# The Metropolis-Hastings algorithm

Do HM for with three differents sigmaand with two different initial values

The Metropolis-Hastings algorithm process:

1. Initialize
2. For i = 1 to k

Sample

Sample

If

else

因為此題為常態分配為對稱分配，故，

其

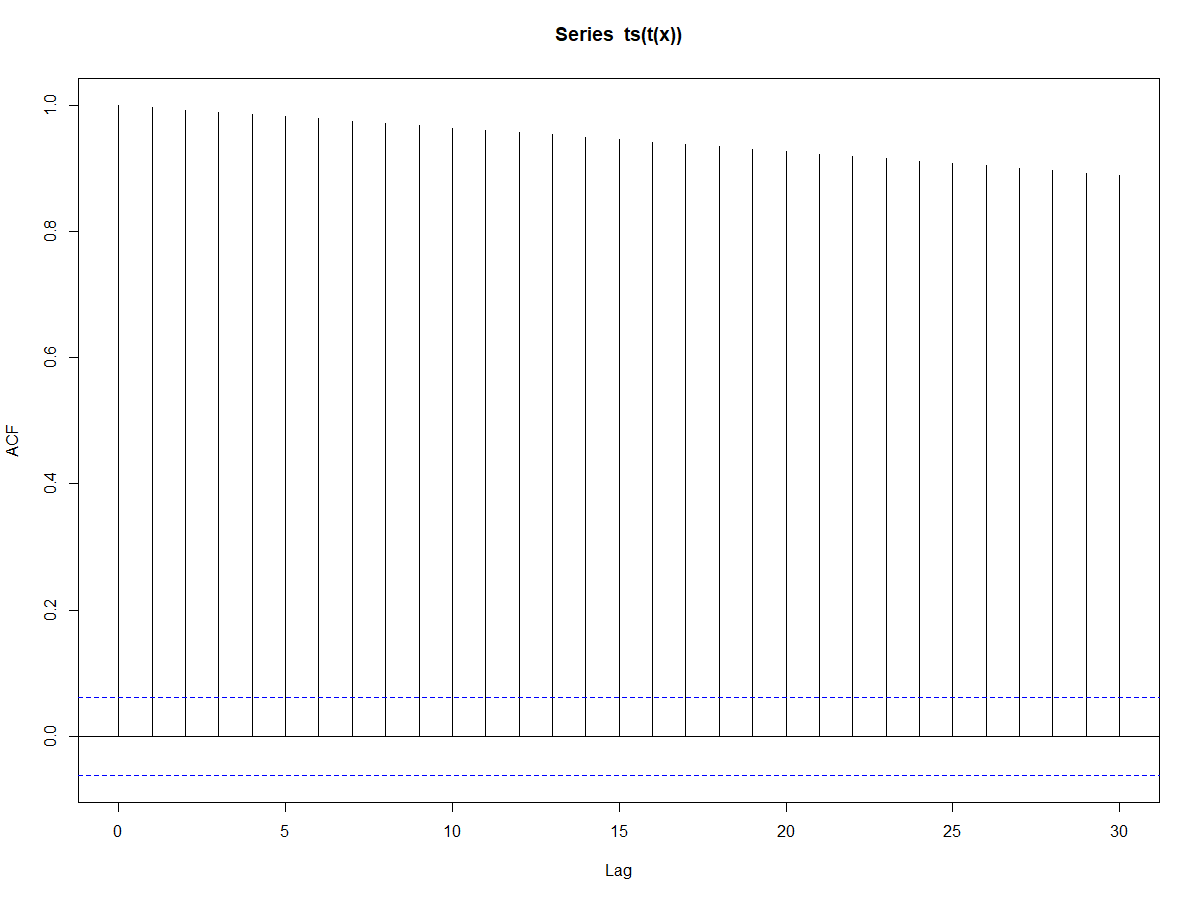
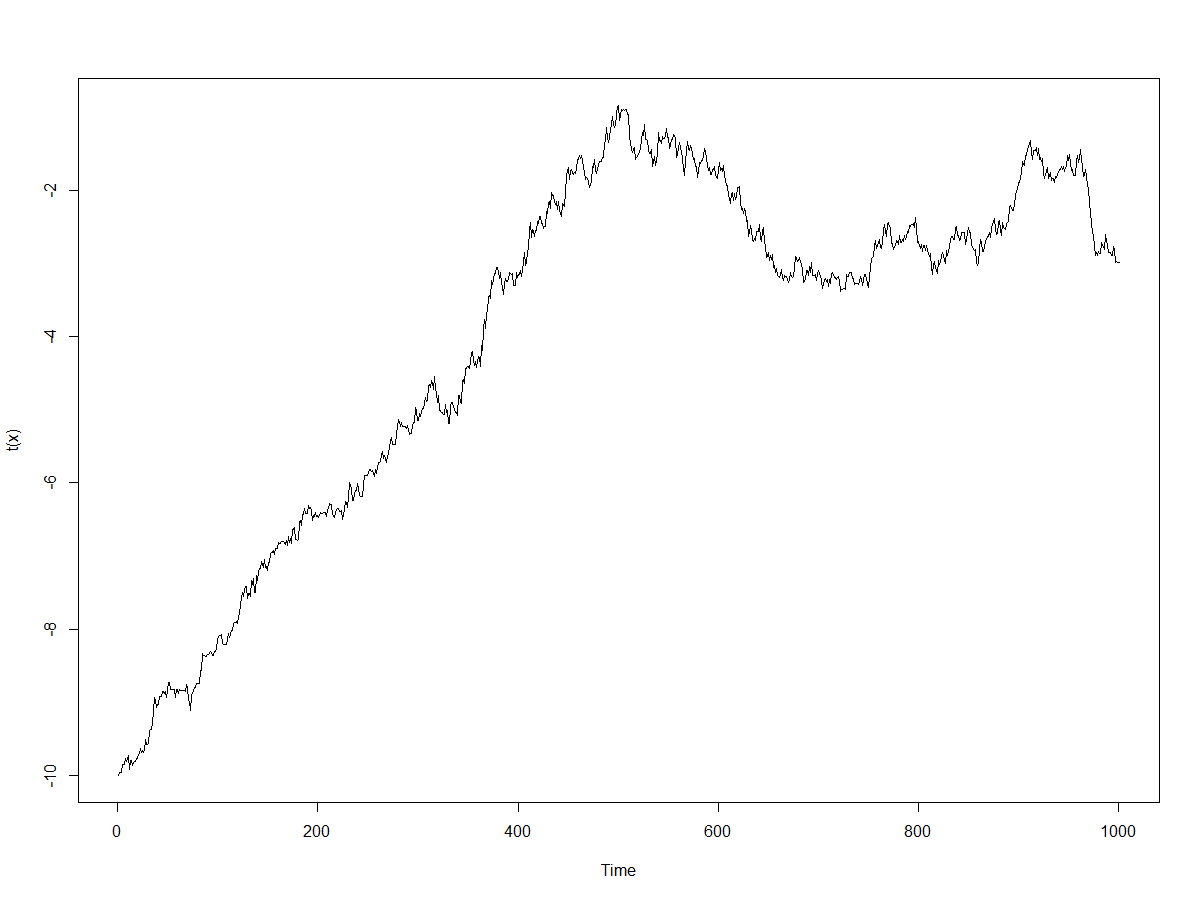
* Target :
* Proposal :

Generate y , where

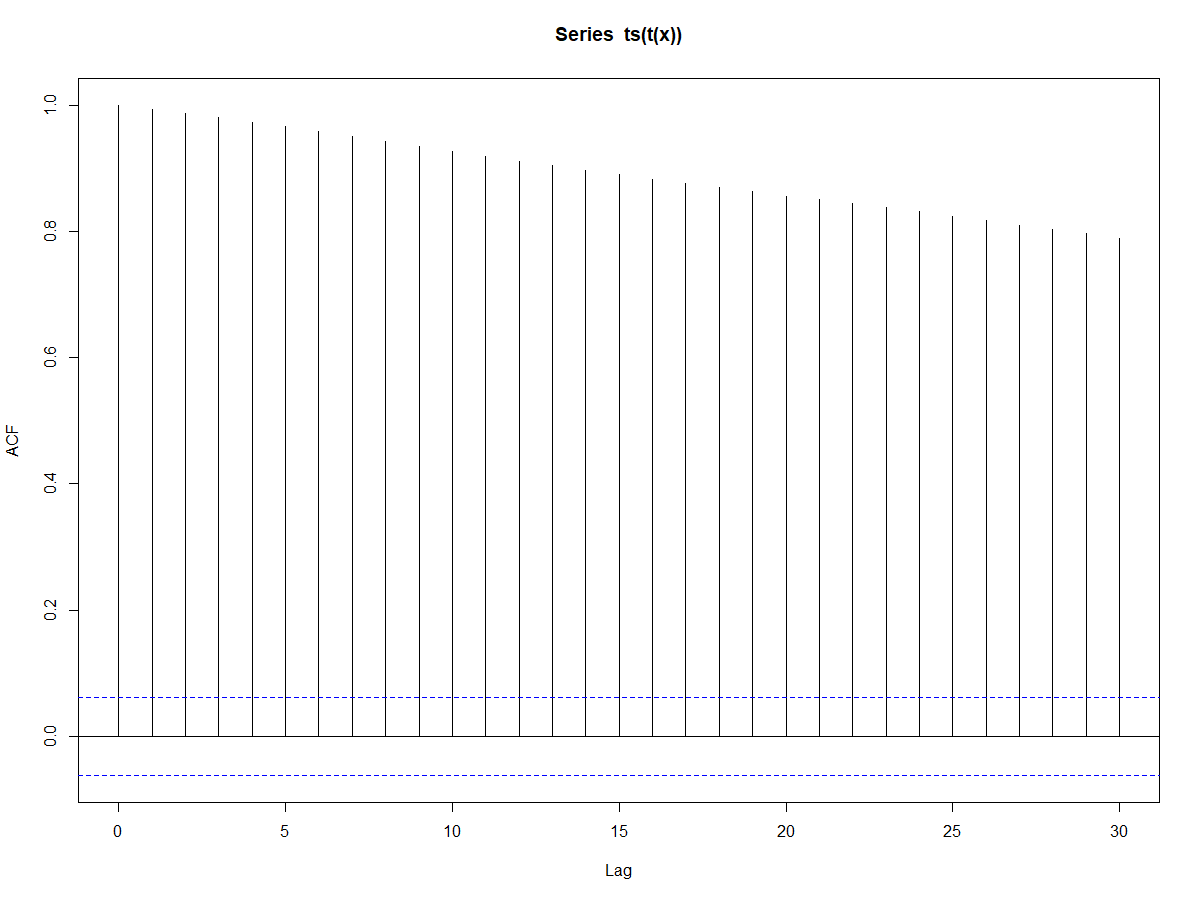
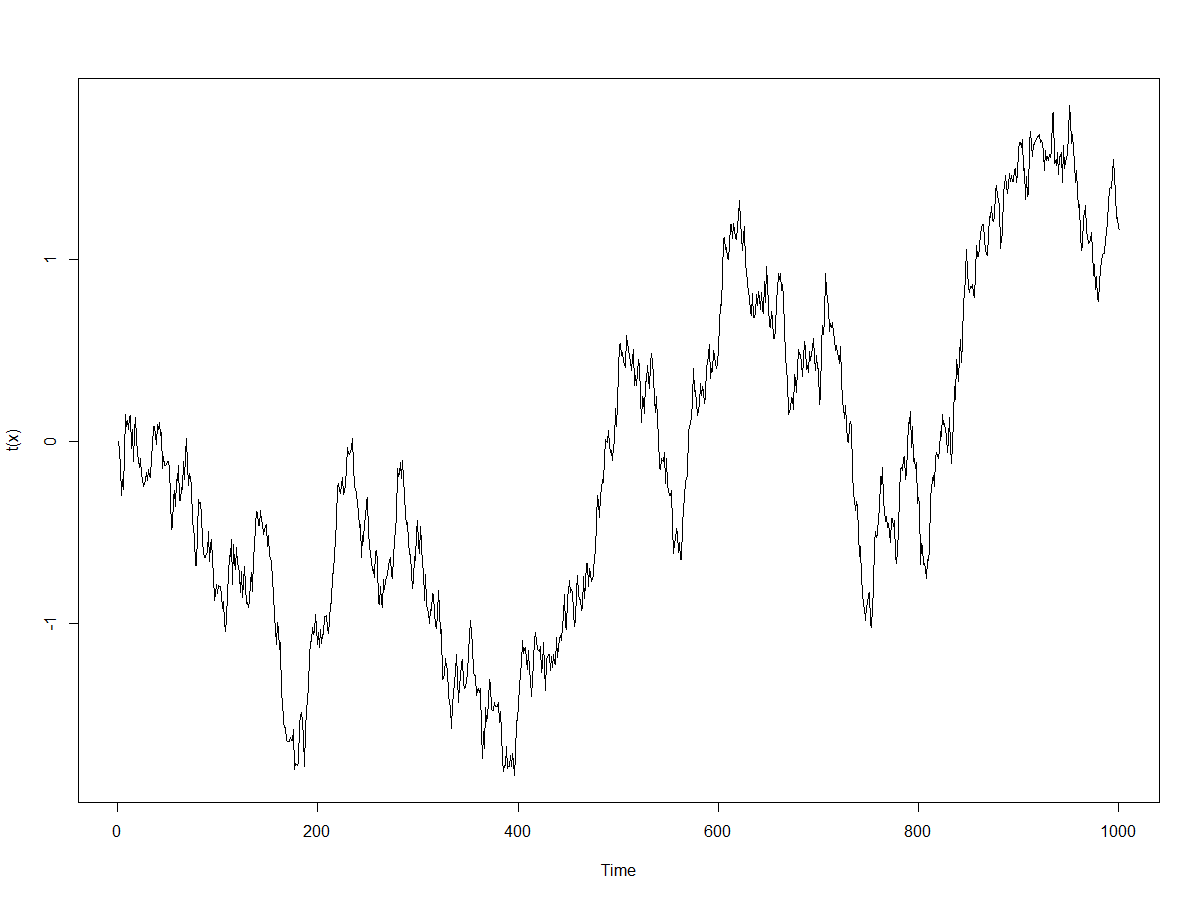
* Obtain the MCMC sequence with and respectively
* Here is pdf of

首先給定樣本起始值，並生成Proposal distribution的觀察值及均勻分配的亂數，比較均勻分配的亂數是否小於我們計算出的接受機率，如果小於則更新樣本值，大於則保留原值，重複以上步驟來獲得目標分配的樣本。

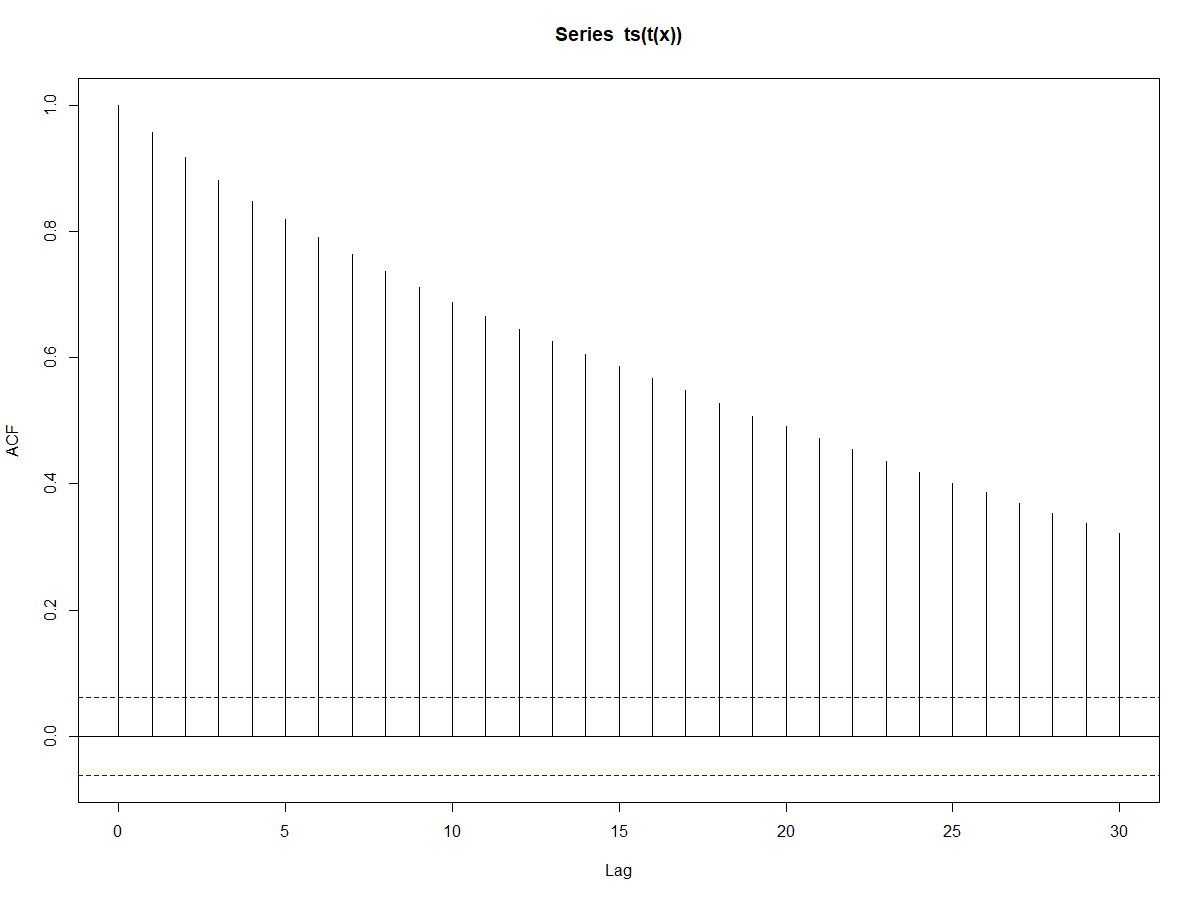
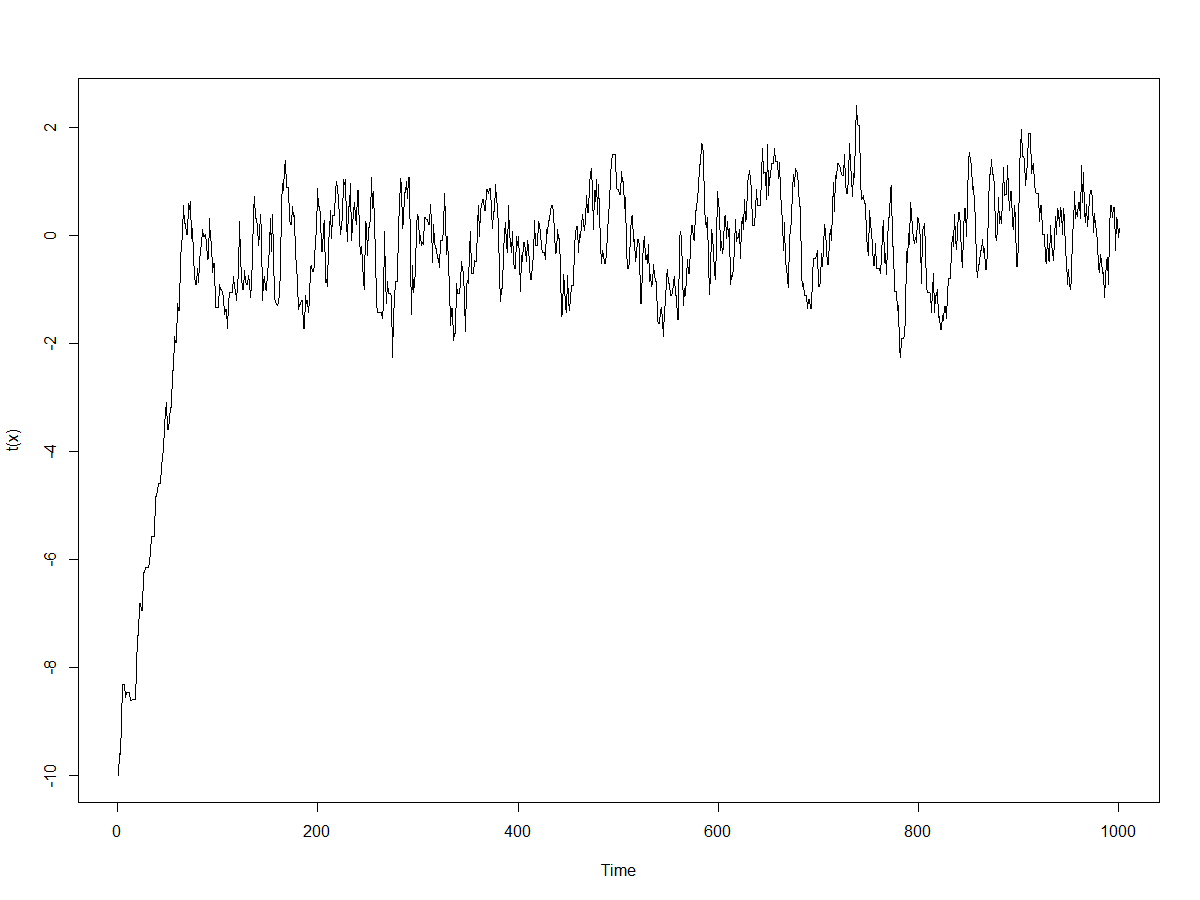
情形一



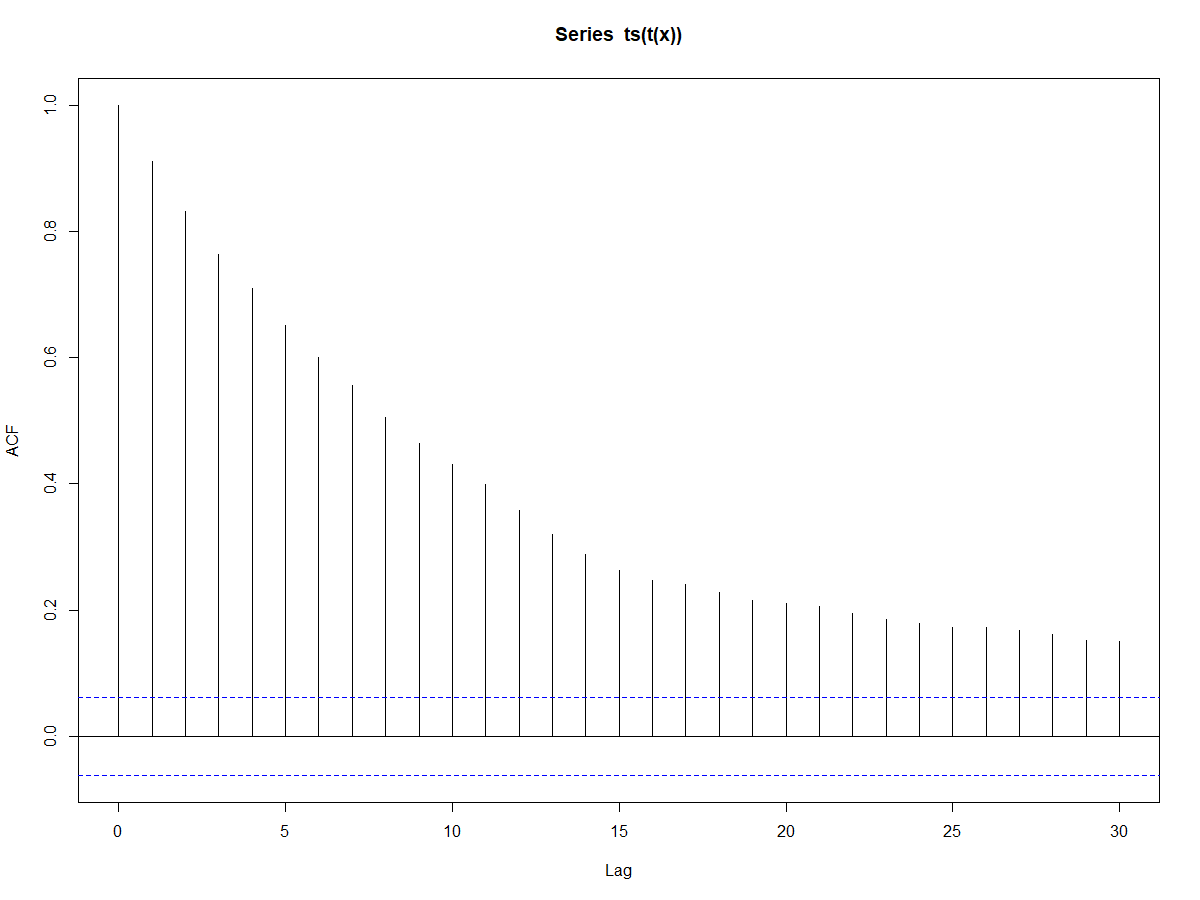
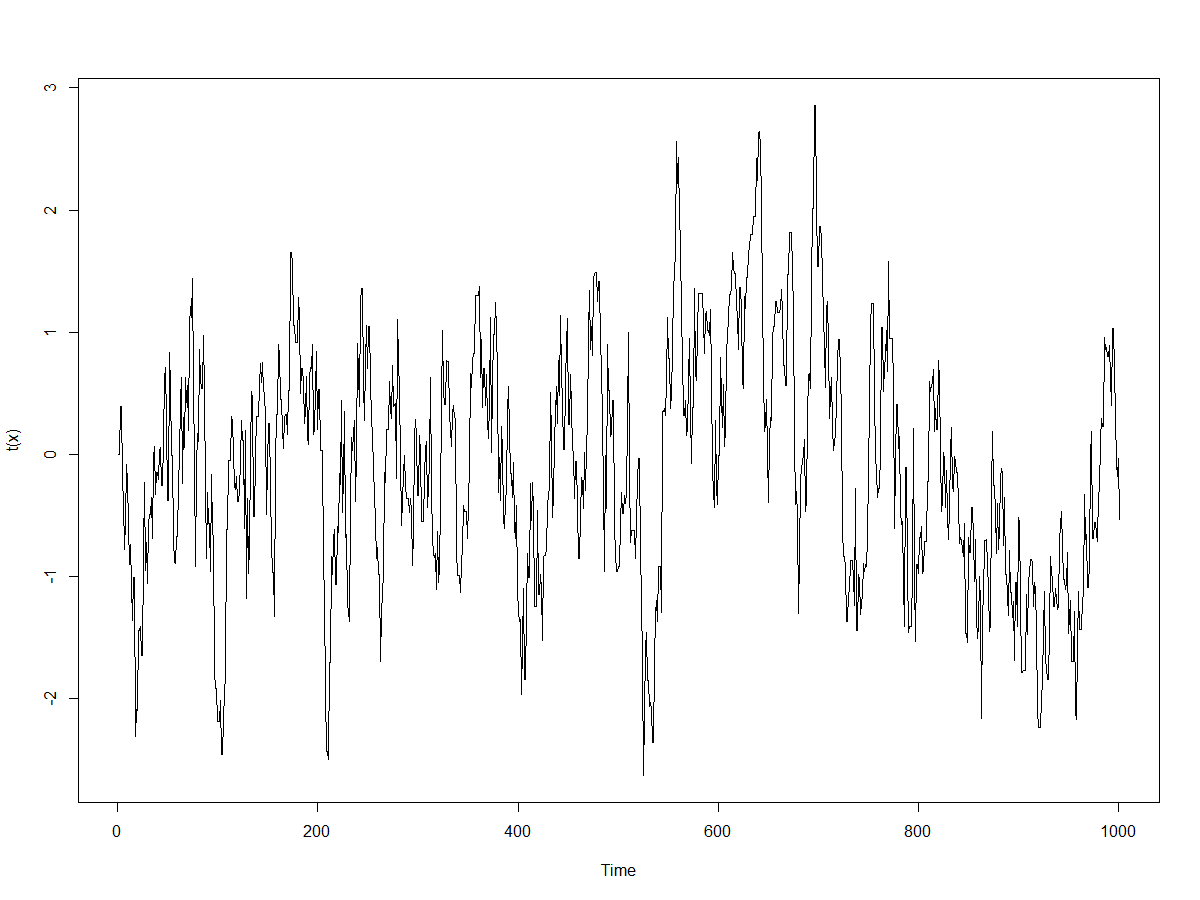
情形二



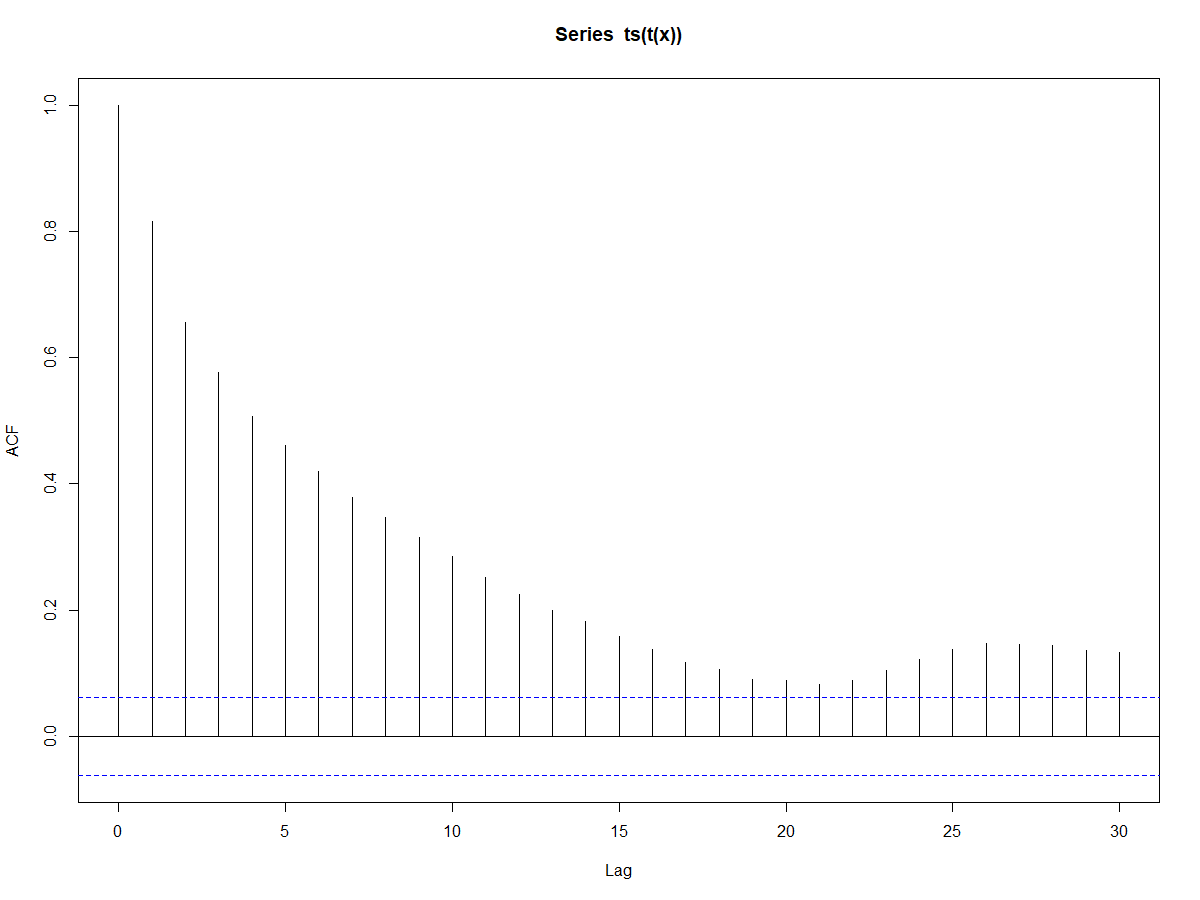
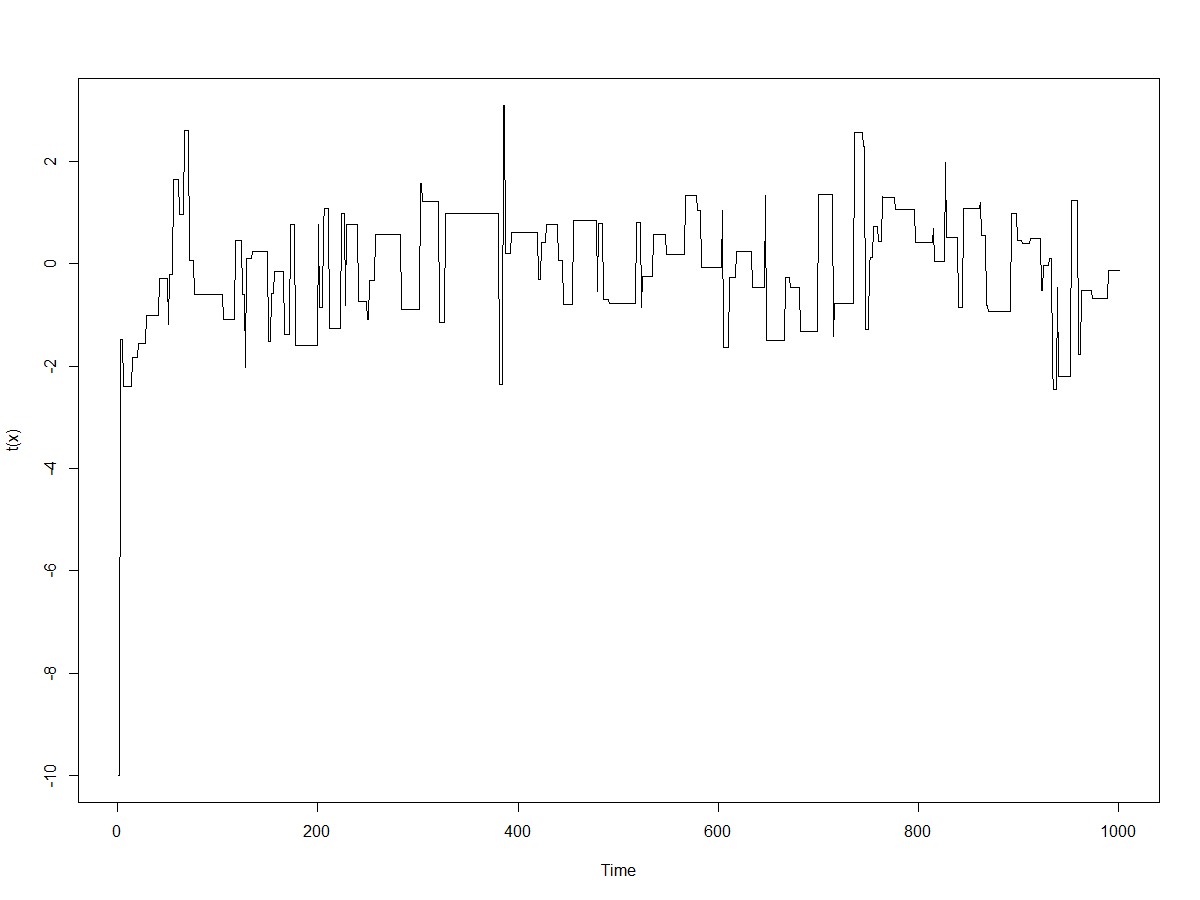
情形三



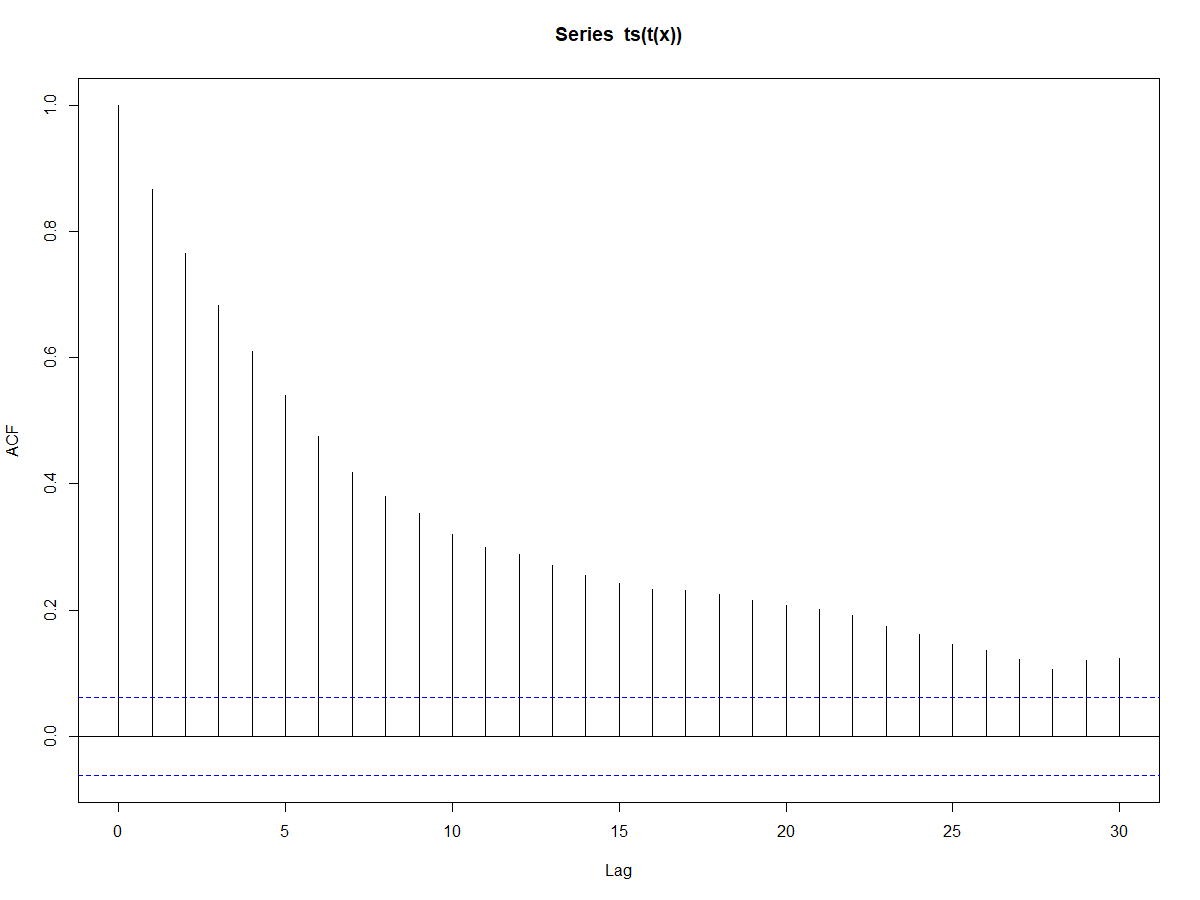
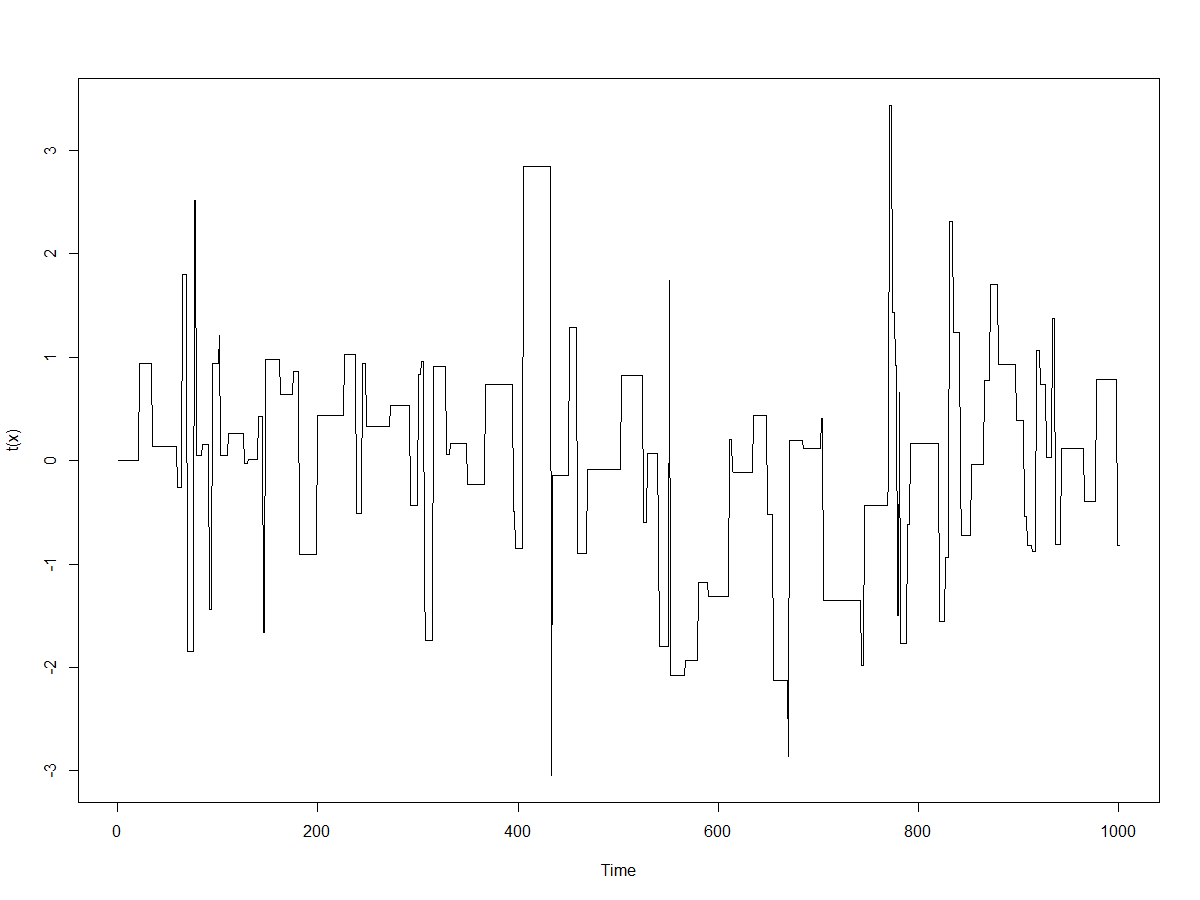
情形四



情形五



情形六

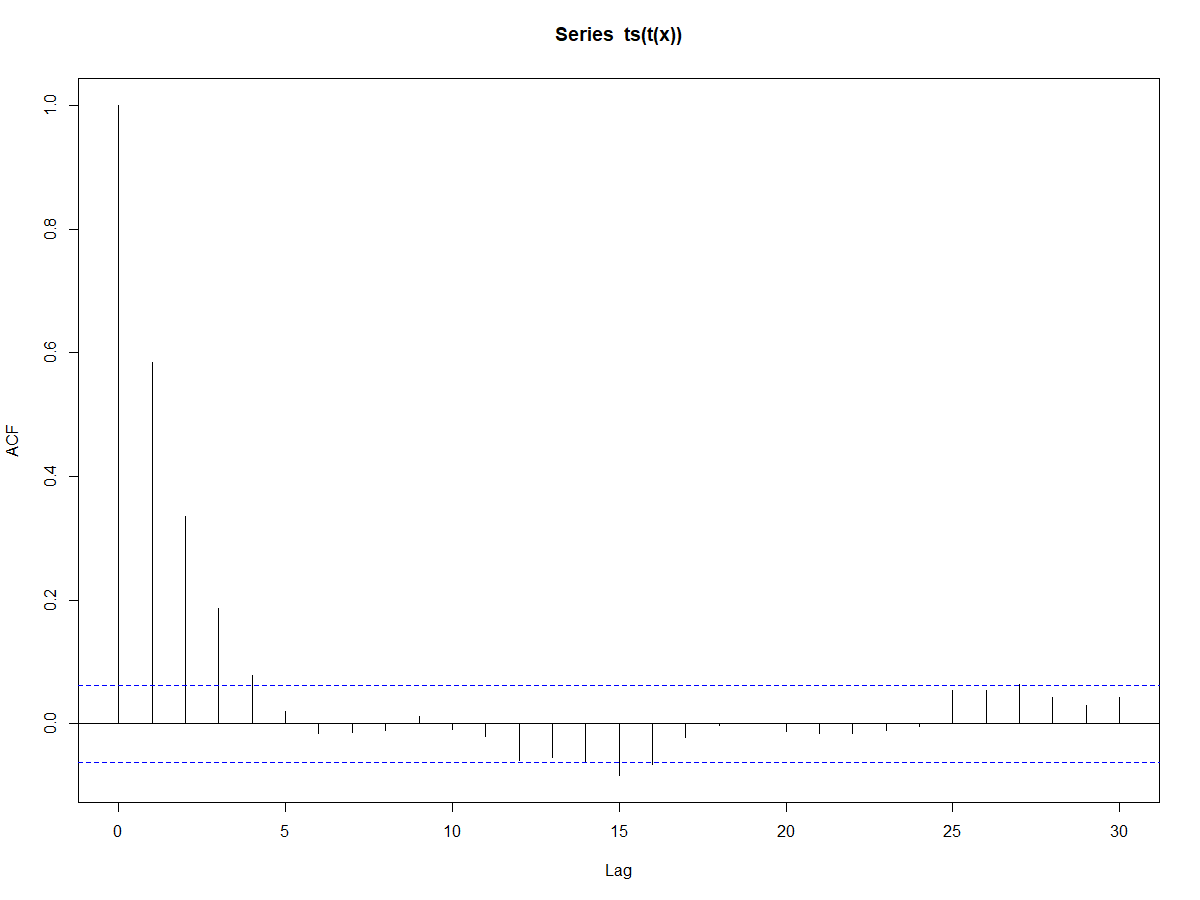
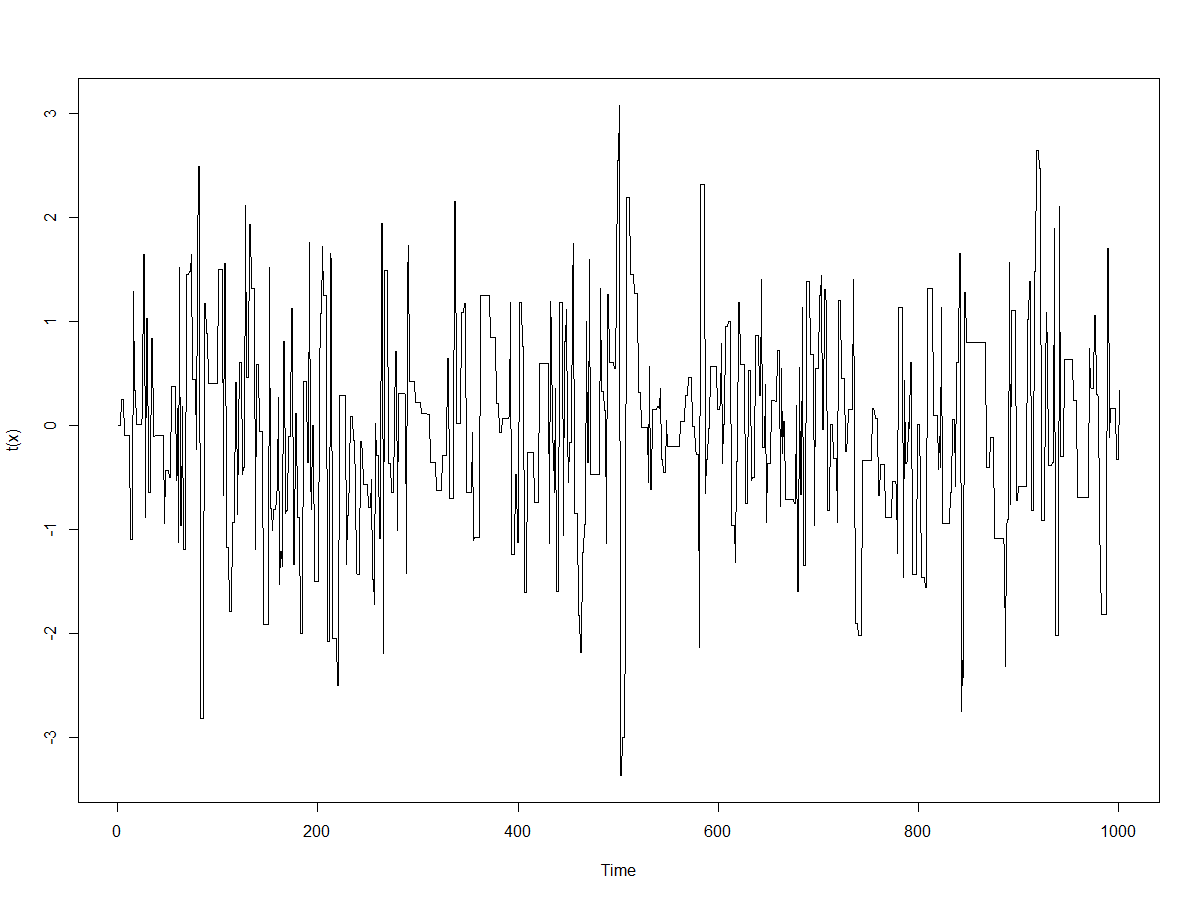


接著我們計算各情形的接受機率

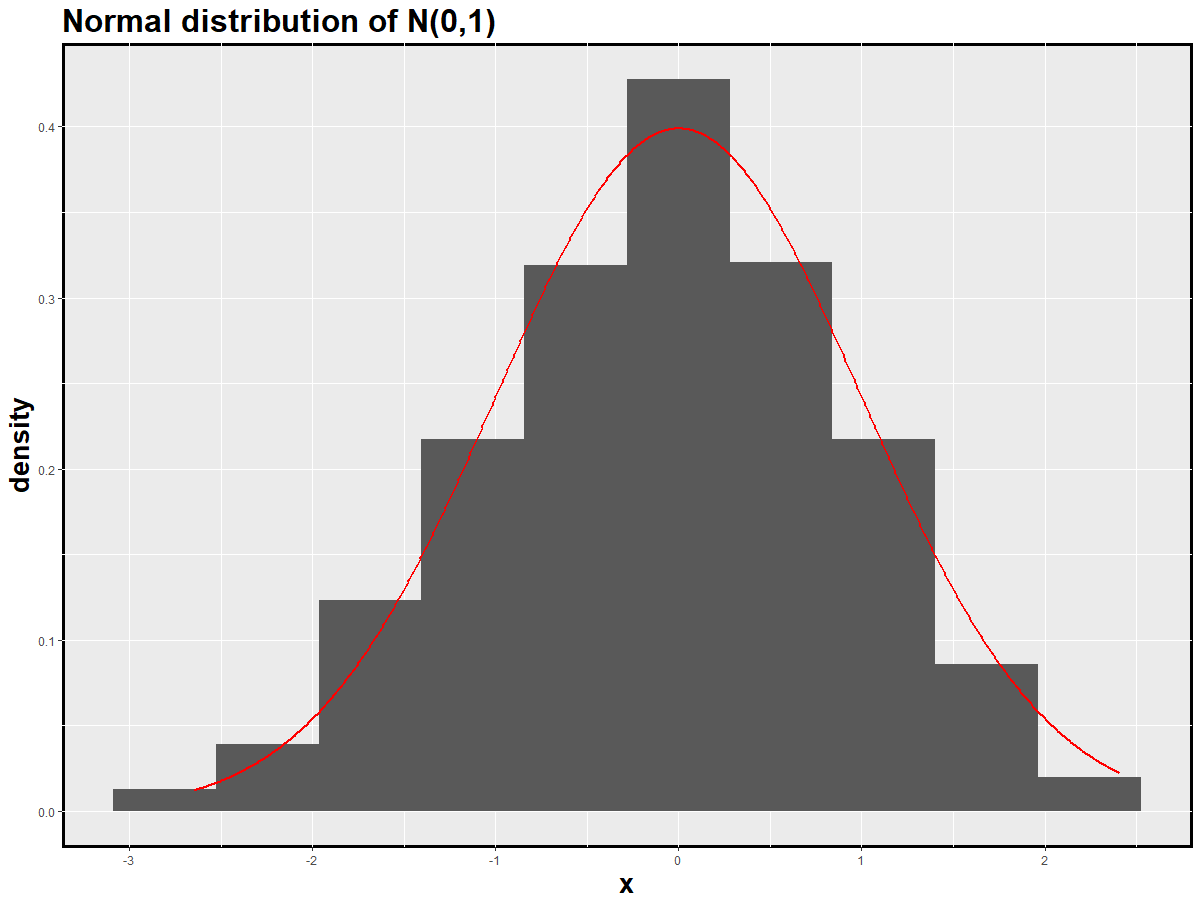
|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 情形 | 一 | 二 | 三 | 四 | 五 | 六 |
| Acc\_rate | 0.893 | 0.980 | 0.829 | 0.833 | 0.114 | 0.100 |

Question : small () gives (higher, lower) acceptance rate?

我們從上面表格發現當我們的變異數越大時，其樣本的震盪幅度較大，接受機率會逐漸下降，我們的樣本之間的相關程度也會隨著變異數的增加有下降的趨勢，最適合的接受機率約在30%到40%之間，所以我們尋找接受機率為30%到40%之間，並將此情形為



接著我們將這組樣本繪製成直方圖與真實分配比較，與實際分配非常相似。



總結:

不論我們選取的起始點為0或-10，我們都可以從圖形中發現其樣本最後震盪的幅度會逐漸縮小至之間，而且其觀察值間的相關程度隨著變異數的增加，有逐漸降低的傾向，而從表格紀錄各情形的接受機率之中，發現當我們的變異數增加時，其接受機率也有逐漸下降的傾向。