第 8、9 章时间序列分析作业

应用统计学 16 2016310868 郑昊亮

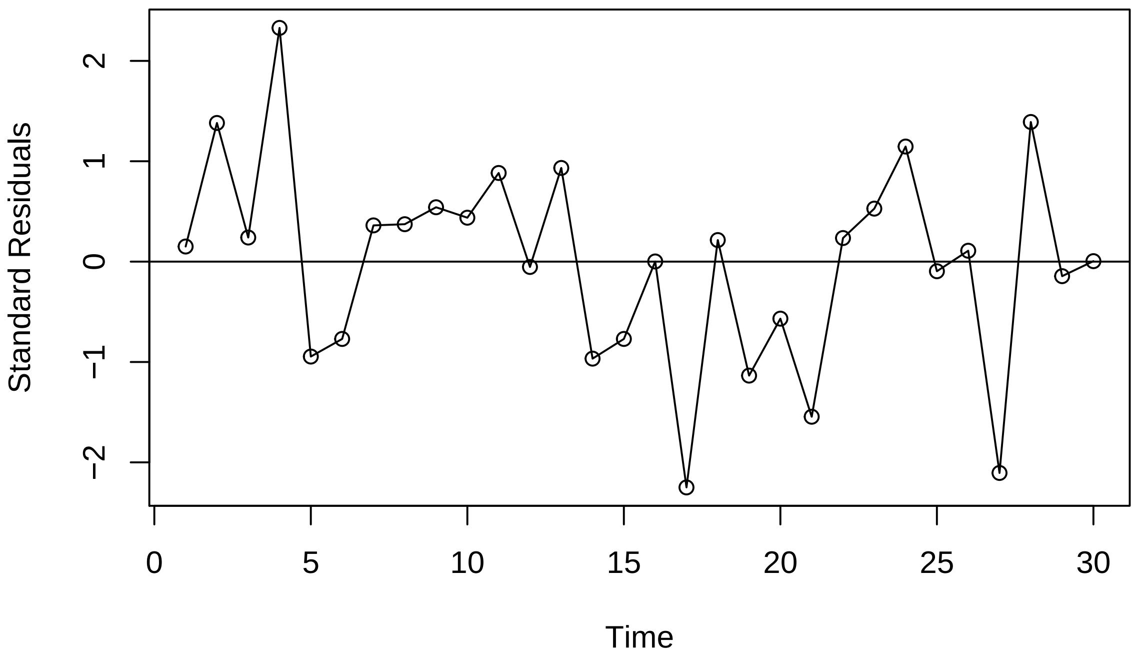
第 8 章

8.4

```r
set.seed(321)
series = arima.sim(n=30,list(ar=0.5))
```

(a)

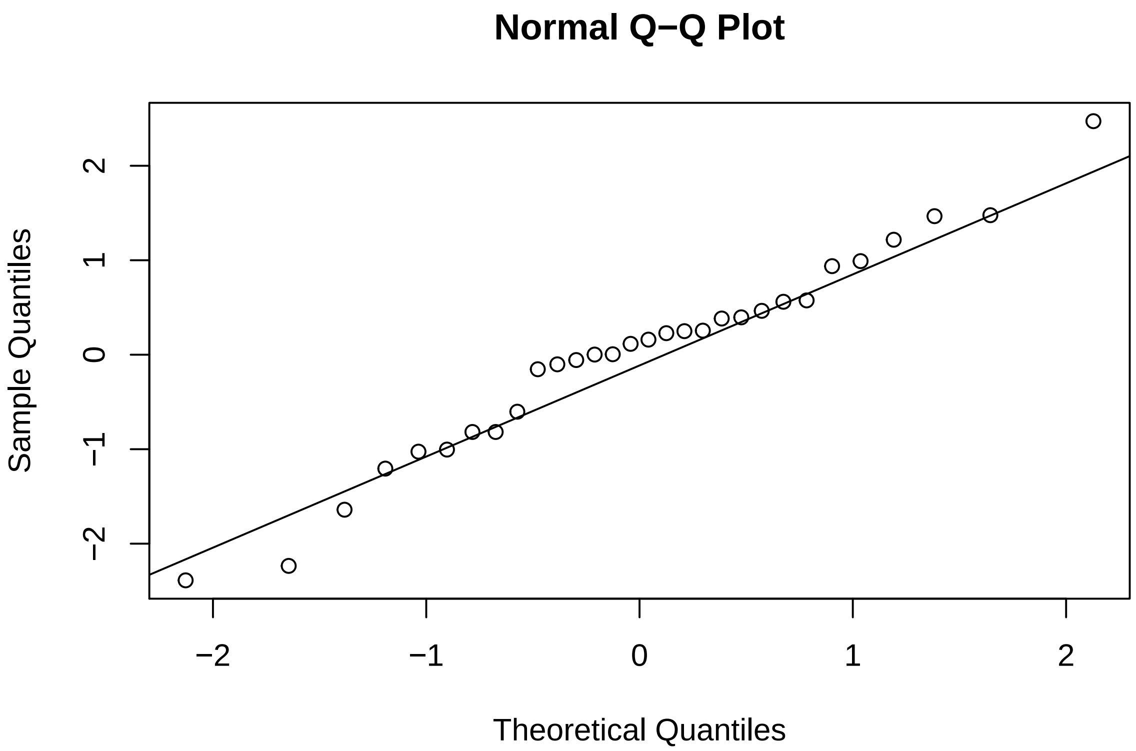
```r
model = arima(series,order=c(1,0,0))
plot(rstandard(model),ylab = "Standard Residuals", type = "o"); abline(h=0)
```



从图中可以看出，残差随时间的变化没有表现出一定的模式，是较为随机的，因此该图支持 AR(1) 的模型设定。

(b)

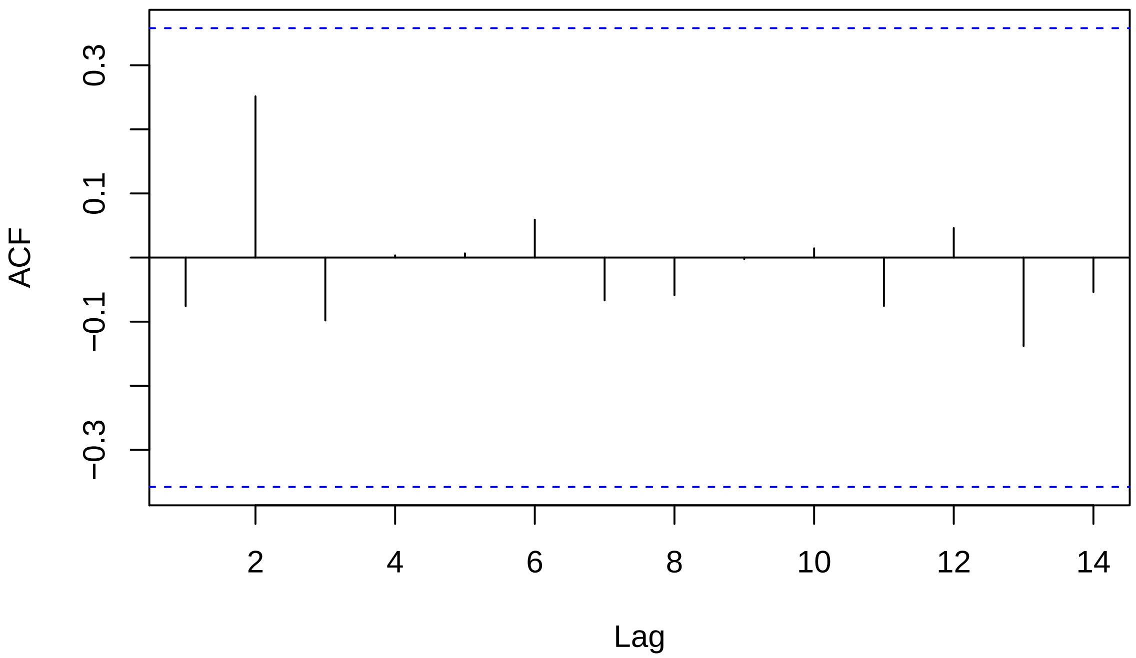
```r
qqnorm(residuals(model)); qqline(residuals(model))
```



从图中可以看出，除了在尾部有一些偏离外，标准残差的 Q-Q 图整体上是比较接近直线，可以看作正态，因此该图支持 AR(1) 的模型设定。

(c)

```
acf(residuals(model),main="")
```



从图中可以看出，各个滞后的残差的自相关系数均明显小于 2 倍标准差，说明残差可以看作白噪声，因此该图支持 AR(1) 的模型设定。

(d)

```
LB.test(model,lag=8)
```

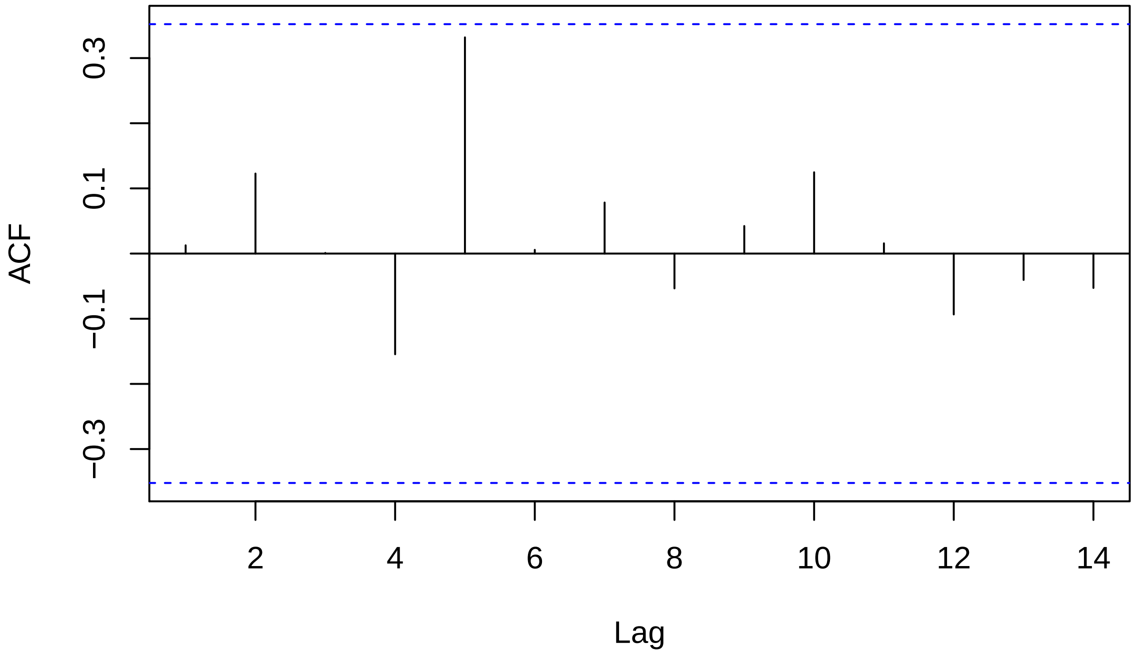
```
##
##  Box-Ljung test
##
## data:  residuals from  model
## X-squared = 3.1809, df = 7, p-value = 0.8678
```

由于 p 值大于 0.05，没有证据来拒绝误差项是不相关的零假设，因此该统计量支持 AR(1) 的模型设定。

8.7

(a)

```
data(hare)
model = arima(sqrt(hare),order=c(3,0,0))
acf(rstandard(model),main="")
```



从图中可以看出，残差的自相关系数均小于 2 倍标准差，没有明显的相关性。

(b)

```
LB.test(model,lag=9)
```

```
##
##  Box-Ljung test
##
## data:  residuals from  model
## X-squared = 6.2475, df = 6, p-value = 0.396
```

由于 p 值大于 0.05，没有证据来拒绝误差项是不相关的零假设。

(c)

```
runs(rstandard(model))
```

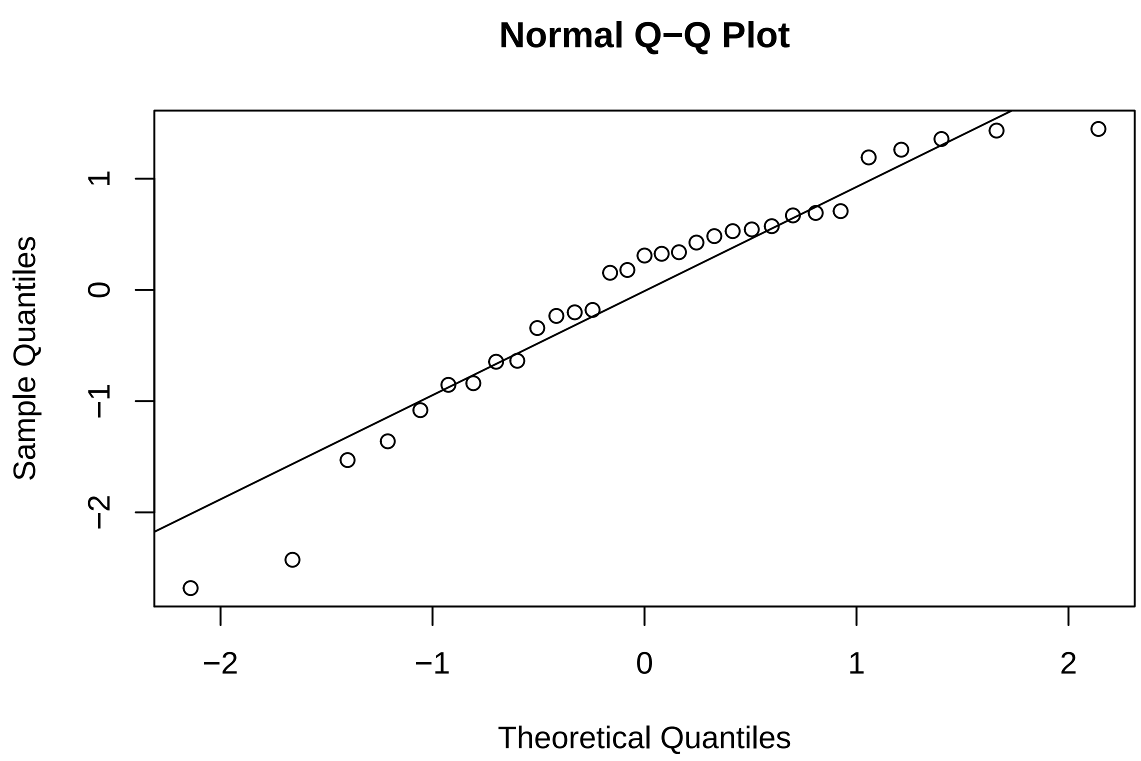
```
## $pvalue
## [1] 0.602
##
## $observed.runs
## [1] 18
##
```

```
## $expected.runs
## [1] 16.09677
##
## $n1
## [1] 13
##
## $n2
## [1] 18
##
## $k
## [1] 0
```

由于 p 值大于 0.05，说明该残差序列的游程数是正常的，没有证据来拒绝误差项是不相关的零假设。

(d)

```
qqnorm(residuals(model)); qqline(residuals(model))
```



从图中可以看出，Q-Q 图呈现了一定的弯曲，在两端有可接受的几个异常值。应当对残差的正态性做进一步的研究。

(e)

```
shapiro.test(residuals(model))
```

```
##
##  Shapiro-Wilk normality test
##
## data:  residuals(model)
## W = 0.93509, p-value = 0.06043
```

由于 p 值大于 0.05，在 $\alpha = 0.05$ 的显著性水平下我们不拒绝误差具有正态性的零假设。

第 9 章

9.9

```
set.seed(321)
series = arima.sim(n=48,list(ar=0.8)) + 100
actual = window(series,start=41); series = window(series,end=40)
```

(a)

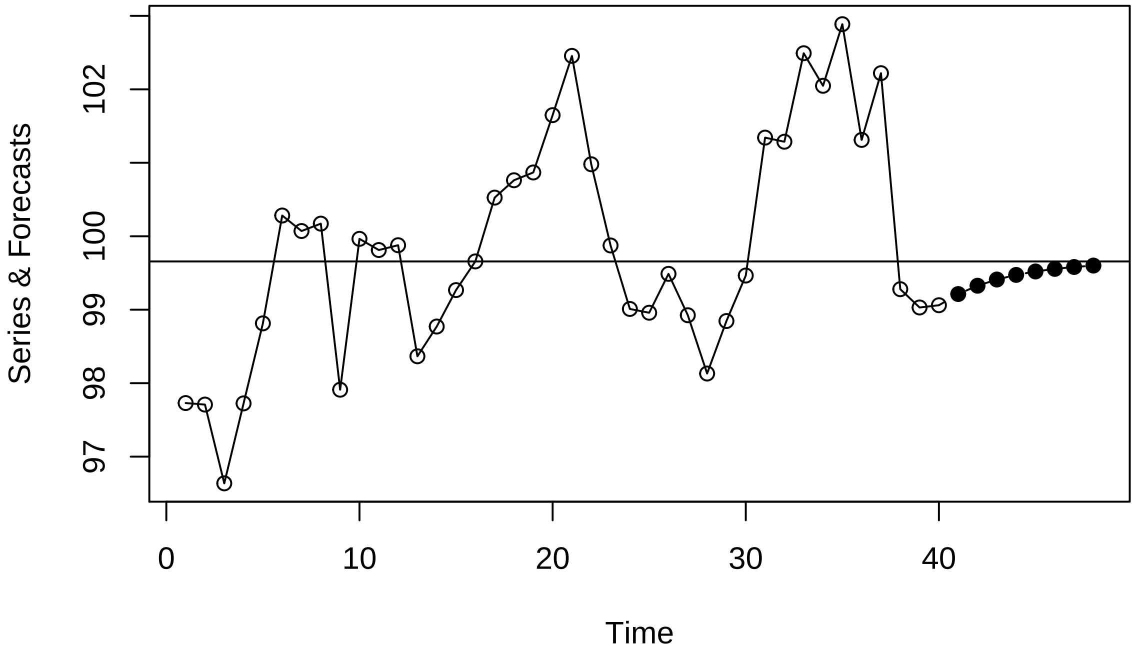
```
model = arima(series,order=c(1,0,0)); model
```

```
##
## Call:
## arima(x = series, order = c(1, 0, 0))
##
## Coefficients:
##          ar1  intercept
##       0.7448    99.6574
## s.e.  0.1043     0.5818
##
## sigma^2 estimated as 0.9871:  log likelihood = -56.9,  aic = 117.81
```

结果如上所示，可见在这个模拟中，对 ϕ 和 μ 的极大似然估计是较为准确的。

(b)

```
result = plot(model,n.ahead = 8,ylab = "Series & Forecasts",col=NULL,pch=19,type="o")
abline(h = coef(model)[2])
```



对接下来 8 个值的预测如图中实心原点所示，可见这些值随着 l 的增加呈指数衰减至序列均值。

(c)

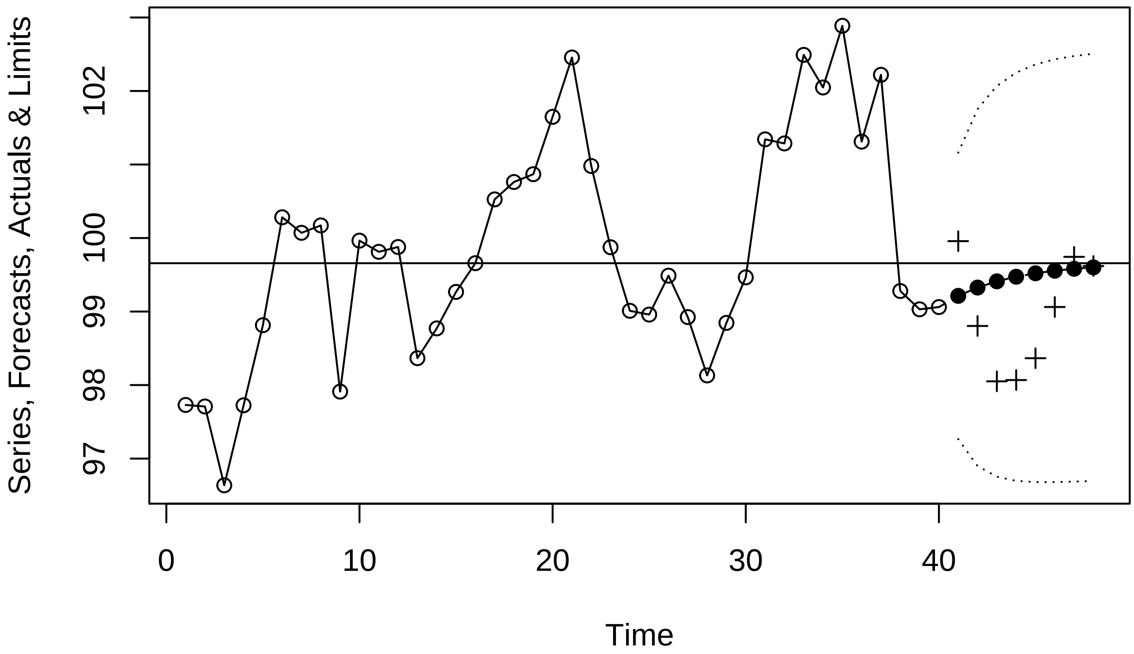
```
forecast = result$pred; e = actual - forecast; cbind(actual,forecast,e)
```

```
## Time Series:
## Start = 41
## End = 48
## Frequency = 1
##      actual forecast           e
## 41 99.95751 99.21308  0.74442423
## 42 98.80373 99.32646 -0.52273738
## 43 98.05042 99.41091 -1.36048570
## 44 98.06828 99.47380 -1.40551982
## 45 98.36513 99.52065 -1.15551615
## 46 99.06204 99.55554 -0.49349515
## 47 99.74405 99.58153  0.16251934
## 48 99.61908 99.60088  0.01820287
```

真实值、预测值的比较以及残差如上表所示。

(d)

```
plot(model,n.ahead = 8,ylab = "Series, Forecasts, Actuals & Limits",pch=19,type="o")
abline(h = coef(model)[2])
points(x=(41:48),y=actual,pch=3)
```



真实值如图中加号表示，他们都落在了以虚线表示的预测区间内部。

(e)

更换随机种子，重复过程如下：

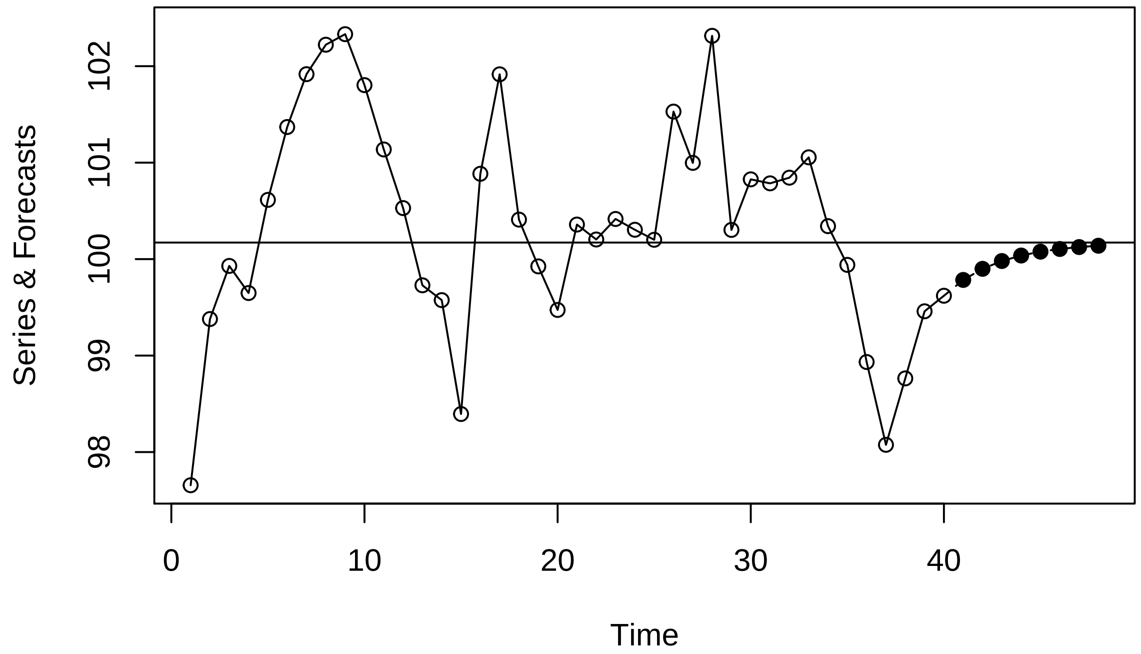
```
set.seed(123)
series = arima.sim(n=48,list(ar=0.8)) + 100
actual = window(series,start=41); series = window(series,end=40)

model = arima(series,order=c(1,0,0)); model
```

```
##
## Call:
## arima(x = series, order = c(1, 0, 0))
##
## Coefficients:
##          ar1  intercept
##       0.7027   100.1716
```

```
## s.e.   0.1229     0.4279
##
## sigma^2 estimated as 0.6876:  log likelihood = -49.61,  aic = 103.21
```

在本次模拟中对 ϕ 的极大似然估计没有上一次准确。

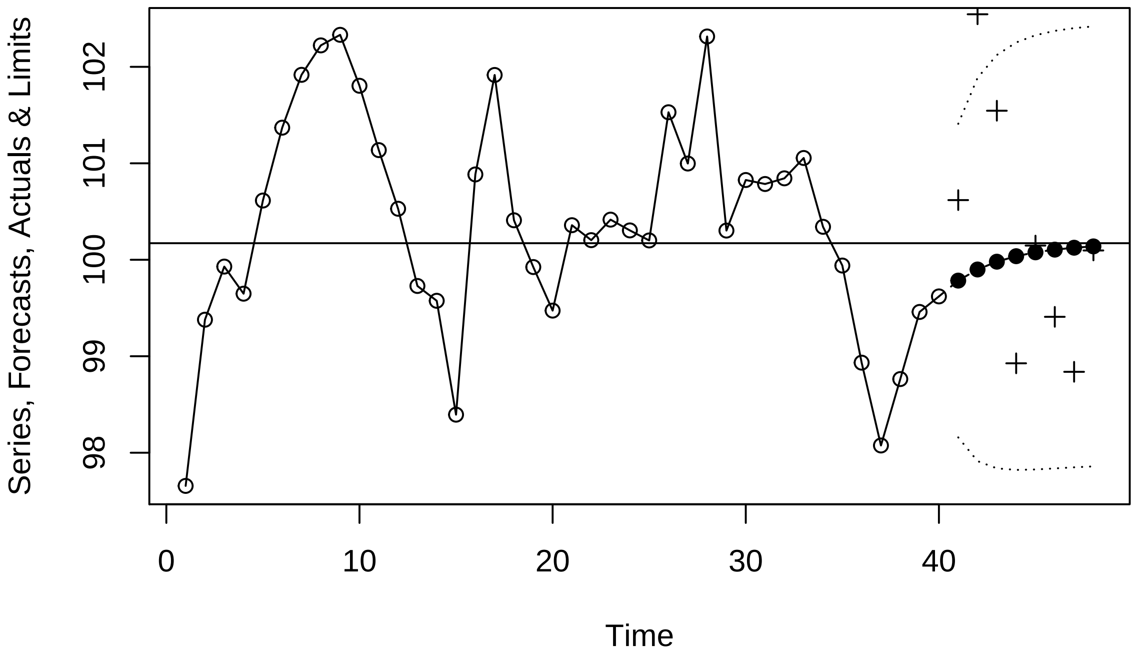
```
result = plot(model,n.ahead = 8,ylab = "Series & Forecasts",col=NULL,pch=19,type="o")
abline(h = coef(model)[2])
```




```
forecast = result$pred; e = actual - forecast; cbind(actual,forecast,e)
```

```
## Time Series:
## Start = 41
## End = 48
## Frequency = 1
##        actual  forecast           e
## 41 100.61847  99.78413  0.83433836
## 42 102.54486  99.89929  2.64556454
## 43 101.54486  99.98023  1.56463016
## 44  98.92672 100.03710 -1.11038396
## 45 100.14711 100.07707  0.07004351
## 46  99.40849 100.10515 -0.69666667
## 47  98.83878 100.12489 -1.28611100
## 48 100.09660 100.13876 -0.04216683
```

```
plot(model,n.ahead = 8,ylab = "Series, Forecasts, Actuals & Limits",pch=19,type="o")
abline(h = coef(model)[2])
points(x=(41:48),y=actual,pch=3)
```



可以看到向前两步的真实值落在预测区间外。

9.21

(a)

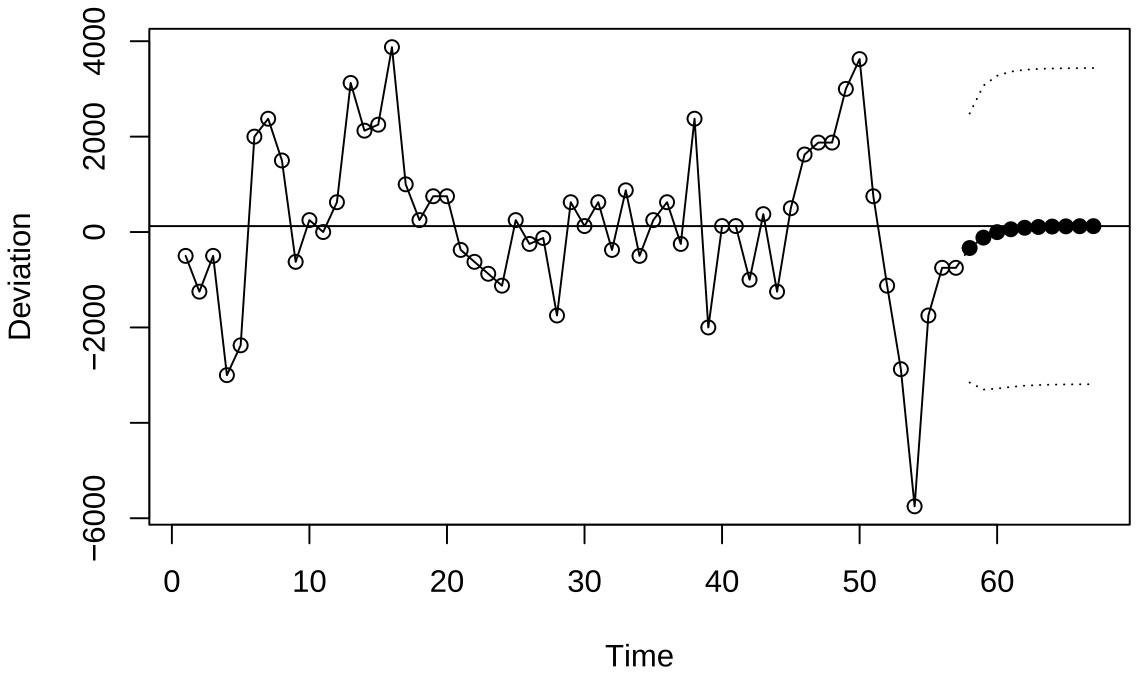
```
data(deere3)
model = arima(deere3,order=c(1,0,0))
predict(model,n.ahead = 10)$pred
```

```
## Time Series:
## Start = 58
## End = 67
## Frequency = 1
##  [1] -335.145928 -117.120772   -2.538388   57.679997   89.327566
##  [6]  105.959839  114.700873  119.294695  121.708962  122.977772
```

预测结果如上所示，可见前置 8 期及之后的预测基本保持常数。

(b)

```
plot(model,n.ahead = 10,ylab = "Deviation",pch=19,type="o")
abline(h = coef(model)[2])
```



由于模型为 AR(1)，ϕ 的估计为 0.5，所以该模型没有很强的自相关性也不会展现出其他模式，预测很快地趋于序列的均值。（μ 的估计为 124）