サンプルサイズ計算について

一宮西病院呼吸器内科 城下彰宏 (PGY6)

2021/01/10

0.1 総論

サンプルサイズ計算の要素

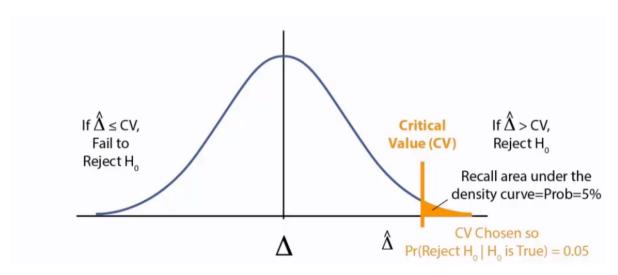
- Sample size
- Minimum detectable difference : H_0 と HA それぞれの statistics の意味のある差。- Power(検出力): 実際に差があった場合に、「差がある」と判断する確率。 $1-\beta$ 、つまり、alternative hypothesis(H_A)の下で critical value を越える確率(rejection region)。
- One-sided or two-sided
- **Allocation ratio** Target population からの random sampling が study sample であり、Null hypothesis (H_0) が正しいという仮定の下で sample から推定された statistic が「本当の (target population の) statistic」と違うのかを検討する。

Critical value よりも大きい場合にそれは起こりうる可能性の低い仮定となり、null hypothesis は棄却され、 H_A が採択される。

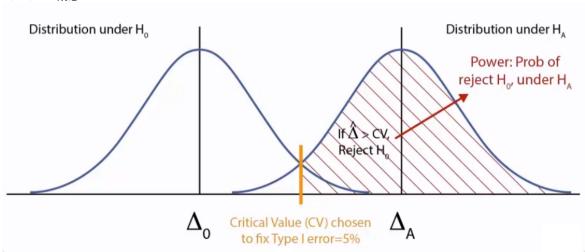
Type I error $(\alpha): H_0$ が正しいときに間違って H_0 を棄却してしまう確率

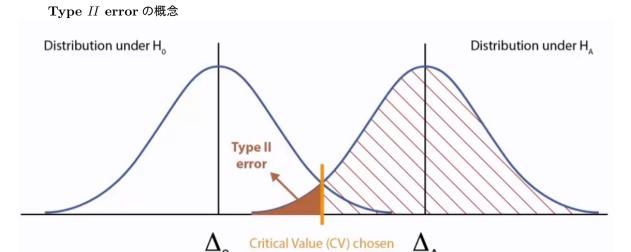
Type II error $(\beta): HA$ が正しいときに間違って H_0 を棄却し損なう確率仮説検定の場合は通常 Type error のみを考慮しているため、サンプルサイズ計算が特に重要ということになる。それぞれの概念を図式化して確認してみる。

Type I error の概念



Power の概念





R では単純なサンプルサイズ計算は pwr package で行うことができる。

to fix Type I error=5%

0.2 One sample mean (cross-secrional aspect)

 $H_0: \mu = \mu_0$ 、 $H_A: \$ > \mu_1$ となる。Sample standard deviation $= \mathbf{s} = \sqrt{\frac{1}{N-1}\sum_{i=1}^n (x_i - \overline{x})^2}$ であり、population standard deviation $= \sigma = \frac{s}{\sqrt{N}}$ である。 Statistics は $\mathbf{T} = \frac{\overline{x} - \mu_o}{\sigma/\sqrt{n}}$ (\mathbf{T} は σ が既知の場合は正規分布に、 σ が \mathbf{s} によって推定される場合は \mathbf{t} 分布に従う) であるため、 $\mathbf{T} > Z_\alpha$ (two-sided の場合は $|\mathbf{T}| \geq Z_{\alpha/2}$)の場合に H_0 が棄却される。 実際は $\alpha = 0.05$ であり、 one-sided の場合は $Z_\alpha = 1.64$ である。

```
library(pwr)
#TO CALCULATE SAMPLE SIZE
power.t.test(delta=3, sd=1, power=0.8, type="one.sample", alternative="one.sided")
##
        One-sample t test power calculation
##
                 n = 2.552324
##
             delta = 3
##
                sd = 1
         sig.level = 0.05
##
##
             power = 0.8
##
       alternative = one.sided
#TO CALCULATE DELTA
power.t.test(n=50, sd=1, power=0.8, type="one.sample", alternative="one.sided")
##
##
        One-sample t test power calculation
##
                 n = 50
##
             delta = 0.3566013
##
                sd = 1
         sig.level = 0.05
##
             power = 0.8
##
       alternative = one.sided
#TO CALCULATE POWER
power.t.test(n=50, delta=3, sd=1, type="one.sample", alternative="one.sided")
##
##
        One-sample t test power calculation
```

```
##
## n = 50
## delta = 3
## sd = 1
## sig.level = 0.05
## power = 1
## alternative = one.sided
```

##

0.3 Two sample mean (cross-secrional aspect)

Population 1 と Population 2 からそれぞれの sampling population を考える。

 $T=rac{\overline{x_1}-\overline{x_2}}{\sigma_{\overline{x_1}-\overline{x_2}}}$ であるが、2 つの population の分散が等しく既知の場合と等しく未知の場合、等しくなく未知の場合に分かれる(数式は割愛)。考え方は one sample mean と同様である。

ちなみに paired two sample comparison の場合は one sample case と同様に扱うことができる。 以下は 2 つの population の分散が等しい場合の計算である。

```
#TO CALCULATE POWER
d < -1/1.4
pwr.t.test(d=d, n=30, sig.level=0.05, type="two.sample", alternative="two.sided")
##
##
        Two-sample t test power calculation
##
                 n = 30
##
##
                 d = 0.7142857
##
         sig.level = 0.05
             power = 0.7764889
##
       alternative = two.sided
##
##
## NOTE: n is number in *each* group
#n is the total sample size. assume equal allocation between the two groups.
#d is the standardized effect size. i.e. (mu1-mu0)/SD
#TO CALCULATE SAMPLE SIZE
pwr.t.test(d=d, power=0.8, sig.level=0.05, type="two.sample", alternative="two.sided")
##
```

Two-sample t test power calculation

```
n = 31.75708
##
                 d = 0.7142857
##
         sig.level = 0.05
##
             power = 0.8
##
       alternative = two.sided
##
##
## NOTE: n is number in *each* group
2つの population の分散が未知の等しくない場合も参考までに掲載する。
#TO CALCULATE POWER
powerfunc<-function(alpha, mu1, mu2, sigma1, sigma2, n1, n2){</pre>
    delta<-mu1-mu2
    \frac{d^{-(sigma1^2/n1+sigma2^2/n2)^2}((1/(n1-1))*(sigma1^2/n1)^2+(1/(n2-1))*(sigma2^2/n2)^2)}{\#Sat}
    non.centr<-delta/(sqrt(sigma1^2/n1+sigma2^2/n2)) #Non-centrarality parameter
    #Two sided alternative
    power<-pt(qt(p=(1-alpha/2), df=sat.df, lower.tail=TRUE),df=sat.df, ncp=non.centr, lower.tail=F)+</pre>
        pt(qt(p=(alpha/2), df=sat.df, lower.tail=TRUE), df=sat.df, ncp=non.centr, lower.tail=T)
    return(power)
}
powerfunc(alpha=0.05, mu1=5, mu2=3, sigma1=1, sigma2=2, n1=40,n2=50)
## [1] 0.999982
#TO CALCULATE SAMPLE SIZE
n < -seq(50,80,1)
n1<-n
n2<-n
power.result<-c()</pre>
for (i in 1:length(n)){
    power.result[i] <-powerfunc(alpha=0.05, mu1=5, mu2=3, sigma1=1, sigma2=2, n1=n1[i],n2=n2[i])</pre>
}
power.result
   [1] 0.9999906 0.9999930 0.9999947 0.9999961 0.9999971 0.9999978 0.9999984
## [8] 0.9999988 0.9999991 0.9999993 0.9999995 0.9999996 0.9999997 0.9999998
## [15] 0.9999998 0.9999999 0.9999999 1.0000000 1.0000000 1.0000000
## [22] 1.0000000 1.0000000 1.0000000 1.0000000 1.0000000 1.0000000 1.0000000
## [29] 1.0000000 1.0000000 1.0000000
```

##

0.4 Correlation coefficient, simple linear regression, and multiple linear regression

Correlation coefficient である r は skewed data なので、Fisher's Z transformation を行わないといけない (r: $F(\mathbf{r}) = \frac{1}{2} ln(\frac{1+r}{1-r}))$ 。 $F(\mathbf{r})$ は正規分布に従うことが知られている。 そこで $\mathbf{T} = \frac{F(r) - F(\rho_0)}{\sigma_{F(r)}}$ となり、 $\sigma_{F(r)} = \frac{1}{\sqrt{N-3}}$ からこれまでと同様に検定について考えることができる。

ただし、R では simple linear regression Y= $\beta_0+\beta_1X+\epsilon$ 、つまり、 $\hat{\beta}_1=\frac{\sum_{i=1}^N(x_i-\overline{x})(y_i-\overline{y})}{SS_x}(SS_x=\sum_{i=1}^N(x_i-\overline{x})^2)$ において、 $H_0:\beta_1=0$ とすることで計算する。 $\mathbf{T}=\frac{\hat{\beta}_1-0}{\sigma_{\hat{\beta}}}$ が F 分布(df=1, N-2)に従うことから計算するということである。 そこで、 SS_x と resifual variance が必要になる。

R では multiple linear regression も対応している pwr.f2.test function を使用する。他のパッケージもあるので、色々と試してみると良いかもしれない。

```
sd.y<-1
sd.x<-6
b<-0.1
sd.e<-sqrt(sd.y^2-0.1^2*sd.x^2) #This is the standard deviation of residuals.
r.sq<-1-(sd.e^2/sd.y^2) #This is the R_square.
r.sq</pre>
```

[1] 0.36

```
pwr.f2.test(u=1, f2=r.sq/(1-r.sq), power=0.8)
```

```
#u is the DF of numerator,
#since this is simple linear regression testing for one variable, u=1.

#v is left unspecified but power= is specified, so this is requesting output for n.

#v:the DF of the denominator

||v|| = N-2 -> N=v+2.
```

0.5 One sample proportion (cross-secrional aspect)

#TO CALCULATE POWER

Binary outcome つまり、2*2 表の書ける outcome について。 $Y=Y_1+Y_2+....Y_n$ で、Y は二項分布 binomial(n,p) に従う(p=prevalence of characteristics)。ここで p を推定したいので、実際のデータから求めら $\hat{p}=y/n$ であるので、 $H_0: p=p_0$ を仮定することで検定ができる。サンプルサイズが「充分に」大きくなると sampling distribution は正規分布に近似できることを用いて、 $p\hat{p}$ は平均 \hat{p} で、分散 $n*\hat{p}*p$ の正規分布に従うことになる。 $T=\frac{\hat{p}-p_o}{\sqrt{p_0(1-p_0)/n}}$ が statistics になり、これまで通りの検定ができる。ちなみに「充分に」というのは $p_0*(1-p_0)*n>5$ を目安にしている。近似できない(サンプルサイズが小さい)場合は arc-sin transformation を行なうという選択肢がある。 $2srcsin(\sqrt{\hat{p}})\sim Normal(2arcsin\sqrt{p},1/n)$ を用いて検定する。R \mathcal{O} pwr package は arcsine transformation を用いていることに注意が必要である。

```
h \leftarrow ES.h(0.02, 0.03)
pwr.p.test(h=h, n=300, sig.level=0.05, power=NULL, alternative="two.sided")
##
##
        proportion power calculation for binomial distribution (arcsine transformation)
##
                  h = 0.06437191
##
##
                  n = 300
         sig.level = 0.05
##
##
             power = 0.2001055
##
       alternative = two.sided
#To CALCULATE SAMPLE SIZE
h \leftarrow ES.h(0.02, 0.03)
pwr.p.test(h=h, n=NULL, sig.level=0.05, power=.8, alternative="two.sided")
##
        proportion power calculation for binomial distribution (arcsine transformation)
##
##
                  h = 0.06437191
##
                  n = 1894.147
##
         sig.level = 0.05
##
             power = 0.8
##
       alternative = two.sided
##
```

0.6 Two sample proportion (cross-secrional aspect)

2 つの population を想定し、Fisher's exact test で検定する。Cumulative incidence の場合も 2*2 表を作成 できるので同様である (ただし、loss to follow-up を考慮しなくてはいけない)。

2 つの sample size が等しい場面を想定した R のコードを記載した。ここでは両群のサンプルサイズが異なっていても使用できる pwr.2p2n.test function を使用したが、pwr.p.test でも計算できる。

```
#TO CALCULATE POWER
h \leftarrow ES.h(0.4, 0.5)
pwr.2p2n.test(h, 200, 300)
##
##
        difference of proportion power calculation for binomial distribution (arcsine transformation
##
##
                 h = 0.2013579
##
                 n1 = 200
##
                 n2 = 300
         sig.level = 0.05
##
             power = 0.5970976
##
##
       alternative = two.sided
##
## NOTE: different sample sizes
#To CALCULATE SAMPLE SIZE
h \leftarrow ES.h(0.4, 0.5)
pwr.2p.test(h, power=0.8)
##
##
        Difference of proportion power calculation for binomial distribution (arcsine transformation
##
##
                 h = 0.2013579
                 n = 387.1677
##
##
         sig.level = 0.05
             power = 0.8
##
##
       alternative = two.sided
## NOTE: same sample sizes
```

```
pwr.2p2n.test(h, n1=1000, n2=NULL, sig.level=0.05, power=0.8, alternative="two.sided")
```

```
##
##
        difference of proportion power calculation for binomial distribution (arcsine transformation
##
##
                 h = 0.2013579
                n1 = 1000
##
                n2 = 240.0546
##
##
         sig.level = 0.05
             power = 0.8
##
       alternative = two.sided
##
## NOTE: different sample sizes
```

0.7 Two sample difference, ratios, and odds ratios (cross-secrional aspect)

Two sample proportion とほとんど同じである。Statistics が difference は $Z_{\delta}=\frac{\hat{\delta}}{SE(\hat{\delta})}$ 、ratios は $Z_{\rho}=\frac{ln\hat{\rho}}{SE(ln\hat{\rho})}$ 、odds-ratio は $Z_{\theta}=\frac{ln\hat{\theta}}{SE(ln\hat{\theta})}$ であるのが違いとなる。Statistics を正規分布に近似していることも proportion の場合と同じである。

0.8 Incidence rate (longitudinal aspect)

Incidence rate (mortality) は at-risk time を考慮しないといけない (I=y/T=Total number of events/Total person-time at risk)。 まず、仮定として、ある時点で event の起こる可能性はどの患者でも等しいとする。 Y はポアソン分布に従い (Poisson(λ , T) に従う)、T は研究デザインから固定されているとすると、 $y/T=T\lambda/T=\hat{\lambda}$ が incidence rate となる。 H_0 : $\lambda=\lambda_0$ 、 H_1 : $\lambda\neq\lambda_0$ (two-sided) となる。 H_0 を仮定し、 $T\lambda>30$ の場合はポアソン分布は正規分布に近似することができる $Y\sim N(T\lambda,T\lambda)$ ことから、分散が既知の 場合と同様の検定ができる。ちなみに、 $W=\sqrt{Y}$ とし、 $W\sim N(\sqrt{T\lambda},1/4)$)や、Event 数が少ないときは exact methods も使用される。

まずは one sample incidence のコードから掲載する。

```
#TO CALCULATE POWER
rate.power.one <- function(rnull,ralt,ttt,alpha,sss) {
    xnull <-sqrt(rnull*ttt) #rnull: null rate, ttt:person time
    xalt <- sqrt(ralt*ttt) #anull: alternative rate
    int1 <-(xnull-xalt)/sqrt(0.25)
    zalp <- qnorm(1-alpha/sss) #sss=1, 2 sided
    int2 <- 1-pnorm(zalp+int1)</pre>
```

```
int2}
#TO CALCULATE SAMPLE SIZE

rate.ss.one <- function(rnull,ralt,pow,alpha,sss) {
    xnull <-sqrt(rnull)
    xalt <- sqrt(ralt)
    zalpha <- qnorm(1-alpha/sss)
    zbeta <- qnorm(pow)
    numerator <- (zalpha + zbeta)
    denom <- xalt - xnull
    final <- 0.25 * (numerator/denom)**2
    final
}</pre>
```

次に two sample incidence の比較についてのコードを記載する。Incidence rate ratio や incidence rate difference を statistics とし、 H_0 : IRR=1, IRD=0 とすることで、それぞれ正規分布に従う $\ln(IRR)=\ln(\frac{Y_A}{T_A}/\frac{Y_B}{T_B})$ 、 $\sqrt{Y_A/T_A}-\sqrt{Y_B/T_B}=W_A-W_B$ から検定を行う。。IRR と IRD のどちらも使用しても大差はないだろう。

```
#TO CALCULATE POWER
rate.power.twosqrt <- function(r1,r2,n1,n2,alpha,sss) {</pre>
num <- sqrt(r1) - sqrt(r2)</pre>
den <- .5 * sqrt(1/n1 + 1/n2)
zalpha <- qnorm(1 - alpha/sss)</pre>
int1 <- num / den
pnorm(int1 - zalpha)
}
#TO CALCULATE SAMPLE SIZE
rate.ss.twosqrt <- function(r1,r2,r,alpha,power,sss) { #r = ratio of sample sizes t2/t1
term1 <- 1+r
zalpha <- qnorm(1 - alpha/sss)</pre>
zbeta <- qnorm(power)</pre>
term2 <- 0.25 * (zalpha+zbeta)**2
term3 <- (sqrt(r1) - sqrt(r2))**2
ss1 <- term1 * term2 / term3
ss2 <- ss1*r
list(ss1,ss2)
```

##Continuous outcome (longitudinal aspect)

Continuous outcome が経時的に変化する場合については paired t-test や two-sample paired t-test を行うことを想定する。

##Binary outcome (longitudinal aspect) Binary outcome が経時的に変化する場合については、

0.9 Survival outcomes (longitudinal aspect)

Log-rank test を想定した time-to-event outcome のサンプルサイズ計算については、censoring について(特に right censoring)について考慮しないといけない。ここでは Schoenfeld method を紹介する。Survival function $S(t)=\Pr(T>t)=1-\Pr(T\le t)$ は nonparametric method の Kaplan-Meier curve で推定できる。 一方、hazard function は $\lambda(t)=P(T=t|T\ge t)=\frac{P(T=t)}{P(T\ge t)}$ (T:discrete)、つまり instantaneous failure rate(t まで生存した患者が t で event を発生する risk)を表す。Log-rank test は H_0 : $\lambda_A(t)=\lambda_B(t)$ (または $S_A(t)=S_b(t)$)、 H_A : $\lambda_A(t)\neq\lambda_B(t)$ (two-sided)と仮定する検定であり、それぞれの failure time で 2*2 表を作成してまとめるイメージである。そこで、 H_0 : $\theta=0$ ($\theta=\log(\frac{\lambda_1}{\lambda_0})$)と変換することができ(hazard ratio)、statistics を χ 2(df=1) を考えることができる。ここから、必要な event 数は $m=\frac{Z_{\alpha/2}+Z_{\beta})^2}{\theta^2\pi(1-\pi)}$ (π allocation proportion to first group event \$: enrollment period、f: フォローアップ期間、proportional hazards model を仮定したもとでの survival function の情報を合わせて計算する。それぞれの群の survival function から平均を算出して($\overline{S}(t)=\pi*\overline{S_0}(t)+(1-\pi)*\overline{S_1}(t)$)、試験終了までに event の起こる確率を計算する($\overline{F}(a+f)=1-1/6[\overline{S}(f)+4\overline{S}(0.5a+f)+\overline{S}(a+f)]$ 。最終的に $N=\frac{m}{\overline{F}(a+f)}$ からサンプルサイズが求められる。R では Hmisc package を使用する。

```
#TO CALCULATE POWER
library(Hmisc)
tref<-2.5
                #Specify a time about the survival probablity
n<-4000
            #total sample size
            #Probability of having a event by tref, i.e. 1-Survial prob at tref.
mc < -0.45
hr<-1.13
            #Hazard ratio.
r<-(1-((1-(1-mc)^hr)/mc))*100
                                #Reduction of risk
#1- the ratio of event probability in intervention group compared to control group
#at tref. Can be specified directly without useing
accrual<-2
                #Length of accrual period
                #Minimum length of follow-up
tmin < -3
pwr.res<-cpower(tref=tref, n=n, mc=mc, r=r, accrual=accrual, tmin=tmin)</pre>
```

```
##
## Accrual duration: 2 y Minimum follow-up: 3 y
##
## Total sample size: 4000
##
## Alpha= 0.05
```

```
##
## 2.5-year Mortalities
        Control Intervention
##
      0.4500000
##
                    0.4911265
##
## Hazard Rates
##
        Control Intervention
      0.2391348
                   0.2702223
##
##
## Probabilities of an Event During Study
        Control Intervention
##
##
      0.6121072
                   0.6565620
## Expected Number of Events
        Control Intervention
##
##
         1224.2
                       1313.1
##
## Hazard ratio: 1.13
## Standard deviation of log hazard ratio: 0.03972899
pwr.res
##
       Power
## 0.8678575
#TO CALCULATE SAMPLESIZE
Nsim < -seq(1000, 3000, 100)
pwr.res<-c()</pre>
for (i in 1:length(Nsim) ){
    pwr.tmp<-cpower(tref=tref, n=Nsim[i], mc=mc, r=r, accrual=accrual, tmin=tmin,pr=FALSE)</pre>
    pwr.res[i]<-pwr.tmp["Power"]</pre>
pwr.res.all<-cbind(Nsim, pwr.res)</pre>
pwr.res.all
##
         Nsim
               pwr.res
## [1,] 1000 0.3368116
## [2,] 1100 0.3645668
## [3,] 1200 0.3917863
## [4,] 1300 0.4184145
```

- **##** [5,] 1400 0.4444043
- **##** [6,] 1500 0.4697172
- **##** [7,] 1600 0.4943217
- **##** [8,] 1700 0.5181931
- **##** [9,] 1800 0.5413128
- ## [10,] 1900 0.5636678
- ## [11,] 2000 0.5852497
- ## [12,] 2100 0.6060549
- ## [13,] 2200 0.6260835
- ## [14,] 2300 0.6453390
- ## [15,] 2400 0.6638283
- ## [16,] 2500 0.6815605
- **##** [17,] 2600 0.6985475
- **##** [18,] 2700 0.7148029
- ## [19,] 2800 0.7303421
- ## [20,] 2900 0.7451818
- ## [21,] 3000 0.7593401