

Survival analysis (Levetidsanalyse)
Rosner 14.8-14.11

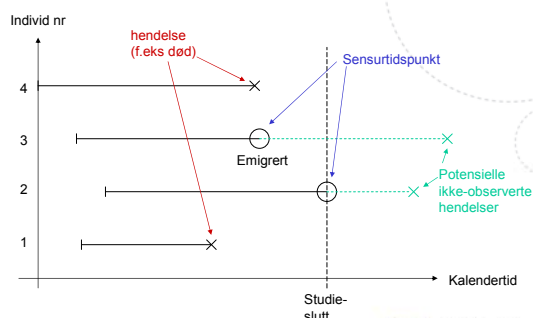
Av Stian Lydersen

Lecture 15 april 2010

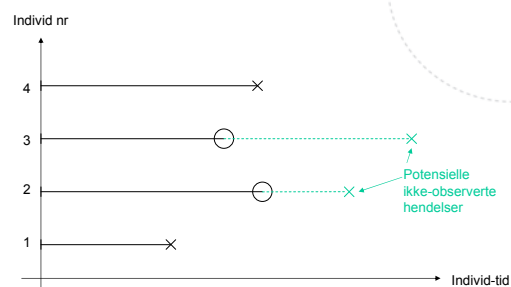
Levetid (varighet av en tilstand)

- Eksempler:
 - Tid til personen dør (målt fra fødsel, fra diagnose, fra behandling)
 - Tid til en diagnose
 - Tid fra start av behandling til erklært frisk
- Levetider er
 - Alltid større enn 0
 - Ofte sensurert
- $S(t)$ = Sannsynligheten for å overleve t

Sensurerte data



Sensurerte data



Levetidsanalyse - mest brukte metoder

- Aktuarberegning (grov beregning innenfor tidsintervall)
- Kaplan-Meier plott (empirisk overlevelsessannsynlighet)
- Log-rank test: Ikke-parametrisk test for forskjell mellom grupper
- Regresjonsanalyse:
 - Semi-parametrisk (Cox regresjon = Proporsjonal hazard regresjon)
 - Parametrisk (Antar bestemt form på fordelingen, f.eks Weibull-fordeling)

ISI-søk 7 april 2010

COX DR
REGRESSION MODELS AND LIFE-TABLES
JOURNAL OF THE ROYAL STATISTICAL SOCIETY
SERIES B-STATISTICAL METHODOLOGY 34 (2):
187& 1972
Times Cited: 24441

Title: *NONPARAMETRIC-ESTIMATION FROM INCOMPLETE OBSERVATIONS*
Author(s): **KAPLAN EL, MEIER P**
Source: *JOURNAL OF THE AMERICAN STATISTICAL ASSOCIATION* 53 (282): 457-481 1958

Times Cited: 33937

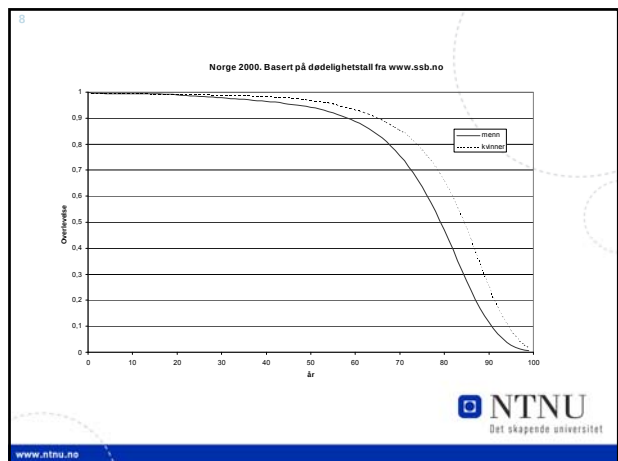
7

Metodene for levetidsanalyse forutsetter ikke-informativ sensurering

- For hvert individ finnes en potensiell levetid T og et sensurtidspunkt C .
- Observerer kun $\min(T, C)$ og D hvor
 - $D=0$ hvis sensurert
 - $D=1$ hvis hendelse (f.eks død)
- Metodene for levetidsanalyse forutsetter at T, D er uavhengige
- Umulig å sjekke uavhengighet fra data

NTNU
Det skapende universitet

www.ntnu.no



9

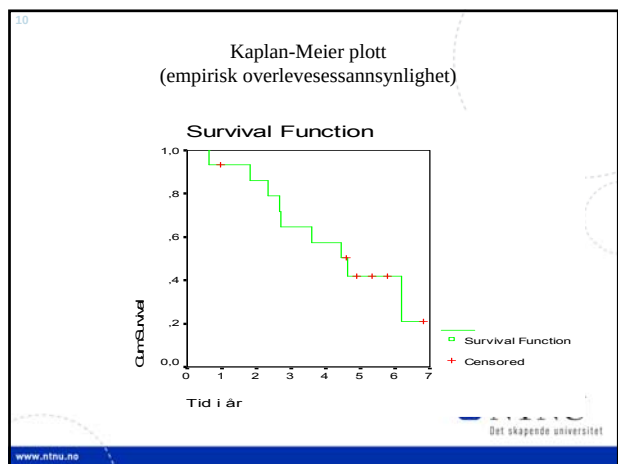
Kaplan-Meier (produkt-grense) estimatoren for overlevelsessannsynligheten

Data om overlevelse for 15 pasienter med melanom (fra Aalen, 1998)

Antall i live og under observasjon	Status (0=sensurert, 1=død)	Observasjonstid i år	Overlevelsessannsynlighet (Kaplan-Meier)
15	1	0,64	0,933
14	0	0,97	
13	1	1,81	0,862
12	1	2,35	0,79
11	1	2,65	0,718
10	1	2,69	0,646
9	1	3,59	0,574
8	1	4,44	0,503
7	0	4,6	
6	1	4,63	0,419
5	0	4,9	
4	0	5,32	
3	0	5,76	
2	1	6,18	0,209
1	0	6,83	

NTNU
Det skapende universitet

www.ntnu.no



11

Sammenlikning mellom to grupper

H_0 : Ingen gruppeeffekt
 $S_1(t) = S_2(t)$ for alle t

mot

H_1 : Levetidene tenderer til å være lengre (evt kortere) i gruppe 1
 $S_1(t) \geq S_2(t)$ for alle t med $>$ for noen t (evt $\leq$ og $<$)

Ikke-parametrisk test for komplette eller sensurerte data:
 Lograng-test.

Tilnærmet samme resultat:
 Test om $\beta=0$ i Cox modell med x som indikator på gruppe.
 (Eksakt samme resultat hvis ingen sammenfallende observasjoner OG bruk av LR p-verdi i Cox modell.)

NTNU
Det skapende universitet

www.ntnu.no

12

Kleinbaum & Klein (2005) s 17
 Remisjonstider for 42 leukemi-pasienter (Freireich & al, Blood, 1963)

uker	hend.	grp	uker	hend.	grp	uker	hend.	grp
1	1	2	8	1	2	16	1	1
1	1	2	8	1	2	17	0	1
2	1	2	8	1	2	17	1	2
2	1	2	8	1	2	19	0	1
3	1	2	9	0	1	20	0	1
4	1	2	10	1	1	22	1	1
4	1	2	10	0	1	22	1	2
5	1	2	11	0	1	23	1	1
5	1	2	11	1	2	23	1	2
6	1	1	11	1	2	25	0	1
6	1	1	12	1	2	32	0	1
6	1	1	12	1	2	32	0	1
6	0	1	13	1	1	34	0	1
7	1	1	15	1	2	35	0	1

Hendelse
 0 = sensur
 1 = remisjon

Grp
 1= Behandling
 2=placebo

NTNU
Det skapende universitet

www.ntnu.no

13

Lograng-test:
Eksempel fra
Kleinbaum & Klein
(2005)

Tid (uke)	hendelser		rest	
	gr1 h1	gr2 h2	gr1 r1	gr2 r2
1	0	2	21	21
2	0	2	21	19
3	0	1	21	17
4	0	2	21	16
5	0	2	21	14
6	3	0	21	12
7	1	0	17*	12
8	0	4	16	12
10	1	0	15	8
11	0	2	13	8
12	0	2	12	6
13	1	0	12	4
15	0	1	11	4
16	1	0	11	3
17	0	1	10	3
22	1	1	7	2
23	1	1	6	1
Sum	9	21		

* Sensurerte tider
kommer ikke frem,
kursiv antyder
uker med sensur.

NTNU
Det skapende universitet

www.ntnu.no

14

Log-rang testen

Likner på en kikkvadrat "goodness of fit" test
Del opp i korte tidsintervall
(bare ett tidspunkt med hendelse i hvert intervall)

Forventet antall hendelser i intervall nr j:
Expected = andel i risikomengden $\times$ antall hendelser totalt

$$e_{1j} = \left(\frac{r_{1j}}{r_{1j} + r_{2j}} \right) \times (h_{1j} + h_{2j}),$$

$$e_{2j} = \left(\frac{r_{2j}}{r_{1j} + r_{2j}} \right) \times (h_{1j} + h_{2j})$$

NTNU
Det skapende universitet

www.ntnu.no

15

Tid (uke)	hendelser		rest		expected		Gr2** Obs-Exp
	gr1 h1	gr2 h2	gr1 r1	gr2 r2	gr1 e1	gr2 e2	
1	0	2	21	21	21/42 *2	21/42 *2	1.00
2	0	2	21	19	21/40 *2	19/40 *2	1.05
3	0	1	21	17	21/38 *1	17/38 *1	0.55
4	0	2	21	16	21/37 *2	16/37 *2	1.14
5	0	2	21	14	21/35 *2	14/35 *2	1.20
6	3	0	21	12	21/33 *3	12/33 *3	-1.09
7	1	0	17*	12	17/29 *2	12/29 *2	-0.41
8	0	4	16	12	16/28 *4	12/28 *4	2.29
10	1	0	15	8	15/23 *1	8/23 *1	-0.35
11	0	2	13	8	13/21 *2	8/21 *2	1.24
12	0	2	12	6	12/18 *2	6/18 *2	1.33
13	1	0	12	4	12/16 *1	4/16 *1	-0.25
15	0	1	11	4	11/15 *1	4/15 *1	0.73
16	1	0	11	3	11/14 *1	3/14 *1	-0.21
17	0	1	10	3	10/13 *1	3/13 *1	0.77
22	1	1	7	2	7/9 *2	2/9 *2	0.56
23	1	1	6	1	6/7 *2	1/7 *2	0.71
Sum	9	21			19.26	10.74	10.3

sensurerte kommer ikke frem, kursiv antyder uker med sensur
*Observert-expected for gruppe 1 = -(Observert-expected) for gruppe 2

NTNU
Det skapende universitet

www.ntnu.no

16

Log-rank test

- log-rank observator: $(\sum_{\text{failure times}} \text{obs-forv})^2 / \text{var} (\sum \text{obs-forv})$
- $\text{var} (\sum \text{obs-forv}) = \sum \frac{r1 * r2 * (h1 + h2) * (r1 + r2 - h1 - h2)}{(r1 + r2)^2 * (r1 + r2 - 1)} = 6.3$
- Når to grupper blir sammenliknet brukes kun resultater for en gruppe; (obs-forv) for gruppe 1 = - (obs-forv) for gruppe 2
- For gruppe 2: $(\sum_{\text{failure times}} \text{obs-forv})^2 = (10.3)^2 = 106.09$
- log-rank: $\chi^2 = 16.8$, df = 1 gir p-verdi < 0.0001
- Mer komplisert hvis det er mer enn 2 grupper som sammenliknes

NTNU
Det skapende universitet

www.ntnu.no

17

Overlevelsessannsynlighet
(survival probability, survival function):

$$S(t) = P(T > t)$$

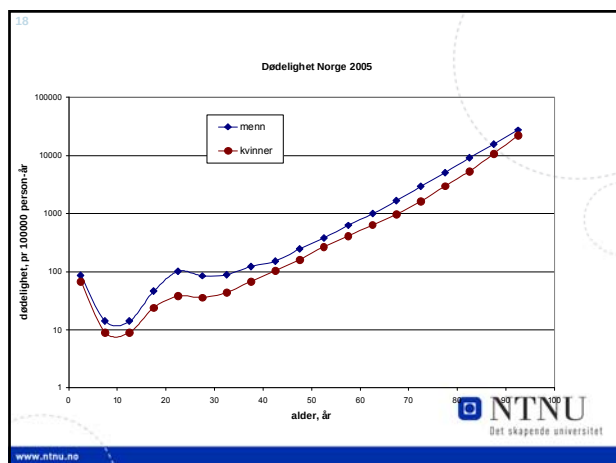
Hazard rate, dødelighet (force of mortality): $h(t)$

Sannsynligheten for at individet av "alder" t
"dør" i løpet av neste tidsintervall av varighet Δt :

$$P(T \leq t + \Delta t \mid T > t) \approx h(t) \Delta t$$

NTNU
Det skapende universitet

www.ntnu.no



19

Formell definisjon av hazardraten:

$$z(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(T \leq t + \Delta t | T > t)}{\Delta t}$$

som vi ser blir lik

$$z(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P((T \leq t + \Delta t) \cap (T > t))}{\Delta t} = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t < T \leq t + \Delta t)}{\Delta t} \frac{1}{P(T > t)}$$

$$= \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{F(t + \Delta t) - F(t)}{\Delta t} \frac{1}{P(T > t)} = \frac{f(t)}{S(t)}$$

og også:

$$z(t) = -\frac{d}{dt}(\ln(S(t)))$$

NTNU
Det skapende universitet

www.ntnu.no

20

Sammenheng mellom $S(t)$ og $h(t)$:

$$S(t) = e^{-\int_0^t h(u) du} = e^{-H(t)}$$

hvor

$$H(t) = \int_0^t h(u) du$$

kalles kumulativ hazard.

Det er lettere å plote $H(t)$ enn $h(t)$.

Hazardraten $h(t) = H'(t)$ er stigningstallet til $H(t)$.

NTNU
Det skapende universitet

www.ntnu.no

21

Cox Proporsjonal Hazard (PH) modell

$$h(t; \underline{x}) = h_0(t) \exp(\beta \underline{x})$$

$$h(t; x_1, \dots, x_p) = h_0(t) \exp(\beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p)$$

$$= h_0(t) \exp(\beta_1 x_1) \dots \exp(\beta_p x_p)$$

ekvivalent:

$$S(t; \underline{x}) = S_0(t)^{\exp(\beta \underline{x})}$$

hvor $h_0(t)$, $S_0(t)$ kalles "base line hazard rate",
"base line overlevelsessannsynlighet"

$h_0(t)$ er ukjent og helt uspesifisert
 $\beta_1, \dots, \beta_p$ er ukjente parametre

NTNU
Det skapende universitet

www.ntnu.no

22

En fortolkning av β

- Hvis to individer (eller grupper) har hhv $x_1=0$ og $x_1=1$ og ellers like forklaringsvariable: Forholdet mellom hazardratene for gruppene er lik $\exp(\beta_1)$, uansett "alder" t .
- Størrelsen $\exp(\beta_1)$ kalles hazard ratio (HR).
- Relevant bare hvis forklaringsvariabelen ikke inngår i interaksjonsledd!

NTNU
Det skapende universitet

www.ntnu.no

23

Cox, D. R. (1972):

- Metode for estimering av $\beta_1, \dots, \beta_p$
- og ikke-parametrisk estimering av $S_0(t)$ (Kaplan-Meier type estimering)
- for komplette og sensurerte datasett
- Tidsavhengige $\beta_i(t)$ er mulig
- (Alternativt: Parametrisk modell, f.eks lognormal eller Weibullfordeling for $S(t)$.)

NTNU
Det skapende universitet

www.ntnu.no

24

Partiell likelihood (Cox):

$$l_p(\underline{\beta}) = \prod_{i=1}^m \frac{h_0(t_i) \exp(\underline{x}_{(i)} \underline{\beta})}{\sum_{j \in R(t_i)} h_0(t_i) \exp(\underline{x}_{(j)} \underline{\beta})} = \prod_{i=1}^m \frac{\exp(\underline{x}_{(i)} \underline{\beta})}{\sum_{j \in R(t_i)} \exp(\underline{x}_{(j)} \underline{\beta})}$$

hvor $t_{(1)} < t_{(2)} < \dots < t_{(m)}$ er de m distinkte (usensurerte) levetidene.

$R(t_{(j)})$ er risikomengden ved $t_{(j)}$ dvs individer i live og usensurert ved $t_{(j)}$

$\underline{x}_{(j)}$ er kovariatene til individet med levetid $t_{(j)}$.

NTNU
Det skapende universitet

www.ntnu.no

25

Den partielle likelihood er ikke avhengig av $h_0(t)$!

Estimater for $\underline{\beta}$ samt estimatorenes varianser og kovarianser finnes ved å behandle $l_p(\underline{\beta})$ som en vanlig likelihood.

NTNU
Det skapende universitet

www.ntnu.no

26

Ved sammenfallende observasjoner brukes en mer generell $l_p(\underline{\beta})$.

Alternativer:

- Eksakt. Meget tidkrevende.
- Breslow (1974). Rask.
- Efron (1977) Rask. Nesten identiske resultater som eksakt.

SPSS: Bare Breslow er tilgjengelig.

Stata: Alle 3 tilgjengelig. Breslow er default.

Angi option "Efron" ved sammenfallende observasjoner

NTNU
Det skapende universitet

www.ntnu.no

27

Sjekking av PH-antakelsen:
Log - log plott

Vi har

$$S(t, \underline{x}) = S_0(t)^{\exp(\mathbf{x}'\underline{\beta})}$$

så

$$\log(-\log(S(t, \underline{x}))) = \mathbf{x}'\underline{\beta} + \log(-\log(S_0(t)))$$

Plott for forskjellige $\underline{x}$ bør være parallelle under PH antakelsen.
Vanskelig å vurdere parallellitet når det er få observasjoner.

NTNU
Det skapende universitet

www.ntnu.no

28

Software for Cox PH regresjon

- SPSS - har endel
- MINITAB – har endel
- STATA - har det meste
- S-plus eller R- har det meste
- SAS - har det meste

NTNU
Det skapende universitet

www.ntnu.no

29

BMJ 2003;326:822

Parametric survival models may be more accurate than Kaplan-Meier estimates

EDITOR---Lundin et al use Kaplan-Meier estimates of survival probabilities in their system for survival estimation in breast cancer ... They claim that researchers can obtain survival estimates based on actual data, rather than inferential estimates generated by a regression formula. However, any regression formula is based on actual data. More importantly, survival estimates from a regression model may be substantially more precise than Kaplan-Meier estimates when there are few patients in particular strata.

NTNU
Det skapende universitet

www.ntnu.no

30

Kaplan-Meier versus Weibull distribution

May, M. et al. BMJ 2003;326:822

NTNU
Det skapende universitet

www.ntnu.no

Referanser

- Hosmer, D. W., Lemeshow, D. W., May, S.: "Applied Survival Analysis. Regression Modeling of Time to Event Data." 2nd Ed. Wiley, 2008.
 - Omfattende og velskrevet bok.
- Kleinbaum, D. G., and Klein, M.: "Survival Analysis: A Self-Learning Text". 2nd ed. Springer, 2005.
 - Lettlest innføringsbok