editora Fiocruz, 2011.

Próxima aula

► Aplicações com o modelo de Cox.

Por hoje é só!

Bons estudos!

