

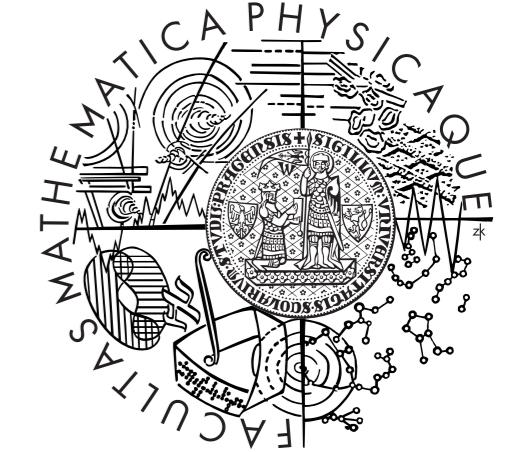


TESTY DOBRÉ SHODY PRO MODEL ZRYCHLENÉHO ČASU V ANALÝZE PŘEŽITÍ

PETR NOVÁK

novakp@karlin.mff.cuni.cz

Katedra pravděpodobnosti a matematické statistiky,
Matematicko-fyzikální fakulta Univerzity Karlovy v Praze



**V tomto příspěvku se věnujeme testům dobré shody pro regresní model zrychleného času a Coxův model v analýze přežití.
Zkoumáme jejich empirickou sílu a hledáme situace, ve kterých je možné rozlišit, podle kterého z modelů se data chovají.**

Regresy v analýze spolehlivosti

Studujeme data reprezentující dobu od začátku pozorování do dosažení nějaké předem definované události - poruchy - v závislosti na vysvětlujících proměnných. Počítáme s nezávislým cenzorováním zprava, tj. že u některých jedinců je pozorování ukončeno před dosažením poruchy. Označíme T_i^* skutečné časy událostí a C_i časy cenzorování. Data máme ve tvaru $(T_i, \Delta_i, X_i)_{i=1}^n$, kde $T_i = \min(T_i^*, C_i)$, $\Delta_i = I(T_i \leq C_i)$ a X_i je vektor regresorů.

Dále označíme $\alpha_i(t) = \lim_{h \rightarrow 0} P(t \leq T_i^* < t + h | T_i^* \geq t)/h$ rizikovou funkcí. Data se reprezentují také jako čítací procesy, označíme $N_i(t) = I(T_i \leq t, \Delta_i = 1)$, $Y_i(t) = I(t \leq T_i)$, intenzity $\lambda_i(t) = Y_i(t)\alpha_i(t)$ a kumulované intenzity $\Lambda_i(t) = \int_0^t \lambda_i(s)ds$. Bylo dokázáno, že $M_i(t) = N_i(t) - \Lambda_i(t)$ jsou za platnosti daného modelu martingaly vzhledem k filtraci $F_{t-} = \sigma\{N_i(s), Y_i(s), X_i, 0 \leq s < t, i = 1, \dots, n\}$. Pomocí čítacích procesů se dá přepsat logaritmická věrohodnostní funkce dat a jejím derivováním dle případních parametrů získáváme skórový proces $U(t, \beta)$, pro odhadu používáme tento proces až do času poslední události τ (přípome U(β) = U(τ, β)).

Nejpoužívanější modely

Srovnáme zde dva ze základních regresních modelů analýzy přežití a možnosti jak provést příslušné testy dobré shody. Nejčastěji používaným je Coxův model proporcionalního rizika:

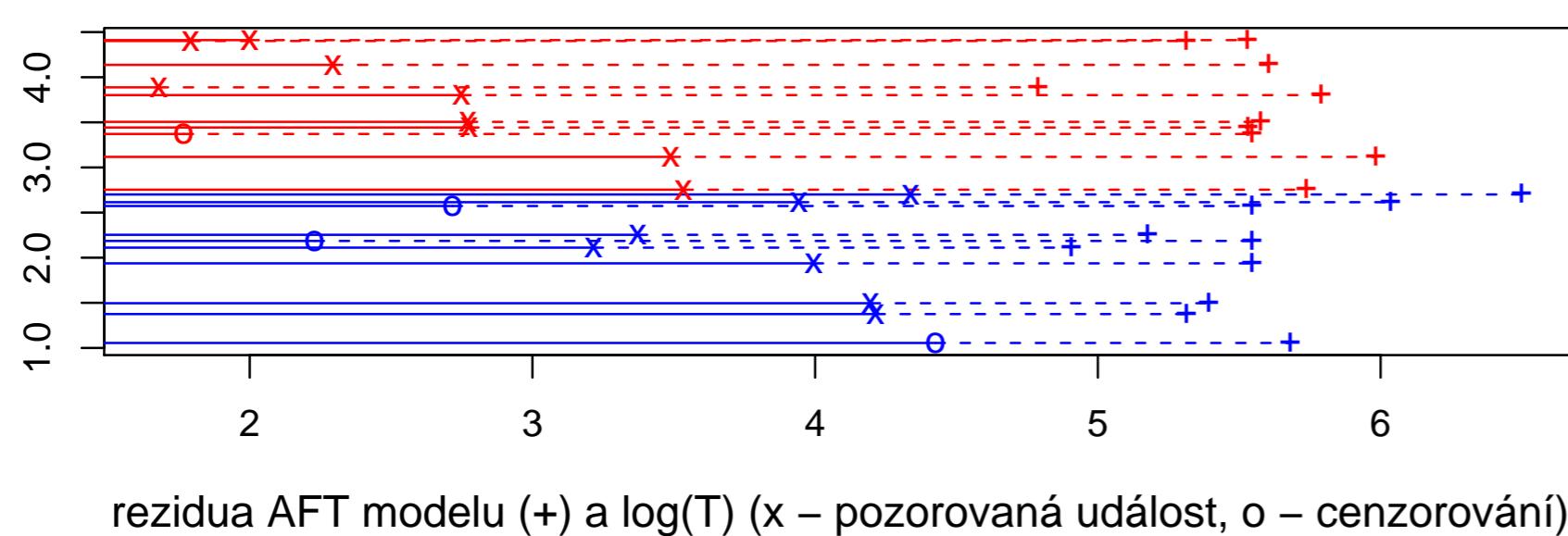
$$\alpha_i(t) = \exp(\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta}) \alpha_0(t), \quad i = 1, \dots, n, \quad t = [0, \tau],$$

kde $\alpha_0(t)$ je rizikovou funkcí tzv. základního rozdělení. Dalším obvyklým je model zrychleného času (Accelerated Failure Time - AFT):

$$\log(T_i^*) = -\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta} + \epsilon_i, \quad i = 1, \dots, n.$$

kde ϵ_i jsou (iid). Pozor, neznáme skutečné hodnoty T_i^* ale pouze pozorované T_i . Platí $\alpha_i(t) = \alpha_0(e^{\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta}} t) e^{\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta}}$, kde $\alpha_0(t)$ je rizikovou funkcí pro veličiny $\exp(\epsilon_i)$. Pro $\alpha_0(t)$ odpovídající Weibullovu rozdělení se modely shodují pro $\boldsymbol{\beta}_C = \delta \boldsymbol{\beta}_A$, kde δ je parametr tvaru Weibullovu rozdělení. Oba modely se od sebe odlišují interpretací parametrů i tím, jak jsou motivovány. V Coxově modelu působí hodnoty kovariát přímo na rizikovou funkci, v AFT modelu regesory způsobují že virtuálně běží čas pro daný subjekt rychleji nebo pomaleji. Je proto dobré umět rozlišit podle kterého modelu se data chovají.

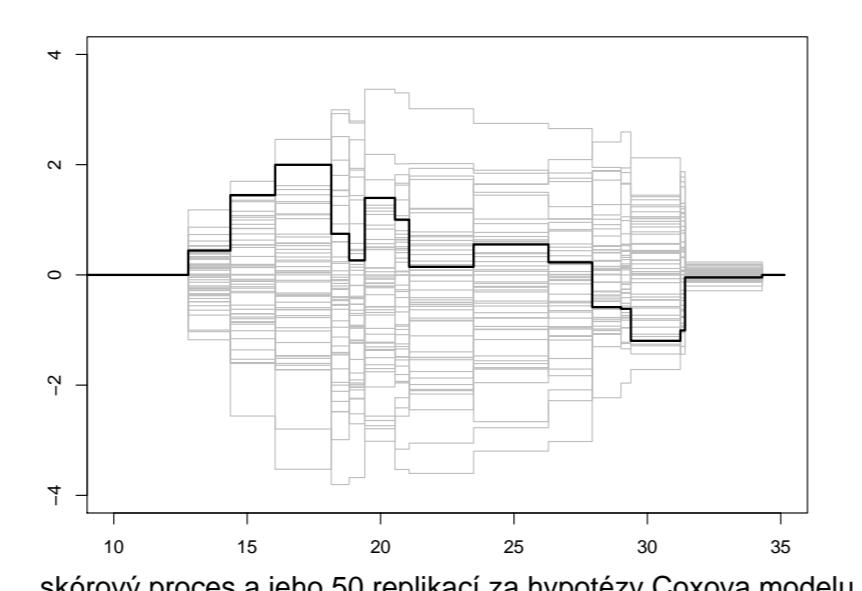
Testy dobré shody pro AFT model



Dosazením odhadů $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ do rovnice modelu získáme rezidua $\log(T_i) + \mathbf{X}_i^T \hat{\boldsymbol{\beta}} = r_i$. Ta narození od ϵ_i nejsou ani nezávislá ani stejně rozdělená, protože odhadové $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ jsou založené na celém datovém souboru. Vzhledem k asymptotické konzistence odhadů $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ mají ale r_i mít přibližně stejnou střední hodnotu. Pokud máme cenzorovaná data, odhadneme rezidua jako $\hat{r}_i = \Delta r_i + (1 - \Delta) E(\epsilon | \epsilon > r_i^C)$, kde $E(\epsilon | \epsilon > r_i^C)$ odhadneme jako průměrnou hodnotu všech rezidií necenzorovaných pozorování vyšších než $r_i^C = \log T_i + \mathbf{X}_i^T \hat{\boldsymbol{\beta}}$. Rozdělíme data do dvou skupin podle hodnot regresorů a testujeme shodu středních hodnot mezi těmito podvýběry. Použijeme t-test a Wilcoxonův test, kvůli nestejněmu rozdělení rezidií budou výsledky pouze přibližné. Vyhodnotíme zde proto empirickou sílu testů v závislosti na velikosti výběru, abychom mohli stanovit, jaká je rychlosť asymptotické konvergence. Na obrázku výše viz hodnoty logaritmu pozorovaných časů a příslušná rezidua rozdělená do dvou skupin (rezidua si lze představit jako zpětnou transformaci logaritmů časů událostí jak by vypadaly pro $\mathbf{X}_i = \mathbf{0}$).

Testy dobré shody pro Coxův model

Za platnosti Coxova modelu je možné pomocí martingalové dekompozice a centrální limitní věty simulovat proces, který je asymptoticky ekvivalentní skórovému procesu $\tilde{U}(t, \hat{\boldsymbol{\beta}}) = \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i \hat{M}_i(t)$. Takož získané replikace pak porovnáme s hodnotou spočítanou z dat. Pro testování použijeme supremovou statistiku $\sup_{t \in [0, \tau]} \|\tilde{U}(\hat{\boldsymbol{\beta}}, t)\|$. Pokud její hodnota překročí $(1 - \alpha)\%$ hodnot simulovaných statistik, zamítáme hypotézu že data se chovají podle Coxova modelu. Vždy jsme vyráběli 1000



replikací. Na obrázku je příklad skórového procesu a jeho resamplingů za platnosti modelu.

Simulační studie - design

Generovali jsme data z Coxova i z AFT modelu, jako základní rozdělení bylo použito Gamma rozdělení $\Gamma(a = 1/100, p = 5)$ a Lognormální rozdělení $LN(\mu = 5, \sigma^2 = 1)$. Použili jsme data s jedním regresorem, jednak spojitém s hodnotami generovanými z $N(3, 1)$ a jednak faktorovým s hodnotami 0 a 1 z $Alt(1/2)$. Hodnoty parametru jsme uvažovali $\beta = 1$ a 2 abychom porovnali vliv sily závislosti. Vždy byly zkoumány dvě varianty, bez cenzorování a s nezávislým náhodným cenzorováním (okolo jedné čtvrtiny dat). Byly použity vzorky velikosti 20, 50, 100, 200, 500 a 1000. Na data simulovaná podle Coxova modelu jsme zkoušeli testy AFT modelu a naopak. Zvolili jsme hladinu $\alpha = 0.05$, vždy jsme nagenerovali 1000 opakování a počítali, kolikrát test na této hladině hypotézu zamítne. Tak získáme empirickou sílu proti dané alternativě.

Výsledky - testy Coxova modelu na datech z AFT:

- Empirická síla roste s velikostí výběru vždy vyjma případu Gamma rozdělení s faktorovým regresorem a $\beta = 2$.
- Síla vyšší v případech bez cenzorování.
- U lognormálního základního rozdělení je síla vyšší u $\beta = 2$ než u $\beta = 1$, u Gamma rozdělení naopak.
- Při lognormálním rozdělení síla výrazně vyšší při stejném n než při Gamma.

Podíl výběrů kde byl Coxův model zamítnut na hladině 0.05 - data z AFT modelu

regresor zákl.rozd.	spojitý								faktorový							
	Gamma				Lognormální				Gamma				Lognormální			
	β	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1
cenzorování	NC	C	NC	C	NC	C	NC	C	NC	C	NC	C	NC	C	NC	C
20	0.054	0.053	0.071	0.04	0.133	0.103	0.148	0.047	0.194	0.26	0.921	0.931	0.128	0.132	0.225	0.276
50	0.107	0.09	0.094	0.079	0.291	0.206	0.288	0.204	0.131	0.115	0.659	0.754	0.166	0.166	0.362	0.300
100	0.234	0.131	0.146	0.112	0.499	0.425	0.423	0.305	0.245	0.221	0.433	0.532	0.330	0.272	0.562	0.513
200	0.336	0.257	0.249	0.169	0.785	0.614	0.773	0.555	0.424	0.395	0.203	0.243	0.570	0.508	0.845	0.796
500	0.63	0.552	0.347	0.24	0.995	0.968	0.97	0.84	0.784	0.696	0.37	0.250	0.904	0.888	0.996	0.990
1000	0.928	0.769	0.557	0.293	1.000	0.997	1.000	0.987	0.960	0.92	0.661	0.520	0.992	0.984	1.000	1.000

Výsledky - testy AFT na datech z Coxova modelu:

- Empirická síla roste s velikostí výběru ve všech případech.
- Síla vyšší v případech bez cenzorování, při faktorovém regresoru, při faktorovém naopak vyšší s cenzorováním.
- Síla vyšší u $\beta = 2$ než u $\beta = 1$.
- Při lognormálním rozdělení síla výrazně vyšší při stejném n než u Gamma. Použitelný počet zamítnutých výběrů je dosažen u Lognormálního rozdělení pro 200 až 500 pozorování, u Gamma pro 500 až 1000.
- Wilcoxonův a t-test srovnatelné u necenzorovaných dat, u cenzorovaných je lepší t-test
- Celkově nižší síla než u testů Coxova modelu

Podíl výběrů kde byl AFT model zamítnut na hladině 0.05 - data z Coxova modelu
T - t-test, W - Wilcoxonův test

Regresor Zákl.rozd.	spojitý								faktorový								
	Gamma				Lognormální				Gamma				Lognormální				
	β	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1	
cenzorování	NC	C	NC	C	NC	C	NC	C	NC	C	NC	C	NC	C	NC	C	
20	T	0.012	0.011	0.003	0.007	0.052	0.008	0.001	0.007	0	0.003	0.001	0.010	0	0.017	0.002	0.016
W	0.010	0.008	0.003	0.009													