

## รายการอ้างอิง

### ภาษาไทย

- กัลยา วานิชย์บัญชา. หลักสถิติ. พิมพ์ครั้งที่ 7. กรุงเทพมหานคร : ภาควิชาสถิติ คณะ  
พาณิชยศาสตร์และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2545.
- จะได้จ สวรรค์ตรานนท์. การเปรียบเทียบวิธีที่ใช้สำหรับการเลือกสมการถดถอยที่ดีที่สุด. วิทยา  
นิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต ภาควิชาสถิติ บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย,  
2531.
- ทรงศิริ แต่สมบัติ. การวิเคราะห์การถดถอย. พิมพ์ครั้งที่ 2 . กรุงเทพมหานคร : ภาควิชาสถิติ  
คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, 2542.
- พจนา แว่วสวัสดิ์. การเปรียบเทียบเกณฑ์การคัดเลือกตัวแบบความถดถอยพหุนามแบบติดกลุ่ม.  
วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต ภาควิชาสถิติ บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์  
มหาวิทยาลัย, 2543.
- สุชาติดา กิระนันท์. การอนุมานเชิงสถิติ : ทฤษฎีขั้นต้น. พิมพ์ครั้งที่ 3 . กรุงเทพมหานคร : ภาควิ  
ชาสถิติ คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2545.

### ภาษาต่างประเทศ

- Adrian E. Raftery . Bayesian model selection in social research . Sociological  
Methodology , 1994
- Andrain Raftery , David Madigan and Jannifer Hoeting , “Model selection and  
accounting for model uncertainty in linear regression models”. University of  
Washington. November 19, 1993.
- Ernest S. Shtatland, Sara Moore, Inna Dashevsky, Irina Miroshnik, Emily Cain and Mary  
B. Barton. “How to be a bayesian in sas : Model selection uncertainty in proc  
logistic and proc genmod”. Harvard Medical School, Harvard Pilgrim Health  
Care, Boston.
- H. Linhart and W. Zucchini. Model selection. New York : John Wiley & Sons. 1986
- I.A. KIESEPPÄ. “Statistical model selection criteria and bayesianism” , Department of  
Philosophy

- Joseph E. Cavanaugh and Andrew A. Neath. Generalizing the derivation of the schwarz information criterion. Communications in Statistics – Theory and Method 28 (1998) : 49 – 66 .
- Joseph E. Cavanaugh. Unifying the derivations for the akaike and corrected akaike information criteria. Statistics & probability letters.33 (1997) : 201 – 208 .
- Kevin A. Clarke. Nonnested model testing for world politics assessing binary choice model. Paper prepared for presentation to the American Political Science Association Conference. September 3 – 6 ,1998.
- Lawrence E. Raffalovich, Glenn D. Deane, David Armstrong, Hui – shien Tsao. “**Model selection procdure in social research : Monte – carlo simulation results**”. Department of Sociology,University at Albany. October 2001.
- Malcolm R. Forster. “Key Concepts in model selection : Performance and Generalizability”. University of Wisconsin, Madison. October 14,1998.
- Norman R. Draper, Harry Smith. Applied regression analysis. 3<sup>rd</sup> ed. New York : John Wiley & Sons. 1998.
- Raymond H. Myers. Classical and modern regression with applications. United States of America : J.W. Arrowsmith. 1986.

ศูนย์วิทยทรัพยากร  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



ภาคผนวก

ศูนย์วิทยทรัพยากร  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางแสดงคำสั่งของโปรแกรม S-PLUS 2000 และการนำไปใช้

คำสั่ง	การนำไปใช้
binom.test	ทดสอบสมมติฐานเกี่ยวกับค่าสัดส่วนของประชากรเดียว
cbind	เก็บค่าให้อยู่ในแนวตั้ง
data.frame()	เก็บข้อมูลโดยให้แต่ละหลักแทน 1 ตัวแปร
lm()	สร้างสมการถดถอยเชิงเส้น
min	หาค่าต่ำสุดของข้อมูล
prop.test	ทดสอบสมมติฐานเกี่ยวกับค่าสัดส่วนของสองประชากร
rmvnorm()	สร้างตัวแปรอิสระให้มีความสัมพันธ์กันในระดับต่าง ๆ
rnorm()	สร้างเลขสุ่มให้มีการแจกแจงแบบปกติ
sum	หาผลรวมของข้อมูล
which()	บอกตำแหน่งของข้อมูล

ตารางแสดงสัญลักษณ์ที่ใช้ในการเขียนโปรแกรม S-plus 2000 และความหมาย

สัญลักษณ์	หมายถึง
n	ขนาดตัวอย่างในการวิจัย
sd	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานในการวิจัย
inde	จำนวนตัวแปรอิสระเริ่มต้นที่ใช้ในการวิจัย
t	ตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นที่พิจารณา
loops	จำนวนรอบของการทำซ้ำ



## โปรแกรมสำหรับการดำเนินการวิจัย

ตัวอย่าง โปรแกรม S-PLUS 2000 สำหรับการเปรียบเทียบเกณฑ์การคัดเลือก  
ตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นแบบไม่ติดกลุ่ม กรณีจำนวนตัวแปรอิสระ  
เริ่มต้นเป็น 3 ตัวแปร,  $\rho = 0$

```
#   ฟังก์ชันการสร้างตัวแปรอิสระ   #
x<-rmvnorm(35, mean=c(0,0,0,0), cov=matrix(c(1,0,0,0,0,1,0,0,0,0,1,0,0,0,0,1),4),sd=c(1,1,1,1))
da.x<-data.frame(x)
da.x

#   โปรแกรม   #
n<-50
sd<-5
inde<-3
loops<-500
t<-6
x<-n
var<-inde
p<-inde+1
#   เริ่มรับค่า   x
x.ine<-x123low50
#   เริ่มทำการหาตัวแบบเป็น nonnested   อีก 500 รอบ
#   the first model
if(t==1)
{
r<-loops
aic.n1<-array(dim=c(r,1))
aic.n2<-array(dim=c(r,1))
aic.n3<-array(dim=c(r,1))
aic.n23<-array(dim=c(r,1))
bic.n1<-array(dim=c(r,1))
bic.n2<-array(dim=c(r,1))
bic.n3<-array(dim=c(r,1))
```

```

bic.n23<-array(dim=c(r,1))
mse.n1<-array(dim=c(r,1))
mse.n2<-array(dim=c(r,1))
mse.n3<-array(dim=c(r,1))
mse.n23<-array(dim=c(r,1))
paic1<-array(dim=c(r,1))
pbic1<-array(dim=c(r,1))
pmse1<-array(dim=c(r,1))
for(i in 1:r)
{
#   model have x1
e1<-rnorm(n,0,sd)
y1<-1+x.ine[,1]+e1
cdf1<-cbind.data.frame(y1,x.ine[,1])
lm1<-lm(y1~.,data=cdf1)
sse.n1<-sum(summary(lm1)$res^2)
mse.n1[i,]<-sse.n1/(n-2)
aic.n1[i,]<-n*log((sse.n1)/n)+(2)*2
bic.n1[i,]<-n*log((sse.n1)/n)+(2)*log(n)
#   model have x2
e2<-rnorm(n,0,sd)
y2<-1+x.ine[,2]+e2
cdf2<-cbind.data.frame(y2,x.ine[,2])
lm2<-lm(y2~.,data=cdf2)
sse.n2<-sum(summary(lm2)$res^2)
mse.n2[i,]<-sse.n2/(n-2)
aic.n2[i,]<-n*log((sse.n2)/n)+(2)*2
bic.n2[i,]<-n*log((sse.n2)/n)+(2)*log(n)
#   model have x3
e3<-rnorm(n,0,sd)
y3<-1+x.ine[,3]+e3
cdf3<-cbind.data.frame(y3,x.ine[,3])
lm3<-lm(y3~.,data=cdf3)
sse.n3<-sum(summary(lm3)$res^2)
mse.n3[i,]<-sse.n3/(n-2)

```

```

aic.n3[i,]<-n*log((sse.n3)/n)+(2)*2
bic.n3[i,]<-n*log((sse.n3)/n)+(2)*log(n)
#    model have x2,x3
e23<-rnorm(n,0,sd)
y23<-1+x.ine[,2]+x.ine[,3]+e23
cdf23<-cbind.data.frame(y23,x.ine[,c(2,3)])
lm23<-lm(y23~.,data=cdf23)
sse.n23<-sum(summary(lm23)$res^2)
mse.n23[i,]<-sse.n23/(n-3)
aic.n23[i,]<-n*log((sse.n23)/n)+2*(3)
bic.n23[i,]<-n*log((sse.n23)/n)+(3)*log(n)
#
MSE1<-cbind(mse.n1,mse.n2,mse.n3,mse.n23)
AIC1<-cbind(aic.n1,aic.n2,aic.n3,aic.n23)
BIC1<-cbind(bic.n1,bic.n2,bic.n3,bic.n23)
paic1[i,1]<-which(AIC1[i,]==min(AIC1[i,]))
pbic1[i,1]<-which(BIC1[i,]==min(BIC1[i,]))
pmse1[i,1]<-which(MSE1[i,]==min(MSE1[i,]))
}
}
#    the second model
if(t==2)
{
r<-loops
aic.n1<-array(dim=c(r,1))
aic.n2<-array(dim=c(r,1))
aic.n3<-array(dim=c(r,1))
aic.n13<-array(dim=c(r,1))
bic.n1<-array(dim=c(r,1))
bic.n2<-array(dim=c(r,1))
bic.n3<-array(dim=c(r,1))
bic.n13<-array(dim=c(r,1))
mse.n1<-array(dim=c(r,1))
mse.n2<-array(dim=c(r,1))
mse.n3<-array(dim=c(r,1))

```

```

mse.n13<-array(dim=c(r,1))
paic2<-array(;dim=c(r,1))
pbic2<-array(dim=c(r,1))
pmse2<-array(dim=c(r,1))
for(i in 1:r)
{
#   model have x1
e1<-morm(n,0,sd)
y1<-1+x.ine[,1]+e1
cdf1<-cbind.data.frame(y1,x.ine[,1])
lm1<-lm(y1~.,data=cdf1)
sse.n1<-sum(summary(lm1)$res^2)
mse.n1[i,]<-sse.n1/(n-2)
aic.n1[i,]<-n*log((sse.n1)/n)+(2)*2
bic.n1[i,]<-n*log((sse.n1)/n)+(2)*log(n)
#   model have x2
e2<-morm(n,0,sd)
y2<-1+x.ine[,2]+e2
cdf2<-cbind.data.frame(y2,x.ine[,2])
lm2<-lm(y2~.,data=cdf2)
sse.n2<-sum(summary(lm2)$res^2)
mse.n2[i,]<-sse.n2/(n-2)
aic.n2[i,]<-n*log((sse.n2)/n)+(2)*2
bic.n2[i,]<-n*log((sse.n2)/n)+2*log(n)
#   model have x3
e3<-morm(n,0,sd)
y3<-1+x.ine[,3]+e3
cdf3<-cbind.data.frame(y3,x.ine[,3])
lm3<-lm(y3~.,data=cdf3)
sse.n3<-sum(summary(lm3)$res^2)
mse.n3[i,]<-sse.n3/(n-2)
aic.n3[i,]<-n*log((sse.n3)/n)+(2)*2
bic.n3[i,]<-n*log((sse.n3)/n)+(2)*log(n)

```



```

# model have x1,x3
e13<-mnorm(n,0,sd)
y13<-1+x.ine[,1]+x.ine[,3]+e13
cdf13<-cbind.data.frame(y13,x.ine[,c(1,3)])
lm13<-lm(y13~.,data=cdf13)
sse.n13<-sum(summary(lm13)$res^2)
mse.n13[i,]<-sse.n13/(n-3)
aic.n13[i,]<-n*log((sse.n13)/n)+2*(3)
bic.n13[i,]<-n*log((sse.n13)/n)+(3)*log(n)
#
MSE2<-cbind(mse.n2,mse.n1,mse.n3,mse.n13)
AIC2<-cbind(aic.n2,aic.n1,aic.n3,aic.n13)
BIC2<-cbind(bic.n2,bic.n1,bic.n3,bic.n13)
paic2[i,1]<-which(AIC2[i,]==min(AIC2[i,]))
pbic2[i,1]<-which(BIC2[i,]==min(BIC2[i,]))
pmse2[i,1]<-which(MSE2[i,]==min(MSE2[i,]))
}
}
# the third model
if(t==3)
{
r<-loops
aic.n1<-array(dim=c(r,1))
aic.n2<-array(dim=c(r,1))
aic.n3<-array(dim=c(r,1))
aic.n12<-array(dim=c(r,1))
bic.n1<-array(dim=c(r,1))
bic.n2<-array(dim=c(r,1))
bic.n3<-array(dim=c(r,1))
bic.n12<-array(dim=c(r,1))
mse.n1<-array(dim=c(r,1))
mse.n2<-array(dim=c(r,1))
mse.n3<-array(dim=c(r,1))
mse.n12<-array(dim=c(r,1))
paic3<-array(dim=c(r,1))

```

```

pbic3<-array(dim=c(r,1))
pmse3<-array(dim=c(r,1))
for(i in 1:r)
{
#   model have x1
e1<-rmnorm(n,0,sd)
y1<-1+x.ine[,1]+e1
cdf1<-cbind.data.frame(y1,x.ine[,1])
lm1<-lm(y1~.,data=cdf1)
sse.n1<-sum(summary(lm1)$res^2)
mse.n1[i,]<-sse.n1/(n-2)
aic.n1[i,]<-n*log((sse.n1)/n)+(2)*2
bic.n1[i,]<-n*log((sse.n1)/n)+(2)*log(n)
#   model have x2
e2<-rmnorm(n,0,sd)
y2<-1+x.ine[,2]+e2
cdf2<-cbind.data.frame(y2,x.ine[,2])
lm2<-lm(y2~.,data=cdf2)
sse.n2<-sum(summary(lm2)$res^2)
mse.n2[i,]<-sse.n2/(n-2)
aic.n2[i,]<-n*log((sse.n2)/n)+(2)*2
bic.n2[i,]<-n*log((sse.n2)/n)+(2)*log(n)
#   model have x3
e3<-rmnorm(n,0,sd)
y3<-1+x.ine[,3]+e3
cdf3<-cbind.data.frame(y3,x.ine[,3])
lm3<-lm(y3~.,data=cdf3)
sse.n3<-sum(summary(lm3)$res^2)
mse.n3[i,]<-sse.n3/(n-2)
aic.n3[i,]<-n*log((sse.n3)/n)+(2)*2
bic.n3[i,]<-n*log((sse.n3)/n)+(2)*log(n)
#   model have x1,x2
e12<-rmnorm(n,0,sd)
y12<-1+x.ine[,1]+x.ine[,2]+e12
cdf12<-cbind.data.frame(y12,x.ine[,c(1,2)])

```

```

lm12<-lm(y12~.,data=cdf12)
sse.n12<-sum(summary(lm12)$res^2)
mse.n12[i,]<-sse.n12/(n-3)
aic.n12[i,]<-n*log((sse.n12)/n)+2*(3)
bic.n12[i,]<-n*log((sse.n12)/n)+(3)*log(n)
#
MSE3<-cbind(mse.n3,mse.n1,mse.n2,mse.n12)
AIC3<-cbind(aic.n3,aic.n1,aic.n2,aic.n12)
BIC3<-cbind(bic.n3,bic.n1,bic.n2,bic.n12)
paic3[i,1]<-which(AIC3[i,]==min(AIC3[i,]))
pbic3[i,1]<-which(BIC3[i,]==min(BIC3[i,]))
pmse3[i,1]<-which(MSE3[i,]==min(MSE3[i,]))
}
}
# the forth model
if(t==4)
{
r<-loops
aic.n3<-array(dim=c(r,1))
aic.n12<-array(dim=c(r,1))
aic.n13<-array(dim=c(r,1))
aic.n23<-array(dim=c(r,1))
bic.n3<-array(dim=c(r,1))
bic.n12<-array(dim=c(r,1))
bic.n13<-array(dim=c(r,1))
bic.n23<-array(dim=c(r,1))
mse.n3<-array(dim=c(r,1))
mse.n12<-array(dim=c(r,1))
mse.n13<-array(dim=c(r,1))
mse.n23<-array(dim=c(r,1))
paic4<-array(dim=c(r,1))
pbic4<-array(dim=c(r,1))
pmse4<-array(dim=c(r,1))
for(i in 1:r)
{

```

```

# model have x1,x2
e12<-rmom(n,0,sd)
y12<-1+x.ine[,1]+x.ine[,2]+e12
cdf12<-cbind.data.frame(y12,x.ine[,c(1,2)])
lm12<-lm(y12~.,data=cdf12)
sse.n12<-sum(summary(lm12)$res^2)
mse.n12[i,]<-sse.n12/(n-3)
aic.n12[i,]<-n*log((sse.n12)/n)+2*(3)
bic.n12[i,]<-n*log((sse.n12)/n)+(3)*log(n)

# model have x3
e3<-rmom(n,0,sd)
y3<-1+x.ine[,3]+e3
cdf3<-cbind.data.frame(y3,x.ine[,3])
lm3<-lm(y3~.,data=cdf3)
summary(lm3)
sse.n3<-sum(summary(lm3)$res^2)
mse.n3[i,]<-sse.n3/(n-2)
aic.n3[i,]<-n*log((sse.n3)/n)+(2)*2
bic.n3[i,]<-n*log((sse.n3)/n)+(2)*log(n)

# model have x1,x3
e13<-rnorm(n,0,sd)
y13<-1+x.ine[,1]+x.ine[,3]+e13
cdf13<-cbind.data.frame(y13,x.ine[,c(1,3)])
lm13<-lm(y13~.,data=cdf13)
sse.n13<-sum(summary(lm13)$res^2)
mse.n13[i,]<-sse.n13/(n-3)
aic.n13[i,]<-n*log((sse.n13)/n)+2*(3)
bic.n13[i,]<-n*log((sse.n13)/n)+(3)*log(n)

# model have x2,x3
e23<-rmom(n,0,sd)
y23<-1+x.ine[,2]+x.ine[,3]+e23
cdf23<-cbind.data.frame(y23,x.ine[,c(2,3)])
lm23<-lm(y23~.,data=cdf23)
sse.n23<-sum(summary(lm23)$res^2)
mse.n23[i,]<-sse.n23/(n-3)

```



```

aic.n23[i,]<-n*log((sse.n23)/n)+2*(3)
bic.n23[i,]<-n*log((sse.n23)/n)+(3)*log(n)
#
MSE4<-cbind(mse.n12,mse.n3,mse.n13,mse.n23)
AIC4<-cbind(aic.n12,aic.n3,aic.n13,aic.n23)
BIC4<-cbind(bic.n12,bic.n3,bic.n13,bic.n23)
paic4[i,1]<-which(AIC4[i,]==min(AIC4[i,]))
pbic4[i,1]<-which(BIC4[i,]==min(BIC4[i,]))
pmse4[i,1]<-which(MSE4[i,]==min(MSE4[i,]))
}
}
# the fifth model
if(t==5)
{
r<-loops
aic.n2<-array(,dim=c(r,1))
aic.n13<-array(,dim=c(r,1))
aic.n12<-array(,dim=c(r,1))
aic.n23<-array(,dim=c(r,1))
bic.n2<-array(,dim=c(r,1))
bic.n13<-array(,dim=c(r,1))
bic.n12<-array(,dim=c(r,1))
bic.n23<-array(,dim=c(r,1))
mse.n2<-array(,dim=c(r,1))
mse.n13<-array(,dim=c(r,1))
mse.n12<-array(,dim=c(r,1))
mse.n23<-array(,dim=c(r,1))
paic5<-array(,dim=c(r,1))
pbic5<-array(,dim=c(r,1))
pmse5<-array(,dim=c(r,1))
for(i in 1:r)
{
# model have x1,x3
e13<-rmnorm(n,0,sd)
y13<-1+x.ine[,1]+x.ine[,3]+e13

```

```

cdf13<-cbind.data.frame(y13,x.ine[,c(1,3)])
lm13<-lm(y13~.,data=cdf13)
sse.n13<-sum(summary(lm13)$res^2)
mse.n13[i,]<-sse.n13/(n-3)
aic.n13[i,]<-n*log((sse.n13)/n)+2*(3)
bic.n13[i,]<-n*log((sse.n13)/n)+(3)*log(n)
#      model have x2
e2<-rmorm(n,0,sd)
y2<-1+x.ine[,2]+e2
cdf2<-cbind.data.frame(y2,x.ine[,2])
lm2<-lm(y2~.,data=cdf2)
sse.n2<-sum(summary(lm2)$res^2)
mse.n2[i,]<-sse.n2/(n-2)
aic.n2[i,]<-n*log((sse.n2)/n)+(2)*2
bic.n2[i,]<-n*log((sse.n2)/n)+(2)*log(n)
#      model have x1,x2
e12<-rmorm(n,0,sd)
y12<-1+x.ine[,1]+x.ine[,2]+e12
cdf12<-cbind.data.frame(y12,x.ine[,c(1,2)])
lm12<-lm(y12~.,data=cdf12)
sse.n12<-sum(summary(lm12)$res^2)
mse.n12[i,]<-sse.n12/(n-3)
aic.n12[i,]<-n*log((sse.n12)/n)+2*(3)
bic.n12[i,]<-n*log((sse.n12)/n)+(3)*log(n)
#      model have x2,x3
e23<-rmorm(n,0,sd)
y23<-1+x.ine[,2]+x.ine[,3]+e23
cdf23<-cbind.data.frame(y23,x.ine[,c(2,3)])
lm23<-lm(y23~.,data=cdf23)
sse.n23<-sum(summary(lm23)$res^2)
mse.n23[i,]<-sse.n23/(n-3)
aic.n23[i,]<-n*log((sse.n23)/n)+2*(3)
bic.n23[i,]<-n*log((sse.n23)/n)+(3)*log(n)
#

```

```

MSE5<-cbind(mse.n13,mse.n2,mse.n12,mse.n23)
AIC5<-cbind(aic.n13,aic.n2,aic.n12,aic.n23)
BIC5<-cbind(bic.n13,bic.n2,bic.n12,bic.n23)
paic5[i,1]<-which(AIC5[i,]==min(AIC5[i,]))
pbic5[i,1]<-which(BIC5[i,]==min(BIC5[i,]))
pmse5[i,1]<-which(MSE5[i,]==min(MSE5[i,]))
}
}
# the sixth model
if(t==6)
{
r<-loops
aic.n1<-array(dim=c(r,1))
aic.n23<-array(dim=c(r,1))
aic.n12<-array(dim=c(r,1))
aic.n13<-array(dim=c(r,1))
bic.n1<-array(dim=c(r,1))
bic.n12<-array(dim=c(r,1))
bic.n13<-array(dim=c(r,1))
bic.n23<-array(dim=c(r,1))
mse.n1<-array(dim=c(r,1))
mse.n23<-array(dim=c(r,1))
mse.n12<-array(dim=c(r,1))
mse.n13<-array(dim=c(r,1))
paic6<-array(dim=c(r,1))
pbic6<-array(dim=c(r,1))
pmse6<-array(dim=c(r,1))
for(i in 1:r)
{
# model have x2,x3
e23<-rnorm(n,0,sd)
y23<-1+x.ine[,2]+x.ine[,3]+e23
cdf23<-cbind.data.frame(y23,x.ine[,c(2,3)])
lm23<-lm(y23~.,data=cdf23)
sse.n23<-sum(summary(lm23)$res^2)

```

```

mse.n23[i,]<-sse.n23/(n-3)
aic.n23[i,]<-n*log((sse.n23)/n)+2*(3)
bic.n23[i,]<-n*log((sse.n23)/n)+(3)*log(n)
#    model have x1
e1<-rnorm(n,0,sd)
y1<-1+x.ine[,1]+e1
cdf1<-cbind.data.frame(y1,x.ine[,1])
lm1<-lm(y1~.,data=cdf1)
sse.n1<-sum(summary(lm1)$res^2)
mse.n1[i,]<-sse.n1/(n-2)
aic.n1[i,]<-n*log((sse.n1)/n)+(2)*2
bic.n1[i,]<-n*log((sse.n1)/n)+(2)*log(n)
#    model have x1,x2
e12<-rnorm(n,0,sd)
y12<-1+x.ine[,1]+x.ine[,2]+e12
cdf12<-cbind.data.frame(y12,x.ine[,c(1,2)])
lm12<-lm(y12~.,data=cdf12)
sse.n12<-sum(summary(lm12)$res^2)
mse.n12[i,]<-sse.n12/(n-3)
aic.n12[i,]<-n*log((sse.n12)/n)+2*(3)
bic.n12[i,]<-n*log((sse.n12)/n)+(3)*log(n)
#    model have x1,x3
e13<-rnorm(n,0,sd)
y13<-1+x.ine[,1]+x.ine[,3]+e13
cdf13<-cbind.data.frame(y13,x.ine[,c(1,3)])
lm13<-lm(y13~.,data=cdf13)
sse.n13<-sum(summary(lm13)$res^2)
mse.n13[i,]<-sse.n13/(n-3)
aic.n13[i,]<-n*log((sse.n13)/n)+2*(3)
bic.n13[i,]<-n*log((sse.n13)/n)+(3)*log(n)
#
MSE6<-cbind(mse.n23,mse.n1,mse.n12,mse.n13)
AIC6<-cbind(aic.n23,aic.n1,aic.n12,aic.n13)
BIC6<-cbind(bic.n23,bic.n1,bic.n12,bic.n13)
paic6[i,1]<-which(AIC6[i,]==min(AIC6[i,]))

```



```

pbic6[i,1]<-which(BIC6[i,]==min(BIC6[i,]))
pmse6[i,1]<-which(MSE6[i,]==min(MSE6[i,]))
}
}
miss<-function(pcri ,pmse)
{
  ifelse(pcri !=pmse,1,0)
}
miss.aic<-function(t)
{
  if(t==1)missaic1<-sum(miss(paic1,pmse1))   else
  if(t==2)missaic2<-sum(miss(paic2,pmse2))   else
  if(t==3)missaic3<-sum(miss(paic3,pmse3))   else
  if(t==4)missaic4<-sum(miss(paic4,pmse4))   else
  if(t==5)missaic5<-sum(miss(paic5,pmse5))   else
  if(t==6)missaic6<-sum(miss(paic6,pmse6))   else
  stop
}
miss.bic<-function(t)
{
  if(t==1)missbic1<-sum(miss(pbic1,pmse1))   else
  if(t==2)missbic2<-sum(miss(pbic2,pmse2))   else
  if(t==3)missbic3<-sum(miss(pbic3,pmse3))   else
  if(t==4)missbic4<-sum(miss(pbic4,pmse4))   else
  if(t==5)missbic5<-sum(miss(pbic5,pmse5))   else
  if(t==6)missbic6<-sum(miss(pbic6,pmse6))   else
  stop
}
miss.aic(t)
miss.bic(t)

```

```
# ฟังก์ชันการทดสอบสมมติฐาน #
```

```
binom.test(x,n,p=0.05,"")$p.value
```

# ฟังก์ชันการทดสอบสมมติฐาน #

prop.test(x,n,alt="l")\$p.value



ศูนย์วิทยทรัพยากร  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

## ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นางสาวบุญจิรา มากอ้น เกิดเมื่อวันที่ 28 กันยายน 2521 ที่จังหวัดตรัง สำเร็จ  
การศึกษาปริญญาตรีวิทยาศาสตร์บัณฑิต สาขาคณิตศาสตร์ จากคณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัย  
มหิดล เมื่อ พ.ศ. 2542 เข้าศึกษาต่อในระดับปริญญาโทบริหารบัณฑิต สาขาสถิติ ภาควิชาสถิติ  
คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย เมื่อ พ.ศ. 2543



ศูนย์วิทยพัทธยากร  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย