

# 生存時間解析

第3回 Counting Process

2019/11/22版

統計数理研究所

長島 健悟

<https://nshi.jp/>

# 本日の内容

- Counting process
  - Nelson–Aalen estimator
  - Kalan – Meier estimator
  - Cox regression

# メリット

- 確率過程の理論的結果の活用
- 生存時間データとの高い親和性
  - N-A&K-M推定量のモーメントや漸近分布の導出
  - Cox回帰モデルの残差の表現
- 論文と本がより深く読める

# 確率過程

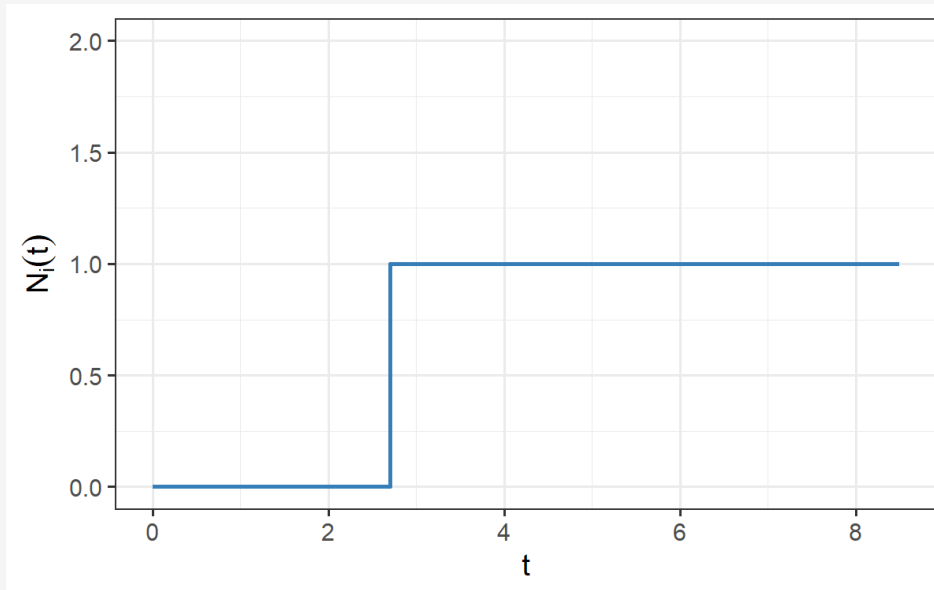
- 確率変数
  - $(\Omega, \mathcal{F}, P)$ 上で可測な $X(\omega): \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ 
    - $\omega \in \Omega$  ← 普通の標本空間
    - $\{\omega \mid X(\omega) \leq x\} \in \mathcal{F}$  for all  $x \in \mathbb{R}$
- 確率過程：確率変数が時間の関数
  - $(\Omega, \mathcal{F}, P)$ 上で可測な $X(t, \omega): \Gamma \times \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ 
    - $\{X(t, \omega) \mid t \in \Gamma\}$  ( $\Gamma = \{0, 1, \dots\}$  or  $[0, \infty)$ )
    - $\omega \in \Omega$  ← Sample path( $X(t, \omega) \in \mathbb{R}$ )  
を生成する標本空間

# 確率過程

- 確率過程
  - $\omega$ を固定：  $X(t, \omega)$ は時間 $t$ の関数
  - $t$ を固定：  $X(t, \omega)$ は確率変数
  - $\Pr(X(t) \leq x)$ ?  $E[X(t)]$ ?
- 実用レベルの習得も結構大変
  - 根源的な所は確率論・測度論から学習

# Counting process

- Counting process :  $N(t)$
- 時点 $t$ 以下のイベント数の数え上げ (counting)
- ステップ幅1, 右連続, 非減少な $t$ の関数



# 観測値のモデルと仮定

- 観測値

$$X = \min(T, U), \delta = I(T \leq U)$$

- $T$  : 生存時間確率変数 (非負)
- $U$  : 右側打切り時間確率変数 (非負)
- 実際には “どちらかしか観測できない”

- 仮定

- $T$ と $U$ は独立, それぞれ特定の確率分布にしたがう

# Notation

- Counting process :  $\{ N(t) \mid t \in [0, \infty) \}$
- 時点 $t$ 以下のイベント数を数え上げる

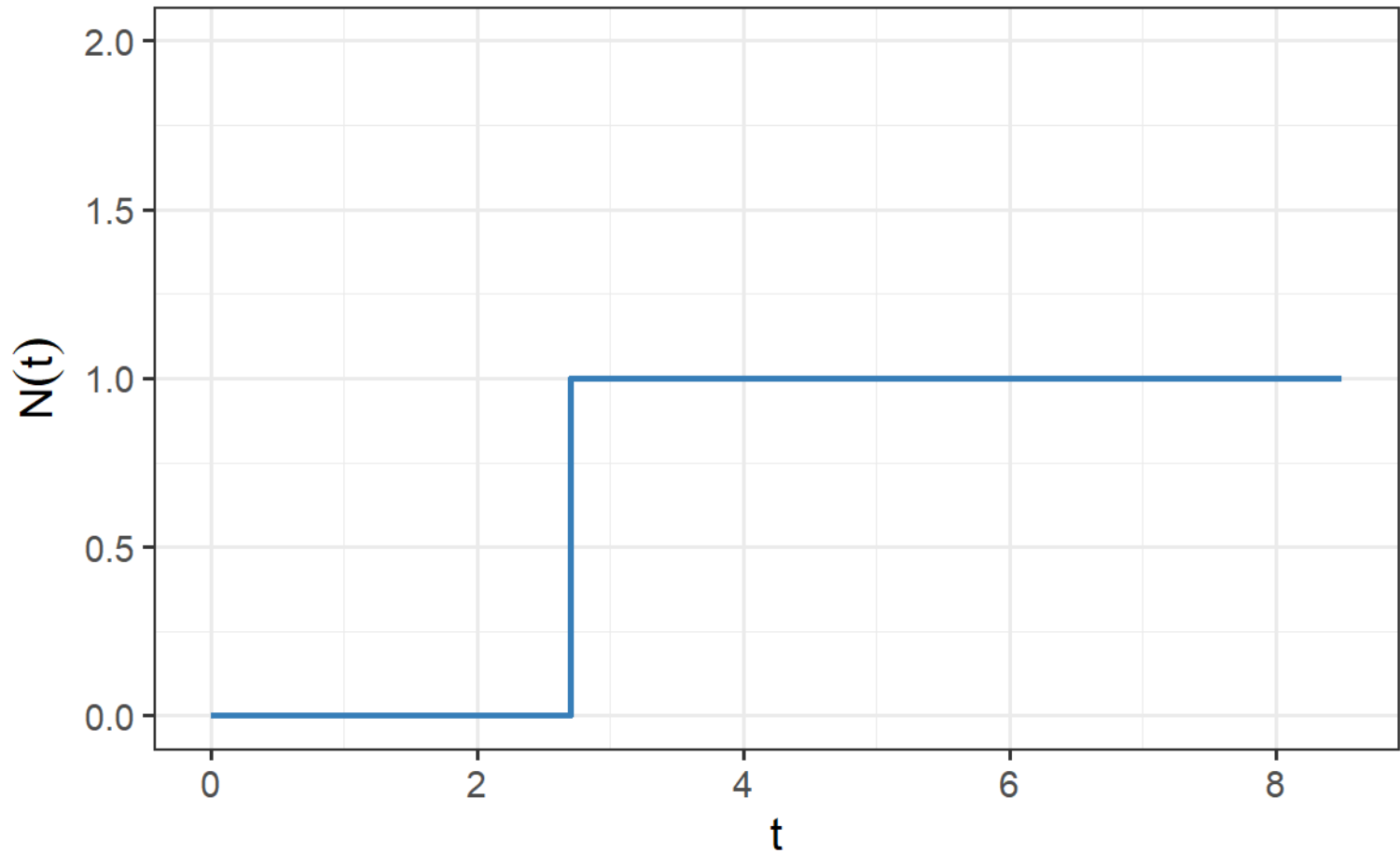
$$N(t) = I(X \leq t, \delta = 1) = \delta I(T \leq t)$$

とかける



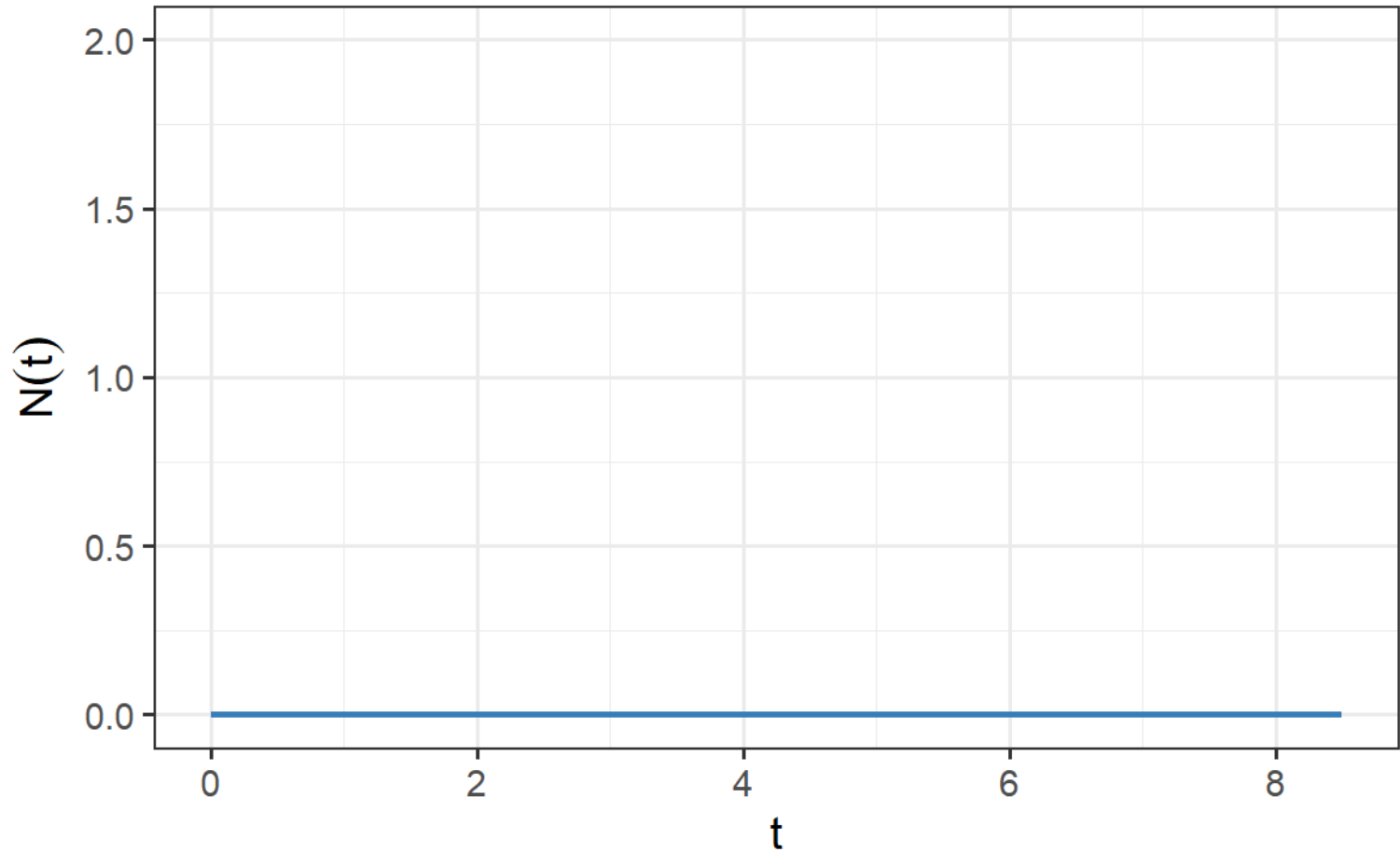
# 例

- $X = 2.7, \delta = 1$  (時点2.7でイベント)



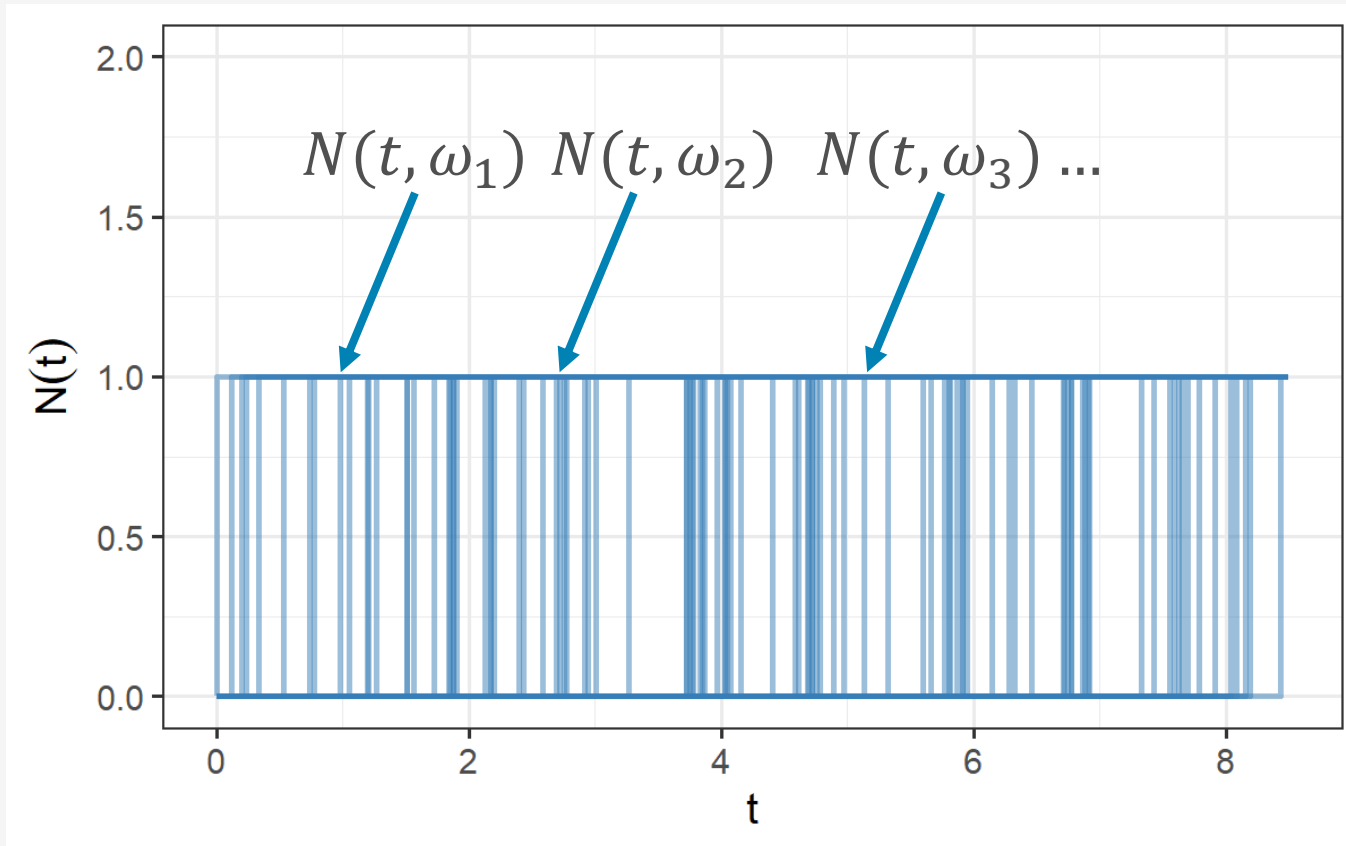
# 例

- $X = 3.5, \delta = 0$  (時点3.5で打切り)



# 標本空間とサンプルパスのイメージ

- $N(t, \omega)$  : 1本1本の線,  $\Omega$  : ステップ幅1の全ての右連続関数を生成する集合



# 期待値 $E\{N(t)\}$

- $N(t)$ は0,1の確率変数

$$E\{N(t)\} = \Pr(X \leq t, \delta = 1)$$

$$= \Pr(T \leq t, T \leq U)$$

$$= \int_0^t \int_t^\infty f_U(v) f_T(u) \, dv du$$

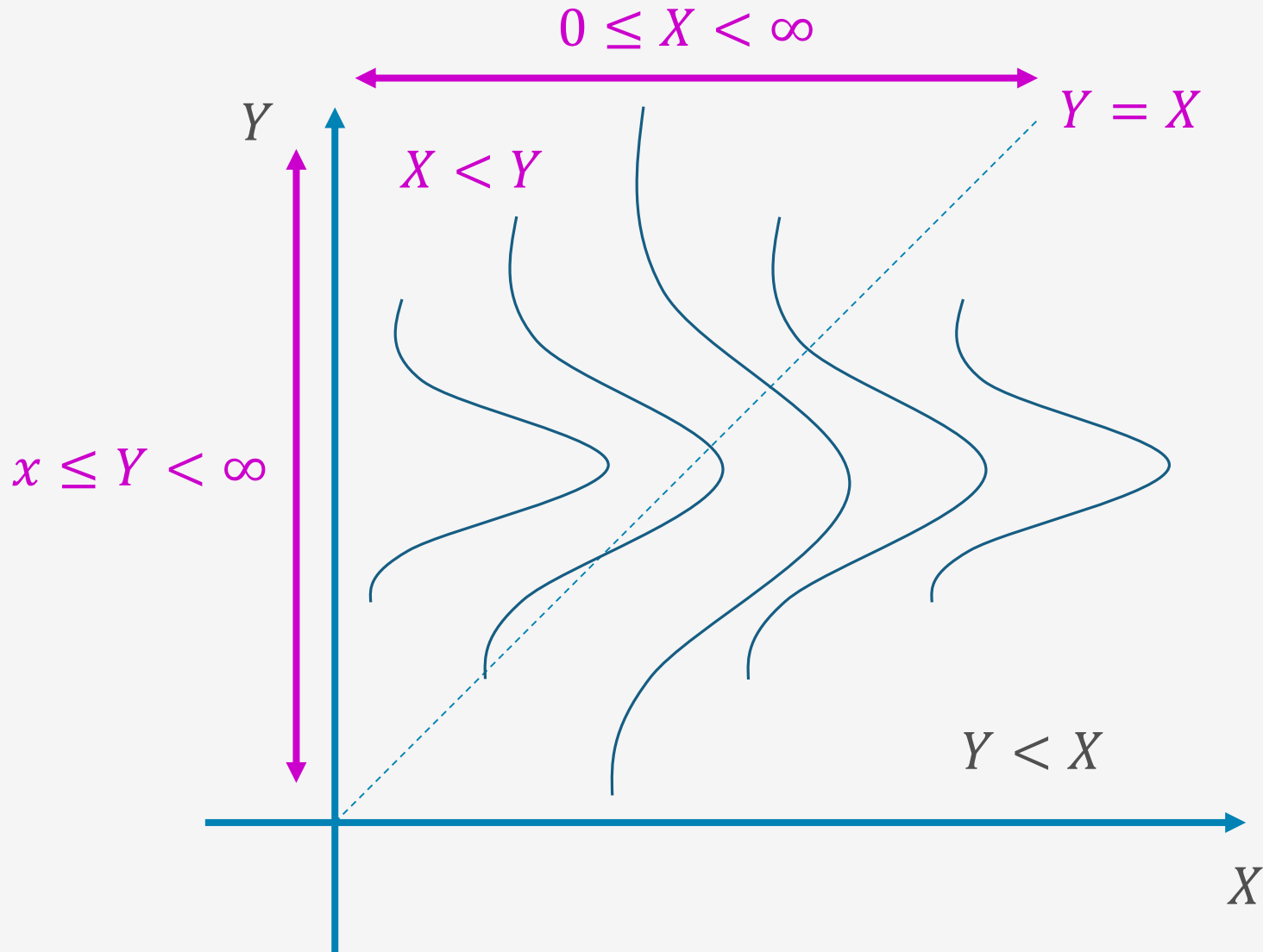
$$= \int_0^t \Pr(U \geq u) f_T(u) \, du$$

$$= \int_0^t \Pr(U \geq u) S_T(u) \frac{f_T(u)}{S_T(u)} \, du$$

# 期待値 $E\{N(t)\}$

$$\begin{aligned} E\{N(t)\} &= \int_0^t \Pr(U \geq u) S_T(u) \frac{f_T(u)}{S_T(u)} du \\ &= \int_0^t \Pr(U \geq u) \Pr(T \geq u) \lambda(u) du \\ &= \int_0^t \Pr(X \geq u) \lambda(u) du \\ &= E \left\{ \int_0^t I(X \geq u) \lambda(u) du \right\} \end{aligned}$$

# $\Pr(X \leq Y)$



# 期待値 $E\{N(t)\}$

- 以下の記法を使うと

$$\Lambda(t) = \int_0^t Y(u)\lambda(u)du$$

$$Y(t) = I(X \geq t)$$

- $E\{N(t)\} = E\{\Lambda(t)\}$ より

$$E\{M(t)\} = E\{N(t) - \Lambda(t)\} = 0$$

- $M$ は期待値0の確率過程

# ハザード関数

- 独立性から

$$\begin{aligned}\lambda(t) &= \lim_{\Delta \rightarrow 0} \frac{1}{\Delta t} \Pr(t \leq T < t + \Delta t \mid T \geq t) \\ &= \lim_{\Delta \rightarrow 0} \frac{1}{\Delta t} \Pr(t \leq T < t + \Delta t \mid T \geq t, U \geq t) \\ &= \lim_{\Delta \rightarrow 0} \frac{1}{\Delta t} \Pr(t \leq T < t + \Delta t \mid X \geq t)\end{aligned}$$



# ハザード関数

- 微小区間  $[t, t + \Delta t]$  について

$$\begin{aligned}\Lambda(t + \Delta t) - \Lambda(t) &\approx \lambda(t)\Delta t \\ &\approx \Pr(t \leq T < t + \Delta t \mid X \geq t)\end{aligned}$$

- $\lambda(t)\Delta t \approx$

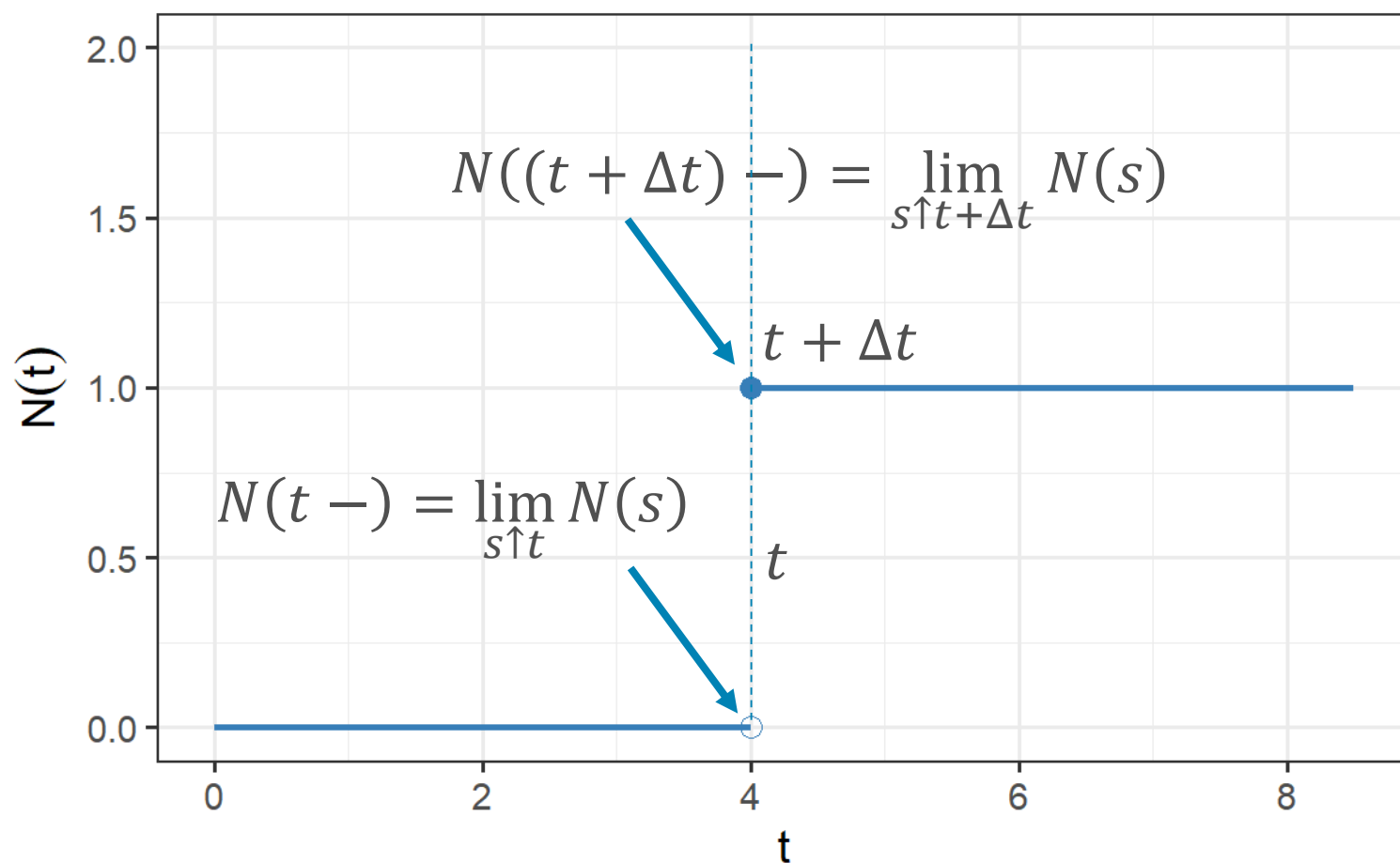
$$\begin{aligned}\Pr(N((t + \Delta t) -) - N(t -) = 1 \mid X \geq t) &= \\ \mathbb{E}(N((t + \Delta t) -) - N(t -) \mid X \geq t)\end{aligned}$$

- $N(t -) = \lim_{s \uparrow t} N(s)$ ,  $N(t)$  は 0, 1

微小区間内の  $N$  の変化量の条件付き平均

# $N(t -)$ と $N((t + \Delta t) -)$

- 右連続左極限関数



# ハザード関数

- ハザード関数の性質から以下も成立

$$\begin{aligned} Y(t)\lambda(t)dt &= \Pr(dN(t) = 1 \mid X \geq t) \\ &= E\{dN(t) \mid X \geq t\} \end{aligned}$$

- すなわち

$$E\{dN(t) - Y(t)\lambda(t)dt \mid X \geq t\} = 0$$

$$E\{dM(t) \mid X \geq t\} = 0$$

# マルチンゲール性

- 以下の性質を満たすときをいう

$$E\{M(t) \mid \mathcal{F}_s\} = M(s) \text{ for all } t > s$$

- $\mathcal{F}_s$  はフィルトレーション：  $\mathcal{F}$  の部分シグマ加法族  $\mathcal{F}_s \subset \mathcal{F}_t \subset \mathcal{F}$

- 次が成り立つ

$$E\{dM(t) \mid \mathcal{F}_{t-}\} = 0$$

$$M(0) = 0 \text{ なら } E\{M(t)\} = 0$$

# ハザード関数の続き

- (詳細は割愛) とくに  $\{X \geq t\}$  の情報は以下から観測できる

$$\mathcal{F}_{s-} = \sigma\{N(u), Y(u): 0 \leq u < s\}$$

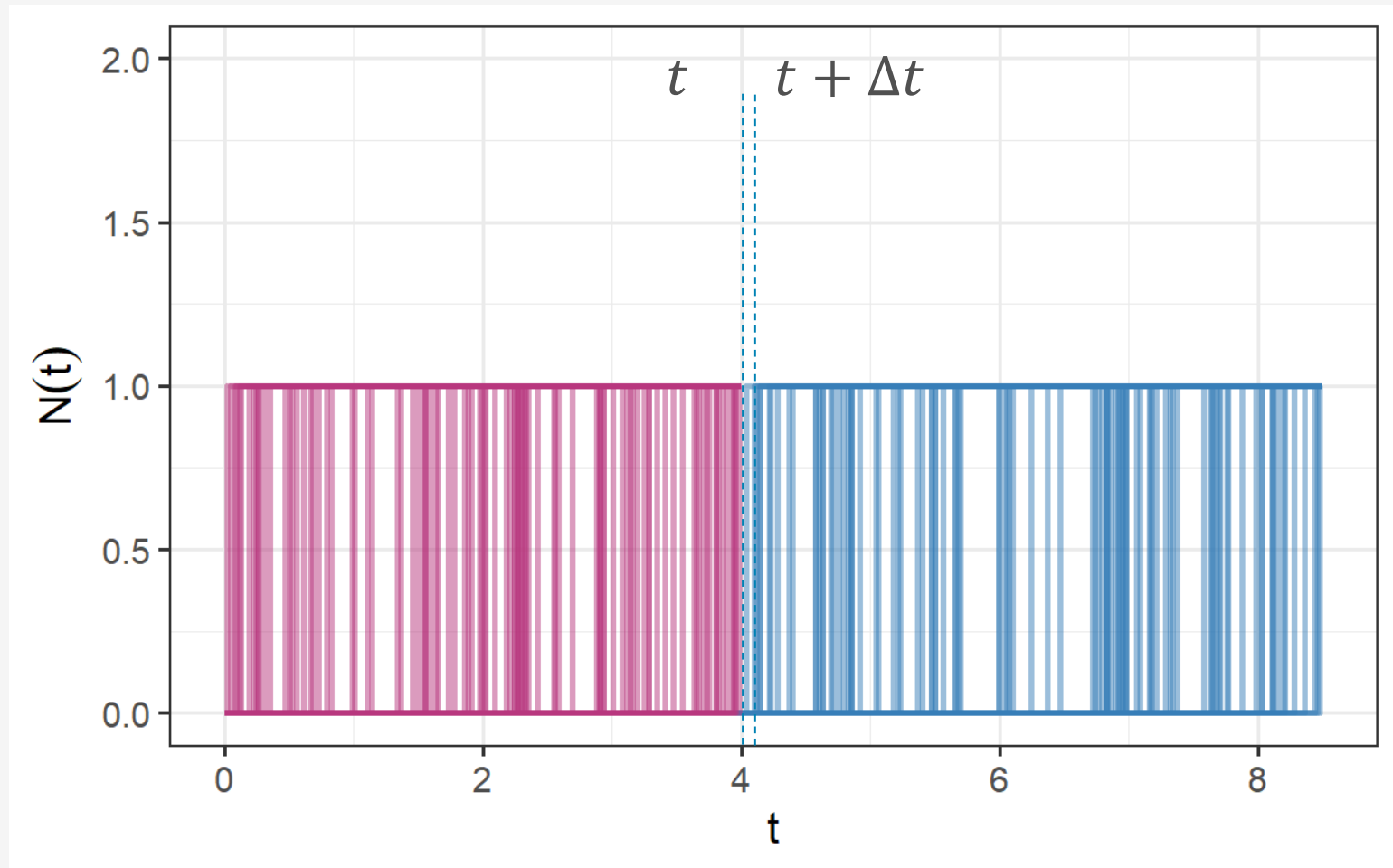
- ハザード関数の性質から以下も成立

$$E\{dM(t) \mid \mathcal{F}_{s-}\} = 0$$

マルチンゲールになっている

# $F_{t-}$ のイメージ

- $X \geq t$ のもとで...



# 計数過程の和

- 実際は複数の観測値から  $E\{N(t)\}$  などを推測

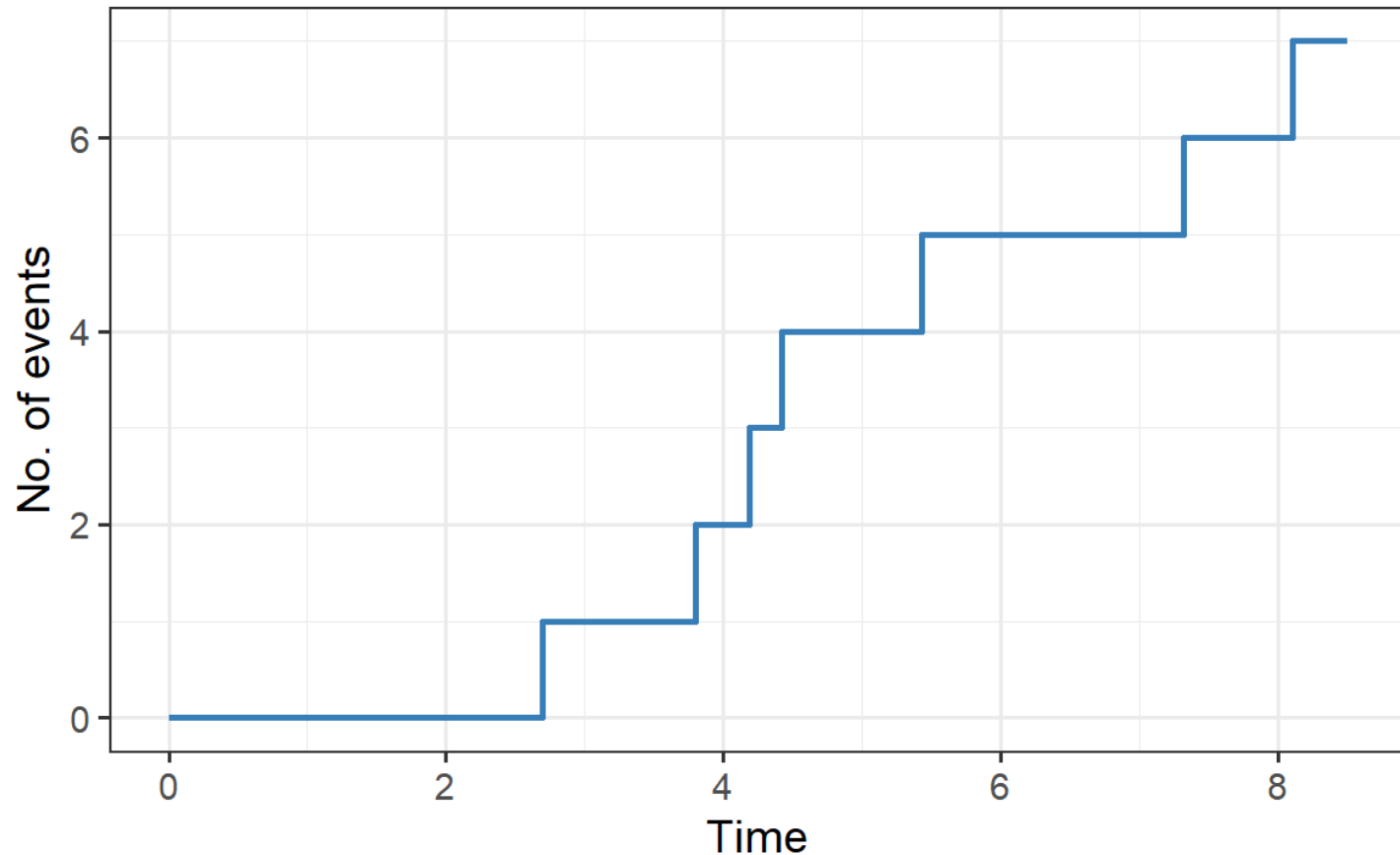
$$\bar{N}(t) = \sum_{i=1}^n N_i(t)$$

$$N_i(t) = I(X_i \leq t, \delta_i = 1)$$

$$\frac{1}{n} E\{\bar{N}(t)\} = \frac{1}{n} E\{N_i(t)\} = E\{\Lambda(t)\}$$

# 計数過程の和の例

- 2.70, 3.50\*, 3.80, 4.19, 4.42, 5.43, 6.32\*, 6.46\*, 7.32, 8.11\* (\*は打切)





# Nelson–Aalen推定量

- Nelson–Aalen推定量

$$\hat{\Lambda}(t) = \sum_{\{j|X_j \leq t, \delta_j=1\}} \frac{D_j}{\bar{Y}(X_j)}$$

- $\bar{Y}(t) = \sum_{i=1}^n Y_i(t)$  : リスク集合のサイズ
- $Y_i(t) = I(X_i \geq t)$  : リスク集合過程 (at-risk process)
- $D_i$  : イベント数 (=1の場合のみ考える)

# Nelson–Aalen推定量

- これは

$$\hat{\Lambda}(t) = \int_0^t \frac{J(u)}{\bar{Y}(u)} d\bar{N}(u)$$

とかける ( $J(u) = I(\bar{Y}(u) > 0)$ ,  $0/0 = 0$ )

- 以下の推定量になっている

$$\Lambda^*(t) = \int_0^t I(\bar{Y}(u) > 0) \lambda(u) du$$

# Nelson–Aalen推定量の性質

$$\begin{aligned}\widehat{\Lambda}(t) - \Lambda^*(t) &= \int_0^t \frac{J(u)}{\bar{Y}(u)} d\bar{N}(u) - \int_0^t \frac{J(u)}{\bar{Y}(u)} \bar{Y}(u) \lambda(u) du \\ &= \int_0^t \frac{J(u)}{\bar{Y}(u)} d\bar{M}(u)\end{aligned}$$

# マルチンゲールの積分と予測可能過程

- $M$ をマルチンゲールな確率過程,  $H$ を予測可能過程とすると以下が成り立つ
- 予測可能過程 :  $H$ が $\mathcal{F}_t$ で定まるかつ左連続

$$L(t) = \int_0^t H(s) dM(s)$$

$$\begin{aligned} E\{dL(t) \mid \mathcal{F}_{t-}\} &= E\{H(t)dM(t) \mid \mathcal{F}_{t-}\} \\ &= H(t)E\{dM(t) \mid \mathcal{F}_{t-}\} = 0 \end{aligned}$$

# Nelson–Aalen推定量の性質

- したがって

$$\hat{\Lambda}(t) - \Lambda^*(t) = \int_0^t \frac{J(u)}{\bar{Y}(u)} d\bar{M}(u)$$

$\mathcal{F}_{t-}$ で定まる

$$E\{d[\hat{\Lambda}(t) - \Lambda^*(t)] \mid \mathcal{F}_{t-}\} = 0$$

- $t = 0$ で $\hat{\Lambda}(0) - \Lambda^*(0) = 0$ なら

$$E\{\hat{\Lambda}(t) - \Lambda^*(t)\} = 0$$

**$\hat{\Lambda}(t)$ は $\Lambda^*(t)$ の不偏推定量**

# 分散推定量

- Counting processの場合 (※本当はpredictable variation processから示す)

$$\text{Var}\{M(t)\} = E\{\Lambda(t)\}$$

- 予測可能過程

$$\text{Var}\left\{\int_0^t H(s)dM(s)\right\} = E\left\{\int_0^t H^2(s)d\Lambda(s)\right\}$$

- また

$$\begin{aligned}\text{Var}\{M(t)\} &= E\{M^2(t) - E\{M(t)\}^2\} \\ &= E\{M^2(t)\} - E\{M(t)\}^2 \\ &= E\{\Lambda(t)\} - E\{\Lambda(t)\}^2\end{aligned}$$

# 分散推定量

- 以下もマルチンゲール

$$E\{M^2(t) - \Lambda(t)\} = 0$$

- よって

$$E\{M^2(t) - \Lambda(t)\} = E\{N(t) - \Lambda(t)\} = 0$$

$$E\{M^2(t)\} = E\{N(t)\}$$

- $N(t)$ を使って推定できる

# 分散推定量

- 以上から

$$\begin{aligned}\text{Var}\{\widehat{\Lambda}(t)\} &\approx \text{Var}\{\widehat{\Lambda}(t) - \Lambda^*(t)\} \\ &= \text{E} \left\{ \int_0^t \left( \frac{J(s)}{\bar{Y}(s)} \right)^2 \bar{Y}(s) \lambda(s) ds \right\}\end{aligned}$$

$$\widehat{\text{Var}}\{\widehat{\Lambda}(t)\} = \int_0^t \left( \frac{J(s)}{\bar{Y}(s)} \right)^2 d\bar{N}(s)$$



# 途中まとめ

- Counting processの説明と期待値やハザード関数などについて説明
- マルチンゲールについて説明
- Counting processによるNelson–Aalen推定量の説明と不偏性・分散推定量について説明
  - マルチンゲール性が重要
  - 細かい部分をかなり大胆に飛ばしました (Fleming & Harringtonなどを参照)

# Kaplan–Meier推定量

- Kaplan–Meier推定量

$$\hat{S}(t) = \prod_{\{j|X_j \leq t, \delta_j = 1\}} \left\{ 1 - \frac{D_j}{Y(X_j)} \right\}$$

- 別名Product Limit Estimator (積極限推定量)
- Nelson–Aalen推定量とは異なる原理

# Kaplan–Meier推定量

- Product integral (乗法的積分)による定義

- $S(t) = \exp\{-\Lambda(t)\}$ ,  $\Lambda(t) = -\int_0^t \frac{dS(s)}{S(s)}$

$$S(t)$$

$$= \lim_{\max|s_i - s_{i-1}| \rightarrow 0} \prod (1 - \{\Lambda(s_i) - \Lambda(s_{i-1})\})$$

$$= \prod_{s \leq t} (1 - d\Lambda(s))$$

$$= \exp\{-\Lambda(t)\} \text{ (cont.)}$$

$$= \prod_{s \leq t} \{1 - \Delta\Lambda(s)\} \text{ (disc.)}$$

# Kaplan–Meier推定量

- $S^*(t) = \prod_{s \leq t} (1 - d\Lambda^*(s)) = \exp\{-\Lambda^*(s)\}$

- $\Lambda^*(s) = \int_0^t J(s)\lambda(s)ds$

$$\begin{aligned} \frac{\hat{S}(t)}{S^*(t)} - 1 &= - \int_0^t \frac{\hat{S}(s-)}{S^*(s)} \{d\Lambda^*(s) - d\hat{\Lambda}(s)\} \\ &= - \int_0^t \frac{\hat{S}(s-)}{S^*(s)} \frac{J(s)}{\bar{Y}(s)} d\bar{M}(s) \end{aligned}$$

(Duhamel's equation; Gill and Johansen, 1990)

# Kaplan–Meier推定量

- すなわち

$$E \left\{ \frac{\hat{S}(t)}{S^*(t)} \right\} - 1 = 0$$

**$\hat{S}(t)$ は $S^*(t)$ の不偏推定量に関連**

- 直接示すことはできず
- $\hat{S}(t) = \exp\{-\hat{\Lambda}(t)\} + o_P(n^{-1/2})$

# Kaplan–Meier推定量

- また

$$\begin{aligned} & \text{Var} \left\{ \frac{\hat{S}(t)}{S^*(t)} - 1 \right\} \\ &= \text{E} \left\{ \int_0^t \left( \frac{\hat{S}(t)}{S^*(t)} \frac{J(s)}{\bar{Y}(s)} \right)^2 \bar{Y}(s) \lambda(s) ds \right\} \end{aligned}$$

# Kaplan–Meier推定量

- $S^*(t) \rightarrow S(t)$ より

$$\begin{aligned} & \mathbb{E} \left\{ \int_0^t \left( \frac{\hat{S}(s)}{S^*(s)} \frac{J(s)}{\bar{Y}(s)} \right)^2 \bar{Y}(s) \lambda(s) ds \right\} \\ & \approx \mathbb{E} \left\{ \int_0^t \left( \frac{J(s)}{\bar{Y}(s)} \right)^2 \bar{Y}(s) \lambda(s) ds \right\} \\ & = \text{Var} \{ \hat{\Lambda}(t) - \Lambda^*(t) \} \end{aligned}$$

# Kaplan–Meier推定量

- $S^*(t) \rightarrow S(t)$  より

$$\begin{aligned}\text{Var}\{\hat{S}(t)\} &\approx S^2(t) \text{Var}\left\{\frac{\hat{S}(t)}{S^*(t)}\right\} \\ &\approx S^2(t) \text{Var}\{\hat{\Lambda}(t)\}\end{aligned}$$



# 漸近分布

- マルチンゲール中心極限定理から
$$\sqrt{n}\{\hat{\Lambda}(t) - \Lambda^*(t)\} \sim N(0, \sigma^2(t))$$
- Kaplan–Meier推定量も同様

# Cox回帰

- イベント発生時点を  $T_1^o < \dots < T_L^o$
- 対数部分尤度関数は

$$\log L(\beta)$$

$$= \sum_{j=1}^L \left[ \beta Z_j - \log \left\{ \sum_{\{k | X_k \geq T_j\}} \exp(\beta Z_k) \right\} \right]$$

# Cox回帰

- Counting process

$$\log L(\beta)$$

$$= \sum_{i=1}^n \int_0^{\infty} \beta Z_i - \log\{nS^{(0)}(\beta, x)\} dN_i(x)$$

$$S^{(0)}(\beta, x) = n^{-1} \sum_{i=1}^n Y_i(t) \exp(\beta Z_i)$$

# Cox回帰

- Cox回帰に現れるマルチンゲール

$$M_i(t) = N_i(t) - \int_0^t \lambda_i(s) ds$$

$$\lambda_i(t) = Y_i(t)h_0(t) \exp(\beta Z_i)$$

- 例えばスコア関数もマルチンゲールである (Andersen & Gill, 1982)

# Cox回帰

- スコア関数

$$U(\beta) = \frac{\partial \log L(\beta)}{\partial \beta}$$

$$= \sum_{i=1}^n \int_0^{\infty} \left\{ Z_i - \frac{S^{(1)}(\beta, x)}{S^{(0)}(\beta, x)} \right\} dN_i(x)$$

$$S^{(1)}(\beta, x) = n^{-1} \sum_{i=1}^n Y_i(t) Z_i \exp(\beta Z_i)$$

# Cox回帰

- 観察情報行列

$$I(\beta) = \frac{\partial U(\beta)}{\partial \beta}$$
$$= \sum_{i=1}^n \int_0^{\infty} \left\{ \frac{S^{(2)}(\beta, x)}{S^{(0)}(\beta, x)} - \left( \frac{S^{(1)}(\beta, x)}{S^{(0)}(\beta, x)} \right)^2 \right\} dN_i(x)$$

$$S^{(2)}(\beta, x) = n^{-1} \sum_{i=1}^n Y_i(t) Z_i^2 \exp(\beta Z_i)$$

# Cox回帰

- $N_i(t) = M_i(t) + \int_0^t \lambda_i(s) ds$ より

$$\begin{aligned} & U(\beta) \\ &= \sum_{i=1}^n \int_0^{\infty} \left\{ Z_i - \frac{S^{(1)}(\beta, x)}{S^{(0)}(\beta, x)} \right\} dM_i(x) \\ &+ \sum_{i=1}^n \int_0^{\infty} \left\{ Z_i - \frac{S^{(1)}(\beta, x)}{S^{(0)}(\beta, x)} \right\} \lambda_i(x) dx \end{aligned}$$

# Cox回帰

$$\begin{aligned} & \sum_{i=1}^n \int_0^{\infty} \left\{ Z_i - \frac{S^{(1)}(\beta, x)}{S^{(0)}(\beta, x)} \right\} \lambda_i(x) dx \\ &= \int_0^{\infty} \sum_{i=1}^n \left\{ Z_i - \frac{S^{(1)}(\beta, x)}{S^{(0)}(\beta, x)} \right\} Y_i(t) \exp(\beta Z_i) h_0(x) dx \\ &= \int_0^{\infty} \left[ \sum_{i=1}^n \{ Z_i Y_i(t) \exp(\beta Z_i) \} \right. \end{aligned}$$



# Cox回帰

- よって

$$U(\beta) = \sum_{i=1}^n \int_0^{\infty} \left\{ Z_i - \frac{S^{(1)}(\beta, x)}{S^{(0)}(\beta, x)} \right\} dM_i(x)$$

$$E\{U(\beta)\} = 0$$

# Cox回帰

- さらに

$$\text{Var}\{U(\beta)\}$$

$$= \text{E} \left[ \sum_{i=1}^n \int_0^{\infty} \left\{ Z_i - \frac{S^{(1)}(\beta, x)}{S^{(0)}(\beta, x)} \right\}^2 Y_i(t) \exp(\beta Z_i) h_0(x) dx \right]$$

$$= \text{E} \left[ \int_0^{\infty} \left\{ S^{(2)}(\beta, x) - \frac{(S^{(1)}(\beta, x))^2}{S^{(0)}(\beta, x)} \right\} h_0(x) dx \right]$$

$$= \text{E}[I(\beta)]$$

# Cox回帰

- マルチンゲール残差の推定量

$$\hat{M}_i(t) = N_i(t) - \exp(\hat{\beta} Z_i) \int_0^t Y_i(s) \hat{h}_0(s) ds$$

$$\hat{\Lambda}_0(t) = \int_0^t \frac{1}{\sum_{i=1}^n Y_i(s) \exp(\beta Z_i)} dN(s)$$

(Breslow estimator)

# まとめ

- Counting process
  - Nelson-Aalen, Kaplan-Meier, Cox regression
- 説明不足な点が多々(ご容赦ください), 以下は大変素晴らしくまとまっています
  - Fleming TR, Harrington DP. *Counting Processes and Survival Analysis*. Wiley, 1991.
  - Aalen OO, Borgan Ø, Gjessing HK. *Survival and Event History Analysis*. Springer, 2008.