## Survival analysis\_HW2

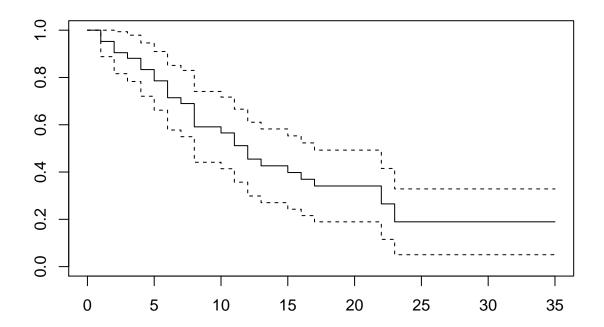
## 김민국

2019-10-17

```
library(survival)
library(KMsurv)
data(drug6mp)
mp <- drug6mp
head(mp)
     pair remstat t1 t2 relapse
## 1
               1 1 10
               2 22 7
## 2
## 3
               2 3 32
              2 12 23
## 5
        5
               2 8 22
                              1
               1 17 6
## 6
```

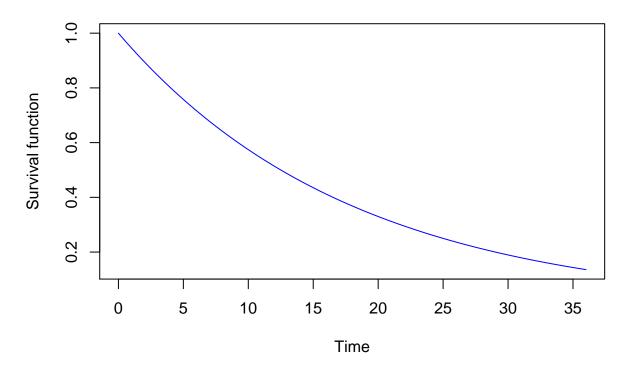
- -> help를 통해 drup6mp 변수들의 설명을 보면 t1은 placebo 환자들의 time, t2는 6-mp 환자들의 time이다.
- -> placebo 환자들은 모두 fail 됐으며, 6-mp 환자들의 경우 fail 됐으면 relapse 변수가 1의 값을 갖게 된다.

```
mp_time <- c(mp$t1,mp$t2)
mp_event <- c(rep(1,length(mp$t1)),mp$relapse)
surv_x_1 <- Surv(time = mp_time, event = mp_event )
surv_x_1_fit <- survfit(formula = surv_x_1 ~ 1, data = surv_x_1, conf.type = "plain")
plot(surv_x_1_fit)</pre>
```



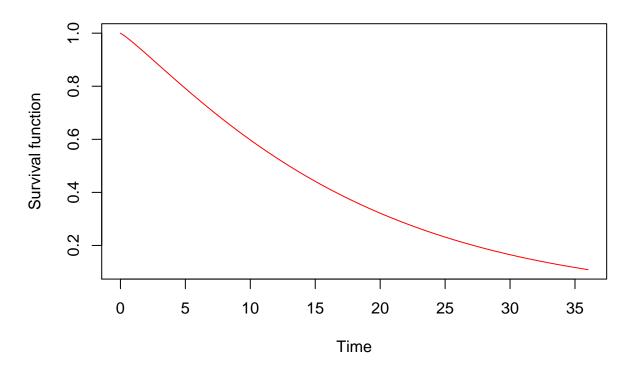
- -> KM estimator를 그려주기 위해 mp\_time 이라는 time들을 모아 놓은 벡터와 mp\_event 라는 indicator 벡터를 만들어준다.
- -> KM estimotor를 그려준 결과이다.

## **Using exponetial ditribution**



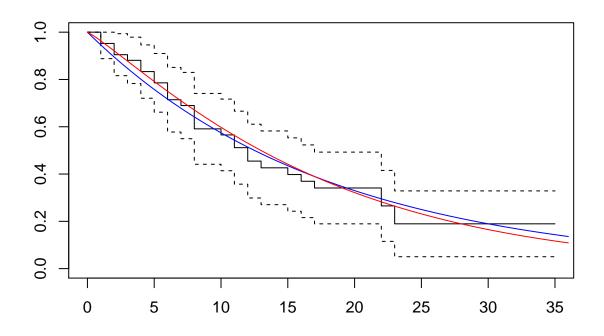
- -> 지수분포를 통해 S(x)를 추정해본다. 이 때 모수의 값을 모르기 때문에 MLE를 이용한다.
- -> 지수본포의 MLE값의 식을 구하고 구한 MLE값으로 지수분포를 그려준다.

## Using weibull ditribution



- -> 와이불분포를 통해 S(x)를 추정해본다. 이 역시 MLE를 통해 모수의 값을 추정해야 한다.
- -> lamda의 경우 alpha의 함수로 표현이 가능하지만 alpha는  $\ln_1$  값이 최대가 되도록 경험적으로 값을 찾아준다.
- $-> \ln_{1}$  식을 먼저 구한 후 편미분을 통해 lamda 식을 도출 후 alpha는 값을 대입하며 찾아준다.

```
plot(surv_x_1_fit)
curve(exp(-lamda_hat_1*x), from = 0, to = max(mp_time) + 1, col = "blue", add = T)
curve(exp(-lamda_1*(x^alpha_1)), from = 0, to = max(mp_time) + 1, col = "red", add = T)
```



- -> KM estimator와 지수분포, 와이불분포를 이용했을 때 추정한 S(x)를 한 번에 그린 그림이다.
- -> 세가지 모두 Time이 커질수록 S(x) 값이 작아지고 있는 것을 확인할 수 있다.
- -> KM estimator와 두가지 경우를 비교하자면 KM estimator가 초반에는 S(x)를 크게 추정하지만 시간이 흐를수록 추정값이 작아지게 된다.
- -> S(x)의 경향성을 보았을 때 parametric 함수들의 MLE과정이 번거로울 경우 non-parametric 방법인 KM estimator 방법을 이용하는 것도 괜찮을 것 같다.