# 생존분석

b.a.f 김영석

# 생존분석이란?



**소개** 생존함수 모형 찬차

#### 어떤 연구에 들어온 시간부터 어떤 사건이 발생 할 때 까지의 시간구간 데이터에 관심.

반응변수(Y): 사건이 발생할 때까지 걸린 시간.

예)

의학: 질병완치까지 호르몬 요법의 비교,

다리 골절이 완치되기까지의 시간

수술 후 생존기간 등

산업: 기계가 고장 날 때 까지의 시간

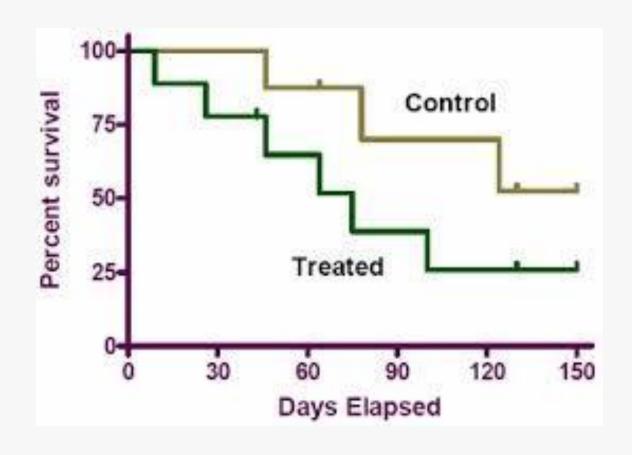
사회과학: 결혼의 지속시간,

실업자들의 구직까지 실업기간

범죄학: 수감자들이 출소 후 재범까지 걸리는 시간

마케팅: 잡지 구독기간, 고객 이탈 예측

상품 재구매까지 걸리는 시간 등



## 문제점



**소개** 생존함수 모형 잔차

- 1. 동시에 실험에 참여해도 사건이 발생하는 데 까지 걸리는 시간이 다르므로 정규분포를 따른다고 가정할 수 없다.
- 2. 연구기간 내 추적을 실패할 수 있다. 연구 가 제한된 기간 내에 이루어 지므로 연구마 감 시점에 환자가 살아남은 경우 언제 사건 이 발생했는지 알 수없다.
- 3. 중간에 환자가 병원을 옮기는 등 여러가지 이유로 연락이 안될 수 있다.
  - → 중도절단 (CENSORED)

#### 가정

- 1. 추적에 실패한 환자도 예후를 갖는다
- 2. 중도절단과 사건발생은 관련이 없다.

# 모수



**소개** 생존함수 모형 잔차

특정 사건 발생까지 시간 : T T의분포를 알고자 한다.

(사건이란 : 사망, 재발, 장비의 고장 등)

중도절단자료로 인해 분포 추정에 있어 평균, 분산 등의 통계량이 아닌 생존함수, 위험함수, 누적위험함수, 평균잡여수명, 이 4개의 통계량을 이용하며 한 개만 알면나머지는 유일하게 결정 됨.

# 생존함수



소개 **생존함수** 모형 잔차

#### 생존함수: † 시점 이후 사건이 발생할 확률

$$S(t) = P(T > t) = \int_{t}^{\infty} f(x) \, dx = 1 - P(T \le t) = 1 - F(t) \,, \qquad S(0) = 1, S(\infty) = 0, t \in [0, \infty)$$

확률이므로 
$$0 \le S(t) \le 1$$

생존함수를 이용, 확률밀도함수 
$$f(t) = -\frac{dS(t)}{dt}$$

# 위험함수



소개 **생존함수** 모형 잔차

#### 위험함수: † 시점에서 생존한 조건 하에서 †시점 바로 직후 사건이 발생할 조건부 확률

$$h(t) = \lim_{\Delta t \to 0} P(t \le T < t + \Delta t \mid T \ge t) = \frac{f(t)}{S(t)} = \frac{-S(t)}{S(t)} = -\frac{d}{dt} \log(S(t)) , f(t) = \lim_{x \to 0} p(t \le T < t + x)$$

- ① h(t) 가 커지면  $0 \le S(t) \le 1$  이므로 S(t)의 값은 작아진다. 즉, 위험함수 값이 커지면 생존시간이 대체로 작아지는 경향이 있다. But, 생존함수 값이 크다고 위험함수 값이 반드시 작진 않다.
- ② 확률론 표현 되므로 일반적으로 관측이 불가능하다. 데이터에 근거하여 추정해야 한다.

# 누적위험함수, 평균잔여수명



소개 생존함수 모형 잔차

누적위험함수: † 시점 까지의 누적 위험률

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

평균잔여수명: x 시점까지 생존한 조건에서 x시간 이후 생존 가능한 시간의 기댓값

$$f(x) = E(T - x \mid T > x)$$

# 생존데이터에 대한 모수적 분포



소개 **생존함수** 모형 잔차

비모수적 모형 (흔히 사용) - Kaplan-Meier 곡선 - Cox proportional hazard model

모수적 모형 - 지수분포, 와이블분포, 감마분포, 로그-정규분포 등등

# => 생존데이터의 상황을 잘 반영하는 분포 선택



소개 생존함수 모형 잔차

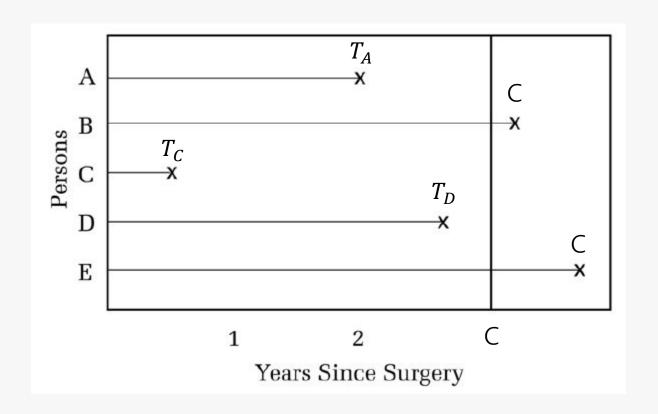
i번째 개체의 생존시간 :  $T_i$  , 중도 절단 여부 :  $\delta_i$  , 관측중단시점 :  $C_i$  , 연구종료시점: C ,  $i=1,2,\cdots,n$ 

#### 제 1유형 우중도절단 : 모든 실험 개체에 대한 우중도절단 시간 동일

$$C_1 = C_2 = \cdots = C_n = C$$

중도절단 시점 전에 사건 발생 :  $T_i$ 중도절단 시점 후에 사건 발생 :  $T_i = C$ 

예) 장기 이식 수술 후 63개월 생존 but 연구기간이 60개월, 생존기간은 60+로 기록





소개 **생존함수** 모형 잔차

제 2유형 우중도절단 : 전체 실험 개체들 중 미리 정해놓은 시점 발생률 까지 관측 후 중지

- 예) 전구 수명 실험 : 전구 100개를 겨놓고 5개가 꺼질 때 연구 종료
  - => 생존 시간에 대해 순서통계량으로 다룬다.

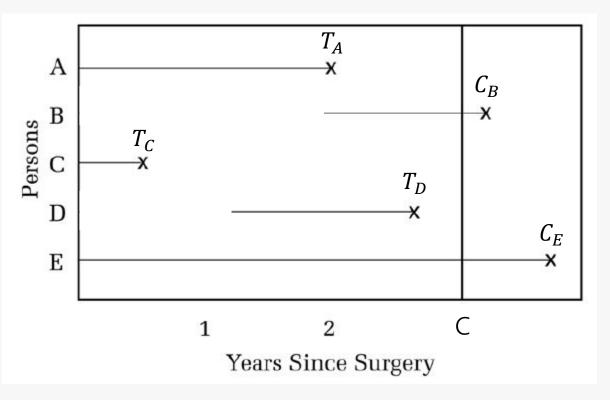


소개 **생존함수** 모형 잔차

i번째 개체의 생존시간 :  $T_i$  , 중도 절단 여부 :  $\delta_i$  , 관측중단시점 :  $C_i$  ,  $i=1,2,\cdots,n$ 

입의 우중도절단 : 실제 생존데이터를 얻을 때 서로 다른 시점에 연구에 참여 할 수 있고 연구가 종료되지 않아도 여러 이유로 더 이상 연구에 참여 하지 못하는 경우

예) 질병이 아닌 교통사고에 의한 사망. 환자가 병원을 옮겨 연락두절 등





소개 **생존함수** 모형 잔차

#### 구간 중도절단: 생존시간이 어떤 구간내에서 발생하는 경우

- 예) 1. 감염연구에서 환자가 매달 병원을 방문한다. 지난 달에는 감염되지 않았으나, 이번 달 방문에 감염 되어있었다면 한 달 사이에 감염이 발생 했고 언제 발생했는지 정확히 알 수 없으므로 구간 중도절단.
  - 2. 산업분야에서 장비에 대한 점검은 어떤 주기를 갖고 하므로 구간 중도절단 발생.

#### **♪** 중도절단 : 사건이 연구시작 이전에 발생

예) 고등학생 흡연 연구 =〉 처음 흡연시기를 물었는데 기억이 안 난다고 한다. =〉 흡연 학생이지만 처음 흡연시기를 알 수 없으므로 좌 중도절단.



소개 **생존함수** 모형 잔차

# 우도함수

생존시간과 중도절단 시간이 독립임을 이용해 중도절단 유형을 고려해 생존데이터의 우도함수를 구함 => PASS



소개 **생존함수** 모형 잔차

# 생명표 : 생존데이터를 그룹지어 얻는 경우 이용 (어떤 구간 내에 발생한 사건의 개수를 기록 \* 표본의 크기가 50 이상일 때 적용한다.

#### 예) 중도절단이 구간 끝에서 일어났다고 가정한 생명표

Year of entry $[t_{i-1}, t_i)$	구간초기 위험집합 $Y_i$	사건발생 건수 $d_i$	중도절단 건수 $c_i$	치사율 $\widehat{m_i} = rac{d_i}{Y_i - c_i}$	구간 내 생존율 $1-\widehat{m_i}$	구간내 생존함수 $\widehat{S(t_i)} = \prod (1-\widehat{m_i})$
[0,1)	146	27	3	$\frac{27}{146} = 0.185$	0.815	0.815
[1,2)	116	18	10	$\frac{18}{116} = 0.155$	0.845	$0.815 \times 0.845 = 0.689$
[2,3)	88	21	10	$\frac{21}{88} = 0.239$	0.761	$0.689 \times 0.761 = 0.524$
[3,4)	57	9	3	$\frac{29}{57} = 0.158$	0.842	$0.524 \times 0.842 = 0.441$
[4,5)	45	1	3	$\frac{1}{45} = 0.022$	0.972	$0.441 \times 0.972 = 0.432$



소개 **생존함수** 모형 잔차

#### 예) 중도절단이 구간 초기에 일어났다고 가정한 생명표

Year of entry $[t_{i-1}, t_i)$	구간초기 위험집합 $Y_i$	사건발생 건수 $d_i$	중도절단 건수 $c_i$	치사율 $\widehat{m_i} = rac{d_i}{Y_i - c_i}$	구간 내 생존율 $1$ - $\widehat{m_i}$	구간내 생존함수 $\widehat{S(t_i)} = \prod (1-\widehat{m_i})$
초기점	146	0	0	0	1	1
[0,1)	146	27	3	$\frac{27}{146 - 3} = 0.189$	0.811	0.811
[1,2)	116	18	10	$\frac{18}{116 - 10} = 0.170$	0.830	0.673
[2,3)	88	21	10	$\frac{21}{88 - 10} = 0.269$	0.731	0.492
[3,4)	57	9	3	$\frac{29}{57 - 3} = 0.167$	0.833	0.410
[4,5)	45	1	3	$\frac{1}{45-3} = 0.024$	0.976	0.400



**생존함수** 모형 잔차 소개

Kaplan-Meier 누적한계 추정량 : 사건(사망)이 발생한 시점마다 생존율을 계산 \* 표본의 크기가 50 이하일 때 적용한다.

사건 발생시점  $t_i$ 를 순서대로 나열한다.  $t_1 < t_2 < \cdots < t_n$ 

$$\widehat{S(t)} = \begin{cases} 1 & \text{,} t < t_i \\ \prod_{t_i \le t} 1 - \frac{d_i}{Y_i} \text{,} t \ge t_i \end{cases} \qquad Y_i : t_i \text{ AIAM } 1 \text{AIAM } 1 \text{AIAM } 2 \text{AIAM } 2$$

델타방법(Delta method)를 이용해 분산계산이 가능하다. 또한, 근사적으로 정규분포를 따라 신뢰구간 또한 계산이 가능하다.



소개 **생존함수** 모형 잔차

#### 예) 백혈병 데이터 그룹1에 대한 Kaplan-Meier 생존함수 추정

Ordered time	# of obs at risk	# of observed	no. of censored $[t_i, t_{i+1})$	$\prod_{t_{j} \leq t} P(T > t_{i} \mid T \geq t_{i})$ $= \prod_{t_{i} \leq t} \left[ 1 - \frac{d_{i}}{Y_{i}} \right]$	Standard error $se[\widehat{S(t)}]$	Lower 95% Cl	Upper 95% Cl
$t_i$	Y <sub>i</sub>	$d_i$	$c_i$	$\widehat{S(t_i)}$			
0	21	0	0	1			
6	21	3	1	$1 \times (18/21) = 0.857$	0.076	0.720	1
7	17	1	1	$0.857 \times (16/17) = 0.807$	0.087	0.653	0.996
10	15	1	2	$0.807 \times (14/15) = 0.753$	0.096	0.586	0.968
13	12	1	0	$0.753 \times (11/12) = 0.690$	0.107	0.510	0.935

### 생존함수 검정



소개 **생존함수** 모형 잔차

생존함수 동일성 검정: 모집단 위험함수가 적절한지 혹은 2개 이상의 집단의 생존함수에 차이 가 있는지 검정

- 1. 카이제곱 검정
- 2. 로그-순위 검정 (log-rank test) => 가장 널리 쓰이는 방법

카이제곱검정처럼 생존함수에서 기댓값과 관측값을 이용해 관측값과 기댓값의 차이를 구해 이를 가중값으로 이용 하여 검정한다.

 $H_o$ : 모집단 생존시간에 대한 분포함수는  $F_o(t)$  이다.

 $H_a: {f q} {f OLD} = {f QLD} + {f QLD$ 

# 모형



소개 생존함수 **모형** 잔차

Cox 비례위험모형: 비례위험모형은 생존분석에서 쓰이는 통계 모형이다. 준모수적 방법을 이용하여 생존함 수를 추정한다. 1972년 통계학자 데이비드 콕스에 의해 처음 개발되었다. 모형의 이름 인 비례위험은 시간에 상관없이 어떤 변수의 위험비(hazard ratio, HR)는 항상 일정하 다는 모형의 기본가정에서 비롯되었다.

 $h(t \mid Z_i) = h_o(t) * \varphi(Z; \beta),$ 

 $h_o(t)$ 는 기저위험함수 (baseline hazard function) ,  $Z_i$  : 변수  $\log$  (생존시간)=h(t)의 관계

 $\varphi(Z;\beta)$ 는 일반적으로 지수함수 $\exp(Z\beta)$  를 고려한다.  $(Z_i$ 가 한 단위 증가할 때  $\exp(\beta)$  만큼 위험률 증가)

그 외  $\varphi(Z;\beta)=1+Z\beta$  ,  $\varphi(Z;\beta)=\log(1+e^{Z\beta})$  등의 함수 고려 가능 , 이때 위험률은 음수가 될 수 없음.

회귀계수  $\beta$ : 부분우도함수를 이용해 추정

회귀계수 검정: 우도비, wald, score test를 이용.

# 모형



소개 생존함수 **모형** 잔차

통접 처리: 비례위험모형에서 유도된 부분우도함수 식은 모든 시점들이 서로 동일하지 않다는 가정하에서 유도된다. 그러나 실제 데이터에서 생존시간이 동일한 경우는 종종 발생하므로 이들을 처리하는 방법이 필요하다.

예) 정확성방법, Breslow 근사법, Efron 근사법 등등

# 모형 가정



소개 생존함수 모형 **잔차** 

# 잔차 확인 이유

- I. 비례위험모형의 가정인 위험률의 비례성 가정의 검토 필요
- II. 이상점, 영향점 확인.

# 비례성 가정 확인 방법

- ① 비례성 가정에 대한 가설 검정
- ② 로그 누적 위험함수(log-log plot)을 그려 두 그룹의 선이 교차하면 비례성 만족 X