



รายงานผลการประดิษฐ์
เงินอุดหนุนโครงการสิ่งประดิษฐ์

เรื่อง

โปรแกรมวิเคราะห์เพื่อนุกรมเวลา

517.550
28553
ช422ป

โดย

ชัยโรจน์ คุณพนิชกิจ

2539

ทท
๑๗-๐๔-๐๔

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

รายงาน



โปรแกรมวิเคราะห์อนุกรมเวลา

สถาบันวิจัยบริการ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
โดย

ชัยวัฒน์ คุณเพียรกิจ
ตุลาคม 2539

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

รายงาน

โปรแกรมวิเคราะห์ห้วงนุกรมเวลา

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
โดย

ชัยโรจน์ คุณพนิชกิจ

ตุลาคม 2539

กิตติกรรมประกาศ

โครงการสิ่งประดิษฐ์ “โปรแกรมวิเคราะห์อนุกรมเวลา Time Series Analysis Program”
ได้รับการสนับสนุนงบประมาณจาก ทุนโครงการสิ่งประดิษฐ์ ของฝ่ายวิจัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีงบประมาณ 2531



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ชื่อโครงการ
ชื่อผู้ดำเนินงาน
เดือนและปีที่ทำวิจัยเสร็จ

โปรแกรมวิเคราะห์อนุกรมเวลา
นายชัยโรจน์ คุณพนิชกิจ
ตุลาคม 2539

บทคัดย่อ

โปรแกรมวิเคราะห์อนุกรมเวลา สามารถใช้วิเคราะห์อนุกรมเวลาในรูปแบบของโมเดล Autoregressive (AR) และ โมเดล Autoregressive Moving Average (ARMA) ได้ ในช่วงแรกโปรแกรมจะตรวจสอบลักษณะพื้นฐานทางสถิติของอนุกรมเวลาเพื่อเป็นข้อมูลสำหรับผู้วิเคราะห์ในการเลือกกำหนดรูปแบบโมเดลที่เหมาะสมสำหรับอนุกรมเวลานั้น ๆ เมื่อกำหนดอันดับของโมเดล โปรแกรมจะประมาณค่าพารามิเตอร์ของโมเดล และแสดงฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเองของเทอมความแปรปรวนสุ่ม เพื่อตรวจสอบความเป็นอิสระต่อกัน

ผลของการวิเคราะห์ลักษณะพื้นฐานทางสถิติของอนุกรมเวลา และ การประมาณค่าพารามิเตอร์ของโมเดล AR ได้ผลดี สำหรับการประมาณค่าพารามิเตอร์ของโมเดล ARMA ใช้งานได้เฉพาะโมเดลที่มีอันดับต่ำเพราะเป็นกระบวนการประมาณค่าแบบไม่เชิงเส้น

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

Project Title	Time Series Analysis Program
Name of the Investigator	Mr. Chairote Kunpanitchakit
Year	October, 1996

Abstract

Time Series Analysis Program is capable to analyze time series in the form of Autoregressive (AR) model and Autoregressive Moving Average (ARMA) model. At first the program will analyze the basic statistical properties of time series and then the user has to select a suitable model for that particular time series. The program will estimate the parameters of the specified model and will also present the autocorrelation function of the residual for independent checking.

The results from basic statistical analysis of time series and the parameter estimation of AR models are reasonable. However, the parameter estimation of ARMA models is limited to low order models due to difficulties in the nonlinear estimation.

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญ

	หน้า
กิตติกรรมประกาศ	II
บทคัดย่อ - ภาษาไทย	III
- ภาษาอังกฤษ	IV
สารบัญ	V
1. บทนำ	1
2. โปรแกรมวิเคราะห์หอนุกรมเวลา (TSAP)	1ก
2.1 การใช้โปรแกรมวิเคราะห์หอนุกรมเวลา (TSAP)	1ก
2.2 ผลการทดสอบโปรแกรมวิเคราะห์หอนุกรมเวลา (TSAP)	11
3. เอกสารอ้างอิง	28
4. ภาคผนวก ก	ก1
(ข้อมูลอ้างอิงจาก "TIME SERIES ANALYSIS forecasting and control")	
ภาคผนวก ข	ข1
(FORTRAN code ของโปรแกรมวิเคราะห์หอนุกรมเวลา TSAP)	
ภาคผนวก ค	ค1
(การวิเคราะห์หอนุกรมเวลาแบบ Box-Jenkins)	

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

โปรแกรมวิเคราะห์อนุกรมเวลา

1. บทนำ

อนุกรมเวลา (Time Series) คือ ข้อมูลหรือค่าตัวแปรที่ถูกบันทึกตามลำดับเวลาที่เกิดขึ้น อนุกรมเวลาถือได้ว่าเป็นค่าตัวแปรชุดหนึ่งที่เกิดขึ้น (realization) ในบรรดาค่าที่อาจเป็นไปได้ของกระบวนการเชิงความน่าจะเป็น นั่นคือค่าของตัวแปรที่เกิดขึ้นนี้จะไปตามกฎความน่าจะเป็น การใช้กรรมวิธีทางสถิติเพื่อศึกษาข้อมูลในลักษณะดังกล่าวเรียกว่า การวิเคราะห์อนุกรมเวลา

การวิเคราะห์อนุกรมเวลามีจุดมุ่งหมายที่สำคัญ 2 ประการคือ พยายามอธิบายกระบวนการที่ก่อให้เกิดอนุกรมเวลาชุดนั้น ๆ และ พยายามค่าของอนุกรมเวลาที่จะเกิดขึ้นในอนาคต การวิเคราะห์อนุกรมเวลาเป็นการศึกษาข้อมูลให้ความสำคัญต่อลำดับเวลาที่เกิดขึ้นของข้อมูลนั้น และ จะเน้นถึงความสัมพันธ์ที่ขึ้นต่อกันของข้อมูล จากลักษณะทั้ง 2 ประการนี้เองที่ทำให้การวิเคราะห์อนุกรมเวลาแตกต่างจากกรรมวิธีทางสถิติอื่น ๆ ที่มีข้อสมมติเกี่ยวกับความเป็นอิสระต่อกันของข้อมูล

อนุกรมเวลา ในโปรแกรมวิเคราะห์อนุกรมเวลาจะหมายถึงความถี่อนุกรมเวลาสองแบบ คือ อนุกรมเวลาแบบไม่ต่อเนื่องที่ได้ค่ามาจากอนุกรมเวลาแบบต่อเนื่องที่ถูกบันทึกค่าตามหน่วยเวลาที่ ไม่ต่อเนื่องกัน เช่น ค่าของอุณหภูมิภายในห้องที่ถูกบันทึกทุก ๆ 5 นาที หรืออนุกรมเวลาแบบไม่ต่อเนื่องที่แสดงค่าตัวแปรที่สะสมในช่วงเวลาหนึ่ง เช่น ปริมาณการส่งสินค้าออกในแต่ละเดือน เป็นต้น คุณสมบัติทางสถิติพื้นฐานของอนุกรมเวลาได้แก่

- ค่าเฉลี่ย (Average)
- ความแปรปรวน (Variance)
- Skewness
- Kurtosis
- ฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation Function)
- ฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (Partial Autocorrelation Function)

โมเดลอนุกรมเวลาได้แก่สมการทางสถิติและคณิตศาสตร์ซึ่งมีคุณลักษณะจำเพาะทางสถิติที่สอดคล้องกับคุณสมบัติทางสถิติของอนุกรมเวลานั้น ๆ จากโมเดลอนุกรมเวลาที่เหมาะสมทำให้การเข้าใจกระบวนการที่ก่อให้เกิดอนุกรมเวลา และการพยากรณ์ค่าของอนุกรมเวลาสามารถกระทำได้สะดวกและแม่นยำขึ้น



โมเดลอนุกรมเวลาแบบ Box-Jenkins จำแนกออกเป็น 3 ประเภทคือ

1. โมเดล Autoregressive (AR) มีลักษณะที่สำคัญคือค่าของตัวแปร ณ เวลาใดก็ตาม จะมีความสัมพันธ์โดยตรงกับค่าของตัวแปรนั้นในช่วงเวลาที่ผ่านมารูปแบบของโมเดล AR(n) คือ

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_n y_{t-n} + e_t$$

2. โมเดล Moving Average (MA) มีลักษณะที่สำคัญคือค่าของตัวแปร ณ เวลาใดก็ตาม จะมีความสัมพันธ์โดยตรงกับเทอมความแปรปรวนสุ่ม รูปแบบของโมเดล MA(m) คือ

$$y_t = e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_m e_{t-m}$$

3. โมเดล Autoregressive Moving Average (ARMA) จะมีลักษณะที่สำคัญร่วมกันของสองโมเดลข้างต้น คือ ค่าของตัวแปร ณ เวลาใดก็ตามจะมีความสัมพันธ์โดยตรงกับค่าของตัวแปรนั้นและเทอมความแปรปรวนสุ่มในช่วงเวลาที่ผ่านมาแล้ว รูปแบบของโมเดล ARMA(n,m) คือ

$$y_t - \phi_1 y_{t-1} - \phi_2 y_{t-2} - \dots - \phi_n y_{t-n} = e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_m e_{t-m}$$

โดยที่ y_t คืออนุกรมเวลา ณ เวลา t
 e_t คือเทอมความแปรปรวนสุ่ม ณ เวลา t ซึ่งมีการกระจายแบบปกติ $N(0, \sigma_e)$
 n คืออันดับของเทอม Autoregressive
 m คืออันดับของเทอม Moving Average
 ϕ คือพารามิเตอร์ของเทอม Autoregressive
 θ คือพารามิเตอร์ของเทอม Moving Average

2. โปรแกรมวิเคราะห์หอนุกรมเวลา(TSAP)

โปรแกรมวิเคราะห์หอนุกรมเวลา คือ โปรแกรมที่ใช้สำหรับวิเคราะห์หลักษณะพื้นฐานทางสถิติของอนุกรมเวลา และใช้ประมาณค่าพารามิเตอร์ของโมเดล Autoregressive (AR) และ Autoregressive Moving Average (ARMA) ของอนุกรมเวลา

2.1 การใช้โปรแกรมวิเคราะห์หอนุกรมเวลา (TSAP)

โปรแกรมวิเคราะห์หอนุกรมเวลา (Time Series Analysis Program : TSAP) พัฒนาจากภาษา FORTRAN ซึ่งทำงานโดยอาศัย disk operating system (DOS) ของคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคลทั่วไป ตั้งแต่รุ่น XT ขึ้นไป ข้อสมมติพื้นฐานคือ ผู้ใช้โปรแกรม TSAP ต้องมีความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับการวิเคราะห์หอนุกรมเวลา เพื่อให้สามารถเข้าใจศัพท์ทางเทคนิคได้

เมื่อใส่แผ่น disk ที่มีโปรแกรม TSAP ในเครื่องคอมพิวเตอร์ ขั้นตอนการทำงานมีดังนี้

A>TSAP (เพื่อเรียกโปรแกรม TSAP มาใช้งาน)

```

      *
     * *
    *  *
   *   *
  *    *
 *     *
*****
*****
*   C U   *
*****
  
```

```

TTTTT   SSSS   AAA   PPPP
 T      S      A  A   P  P
 T      SSSS   A  A   PPPP
 T           S   AAAAA P
 T      SSSS   A  A   P
  
```

TIME SERIES ANALYSIS PROGRAM

VERSION 1.0
 CHULALONGKORN UNIVERSITY
 @ COPYRIGHT 1989

(กดแป้นใด ๆ เพื่อเริ่มทำงาน)

* ข้อมูลที่แสดงบนจอมอนิเตอร์

MAIN MENU

- 1 - CREATE OR EDIT DATA-FILE
- 2 - NEW TIME SERIES
- 3 - BASIC STATISTICS
- 4 - AR MODELS
- 5 - ARMA MODELS
- 0 - QUIT

YOUR CHOICE X

- option 1 - เพื่อบันทึกหรือแก้ไขข้อมูลอนุกรมเวลาในแฟ้มข้อมูล
- option 2 - เพื่อวิเคราะห์คุณสมบัติทางสถิติพื้นฐานของอนุกรมเวลาชุดใหม่ ได้แก่ ค่าเฉลี่ย ค่าความแปรปรวน skewness , kurtosis และ กราฟ
- option 3 - เพื่อวิเคราะห์คุณสมบัติทางสถิติที่ระบุถึงความสัมพันธ์ตามเวลาของอนุกรมเวลา ได้แก่ ฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเอง (autocorrelation functions) ฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (partial autocorrelation functions)
- option 4 - เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ของโมเดล AR(N) ตามอันดับ N ที่ต้องการ
- option 5 - เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ของโมเดล ARMA(N,M) ตามอันดับ N และ M ที่ต้องการ
- option 0 - เพื่อยุติการใช้โปรแกรม

X - คือข้อมูลที่ผู้ใช้กำหนด

(option 1)

DATA FILE

- 1 - CREATE NEW DATA FILE
- 2 - EDIT OLD DATA FILE
- 0 - RETURN TO MAIN MENU

YOUR CHOICE X

- 1 - เพื่อบันทึกข้อมูลในแฟ้มอนุกรมเวลาชุดใหม่
- 2 - เพื่อแก้ไขข้อมูลในแฟ้มอนุกรมเวลาที่มีอยู่แล้วในแผ่น disk
- 0 - เพื่อกลับไปเมนูหลัก

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

(option 2)

NAME OF DATA FILE XXXXXXXXX
NUMBER OF DATA-POINTS XXX

BASIC STATISTICS OF TIME SERIES

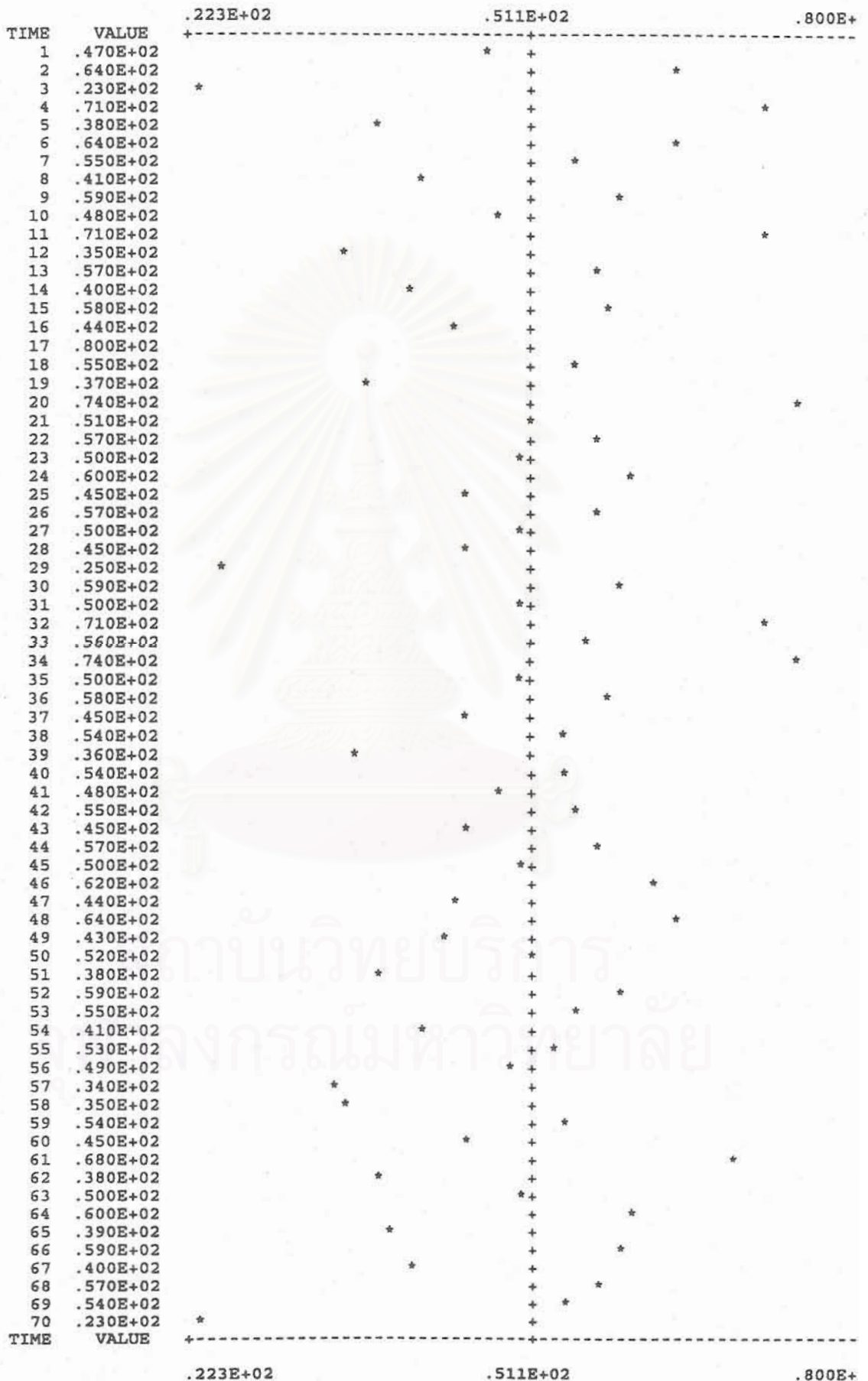
seriesf

AVERAGE	51.129
VARIANCE	139.798
SKEWNESS	-.074
KURTOSIS	.025

PRESS <ENTER> TO CONTINUE

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

TIME SERIES seriesf



PRESS <ENTER> TO CONTINUE

(กลับไปเมนูหลัก)

(option 3)

NAME OF DATA FILE XXXXXXXXX
NUMBER OF DATA-POINTS XXX

BASIC STATISTICS OF TIME SERIES

seriesf

AVERAGE	51.129
VARIANCE	139.798
SKEWNESS	-.074
KURTOSIS	.025

PRESS <ENTER> TO CONTINUE

MAXIMUM NUMBER OF AUTOCORRELATION LAG XX

AUTOCORRELATION FUNCTIONS & THEIR 2 - SIGMA

ACF (1)	-.390	.239
ACF (2)	.304	.239
ACF (3)	-.166	.239
ACF (4)	.071	.239
ACF (5)	-.097	.239
ACF (6)	-.047	.239
ACF (7)	.035	.239
ACF (8)	-.043	.239
ACF (9)	-.005	.239
ACF (10)	.014	.239
ACF (11)	.110	.239
ACF (12)	-.069	.239
ACF (13)	.148	.239
ACF (14)	.036	.239
ACF (15)	-.007	.239
ACF (16)	.173	.239
ACF (17)	-.111	.239
ACF (18)	.020	.239
ACF (19)	-.047	.239
ACF (20)	.016	.239

PRESS <ENTER> TO CONTINUE

(option 4)

NAME OF DATA FILE XXXXXXXXX
NUMBER OF DATA-POINTS XXX

BASIC STATISTICS OF TIME SERIES

seriesf

AVERAGE 51.129
VARIANCE 139.798
SKEWNESS -.074
KURTOSIS .025
PRESS <ENTER> TO CONTINUE

ORDER OF AR MODEL N = X

DO YOU WANT THE RESIDUE-VALUES ? (Y/N) X

(* ถ้าตอบ Y โปรแกรมจะแสดงค่า residuals ของโมเดล ถ้าตอบ N จะไม่แสดงค่า)



AR-MODEL AR(2) OF seriesf

PHI (1) -.3399
PHI (2) .1902

SSQ 7889.1680
PRESS <ENTER> TO CONTINUE

BASIC STATISTICS OF RESIDUES

seriesf

AVERAGE	.127
VARIANCE	112.686
SKEWNESS	-.397
KURTOSIS	.549

PRESS <ENTER> TO CONTINUE

RESIDUE AUTOCORRELATION

AUTOCORRELATION FUNCTIONS & THEIR 2 - SIGMA

ACF (1)	-.005	.239
ACF (2)	.008	.239
ACF (3)	.006	.239
ACF (4)	-.059	.239
ACF (5)	-.091	.239
ACF (6)	-.103	.239
ACF (7)	.058	.239
ACF (8)	-.061	.239
ACF (9)	-.053	.239
ACF (10)	.114	.239
ACF (11)	.088	.239
ACF (12)	-.022	.239
ACF (13)	.144	.239
ACF (14)	.066	.239
ACF (15)	.063	.239
ACF (16)	.202	.239
ACF (17)	-.085	.239
ACF (18)	-.062	.239
ACF (19)	-.028	.239
ACF (20)	.016	.239

PRESS <ENTER> TO CONTINUE

Q-STATISTICS IS 9.50 WITH 18 DEGREES OF FREEDOM
PRESS <ENTER> TO CONTINUE

(กลับไปเมนูหลัก)

(option 5)

NAME OF DATA FILE XXXXXXXXX
 NUMBER OF DATA-POINTS XXX

BASIC STATISTICS OF TIME SERIES

seriesf

AVERAGE	51.129
VARIANCE	139.798
SKEWNESS	-.074
KURTOSIS	.025

PRESS <ENTER> TO CONTINUE

ORDER OF AUTOREGRESSIVE N = 2
 ORDER OF MOVING AVERAGE M = 1

WILL YOU SUPPLY YOUR OWN INITIAL GUESSES ? (Y/N) X

(* ถ้าตอบ Y ผู้ใช้จะเป็นผู้กำหนดค่าเริ่มต้นของพารามิเตอร์แต่ละตัวเอง

ถ้าตอบ N โปรแกรมจะช่วยประมาณค่าเริ่มต้นของพารามิเตอร์ โดยใช้ inverse function

โดยจะถามข้อมูลเพิ่ม คือ

ORDER OF INVERSE FUNCTION TO BE USED ?
 must be 3 <= ? <= 16

(ค่า N+M) (จำนวนพารามิเตอร์สูงสุด)

INITIAL PARAMETER VALUES for NONLINEAR SEARCH

PHI (1)	-.2591
PHI (2)	.2118
THETA (1)	.0477

PRESS <ENTER> TO CONTINUE

START PROBLEM WITH 70 OBSERVATIONS AND 3 PARAMETERS
 BNDUP(I) = .10000E+31 .10000E+31 .10000E+31
 PAR(I) = -.25915E+00 .21178E+00 .47694E-01
 BNDLW(I) = -.10000E+31 -.10000E+31 -.10000E+31
 DEL(I) = -.10000E-01 -.10000E-01 -.10000E-01
 CHMAX(I) = .51830E-01 .42357E-01 .95388E-02
 REDA = .10000E-01 RSSTOL = .10000E-02 ITMAX = 20 LISTS = 1 IDIF =

START ITERATION NO. 1 NO. OF FUNCTION CALLS 0
 PAR(I) = -.25915E+00 .21178E+00 .47694E-01
 INITIAL SUM OF SQUARE = .79047161D+04
 PARAMETER 3 LIMITS THE CORRECTION TO .2554E+00 TIMES THE GAUSS-NEWTON VALU
 SEARCH CONVERGED AFTER 3 CYCLES, WITH LAMDA = .5101D+00 AND SSQ = .789221E+

START ITERATION NO. 2 NO. OF FUNCTION CALLS 8
 PAR(I) = -.27939E+00 .21732E+00 .66746E-01
 SEARCH CONVERGED AFTER 1 CYCLES, WITH LAMDA = .1000D+01 AND SSQ = .789206E+

BEST PARAMETER VALUES AND 2-SIGMA CONFIDENCE LIMITS ESTIMATED
 BY LINEARIZATION FOR THE INDIVIDUAL PARAMETERS ARE AS FOLLOVED

UPR(I) = -.46822D-01 .45086D+00 .32125D+00
 PAR(I) = -.28142E+00 .21612E+00 .64745E-01
 LWR(I) = -.51602D+00 -.18617D-01 -.19175D+00
 STANDARD ERROR OF WEIGHTED RESIDUALS = .10853E+02
 ESTIMATED WITH 70 RESIDUALS AND 67 DEGREES OF FREEDOM

FINAL SUM OF SQUARES = .78920653D+04
 PRESS <ENTER> TO CONTINUE

DO YOU WANT THE RESIDUE-VALUES ? (Y/N) X

ARMA-MODEL ARMA(2, 1) OF seriesf

PHI(1) -.2814
 PHI(2) .2161
 THETA(1) .0647

SSQ 7892.0650
 PRESS <ENTER> TO CONTINUE

BASIC STATISTICS OF RESIDUES

seriesf

AVERAGE	.128
VARIANCE	112.727
SKEWNESS	-.391
KURTOSIS	.548

PRESS <ENTER> TO CONTINUE

RESIDUE AUTOCORRELATION

AUTOCORRELATION FUNCTIONS & THEIR 2 - SIGMA

ACF (1)	.000	.239
ACF (2)	.005	.239
ACF (3)	-.001	.239
ACF (4)	-.058	.239
ACF (5)	-.094	.239
ACF (6)	-.101	.239
ACF (7)	.057	.239
ACF (8)	-.061	.239
ACF (9)	-.053	.239
ACF (10)	.114	.239
ACF (11)	.087	.239
ACF (12)	-.022	.239
ACF (13)	.140	.239
ACF (14)	.066	.239
ACF (15)	.067	.239
ACF (16)	.202	.239
ACF (17)	-.085	.239
ACF (18)	-.064	.239
ACF (19)	-.028	.239
ACF (20)	.018	.239

PRESS <ENTER> TO CONTINUE

Q-STATISTICS IS 9.45 WITH 18 DEGREES OF FREEDOM
PRESS <ENTER> TO CONTINUE

(กลับไปเมนูหลัก)

(option 0)

TIME SERIES ANALYSIS PROGRAM COMPLETED.

ผลของการวิเคราะห์โดยโปรแกรม TSAP ที่ปรากฏบนจอคอมพิวเตอร์ เฉพาะส่วนที่สำคัญ จะถูกบันทึกไว้ในแฟ้มข้อมูลชื่อ "TIMEOUT" ซึ่งสามารถเรียกเพื่อนำกลับมาพิจารณาทางจอคอมพิวเตอร์เมื่อสิ้นสุดการใช้โปรแกรม TSAP แล้ว โดยใช้คำสั่ง TYPE TIMEOUT และขณะเดียวกันก็สามารถพิมพ์ทางเครื่องพิมพ์ โดยใช้คำสั่ง PRINT SCREEN

แฟ้ม TIMEOUT จะใช้เนื้อที่ของแผ่น disk ค่อนข้างมาก ดังนั้น ถ้าแผ่น disk ที่ใช้เป็นแผ่นขนาด 5 1/2 นิ้ว double density ซึ่งมีความจุน้อย เมื่อวิเคราะห์หอนุกรมเวลาไปสัก 5-6 โมเดล ควรยุติการใช้โปรแกรม แล้วจึงเรียกโปรแกรมกลับมาใช้ใหม่ เพื่อเป็นการลบแฟ้ม TIMEOUT ทำให้มีเนื้อที่ว่างสำหรับใช้โปรแกรม

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

2.2 ผลการทดสอบโปรแกรม TSAP

การทดสอบโปรแกรม TSAP อาศัยข้อมูลตัวอย่างจากเอกสารอ้างอิงในภาคผนวก ก ได้ผลลัพธ์ซึ่งสรุปได้ดังนี้

1. การวิเคราะห์ลักษณะพื้นฐานทางสถิติของอนุกรมเวลาได้ผลถูกต้องสมบูรณ์
2. การประมาณค่าพารามิเตอร์ของโมเดล Autoregressive (AR) ได้ผลถูกต้องสมบูรณ์
3. การประมาณค่าพารามิเตอร์ของโมเดล Autoregressive Moving Average (ARMA) ใช้งานได้ดีสำหรับโมเดลที่มีอันดับต่ำ ทั้งนี้ไม่ว่าจะใช้ค่าเริ่มต้นจากโปรแกรมหรือค่าที่กำหนดเอง สำหรับโมเดลที่มีอันดับสูงขึ้น เช่น ARMA(3,4) หรือ สูงกว่า การประมาณค่าพารามิเตอร์อาจไม่สำเร็จ นั่นคือโปรแกรมไม่อาจหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้ หรือ ประมาณค่าพารามิเตอร์ได้ แต่ไม่อาจยืนยันได้ว่าเป็นค่าที่เหมาะสม เพราะเป็นกระบวนการประมาณค่าแบบไม่เชิงเส้น (nonlinear estimation)

อนุกรมเวลาที่ใช้ทดสอบและแสดงไว้ คือ อนุกรมเวลา series A series E และ series F ตามภาคผนวก ก ทั้งนี้เพราะเป็นอนุกรมเวลาชุดที่มีการประมาณค่าพารามิเตอร์ในรูปแบบของโมเดล AR และ ARMA ซึ่งผลของการประมาณค่าพารามิเตอร์ตามเอกสารอ้างอิงหมายเลข 1 ได้แสดงไว้ในภาคผนวก ก เช่นกัน สำหรับอนุกรมเวลา series B series C และ series D สามารถใช้ตรวจสอบการประมาณค่าฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเองและฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนเท่านั้น เพราะรูปแบบของโมเดลแตกต่างกัน

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



ผลการเปรียบเทียบการประมาณค่าพารามิเตอร์ของอนุกรมเวลา

อนุกรมเวลาชุด A	พารามิเตอร์จากโปรแกรม TSAP			พารามิเตอร์*
	ARMA(1,1)	ARMA(1,1)	ARMA(1,1)	ARMA(1,1)
ϕ_1	0.9125	0.9095	0.8700	0.87
θ_1	0.5830	0.5762	0.4861	0.48
σ^2	0.098	0.098	0.098	0.098

หมายเหตุ โมเดล ARMA(1,1) ทั้งสามโมเดล ใช้ค่าเริ่มต้นในการประมาณค่าพารามิเตอร์ต่างกัน

อนุกรมเวลาชุด E	พารามิเตอร์จากโปรแกรม TSAP		พารามิเตอร์*	
	AR(2)	AR(3)	AR(2)	AR(3)
ϕ_1	1.4046	1.5520	1.32	1.37
ϕ_2	-0.7113	-1.0069	-0.63	-0.74
ϕ_3		0.2076		0.08
σ^2	239.6	240.1	289	287

อนุกรมเวลาชุด F	พารามิเตอร์จากโปรแกรม TSAP		พารามิเตอร์*
	AR(2)		AR(2)
ϕ_1	-0.3399		-0.32
ϕ_2	0.1902		0.18
σ^2	112.7		115

* พารามิเตอร์จากเอกสารอ้างอิง "TIME SERIES ANALYSIS forecasting and control"
 ดังแสดงไว้ในหน้า ก9

BASIC STATISTICS OF TIME SERIES

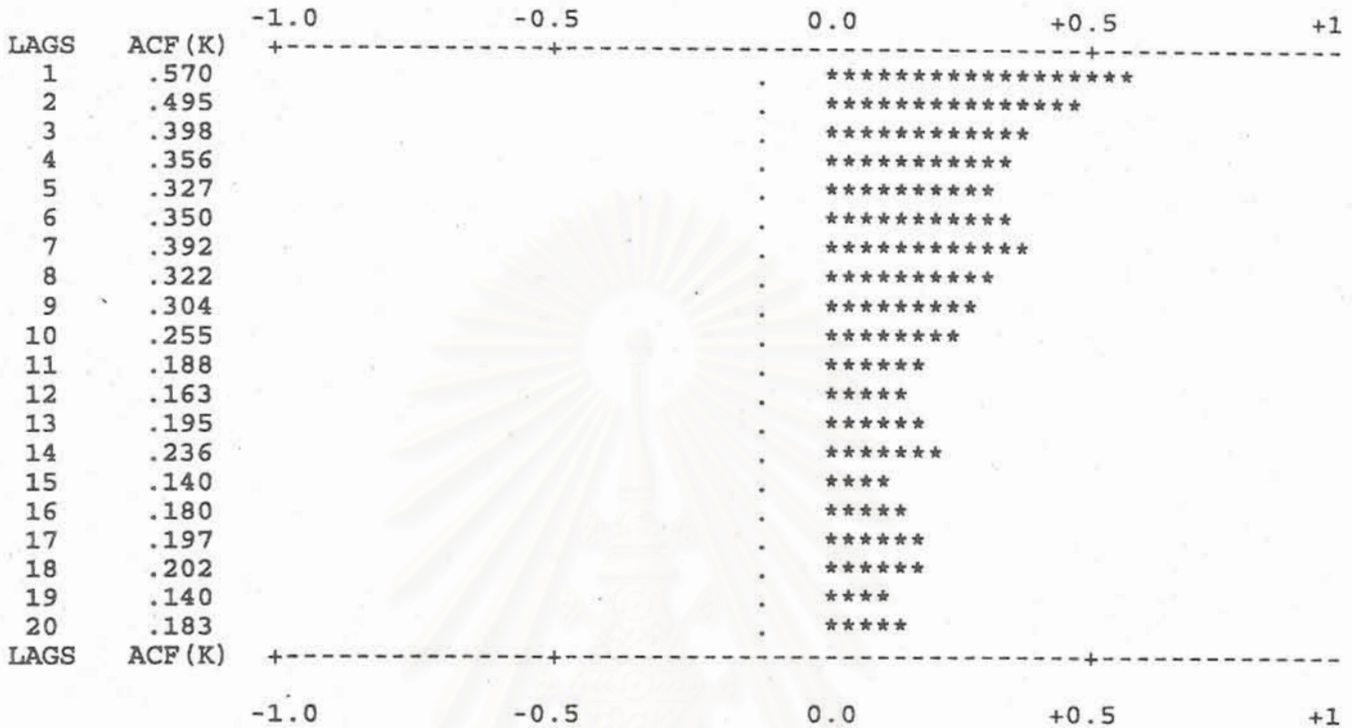
seriesa

AVERAGE	17.062
VARIANCE	.159
SKEWNESS	.157
KURTOSIS	-.150

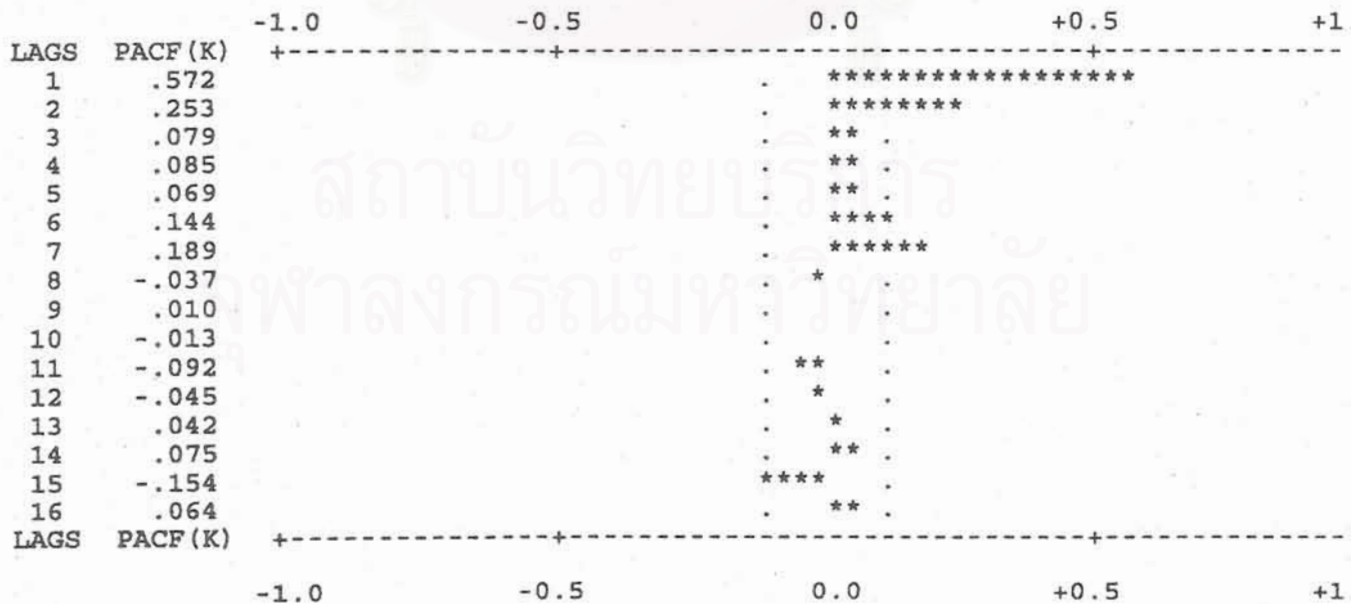
AUTOCORRELATION FUNCTIONS & THEIR 2 - SIGMA

ACF (1)	.570	.142
ACF (2)	.495	.142
ACF (3)	.398	.142
ACF (4)	.356	.142
ACF (5)	.327	.142
ACF (6)	.350	.142
ACF (7)	.392	.142
ACF (8)	.322	.142
ACF (9)	.304	.142
ACF (10)	.255	.142
ACF (11)	.188	.142
ACF (12)	.163	.142
ACF (13)	.195	.142
ACF (14)	.236	.142
ACF (15)	.140	.142
ACF (16)	.180	.142
ACF (17)	.197	.142
ACF (18)	.202	.142
ACF (19)	.140	.142
ACF (20)	.183	.142

AUTOCORRELATION FUNCTIONS



PARTIAL AUTOCORRELATION FUNCTIONS



INITIAL PARAMETER VALUES for NONLINEAR SEARCH

PHI (1)	1.3672
THETA (1)	1.0000

ARMA-MODEL ARMA(1, 1) OF seriesa

PHI (1)	.9125
THETA (1)	.5830
SSQ	19.2801

BASIC STATISTICS OF RESIDUES

seriesa

AVERAGE	.005
VARIANCE	.098
SKEWNESS	.315
KURTOSIS	.642

RESIDUE AUTOCORRELATION

AUTOCORRELATION FUNCTIONS & THEIR 2 - SIGMA

ACF (1)	.052	.142
ACF (2)	.005	.142
ACF (3)	-.094	.142
ACF (4)	-.087	.142
ACF (5)	-.091	.142
ACF (6)	.018	.142
ACF (7)	.166	.142
ACF (8)	.039	.142
ACF (9)	.063	.142
ACF (10)	.018	.142
ACF (11)	-.074	.142
ACF (12)	-.092	.142
ACF (13)	-.003	.142
ACF (14)	.105	.142
ACF (15)	-.108	.142
ACF (16)	.013	.142
ACF (17)	.060	.142
ACF (18)	.090	.142
ACF (19)	-.035	.142
ACF (20)	.092	.142

Q-STATISTICS IS 23.52 WITH 19 DEGREES OF FREEDOM

INITIAL PARAMETER VALUES for NONLINEAR SEARCH

PHI (1)	1.3568
THETA (1)	1.0000

ARMA-MODEL ARMA(1, 1) OF seriesa

PHI (1)	.9095
THETA (1)	.5762
SSQ	19.2786

BASIC STATISTICS OF RESIDUES

seriesa

AVERAGE	.005
VARIANCE	.098
SKEWNESS	.318
KURTOSIS	.648

RESIDUE AUTOCORRELATION

AUTOCORRELATION FUNCTIONS & THEIR 2 - SIGMA

ACF (1)	.049	.142
ACF (2)	.004	.142
ACF (3)	-.093	.142
ACF (4)	-.085	.142
ACF (5)	-.089	.142
ACF (6)	.019	.142
ACF (7)	.167	.142
ACF (8)	.039	.142
ACF (9)	.063	.142
ACF (10)	.019	.142
ACF (11)	-.073	.142
ACF (12)	-.091	.142
ACF (13)	-.002	.142
ACF (14)	.107	.142
ACF (15)	-.108	.142
ACF (16)	.013	.142
ACF (17)	.061	.142
ACF (18)	.091	.142
ACF (19)	-.035	.142
ACF (20)	.093	.142

Q-STATISTICS IS 23.45 WITH 19 DEGREES OF FREEDOM

INITIAL PARAMETER VALUES for NONLINEAR SEARCH

PHI (1)	.8000
THETA (1)	.3000

ARMA-MODEL ARMA(1, 1) OF seriesa

PHI (1)	.8700
THETA (1)	.4861

SSQ	19.3178
-----	---------

BASIC STATISTICS OF RESIDUES

seriesa

AVERAGE	.003
VARIANCE	.098
SKEWNESS	.358
KURTOSIS	.723

RESIDUE AUTOCORRELATION

AUTOCORRELATION FUNCTIONS & THEIR 2 - SIGMA

ACF (1)	.004	.142
ACF (2)	.001	.142
ACF (3)	-.077	.142
ACF (4)	-.059	.142
ACF (5)	-.068	.142
ACF (6)	.033	.142
ACF (7)	.178	.142
ACF (8)	.040	.142
ACF (9)	.072	.142
ACF (10)	.032	.142
ACF (11)	-.058	.142
ACF (12)	-.076	.142
ACF (13)	.013	.142
ACF (14)	.126	.142
ACF (15)	-.104	.142
ACF (16)	.021	.142
ACF (17)	.064	.142
ACF (18)	.094	.142
ACF (19)	-.039	.142
ACF (20)	.104	.142

Q-STATISTICS IS 22.89

WITH 19 DEGREES OF FREEDOM

BASIC STATISTICS OF TIME SERIES

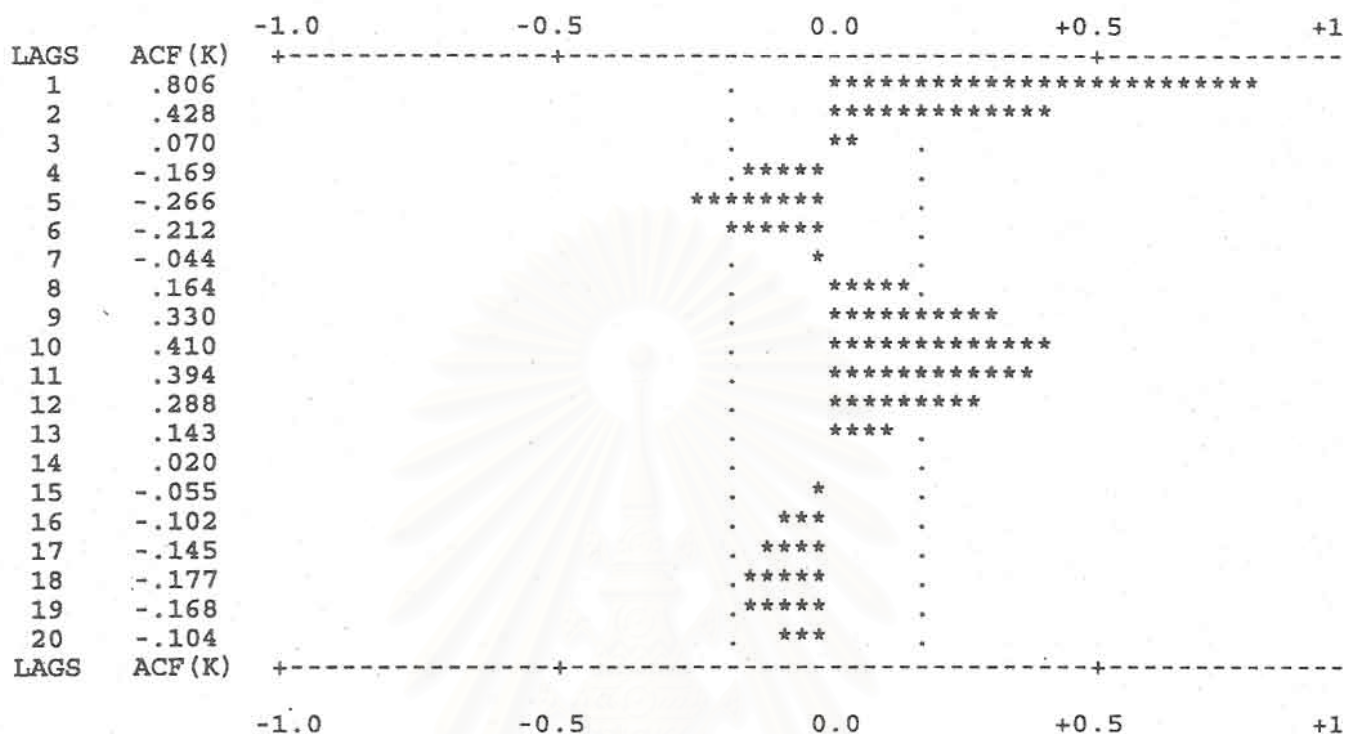
seriese

AVERAGE	46.930
VARIANCE	1382.185
SKEWNESS	.847
KURTOSIS	-.049

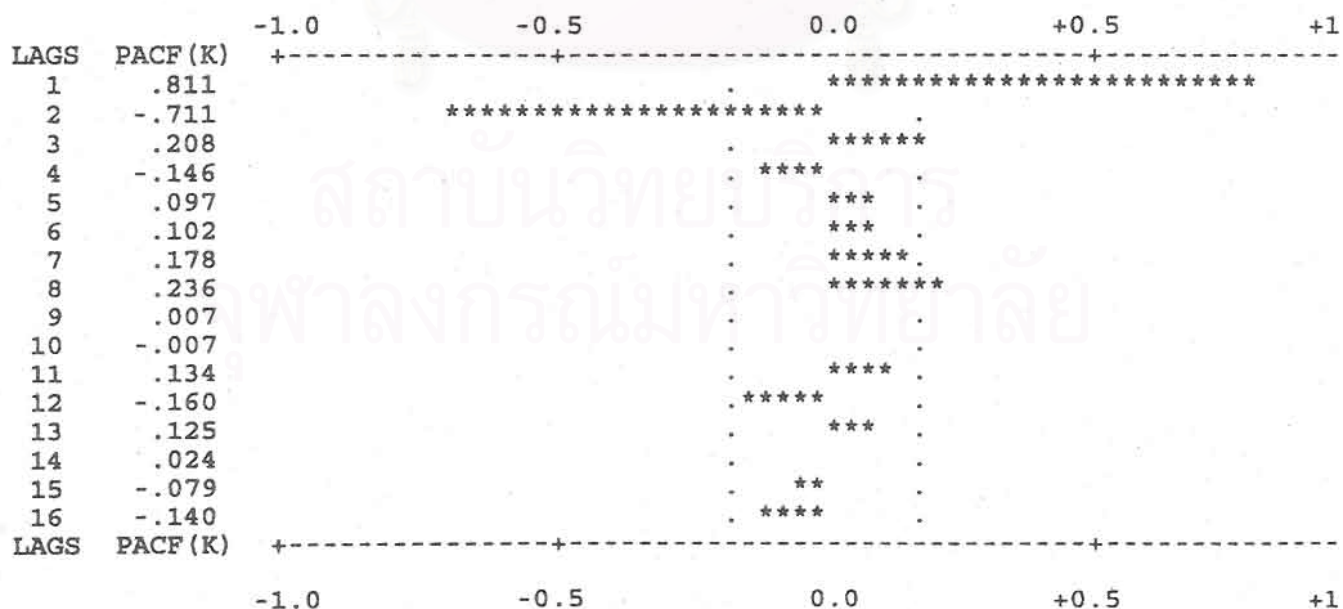
AUTOCORRELATION FUNCTIONS & THEIR 2 - SIGMA

ACF (1)	.806	.200
ACF (2)	.428	.200
ACF (3)	.070	.200
ACF (4)	-.169	.200
ACF (5)	-.266	.200
ACF (6)	-.212	.200
ACF (7)	-.044	.200
ACF (8)	.164	.200
ACF (9)	.330	.200
ACF (10)	.410	.200
ACF (11)	.394	.200
ACF (12)	.288	.200
ACF (13)	.143	.200
ACF (14)	.020	.200
ACF (15)	-.055	.200
ACF (16)	-.102	.200
ACF (17)	-.145	.200
ACF (18)	-.177	.200
ACF (19)	-.168	.200
ACF (20)	-.104	.200

AUTOCORRELATION FUNCTIONS



PARTIAL AUTOCORRELATION FUNCTIONS



AR-MODEL AR(2) OF seriese

PHI (1)	1.4046
PHI (2)	-.7113

BASIC STATISTICS OF RESIDUES

seriese

AVERAGE	-.282
VARIANCE	239.599
SKEWNESS	.621
KURTOSIS	1.334

RESIDUE AUTOCORRELATION

AUTOCORRELATION FUNCTIONS & THEIR 2 - SIGMA

ACF (1)	.123	.200
ACF (2)	-.129	.200
ACF (3)	.022	.200
ACF (4)	.174	.200
ACF (5)	.079	.200
ACF (6)	.023	.200
ACF (7)	-.076	.200
ACF (8)	.072	.200
ACF (9)	.192	.200
ACF (10)	.007	.200
ACF (11)	.162	.200
ACF (12)	.130	.200
ACF (13)	-.010	.200
ACF (14)	-.060	.200
ACF (15)	-.006	.200
ACF (16)	-.032	.200
ACF (17)	.006	.200
ACF (18)	-.048	.200
ACF (19)	-.116	.200
ACF (20)	-.084	.200

Q-STATISTICS IS 18.83 WITH 18 DEGREES OF FREEDOM

AR-MODEL AR(3) OF serie

PHI (1)	1.5520
PHI (2)	-1.0069
PHI (3)	.2076

BASIC STATISTICS OF RESIDUES

serie

AVERAGE	-.340
VARIANCE	240.123
SKEWNESS	.300
KURTOSIS	1.091

RESIDUE AUTOCORRELATION

AUTOCORRELATION FUNCTIONS & THEIR 2 - SIGMA

ACF (1)	-.021	.200
ACF (2)	-.063	.200
ACF (3)	.025	.200
ACF (4)	.126	.200
ACF (5)	-.026	.200
ACF (6)	-.040	.200
ACF (7)	-.132	.200
ACF (8)	.055	.200
ACF (9)	.186	.200
ACF (10)	-.040	.200
ACF (11)	.183	.200
ACF (12)	.125	.200
ACF (13)	.012	.200
ACF (14)	-.044	.200
ACF (15)	-.016	.200
ACF (16)	-.076	.200
ACF (17)	-.016	.200
ACF (18)	-.064	.200
ACF (19)	-.100	.200
ACF (20)	-.048	.200

Q-STATISTICS IS 15.32 WITH 17 DEGREES OF FREEDOM

BASIC STATISTICS OF TIME SERIES

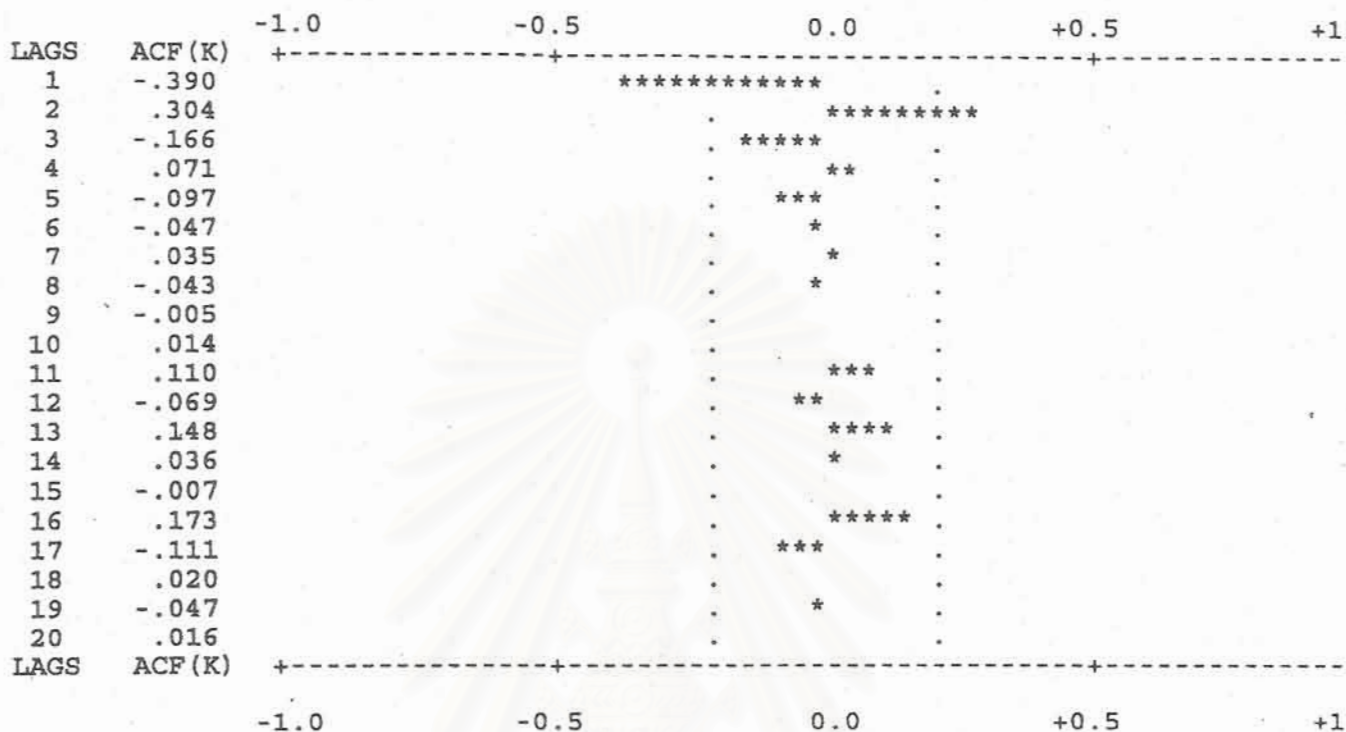
seriesf

AVERAGE	51.129
VARIANCE	139.798
SKEWNESS	-.074
KURTOSIS	.025

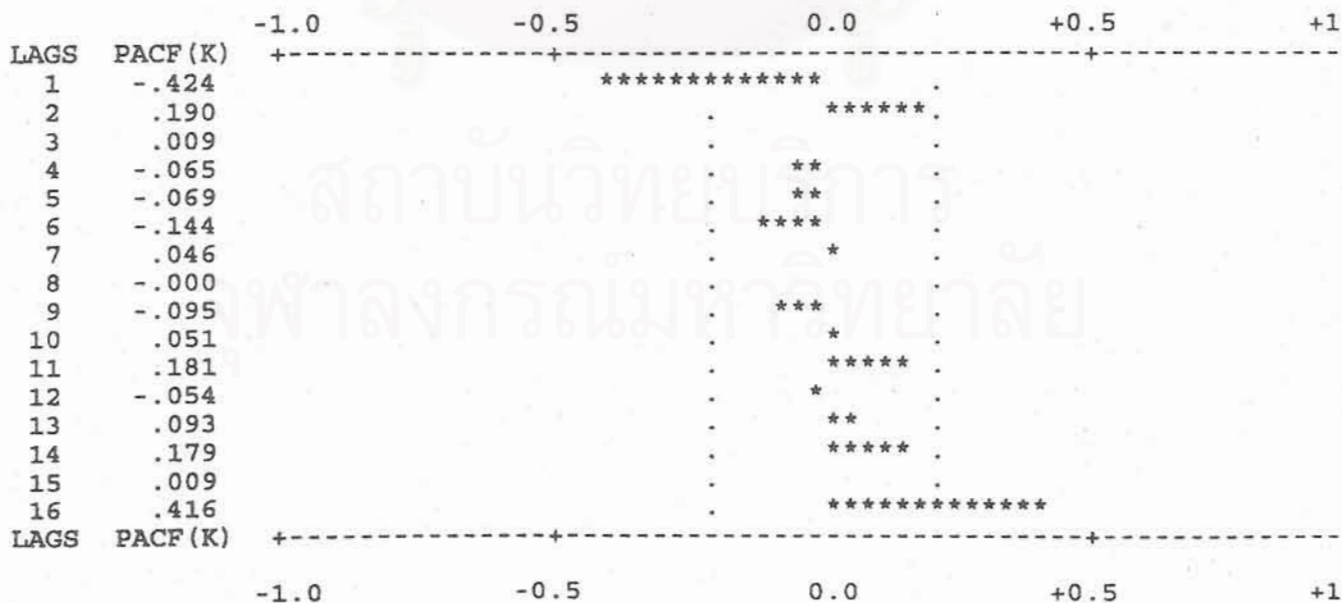
AUTOCORRELATION FUNCTIONS & THEIR 2 - SIGMA

ACF (1)	-.390	.239
ACF (2)	.304	.239
ACF (3)	-.166	.239
ACF (4)	.071	.239
ACF (5)	-.097	.239
ACF (6)	-.047	.239
ACF (7)	.035	.239
ACF (8)	-.043	.239
ACF (9)	-.005	.239
ACF (10)	.014	.239
ACF (11)	.110	.239
ACF (12)	-.069	.239
ACF (13)	.148	.239
ACF (14)	.036	.239
ACF (15)	-.007	.239
ACF (16)	.173	.239
ACF (17)	-.111	.239
ACF (18)	.020	.239
ACF (19)	-.047	.239
ACF (20)	.016	.239

AUTOCORRELATION FUNCTIONS



PARTIAL AUTOCORRELATION FUNCTIONS



AR-MODEL AR(2) OF seriesf

PHI(1)	- .3399
PHI(2)	.1902

BASIC STATISTICS OF RESIDUES

seriesf

AVERAGE	.127
VARIANCE	112.686
SKEWNESS	-.397
KURTOSIS	.549

RESIDUE AUTOCORRELATION

AUTOCORRELATION FUNCTIONS & THEIR 2 - SIGMA

ACF(1)	-.005	.239
ACF(2)	.008	.239
ACF(3)	.006	.239
ACF(4)	-.059	.239
ACF(5)	-.091	.239
ACF(6)	-.103	.239
ACF(7)	.058	.239
ACF(8)	-.061	.239
ACF(9)	-.053	.239
ACF(10)	.114	.239
ACF(11)	.088	.239
ACF(12)	-.022	.239
ACF(13)	.144	.239
ACF(14)	.066	.239
ACF(15)	.063	.239
ACF(16)	.202	.239
ACF(17)	-.085	.239
ACF(18)	-.062	.239
ACF(19)	-.028	.239
ACF(20)	.016	.239

Q-STATISTICS IS 9.50 WITH 18 DEGREES OF FREEDOM

3. เอกสารอ้างอิง

1. "TIME SERIES ANALYSIS forecasting and control", Revised Edition, G.E.P. BOX and G.M. JENKINS, Holden-Day, 1976.
2. "Time Series and System Analysis with Applications", S.M. PANDIT and S.M. WU, John Wiley and Sons, 1983.
3. "การวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบ Box-Jenkins", ชัยโรจน์ คุณพนิชกิจ และ ดนุชา คุณพนิชกิจ เอกสารประกอบการสัมมนาทางวิชาการเรื่อง "เทคนิคการพยากรณ์" ภาควิชาสถิติ คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย หน้า 1-57, 6 กุมภาพันธ์ 2528.



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

4. ภาคผนวก ก

ข้อมูลอ้างอิงจาก "TIME SERIES ANALYSIS forecasting and control"

Series A - Chemical process concentration readings : every two hours.

Series B - IBM common stock closing prices : Daily, 17th May 1961
to 2nd November 1962.

Series C - Chemical Process temperature readings : every minute.

Series D - Chemical process viscosity readings : every hour.

Series E - Wolfer sunspot numbers : yearly.

Series F - Series of 70 consecutive yields from a batch chemical process.

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

**SERIES A CHEMICAL PROCESS CONCENTRATION READINGS:
EVERY TWO HOURS***

1	17.0	41	17.6	81	16.8	121	16.9	161	17.1
2	16.6	42	17.5	82	16.7	122	17.1	162	17.1
3	16.3	43	16.5	83	16.4	123	16.8	163	17.1
4	16.1	44	17.8	84	16.5	124	17.0	164	17.4
5	17.1	45	17.3	85	16.4	125	17.2	165	17.2
6	16.9	46	17.3	86	16.6	126	17.3	166	16.9
7	16.8	47	17.1	87	16.5	127	17.2	167	16.9
8	17.4	48	17.4	88	16.7	128	17.3	168	17.0
9	17.1	49	16.9	89	16.4	129	17.2	169	16.7
10	17.0	50	17.3	90	16.4	130	17.2	170	16.9
11	16.7	51	17.6	91	16.2	131	17.5	171	17.3
12	17.4	52	16.9	92	16.4	132	16.9	172	17.8
13	17.2	53	16.7	93	16.3	133	16.9	173	17.8
14	17.4	54	16.8	94	16.4	134	16.9	174	17.6
15	17.4	55	16.8	95	17.0	135	17.0	175	17.5
16	17.0	56	17.2	96	16.9	136	16.5	176	17.0
17	17.3	57	16.8	97	17.1	137	16.7	177	16.9
18	17.2	58	17.6	98	17.1	138	16.8	178	17.1
19	17.4	59	17.2	99	16.7	139	16.7	179	17.2
20	16.8	60	16.6	100	16.9	140	16.7	180	17.4
21	17.1	61	17.1	101	16.5	141	16.6	181	17.5
22	17.4	62	16.9	102	17.2	142	16.5	182	17.9
23	17.4	63	16.6	103	16.4	143	17.0	183	17.0
24	17.5	64	18.0	104	17.0	144	16.7	184	17.0
25	17.4	65	17.2	105	17.0	145	16.7	185	17.0
26	17.6	66	17.3	106	16.7	146	16.9	186	17.2
27	17.4	67	17.0	107	16.2	147	17.4	187	17.3
28	17.3	68	16.9	108	16.6	148	17.1	188	17.4
29	17.0	69	17.3	109	16.9	149	17.0	189	17.4
30	17.8	70	16.8	110	16.5	150	16.8	190	17.0
31	17.5	71	17.3	111	16.6	151	17.2	191	18.0
32	18.1	72	17.4	112	16.6	152	17.2	192	18.2
33	17.5	73	17.7	113	17.0	153	17.4	193	17.6
34	17.4	74	16.8	114	17.1	154	17.2	194	17.8
35	17.4	75	16.9	115	17.1	155	16.9	195	17.7
36	17.1	76	17.0	116	16.7	156	16.8	196	17.2
37	17.6	77	16.9	117	16.8	157	17.0	197	17.4
38	17.7	78	17.0	118	16.3	158	17.4		
39	17.4	79	16.6	119	16.6	159	17.2		
40	17.8	80	16.7	120	16.8	160	17.2		

* 197 Observations



**SERIES B IBM COMMON STOCK CLOSING PRICES: DAILY,
17TH MAY 1961-2ND NOVEMBER 1962***

460	471	527	580	551	523	333	394	330
457	467	540	579	551	516	330	393	340
452	473	542	584	552	511	336	409	339
459	481	538	581	553	518	328	411	331
462	488	541	581	557	517	316	409	345
459	490	541	577	557	520	320	408	352
463	489	547	577	548	519	332	393	346
479	489	553	578	547	519	320	391	352
493	485	559	580	545	519	333	388	357
490	491	557	586	545	518	344	396	
492	492	557	583	539	513	339	387	
498	494	560	581	539	499	350	383	
499	499	571	576	535	485	351	388	
497	498	571	571	537	454	350	382	
496	500	569	575	535	462	345	384	
490	497	575	575	536	473	350	382	
489	494	580	573	537	482	359	383	
478	495	584	577	543	486	375	383	
487	500	585	582	548	475	379	388	
491	504	590	584	546	459	376	395	
487	513	599	579	547	451	382	392	
482	511	603	572	548	453	370	386	
479	514	599	577	549	446	365	383	
478	510	596	571	553	455	367	377	
479	509	585	560	553	452	372	364	
477	515	587	549	552	457	373	369	
479	519	585	556	551	449	363	355	
475	523	581	557	550	450	371	350	
479	519	583	563	553	435	369	353	
476	523	592	564	554	415	376	340	
476	531	592	567	551	398	387	350	
478	547	596	561	551	399	387	349	
479	551	596	559	545	361	376	358	
477	547	595	553	547	383	385	360	
476	541	598	553	547	393	385	360	
475	545	598	553	537	385	380	366	
475	549	595	547	539	360	373	359	
473	545	595	550	538	364	382	356	
474	549	592	544	533	365	377	355	
474	547	588	541	525	370	376	367	
474	543	582	532	513	374	379	357	
465	540	576	525	510	359	386	361	
466	539	578	542	521	335	387	355	
467	532	589	555	521	323	386	348	
471	517	585	558	521	306	389	343	

* 369 Observations (Read downwards).

**SERIES C CHEMICAL PROCESS TEMPERATURE READINGS:
EVERY MINUTE***

26.6	19.6	24.4	21.1	24.4
27.0	19.6	24.4	20.9	24.2
27.1	19.6	24.4	20.8	24.2
27.1	19.6	24.4	20.8	24.1
27.1	19.6	24.5	20.8	24.1
27.1	19.7	24.5	20.8	24.0
26.9	19.9	24.4	20.9	24.0
26.8	20.0	24.3	20.8	24.0
26.7	20.1	24.2	20.8	23.9
26.4	20.2	24.2	20.7	23.8
26.0	20.3	24.0	20.7	23.8
25.8	20.6	23.9	20.8	23.7
25.6	21.6	23.7	20.9	23.7
25.2	21.9	23.6	21.2	23.6
25.0	21.7	23.5	21.4	23.7
24.6	21.3	23.5	21.7	23.6
24.2	21.2	23.5	21.8	23.6
24.0	21.4	23.5	21.9	23.6
23.7	21.7	23.5	22.2	23.5
23.4	22.2	23.7	22.5	23.5
23.1	23.0	23.8	22.8	23.4
22.9	23.8	23.8	23.1	23.3
22.8	24.6	23.9	23.4	23.3
22.7	25.1	23.9	23.8	23.3
22.6	25.6	23.8	24.1	23.4
22.4	25.8	23.7	24.6	23.4
22.2	26.1	23.6	24.9	23.3
22.0	26.3	23.4	24.9	23.2
21.8	26.3	23.2	25.1	23.3
21.4	26.2	23.0	25.0	23.3
20.9	26.0	22.8	25.0	23.2
20.3	25.8	22.6	25.0	23.1
19.7	25.6	22.4	25.0	22.9
19.4	25.4	22.0	24.9	22.8
19.3	25.2	21.6	24.8	22.6
19.2	24.9	21.3	24.7	22.4
19.1	24.7	21.2	24.6	22.2
19.0	24.5	21.2	24.5	21.8
18.9	24.4	21.1	24.5	21.3
18.9	24.4	21.0	24.5	20.8
19.2	24.4	20.9	24.5	20.2
19.3	24.4	21.0	24.5	19.7
19.3	24.4	21.0	24.5	19.3
19.4	24.3	21.1	24.5	19.1
19.5	24.4	21.2	24.4	19.0
				18.8

* 226 Observations (Read downwards).

SERIES D CHEMICAL PROCESS VISCOSITY READINGS: EVERY HOUR*

8.0	8.6	9.3	9.8	9.4	9.6	9.4
8.0	8.4	9.5	9.6	9.6	9.6	10.0
7.4	8.3	9.4	9.6	9.6	9.6	10.0
8.0	8.4	9.0	9.4	9.6	9.6	10.0
8.0	8.3	9.0	9.4	10.0	9.6	10.2
8.0	8.3	8.8	9.4	10.0	9.0	10.0
8.0	8.1	9.0	9.4	9.6	9.4	10.0
8.8	8.2	8.8	9.6	9.2	9.4	9.6
8.4	8.3	8.6	9.6	9.2	9.4	9.0
8.4	8.5	8.6	9.4	9.2	9.6	9.0
8.0	8.1	8.0	9.4	9.0	9.4	8.6
8.2	8.1	8.0	9.0	9.0	9.6	9.0
8.2	7.9	8.0	9.4	9.6	9.6	9.6
8.2	8.3	8.0	9.4	9.8	9.8	9.6
8.4	8.1	8.6	9.6	10.2	9.8	9.0
8.4	8.1	8.0	9.4	10.0	9.8	9.0
8.4	8.1	8.0	9.2	10.0	9.6	8.9
8.6	8.4	8.0	8.8	10.0	9.2	8.8
8.8	8.7	7.6	8.8	9.4	9.6	8.7
8.6	9.0	8.6	9.2	9.2	9.2	8.6
8.6	9.3	9.6	9.2	9.6	9.2	8.3
8.6	9.3	9.6	9.6	9.7	9.6	7.9
8.6	9.5	10.0	9.6	9.7	9.6	8.5
8.6	9.3	9.4	9.8	9.8	9.6	8.7
8.8	9.5	9.3	9.8	9.8	9.6	8.9
8.9	9.5	9.2	10.0	9.8	9.6	9.1
9.1	9.5	9.5	10.0	10.0	9.6	9.1
9.5	9.5	9.5	9.4	10.0	10.0	9.1
8.5	9.5	9.5	9.8	8.6	10.0	
8.4	9.5	9.9	8.8	9.0	10.4	
8.3	9.9	9.9	8.8	9.4	10.4	
8.2	9.5	9.5	8.8	9.4	9.8	
8.1	9.7	9.3	8.8	9.4	9.0	
8.3	9.1	9.5	9.6	9.4	9.6	
8.4	9.1	9.5	9.6	9.4	9.8	
8.7	8.9	9.1	9.6	9.6	9.6	
8.8	9.3	9.3	9.2	10.0	8.6	
8.8	9.1	9.5	9.2	10.0	8.0	
9.2	9.1	9.3	9.0	9.8	8.0	
9.6	9.3	9.1	9.0	9.8	8.0	
9.0	9.5	9.3	9.0	9.7	8.0	
8.8	9.3	9.1	9.4	9.6	8.4	
8.6	9.3	9.5	9.0	9.4	8.8	
8.6	9.3	9.4	9.0	9.2	8.4	
8.8	9.9	9.5	9.4	9.0	8.4	
8.8	9.7	9.6	9.4	9.4	9.0	
8.6	9.1	10.2	9.6	9.6	9.0	

* 310 Observations (Read downwards).

SERIES E WÖLFER SUNSPOT NUMBERS: YEARLY*

1770	101	1795	21	1820	16	1845	40
1771	82	1796	16	1821	7	1846	62
1772	66	1797	6	1822	4	1847	98
1773	35	1798	4	1823	2	1848	124
1774	31	1799	7	1824	8	1849	96
1775	7	1800	14	1825	17	1850	66
1776	20	1801	34	1826	36	1851	64
1777	92	1802	45	1827	50	1852	54
1778	154	1803	43	1828	62	1853	39
1779	125	1804	48	1829	67	1854	21
1780	85	1805	42	1830	71	1855	7
1781	68	1806	28	1831	48	1856	4
1782	38	1807	10	1832	28	1857	23
1783	23	1808	8	1833	8	1858	55
1784	10	1809	2	1834	13	1859	94
1785	24	1810	0	1835	57	1860	96
1786	83	1811	1	1836	122	1861	77
1787	132	1812	5	1837	138	1862	59
1788	131	1813	12	1838	103	1863	44
1789	118	1814	14	1839	86	1864	47
1790	90	1815	35	1840	63	1865	30
1791	67	1816	46	1841	37	1866	16
1792	60	1817	41	1842	24	1867	7
1793	47	1818	30	1843	11	1868	37
1794	41	1819	24	1844	15	1869	74

* 100 Observations

SERIES F YIELDS FROM BATCH CHEMICAL PROCESS*

47	44	50	62	68
64	80	71	44	38
23	55	56	64	50
71	37	74	43	60
38	74	50	52	39
64	51	58	38	59
55	57	45	59	40
41	50	54	55	57
59	60	36	41	54
48	45	54	53	23
71	57	48	49	
35	50	55	34	
57	45	45	35	
40	25	57	54	
58	59	50	45	

* 70 Observations (Read downwards).

TABLE 6.2 Estimated autocorrelations of Series A-F

197 Observations		SERIES A Chemical Process Concentration Readings: Every Two Hours									
		1	2	3	4	Autocorrelations		7	8	9	10
z	Lags 1-10	0.57	0.50	0.40	0.36	0.33	0.35	0.39	0.32	0.30	0.26
	11-20	0.19	0.16	0.20	0.24	0.14	0.18	0.20	0.20	0.14	0.18
∇z	Lags 1-10	-0.41	0.02	-0.07	-0.01	-0.07	-0.02	0.15	-0.07	0.04	0.02
	11-20	-0.05	-0.06	-0.01	0.16	-0.17	0.03	0.01	0.08	-0.12	0.15
$\nabla^2 z$	Lags 1-10	-0.65	0.18	-0.04	0.04	-0.04	-0.04	0.13	-0.11	0.04	0.02
	11-20	-0.02	-0.02	-0.04	0.18	-0.19	0.08	-0.03	0.09	-0.17	0.20

369 Observations		SERIES B IBM Common Stock Closing Prices: Daily, 17th May 1961-2nd November 1962									
		1	2	3	4	Autocorrelations		7	8	9	10
z	Lags 1-10	0.99	0.99	0.98	0.97	0.96	0.96	0.95	0.94	0.93	0.92
	11-20	0.91	0.91	0.90	0.89	0.88	0.87	0.86	0.85	0.84	0.83
∇z	Lags 1-10	0.09	0.00	-0.05	-0.04	-0.02	0.12	0.07	0.04	-0.07	0.02
	11-20	0.08	0.05	-0.05	0.07	-0.07	0.12	0.12	0.05	0.05	0.07
$\nabla^2 z$	Lags 1-10	-0.45	-0.02	-0.04	0.00	-0.07	0.11	-0.01	0.04	-0.10	0.02
	11-20	0.04	0.04	-0.12	0.13	-0.17	0.10	0.05	-0.04	-0.01	0.09

226 Observations		SERIES C Chemical Process Temperature Readings: Every Minute									
		1	2	3	4	Autocorrelations		7	8	9	10
z	Lags 1-10	0.98	0.94	0.90	0.85	0.80	0.75	0.69	0.64	0.58	0.52
	11-20	0.47	0.41	0.36	0.30	0.25	0.20	0.15	0.10	0.05	0.00
∇z	Lags 1-10	0.80	0.65	0.53	0.44	0.38	0.32	0.26	0.19	0.14	0.14
	11-20	0.10	0.09	0.07	0.07	0.07	0.07	0.09	0.05	0.04	0.04
$\nabla^2 z$	Lags 1-10	-0.08	-0.07	-0.12	-0.06	0.01	-0.02	0.05	-0.05	-0.12	0.12
	11-20	-0.12	0.07	-0.08	0.03	-0.01	-0.06	0.17	-0.10	-0.01	-0.02

TABLE 6.2 continued

310 Observations		SERIES D Chemical Process Viscosity Readings: Every Hour									
		1	2	3	4	Autocorrelations		7	8	9	10
z	Lags 1-10	0.86	0.74	0.62	0.53	0.46	0.41	0.35	0.31	0.27	0.24
	11-20	0.22	0.20	0.18	0.15	0.14	0.13	0.16	0.19	0.21	0.23
∇z	Lags 1-10	-0.05	-0.06	-0.07	-0.08	-0.06	0.00	-0.02	-0.02	-0.03	-0.06
	11-20	-0.01	0.04	0.02	-0.07	-0.03	-0.09	-0.02	0.05	-0.01	0.06
$\nabla^2 z$	Lags 1-10	-0.50	0.00	0.00	-0.01	-0.02	0.04	-0.01	0.00	0.01	-0.04
	11-20	0.00	0.04	0.03	-0.06	0.04	-0.06	0.00	0.06	-0.06	0.06

100 Observations		SERIES E Wölfers Sunspot Numbers: Yearly									
		1	2	3	4	Autocorrelations		7	8	9	10
z	Lags 1-10	0.81	0.43	0.07	-0.17	-0.27	-0.21	-0.04	0.16	0.33	0.41
	11-20	0.39	0.29	0.14	0.02	-0.06	-0.10	-0.14	-0.18	-0.17	-0.10
∇z	Lags 1-10	0.55	-0.02	-0.30	-0.40	-0.40	-0.33	-0.20	0.04	0.26	0.31
	11-20	0.29	0.16	-0.03	-0.12	-0.10	-0.09	-0.09	-0.12	-0.14	-0.05
$\nabla^2 z$	Lags 1-10	0.15	-0.31	-0.20	-0.11	-0.09	-0.02	-0.11	-0.04	0.19	0.05
	11-20	0.13	0.09	-0.10	-0.11	0.04	0.01	0.00	-0.03	-0.10	-0.04

70 Observations		SERIES F Yields from a Batch Chemical Process									
		1	2	3	4	Autocorrelations		7	8	9	10
z	Lags 1-10	-0.39	0.30	-0.17	0.07	-0.10	-0.05	0.04	-0.04	-0.01	0.01
	11-20	0.11	-0.07	0.15	0.04	-0.01	0.17	-0.11	0.02	-0.05	0.02
∇z	Lags 1-10	-0.74	0.43	-0.27	0.16	-0.10	0.01	0.05	-0.05	0.04	-0.05
	11-20	0.11	-0.16	0.12	-0.01	-0.08	0.16	-0.14	0.08	-0.07	0.03
$\nabla^2 z$	Lags 1-10	-0.83	0.54	-0.33	0.21	-0.12	0.03	0.04	-0.06	0.06	-0.07
	11-20	0.12	-0.16	0.11	0.00	-0.10	0.16	-0.15	0.10	-0.07	0.03

TABLE 6.3 Estimated partial autocorrelations* of Series A-F

197 Observations		SERIES A Chemical Process Concentration Readings: Every Two Hours									
		Partial autocorrelations									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
z	Lags 1-10	0.57	0.25	0.08	0.09	0.07	0.15	0.19	-0.03	0.01	-0.01
	11-20	-0.09	-0.04	0.04	0.08	-0.15	0.06	0.13	0.09	-0.06	0.07
∇z	Lags 1-10	-0.41	-0.19	-0.17	-0.14	-0.20	-0.23	0.01	-0.04	-0.01	0.06
	11-20	0.02	-0.07	-0.10	0.13	-0.09	-0.15	-0.11	0.04	-0.08	0.12
∇ ² z	Lags 1-10	-0.66	-0.43	-0.33	-0.23	-0.20	-0.36	-0.23	-0.21	-0.23	-0.16
	11-20	-0.07	-0.04	-0.25	0.00	0.04	-0.02	-0.16	-0.03	-0.22	-0.03
369 Observations		SERIES B IBM Common Stock Closing Prices: Daily, 17th May 1961-2nd November 1962									
		Partial autocorrelations									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
z	Lags 1-10	0.996	-0.09	0.01	0.05	0.02	0.02	-0.12	-0.05	-0.02	0.06
	11-20	-0.05	-0.09	-0.03	0.07	-0.08	0.06	-0.14	-0.10	-0.01	-0.08
∇z	Lags 1-10	0.09	-0.01	-0.05	-0.03	-0.02	0.13	0.05	0.02	-0.06	0.05
	11-20	0.09	0.03	-0.08	0.08	-0.06	0.14	0.10	0.00	0.07	0.08
∇ ² z	Lags 1-10	-0.45	-0.28	-0.24	-0.20	-0.29	-0.17	-0.13	-0.03	-0.14	-0.16
	11-20	-0.09	0.02	-0.13	0.01	-0.19	-0.13	-0.03	-0.10	-0.10	0.06
226 Observations		SERIES C Chemical Process Temperature Readings: Every Minute									
		Partial autocorrelations									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
z	Lags 1-10	0.99	-0.81	-0.03	-0.02	-0.10	-0.07	-0.01	-0.03	0.04	-0.04
	11-20	-0.15	0.10	-0.14	0.01	-0.10	-0.02	-0.07	-0.11	0.11	-0.13
∇z	Lags 1-10	0.81	-0.01	-0.01	0.06	0.03	-0.03	-0.01	-0.08	0.00	0.10
	11-20	-0.14	0.10	-0.05	0.05	0.02	0.06	0.06	-0.17	0.09	0.00
∇ ² z	Lags 1-10	-0.08	-0.08	-0.14	-0.10	-0.03	-0.05	0.02	-0.06	-0.16	0.09
	11-20	-0.14	0.01	-0.09	-0.02	-0.05	-0.09	0.13	-0.13	-0.03	-0.05
310 Observations		SERIES D Chemical Process Viscosity Readings: Every Hour									
		Partial autocorrelations									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
z	Lags 1-10	0.86	-0.02	0.00	0.01	0.03	0.03	-0.02	0.01	0.00	0.01
	11-20	0.05	0.01	-0.04	-0.03	0.07	0.04	0.10	0.06	0.00	0.06
∇z	Lags 1-10	-0.05	-0.06	-0.07	-0.09	-0.08	-0.03	-0.05	-0.05	-0.05	-0.09
	11-20	-0.05	0.01	-0.01	-0.10	-0.07	-0.13	-0.09	-0.02	-0.08	0.00
∇ ² z	Lags 1-10	-0.50	-0.32	-0.24	-0.20	-0.22	-0.16	-0.14	-0.11	-0.07	-0.12
	11-20	-0.15	-0.12	-0.02	-0.06	-0.01	-0.07	-0.12	-0.06	-0.13	-0.07
100 Observations		SERIES E Wölfers Sunspot Numbers: Yearly									
		Partial autocorrelations									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
z	Lags 1-10	0.81	-0.71	0.21	-0.15	0.10	0.10	0.18	0.23	0.01	0.00
	11-20	0.14	-0.16	0.12	0.03	-0.08	-0.14	-0.06	-0.12	0.00	0.05
∇z	Lags 1-10	0.57	-0.48	-0.06	-0.27	-0.22	-0.26	-0.29	-0.05	-0.02	-0.16
	11-20	0.13	-0.15	-0.04	0.06	0.12	0.02	0.07	-0.06	-0.09	-0.06
∇ ² z	Lags 1-10	0.15	-0.35	-0.10	-0.21	-0.16	-0.17	-0.36	-0.26	-0.09	-0.33
	11-20	-0.02	-0.13	-0.20	-0.21	-0.10	-0.13	0.00	0.03	-0.01	-0.08
70 Observations		SERIES F Yields from a Batch Chemical Process									
		Partial autocorrelations									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
z	Lags 1-10	-0.40	0.19	0.01	-0.07	-0.07	-0.15	0.05	0.00	-0.10	0.05
	11-20	0.18	-0.05	0.09	0.18	0.01	0.43	0.01	-0.14	0.11	0.18
∇z	Lags 1-10	-0.76	-0.32	-0.19	-0.16	-0.09	-0.24	-0.15	-0.06	-0.18	-0.28
	11-20	-0.02	-0.16	-0.24	-0.06	-0.44	-0.02	0.12	-0.12	-0.17	-0.24
∇ ² z	Lags 1-10	-0.83	-0.52	-0.38	-0.33	-0.15	-0.24	-0.26	-0.14	-0.09	-0.31
	11-20	-0.12	-0.09	-0.26	0.08	-0.38	-0.39	-0.07	-0.05	-0.03	-0.30

* Obtained by fitting autoregressive processes of increasing order, using least squares.

TABLE 6.3 continued

TABLE 6.7 Summary of models identified for Series A-F, with initial estimates inserted

Series	Differencing	$^* \bar{w} \pm \delta(\bar{w})$	$\delta_w^2 = c_0$	Identified Model	δ_a^2
A	{ either 0 or 1	17.06 \pm 0.10	0.1586	$z_t - 0.87z_{t-1} = 2.45 + a_t$ $- 0.48a_{t-1}$	0.098
		0.002 \pm 0.011	0.1364	$\nabla z_t = a_t - 0.53a_{t-1}$	0.107
B	1	-0.28 \pm 0.41	52.54	$\nabla z_t = a_t + 0.09a_{t-1}$	52.2
C	{ either 1 or 2	-0.035 \pm 0.047	0.0532	$\nabla z_t - 0.81\nabla z_{t-1} = a_t$	0.019
		-0.003 \pm 0.008	0.0198	$\nabla^2 z_t = a_t - 0.09a_{t-1}$ $- 0.07a_{t-2}$	0.020
D	{ either 0 or 1	9.13 \pm 0.04	0.3620	$z_t - 0.86z_{t-1} = 1.32 + a_t$	0.093
		0.004 \pm 0.017	0.0965	$\nabla z_t = a_t - 0.05a_{t-1}$	0.096
E	{ either 0 or 0	46.9 \pm 5.4	1382.2	$z_t - 1.32z_{t-1} + 0.63z_{t-2}$ $= 14.9 + a_t$	289
		46.9 \pm 5.4	1382.2	$z_t - 1.37z_{t-1} + 0.74z_{t-2}$ $- 0.08z_{t-3} = 13.7 + a_t$	287
F	0	51.1 \pm 1.1	139.80	$z_t + 0.32z_{t-1} - 0.18z_{t-2}$ $= 58.3 + a_t$	115

* When $d = 0$, read z for w .

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาคผนวก ข

FORTTRAN code ของโปรแกรมวิเคราะห์อนุกรมเวลา TSAP

- MAXOBS - จำนวนจุดสูงสุดที่อนุกรมเวลาแต่ละชุดจะมีได้
- MATRIX - จำนวนพารามิเตอร์รวมสูงสุดของโมเดลที่จะมีได้
- LAG - จำนวน lag สูงสุดของฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเองที่จะมีได้
- X(I) - ตัวแปรอนุกรมเวลา
- ACF(I) - ตัวแปรฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเอง
- PACF(I) - ตัวแปรฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน
- PHI(I) - ตัวแปรพารามิเตอร์
- THETA(I) - ตัวแปรพารามิเตอร์

โปรแกรมได้ตั้งไว้ให้ MAXOBS=256 , MATRIX=16 , LAG=32 ถ้าต้องการแก้ไขเพื่อขยายหรือลดขนาดของโปรแกรม ให้แก้ไขที่ประโยค

PARAMETER (MAXOBS=256 , MATRIX=16 , LAG=32)

ใน main และ ทุก ๆ subroutine ให้มีค่าตามที่ต้องการ แล้ว re-compiled โปรแกรมใหม่

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย


```

-----
C                                     TIME SERIES ANALYSIS PROGRAM
C                                     VERSION 1.0
C                                     CHULALONGKORN UNIVERSITY
C                                     @ COPYRIGHT 1989
C                                     BY
C                                     CHAIROTE KUNPANITCHAKIT
C-----

```

```

PROGRAM TSAP
PARAMETER (MAXOBS= 256,MATRIX=16,LAG=32)
EXTERNAL FCN
DIMENSION DATAX(MAXOBS),DA(MAXOBS)
DIMENSION X(MAXOBS),A(MAXOBS),ACF(LAG),PACF(LAG)
DIMENSION PHI(MATRIX),THETA(MATRIX)
DIMENSION XX(MATRIX,MATRIX),XY(MATRIX)
DIMENSION DXX(MATRIX,MATRIX),DXY(MATRIX),AR(MATRIX,MATRIX)
COMMON/DATA/ DATAX,X,DA,A,ACF,PACF,PHI,THETA,XX,XY,DXX,DXY,AR
COMMON/INPUT/ MAXDATA,AVERAGE,SIGMA,VARIANCE,SKEWNESS,KURTOSIS,
+ FILENAME,MAXORDER
REAL KURTOSIS,NUMBER
CHARACTER*8 FILENAME
INTEGER*1 IUNIT
CHARACTER*1 ANSWER
OPEN(UNIT=88,FILE='TIMEOUT')
IROUND=0
CALL CLEAR
DO 999 IX=1,2
  IF (IX .EQ. 1) IUNIT=88
  IF (IX .EQ. 2) IUNIT=6
  CALL TITLE(IUNIT)
999  CONTINUE
READ(*,'(A1)') ANSWER
1000 CONTINUE
CALL CLEAR
WRITE(*,1010)
1010 FORMAT(T36,'MAIN MENU')
WRITE(*,1020)
1020 FORMAT(/,/,,/,,T25,'1 - CREATE OR EDIT DATA-FILE')
WRITE(*,1030)
1030 FORMAT(/,/,,T25,'2 - NEW TIME SERIES')
WRITE(*,1040)
1040 FORMAT(/,/,,T25,'3 - BASIC STATISTICS')
WRITE(*,1050)
1050 FORMAT(/,/,,T25,'4 - AR MODELS')
WRITE(*,1060)
1060 FORMAT(/,/,,T25,'5 - ARMA MODELS')
WRITE(*,1100)
1100 FORMAT(/,/,,T25,'0 - QUIT')
WRITE(*,1110)
1110 FORMAT(/,/,,T33,'YOUR CHOICE ',\))
READ(*,*) ICHOICE
IF (ICHOICE .NE. 0) THEN
  IF (ICHOICE .EQ. 1) THEN
    IROUND=0
    CALL CREATE
  ELSE IF (ICHOICE .EQ. 2) THEN
    IF (IROUND .NE. 0) THEN
      DO 1120 IX=1,MAXOBS
        DATAX(IX)=0.0
        X(IX)=0.0
1120 CONTINUE
      DO 1130 IX=1,LAG
        ACF(IX)=0.0

```

```

1130      PACF(IX)=0.0
CONTINUE
DO 1150 JX=1,MATRIX
  DO 1140 IX=1,MATRIX
    XX(IX,JX)=0.0
    DXX(IX,JX)=0.0
    AR(IX,JX)=0.0
1140      CONTINUE
    PHI(JX)=0.0
    THETA(JX)=0.0
    XY(JX)=0.0
    DXY(JX)=0.0
1150      CONTINUE
    MAXDATA=0.0
    AVERAGE=0.0
    SIGMA=0.0
    VARIANCE=0.0
    SKEWNESS=0.0
    KURTOSIS=0.0
    FILENAME='
    MAXORDER=0
ENDIF
IROUND=1
CALL BASIC
PAUSE '                                PRESS <ENTER> TO CONTINUE'
IF (MAXDATA .GT. 100) THEN
  WRITE(*,1160)
1160      FORMAT(1X,'TIME SERIES IS RATHER LONG - DO YOU WANT A ',
+          'GRAPGH ? (Y/N)' ,\ )
  READ(*,'(A1)') ANSWER
  IF ((ANSWER.EQ.'Y') .OR. (ANSWER.EQ.'y')) THEN
    CALL DATAPLOT(MAXDATA,AVERAGE,FILENAME)
    PAUSE '                                PRESS <ENTER> TO CONTINUE'
  ENDIF
ELSE
  CALL DATAPLOT(MAXDATA,AVERAGE,FILENAME)
  PAUSE '                                PRESS <ENTER> TO CONTINUE'
ENDIF
ELSE IF (ICHOICE .EQ. 3) THEN
  CALL STATIS(IROUND)
  IROUND=IROUND+1
ELSE IF (ICHOICE .EQ. 4) THEN
  CALL ARMODE(IROUND)
  IROUND=IROUND+1
ELSE IF (ICHOICE .EQ. 5) THEN
  CALL ARMA(IROUND)
  IROUND=IROUND+1
ELSE
  GOTO 1000
ENDIF
GOTO 1000
ENDIF
CLOSE(UNIT=88)
CALL CLEAR
STOP '                                TIME SERIES ANALYSIS PROGRAM COMPLETED.'
END
SUBROUTINE CREATE

```

```

C-----
C                                SUBROUTINE TO CREATE DATA FILE
C-----

```

```

PARAMETER (MAXOBS= 256,MATRIX=16,LAG=32)
DIMENSION DATAX(MAXOBS),DA(MAXOBS)
DIMENSION X(MAXOBS),A(MAXOBS),ACF(LAG),PACF(LAG)
DIMENSION PHI(MATRIX),THETA(MATRIX)

```

```

DIMENSION XX(MATRIX,MATRIX),XY(MATRIX)
DIMENSION DXX(MATRIX,MATRIX),DXY(MATRIX),AR(MATRIX,MATRIX)
COMMON/DATA/ DATA,X,DA,A,ACF,PACF,PHI,THETA,XX,XY,DXX,DXY,AR
CHARACTER*1 ANSWER
CHARACTER*8 FILENAME

```

```

C-----
C
C
C-----
7000 CONTINUE
CALL CLEAR
WRITE(*,7900)
7900 FORMAT(T32,'DATA FILE')
WRITE(*,7910)
7910 FORMAT(/,/,,/,,/,,/,,T24,'1 - CREATE NEW DATA FILE')
WRITE(*,7920)
7920 FORMAT(/,/,,/,,T24,'2 - EDIT OLD DATA FILE')
WRITE(*,7930)
7930 FORMAT(/,/,,/,,T24,'0 - RETURN TO MAIN MENU')
WRITE(*,7940)
7940 FORMAT(/,/,,/,,/,,/,,T33,'YOUR CHOICE ',\ )
READ(*,*) ICHOICE
IF (ICHOICE .EQ. 1) THEN
WRITE(*,8000)
8000 FORMAT(1X,'NAME OF DATA FILE TO CREATE ',\ )
READ(*,'(A8)') FILENAME
ELSE IF (ICHOICE .EQ. 2) THEN
WRITE(*,8001)
8001 FORMAT(1X,'NAME OF DATA FILE TO EDIT ',\ )
READ(*,'(A8)') FILENAME
ELSE IF (ICHOICE .EQ. 0) THEN
GOTO 8999
ELSE
GOTO 7000
ENDIF
IF ((ICHOICE .EQ. 1) .OR. (ICHOICE .EQ. 2)) THEN
OPEN(UNIT=99,FILE=FILENAME)
REWIND(UNIT=99)
WRITE(*,8010)
8010 FORMAT(1X,'NUMBER OF DATA-POINTS ',\ )
READ(*,*) MAXDATA
IF (MAXDATA.GT.MAXOBS) THEN
MAXDATA=MAXOBS
WRITE(*,8020) MAXOBS,MAXOBS
8020 FORMAT(1X,'PROGRAM CANNOT HANDLE DATA-POINTS MORE THAN ',I4, /
+ ',1X,'NUMBER OF DATA-POINTS IS SET EQUAL TO ',I4)
ENDIF
ENDIF
IF (ICHOICE .EQ. 1) THEN
DO 8040 IX=1,MAXDATA
WRITE(*,8030) IX
8030 FORMAT(1X,'NO. ',I4,' ',\ )
READ(*,*) DATA(X,IX)
8040 CONTINUE
ELSE IF (ICHOICE .EQ. 2) THEN
READ(99,*) (DATA(X,IX),IX=1,MAXDATA)
ENDIF
CALL CLEAR
WRITE(*,8050)
8050 FORMAT(T23,'DATA WILL BE DISPLAYED 4 AT A TIME')
DO 8100 IX=1,MAXDATA,4
WRITE(*,*)
WRITE(*,8070)
8070 FORMAT(/,/,,T18,'PRESS - < C > TO CHANGE ANY OF THE 4 DATA')
WRITE(*,*)

```

```

IX4=IX+3
IDX=MAXDATA-IX
IF (IDX.GT.3) IDX=3
WRITE(*,8080) (JX,DATA(X),JX=IX,IX+IDX)
8080  FORMAT(1X,I4,G14.7,2X,I4,G14.7,2X,I4,G14.7,2X,I4,G14.7,2X)
      WRITE(*,*)
      WRITE(*,8090)
8090  FORMAT(27X,'PRESS ANY KEYS TO CONTINUE ',\ )
      READ(*,'(A1)') ANSWER
      IF ((ANSWER.EQ.'C') .OR. (ANSWER.EQ.'c')) THEN
8300    WRITE(*,*)
        WRITE(*,8310)
8310    FORMAT(1X,'HOW MANY DATA-POINTS DO YOU WANT TO CHANGE? ',\ )
        READ(*,*) ICHANGE
        IF (ICHANGE.GT.(IDX+1)) GOTO 8300
        DO 8330 JX=1,ICHANGE
8320          WRITE(*,8325)
8325          FORMAT(1X,'INPUT NO. - VALUE ',\ )
          READ(*,*) ID,VALUE
          IF ((ID.LT.IX) .OR. (ID.GT.(IX+IDX))) THEN
            GOTO 8320
          ELSE
            DATA(X)=VALUE
          ENDIF
8330    CONTINUE
      ENDIF
8100  CONTINUE
      WRITE(*,8110)
8110  FORMAT(/,/ ,/,/,/,1X,'EVERYTHING LOOK FINE, RIGHT? < Y/N > ',\ )
      READ(*,'(A1)') ANSWER
      IF ((ANSWER.NE.'Y') .AND. (ANSWER.NE.'y')) GOTO 8040
      REWIND(UNIT=99)
      WRITE(99,*) (DATA(X),IX=1,MAXDATA)
      CLOSE(UNIT=99)
8999  CONTINUE
      RETURN
      END
      SUBROUTINE STATIS(IROUND)

```

```

C-----
C          SUBROUTINE TO COMPUTE BASIC STATISTICS OF TIME SERIES
C-----

```

```

PARAMETER (MAXOBS= 256,MATRIX=16,LAG=32)
DIMENSION DATAX(MAXOBS),DA(MAXOBS)
DIMENSION X(MAXOBS),A(MAXOBS),ACF(LAG),PACF(LAG)
DIMENSION PHI(MATRIX),THETA(MATRIX)
DIMENSION XX(MATRIX,MATRIX),XY(MATRIX)
DIMENSION DXX(MATRIX,MATRIX),DXY(MATRIX),AR(MATRIX,MATRIX)
COMMON/DATA/ DATA,X,DA,A,ACF,PACF,PHI,THETA,XX,XY,DXX,DXY,AR
COMMON/INPUT/ MAXDATA,AVERAGE,SIGMA,VARIANCE,SKEWNESS,KURTOSIS,
+             FILENAME,MAXORDER
REAL KURTOSIS,NUMBER
CHARACTER*8 FILENAME
CHARACTER*4 PLOT
CHARACTER*1 ANSWER
LOGICAL ARFLAG
3000  CONTINUE
      IF (IROUND .EQ. 0) THEN
        CALL BASIC
        PAUSE '          PRESS <ENTER> TO CONTINUE'
      ENDIF
      WRITE(*,3170)
8170  FORMAT(/,/ ,/,/,1X,'MAXIMUM NUMBER OF AUTOCORRELATION LAG ',\ )
      READ(*,*) MAXLAG
      IF (MAXLAG .GT. LAG) THEN

```

```

MAXLAG=LAG
WRITE(*,3180) LAG,LAG
3180  FORMAT(1X,'MAXIMUM NUMBER OF AUTOCORRELATION LAG GREATER THAN '
1      ,I2,/,1X,'MAXIMUM NUMBER OF AUTOCORRELATION LAG IS SET TO '
2      ,I2)
ENDIF
CALL AUTOOCO(X,MAXLAG,MAXDATA,VARIANCE,ACF,ACF2SD)
PAUSE '                                PRESS <ENTER> TO CONTINUE'
PLOT=' ACF'
CALL ACFPLOT(PLOT,ACF,MAXLAG,ACF2SD)
PAUSE '                                PRESS <ENTER> TO CONTINUE'
CALL WORKING
ARFLAG=.FALSE.
PLOT=' PACF'
MAXORDER=MAXLAG
IF (MAXORDER .GT. MATRIX) MAXORDER=MATRIX
CALL ARAUTO(MAXORDER,ARFLAG,MAXDATA)
CALL ACFPLOT(PLOT,PACF,MAXORDER,ACF2SD)
PAUSE '                                PRESS <ENTER> TO CONTINUE'
RETURN
END
SUBROUTINE BASIC

```

```

C-----
C          SUBROUTINE TO READ IN DATA FROM FILE
C-----

```

```

PARAMETER (MAXOBS= 256,MATRIX=16,LAG=32)
DIMENSION DATAX(MAXOBS),DA(MAXOBS)
DIMENSION X(MAXOBS),A(MAXOBS),ACF(LAG),PACF(LAG)
DIMENSION PHI(MATRIX),THETA(MATRIX)
DIMENSION XX(MATRIX,MATRIX),XY(MATRIX)
DIMENSION DXX(MATRIX,MATRIX),DXY(MATRIX),AR(MATRIX,MATRIX)
COMMON/DATA/ DATAX,X,DA,A,ACF,PACF,PHI,THETA,XX,XY,DXX,DXY,AR
COMMON/INPUT/ MAXDATA,AVERAGE,SIGMA,VARIANCE,SKEWNESS,KURTOSIS,
+             FILENAME,MAXORDER
REAL KURTOSIS,NUMBER
CHARACTER*8 FILENAME
CALL CLEAR
WRITE(*,3010)
3010  FORMAT(1X,'NAME OF DATA FILE      ',\ )
      READ(*,'(A8)') FILENAME
      OPEN(UNIT=99,FILE=FILENAME)
      REWIND(UNIT=99)
      WRITE(*,3020)
3020  FORMAT(1X,'NUMBER OF DATA-POINTS  ',\ )
      READ(*,*) MAXDATA
      IF (MAXDATA.GT.MAXOBS) THEN
        MAXDATA=MAXOBS
        WRITE(*,3030) MAXOBS,MAXOBS
3030  FORMAT(1X,'PROGRAM CANNOT HANDLE DATA-POINTS MORE THAN ',I4,/
+          ,1X,'NUMBER OF DATA-POINTS IS SET EQUAL TO      ',I4)
      ENDIF
      READ(99,*) (DATAX(IX),IX=1,MAXDATA)
      REWIND(UNIT=99)
      CLOSE(UNIT=99)
      NUMBER=REAL(MAXDATA)
      CALL MOMENT(DATAX,X,MAXDATA,
1      AVERAGE,SIGMA,VARIANCE,SKEWNESS,KURTOSIS)
      CALL CLEAR
      DO 3160 IX=1,2
        IF (IX .EQ. 1) THEN
          IUNIT=88
          WRITE(88,3099)
3099  FORMAT(/,/ / / / / / / / /)
        ENDIF

```

```

IF (IX .EQ. 2) IUNIT=6
WRITE(IUNIT,3100)
3100 FORMAT(T25,'BASIC STATISTICS OF TIME SERIES')
WRITE(IUNIT,3110) FILENAME
3110 FORMAT(/,T37,A8)
WRITE(IUNIT,3120) AVERAGE
3120 FORMAT(/,/,T26,'AVERAGE ',F21.3)
WRITE(IUNIT,3130) VARIANCE
3130 FORMAT(/,T26,'VARIANCE',F21.3)
WRITE(IUNIT,3140) SKEWNESS
3140 FORMAT(/,T26,'SKEWNESS',F21.3)
WRITE(IUNIT,3150) KURTOSIS
3150 FORMAT(/,T26,'KURTOSIS',F21.3)
3160 CONTINUE
RETURN
END
SUBROUTINE XXXY(NORDER,MAXDATA)

```

```

C-----
C          SUBROUTINE TO COMPUTE AND SETUP MATRIXES  X'*X  &  X'*Y
C-----

```

```

PARAMETER (MAXOBS= 256,MATRIX=16,LAG=32)
DIMENSION DATAX(MAXOBS),DA(MAXOBS)
DIMENSION X(MAXOBS),A(MAXOBS),ACF(LAG),PACF(LAG)
DIMENSION PHI(MATRIX),THETA(MATRIX)
DIMENSION XX(MATRIX,MATRIX),XY(MATRIX)
DIMENSION DX(MATRIX,MATRIX),DXY(MATRIX),AR(MATRIX,MATRIX)
COMMON/DATA/ DATAX,X,DA,A,ACF,PACF,PHI,THETA,XX,XY,DX,DXY,AR
COMMON/KFLAG/ KFLAG

```

```

C-----
C          COMPUTE UPPER HALF OF MATRIX  X'*X
C-----

```

```

DO 7040 IX=1,NORDER
SUMXX=0.0
IX1=IX - 1
DO 7010 JX=NORDER,(MAXDATA-1)
SUMXX=SUMXX + X(JX)*X(JX-IX1)
7010 CONTINUE
XX(1,IX)=SUMXX
IF (IX .EQ. 1) THEN
DO 7020 KX=1,(NORDER-1)
JX=IX + KX
IPX=MAXDATA - KX
IQX=JX - 1
ITX=NORDER - KX
XX(JX,JX)=XX(IQX,IQX) - X(IPX)*X(IPX) + X(ITX)*X(ITX)
7020 CONTINUE
ELSE IF (IX .GT. 1) THEN
DO 7030 KX=1,(NORDER-IX)
IF1=KX + IX1
IFMX=MAXDATA - KX
IFXN=NORDER - KX
XX(KX+1,IF1+1)=XX(KX,IX1+KX) - X(IFMX)*X(IFMX-IX1)
+ X(IFXN)*X(IFXN-IX1)
7030 CONTINUE
ENDIF
7040 CONTINUE

```

```

C-----
C          SETUP SYMMETRIC MATRIX  X'*X
C-----

```

```

DO 7060 IX=2,NORDER
DO 7050 JX=1,(IX-1)
XX(IX,JX)=XX(JX,IX)
7050 CONTINUE
7060 CONTINUE

```

```

C-----
C                                     COMPUTE MATRIX  X'*Y
C-----
      DO 7070 IX=1, (NORDER-1)
        XY (IX) =XX (1, IX+1) - X (NORDER) *X (NORDER-IX)
1          + X (MAXDATA) *X (MAXDATA-IX)
7070 CONTINUE
      SUMXX=0.0
      DO 7080 JX=(NORDER+1), MAXDATA
        SUMXX=SUMXX + X (JX) *X (JX-NORDER)
7080 CONTINUE
      XY (NORDER) =SUMXX
C-----
C                                     STORE SUM  X'*X  &  X'*Y  OF THE HIGHEST ORDER
C-----
      IF (KFLAG .EQ. 1) THEN
        DO 7100 IX=1, NORDER
          DO 7090 JX=1, NORDER
            DX (JX, IX) =XX (JX, IX)
7090 CONTINUE
          DXY (IX) =XY (IX)
7100 CONTINUE
        KFLAG=9
      ENDIF
      CALL SIMUL (NORDER)
      RETURN
      END
      SUBROUTINE SIMUL (NORDER)
C-----
C                                     SUBROUTINE TO SOLVE SIMULTANEOUS EQUATIONS
C-----
      PARAMETER (MAXOBS= 256, MATRIX=16, LAG=32)
      DIMENSION DATA (MAXOBS), DA (MAXOBS)
      DIMENSION X (MAXOBS), A (MAXOBS), ACF (LAG), PACF (LAG)
      DIMENSION PHI (MATRIX), THETA (MATRIX)
      DIMENSION XX (MATRIX, MATRIX), XY (MATRIX)
      DIMENSION DX (MATRIX, MATRIX), DXY (MATRIX), AR (MATRIX, MATRIX)
      COMMON/DATA/ DATA, X, DA, A, ACF, PACF, PHI, THETA, XX, XY, DX, DXY, AR
      COMMON/KFLAG/ KFLAG
      INTEGER PIVOT (MATRIX)
      PIVOT (NORDER) =1
      IF (NORDER .GT. 1) THEN
        NM1=NORDER - 1
        DO 7250 KX=1, NM1
          KP1=KX + 1
          MX=KX
C-----
C                                     FIND PIVOT
C-----
          DO 7210 IX=KP1, NORDER
            IF (ABS (XX (IX, KX)) .GT. ABS (XX (MX, KX))) MX=IX
7210 CONTINUE
          PIVOT (KX) =MX
          IF (MX .NE. KX) PIVOT (NORDER) =-PIVOT (NORDER)
          T=XX (MX, KX)
          XX (MX, KX) =XX (KX, KX)
          XX (KX, KX) =T
          IF (T .NE. 0.0) THEN
            DO 7220 IX=KP1, NORDER
              XX (IX, KX) =-XX (IX, KX) /T
7220 CONTINUE
          ENDIF
        END DO
      ENDIF
C-----
C                                     INTERCHANGE AND ELIMINATE BY COLUMNS
C-----

```

```

DO 7240 JX=KP1,NORDER
  T=XX(MX,JX)
  XX(MX,JX)=XX(KX,JX)
  XX(KX,JX)=T
  IF (T.NE.0.0) THEN
    DO 7230 IX=KP1,NORDER
      XX(IX,JX)=XX(IX,JX) + XX(IX,KX)*T
7230    CONTINUE
    ENDIF
7240    CONTINUE
  ENDIF
7250  CONTINUE
ENDIF
DO 7260 IX=1,NORDER
  PHI(IX)=XY(IX)
7260  CONTINUE
C-----
C                                     SOLVE  X*PHI  =  Y
C
C                                     FORWARD ELIMINATE
C-----
IF (NORDER.NE.1) THEN
  NM1=NORDER - 1
  DO 7320 KX=1,NM1
    KP1=KX + 1
    MX=PIVOT(KX)
    T=PHI(MX)
    PHI(MX)=PHI(KX)
    PHI(KX)=T
    DO 7310 IX=KP1,NORDER
      PHI(IX)=PHI(IX) + XX(IX,KX)*T
7310    CONTINUE
7320  CONTINUE
C-----
C                                     BACK SUBSTITUTION
C-----
DO 7340 KB=1,NM1
  KM1=NORDER - KB
  KX=KM1 + 1
  PHI(KX)=PHI(KX)/XX(KX,KX)
  T=-PHI(KX)
  DO 7330 IX=1,KM1
    PHI(IX)=PHI(IX) + XX(IX,KX)*T
7330  CONTINUE
7340  CONTINUE
ENDIF
PHI(1)=PHI(1)/XX(1,1)
C-----
C                                     STORE PARAMETER (PHI(I),I=1,NORDER) OF AR(NORDER) MODEL
C-----
DO 7350 IX=1,NORDER
  AR(NORDER,IX)=PHI(IX)
7350  CONTINUE
RETURN
END
SUBROUTINE ARAUTO(MAXORDER,ARFLAG,MAXDATA)
C-----
C                                     SUBROUTINE TO COMPUTE AR MODEL PARAMETERS
C-----
PARAMETER (MAXOBS= 256,MATRIX=16,LAG=32)
DIMENSION DATA(MAXOBS),DA(MAXOBS)
DIMENSION X(MAXOBS),A(MAXOBS),ACF(LAG),PACF(LAG)
DIMENSION PHI(MATRIX),THETA(MATRIX)
DIMENSION XX(MATRIX,MATRIX),XY(MATRIX)

```



```

DIMENSION DXX(MATRIX,MATRIX), DXY(MATRIX), AR(MATRIX,MATRIX)
COMMON/DATA/ DATAX,X,DA,A,ACF,PACF,PHI,THETA,XX,XY,DXX,DXY,AR
COMMON/KFLAG/ KFLAG
LOGICAL ARFLAG
NORDER=MAXORDER
KFLAG=1
CALL XXXY(NORDER,MAXDATA)
PACF(NORDER)=PHI(NORDER)
IF (.NOT.ARFLAG) THEN
  KCOUNT=NORDER
C----- DO LOOP WITH DECREASING INDEX -----
  DO 7540 NORDER=(MAXORDER-1),1,-1
    DO 7530 IX=1,NORDER
      DO 7510 JX=IX,NORDER
        XX(IX,JX)=DXX(IX,JX) + X(KCOUNT-IX)*X(KCOUNT-JX)
        DXX(IX,JX)=XX(IX,JX)
7510      CONTINUE
      DO 7520 JX=(IX+1),NORDER
        XX(JX,IX)=XX(IX,JX)
        DXX(JX,IX)=XX(IX,JX)
7520      CONTINUE
      XY(IX)=DXY(IX) + X(KCOUNT)*X(KCOUNT-IX)
      DXY(IX)=XY(IX)
7530      CONTINUE
      KCOUNT=KCOUNT-1
      CALL XXXY(NORDER,MAXDATA)
      PACF(NORDER)=PHI(NORDER)
7540      CONTINUE
    ENDIF
  RETURN
  END
  SUBROUTINE ARMODE(IROUND)
C-----
C          SUBROUTINE TO COMPUTE AUTOREGRESSIVE MODELS
C-----
  PARAMETER (MAXOBS= 256,MATRIX=16,LAG=32)
  DIMENSION AACF(LAG)
  DIMENSION DATAX(MAXOBS),DA(MAXOBS)
  DIMENSION X(MAXOBS),A(MAXOBS),ACF(LAG),PACF(LAG)
  DIMENSION PHI(MATRIX),THETA(MATRIX)
  DIMENSION XX(MATRIX,MATRIX),XY(MATRIX)
  DIMENSION DXX(MATRIX,MATRIX),DXY(MATRIX),AR(MATRIX,MATRIX)
  COMMON/DATA/ DATAX,X,DA,A,ACF,PACF,PHI,THETA,XX,XY,DXX,DXY,AR
  COMMON/INPUT/ MAXDATA,AVERAGE,SIGMA,VARIANCE,SKEWNESS,KURTOSIS,
+           FILENAME,MAXORDER
  COMMON/KFLAG/ KFLAG
  REAL KURTOSIS,NUMBER
  CHARACTER*8 FILENAME
  CHARACTER*1 ANSWER
  LOGICAL ARFLAG
  ARFLAG=.TRUE.
  CALL CLEAR
  IF (IROUND .EQ. 0) THEN
    CALL BASIC
    PAUSE '                               PRESS <ENTER> TO CONTINUE'
  ENDIF
  WRITE(*,7700)
7700  FORMAT(1X,'ORDER OF AR MODEL  N = ',\ )
  READ(*,*) NAR
  IF (NAR .GT. MATRIX) THEN
    NAR=MATRIX
    WRITE(*,7710) MATRIX,MATRIX
7710  FORMAT(/,/,1X,'ORDER OF AR MODEL IS GREATER THAN ',I2,
+           /,1X,'THE ORDER IS SET TO MAXIMUM OF ',I2)

```

```

ENDIF
IF (NAR .GT. MAXORDER) THEN
  CALL ARAUTO (NAR,ARFLAG,MAXDATA)
ELSE
  DO 7720 IX=1,NAR
    PHI (IX) =AR (NAR, IX)
7720  CONTINUE
ENDIF
WRITE (*,7725)
7725  FORMAT (/,/,1X, 'DO YOU WANT THE RESIDUE-VALUES ? (Y/N)',\ )
READ (*, ' (A1)') ANSWER
CALL CLEAR
WRITE (*,7750) NAR,FILENAME
WRITE (88,7750) NAR,FILENAME
7750  FORMAT (/,/,/,/,/,/,/,25X, 'AR-MODEL  AR (' , I2, ' )' , 2X, 'OF' , 2X, A8, /, /)
MMA=0
CALL RESIDUE (NAR, MMA, ANSWER, SSQ)
CALL MOMENT (DA, A, MAXDATA, AMEAN, ASIG, AVAR, ASKEW, AKUR)
DO 7770 IX=1, NAR
C   IF (NAR .GT. MAXORDER) THEN
C     PHI2SD=2.0*XX (IX, IX) *AVAR
C   ELSE
C     PHI2SD=2.0*DXX (IX, IX) *AVAR
C   ENDIF
  WRITE (*,7760) IX, PHI (IX)
  WRITE (88,7760) IX, PHI (IX)
7760  FORMAT (30X, 'PHI (' , I2, ' )' , 4X, F8.4)
7770  CONTINUE
  WRITE (*,7780) SSQ
7780  FORMAT (/ , 30X, 'SSQ' , 5X, F11.4)
  PAUSE '                                PRESS <ENTER> TO CONTINUE'
  CALL CLEAR
  DO 7860 IX=1,2
    IF (IX .EQ. 1) THEN
      IUNIT=88
      WRITE (88,7799)
7799  FORMAT (/,/,/)
    ENDIF
    IF (IX .EQ. 2) IUNIT=6
    WRITE (IUNIT,7800)
7800  FORMAT (T27, 'BASIC STATISTICS OF RESIDUES')
    WRITE (IUNIT,7810) FILENAME
7810  FORMAT (/ , T37, A8)
    WRITE (IUNIT,7820) AMEAN
7820  FORMAT (/ , T26, 'AVERAGE ' , F21.3)
    WRITE (IUNIT,7830) AVAR
7830  FORMAT (T26, 'VARIANCE' , F21.3)
    WRITE (IUNIT,7840) ASKEW
7840  FORMAT (T26, 'SKEWNESS' , F21.3)
    WRITE (IUNIT,7850) AKUR
7850  FORMAT (T26, 'KURTOSIS' , F21.3)
7860  CONTINUE
  PAUSE '                                PRESS <ENTER> TO CONTINUE'
  WRITE (*,7890)
  WRITE (88,7890)
7890  FORMAT (/,/,/,/,28X, 'RESIDUE AUTOCORRELATION')
  MAXA=20
  CALL AUTOCO (A, MAXA, MAXDATA, AVAR, AACF, AACF2SD)
  PAUSE '                                PRESS <ENTER> TO CONTINUE'
  Q=0.
  DO 7898 IX=1, MAXA
    Q=Q + AACF (IX) *AACF (IX)
7898  CONTINUE
  Q=REAL (MAXDATA) *Q

```

```

WRITE(*,7899) Q, (MAXA-NAR)
WRITE(88,7899) Q, (MAXA-NAR)
7899 FORMAT(/,1X,'Q-STATISTICS IS ',F6.2,5X,'WITH',I4,2X,'DEGREES OF '
+      ',FREEDOM')
      PAUSE '                                PRESS <ENTER> TO CONTINUE'
      RETURN
      END
      SUBROUTINE RESIDUE (NAR, MMA, ANSWER, SSQ)

```

C SUBROUTINE TO COMPUTE RESIDUES FROM MODELS
C-----

```

PARAMETER (MAXOBS= 256, MATRIX=16, LAG=32)
DIMENSION DATAX (MAXOBS), DA (MAXOBS)
DIMENSION X (MAXOBS), A (MAXOBS), ACF (LAG), PACF (LAG)
DIMENSION PHI (MATRIX), THETA (MATRIX)
DIMENSION XX (MATRIX, MATRIX), XY (MATRIX)
DIMENSION DXX (MATRIX, MATRIX), DXY (MATRIX), AR (MATRIX, MATRIX)
COMMON/DATA/ DATAX, X, DA, A, ACF, PACF, PHI, THETA, XX, XY, DXX, DXY, AR
COMMON/INPUT/ MAXDATA, AVERAGE, SIGMA, VARIANCE, SKEWNESS, KURTOSIS,
+      FILENAME, MAXORDER
REAL KURTOSIS, NUMBER
CHARACTER*8 FILENAME
CHARACTER*1 ANSWER
LIMIT=MAXO (NAR, MMA)
DA(1)=0.
DO 7910 IX=2, LIMIT+1
  DA (IX)=X (IX)
  DO 7900 JX=1, IX-1
    IF ((NAR .NE. 0) .AND. (JX .LE. NAR)) THEN
      DA (IX)=DA (IX) - PHI (JX) *X (IX-JX)
    ENDIF
    IF ((MMA .NE. 0) .AND. (JX .LE. MMA)) THEN
      DA (IX)=DA (IX) + THETA (JX) *DA (IX-JX)
    ENDIF
7900 CONTINUE
7910 CONTINUE
DO 7940 IX=LIMIT+2, MAXDATA
  DA (IX)=X (IX)
  DO 7930 JX=1, LIMIT
    IF ((NAR .NE. 0) .AND. (JX .LE. NAR)) THEN
      DA (IX)=DA (IX) - PHI (JX) *X (IX-JX)
    ENDIF
    IF ((MMA .NE. 0) .AND. (JX .LE. MMA)) THEN
      DA (IX)=DA (IX) + THETA (JX) *DA (IX-JX)
    ENDIF
7930 CONTINUE
7940 CONTINUE
SSQ=0.0
DO 7950 IX=1, MAXDATA
  SSQ=SSQ + DA (IX) *DA (IX)
7950 CONTINUE
IF ((ANSWER.EQ.'Y') .OR. (ANSWER.EQ.'y')) THEN
  WRITE(*,7960)
  WRITE(88,7960)
7960 FORMAT(/,1X,'RESIDUE-VALUES')
  WRITE(*,*) (DA (IX), IX=1, MAXDATA)
  WRITE(88,*) (DA (IX), IX=1, MAXDATA)
ENDIF
RETURN
END
SUBROUTINE TITLE (IUNIT)
INTEGER*1 IUNIT
WRITE (IUNIT, 1)
WRITE (IUNIT, 2)

```

```

WRITE (IUNIT,3)
WRITE (IUNIT,4)
WRITE (IUNIT,5)
WRITE (IUNIT,6)
WRITE (IUNIT,7)
WRITE (IUNIT,8)
WRITE (IUNIT,9)
WRITE (IUNIT,10)
WRITE (IUNIT,11)
WRITE (IUNIT,12)
WRITE (IUNIT,13)
WRITE (IUNIT,14)
WRITE (IUNIT,15)
WRITE (IUNIT,16)
WRITE (IUNIT,17)
WRITE (IUNIT,18)
WRITE (IUNIT,19)
WRITE (IUNIT,20)
WRITE (IUNIT,21)
WRITE (IUNIT,22)
WRITE (IUNIT,23)
WRITE (IUNIT,24)
1  FORMAT (T33, '      *      ')
2  FORMAT (T33, '     * *     ')
3  FORMAT (T33, '    *   *    ')
4  FORMAT (T33, '   *     *   ')
5  FORMAT (T33, '  *       *  ')
6  FORMAT (T33, ' ***** ')
7  FORMAT (T33, ' ***** ')
8  FORMAT (T33, '*      C U      *')
9  FORMAT (T33, ' ***** ')
10 FORMAT (1X)
11 FORMAT (1X)
12 FORMAT (1X)
13 FORMAT (T27, 'TTTTT   SSSS   AAA   PPPP ')
14 FORMAT (T27, '  T     S     A   A   P   P')
15 FORMAT (T27, '  T     SSSS   A   A   PPPP ')
16 FORMAT (T27, '  T           S   AAAAA P   ')
17 FORMAT (T27, '  T     SSSS   A   A   P   ')
18 FORMAT (1X)
19 FORMAT (1X)
20 FORMAT (T27, 'TIME SERIES ANALYSIS PROGRAM')
21 FORMAT (1X)
22 FORMAT (T27, '                VERSION 1.0 ')
23 FORMAT (T27, '   CHULALONGKORN UNIVERSITY ')
24 FORMAT (T27, '                @ COPYRIGHT 1989 ')
RETURN
END
SUBROUTINE WORKING
CALL CLEAR
WRITE (*,9900)
9900 FORMAT (/,/,/,/,/,/,/,/,/,/)
WRITE (*,9910)
9910 FORMAT (
1T11, 'WW      WW      OOOOO  RRRRRR  KK  KK  II  NN  NN  GGGGG ',/,/
2T11, 'WW  W  WW  OO  OO  RR  RR  KK  KK  II  NNN  NN  GG ',/,/
3T11, 'WW  W  WW  OO  OO  RRRRRR  KKKK  II  NN  N  NN  GG  GGG ',/,/
4T11, 'WW  W  W  WW  OO  OO  RR  RR  KK  KK  II  NN  NNN  GG  GG ',/,/
5T11, ' WW      WW      OOOOO  RR  RR  KK  KK  II  NN  NN  GGGGG ',/,/
6)
WRITE (*,9900)
RETURN
END
SUBROUTINE CLEAR

```

```

INTEGER*1 ICLEAR
DO 9999 ICLEAR=1,24
  PRINT '(1X)'
9999 CONTINUE
RETURN
END
SUBROUTINE MOMENT(DUMMY, Y, MAXDATA,
1          AVERAGE, SIGMA, VARIANCE, SKEWNESS, KURTOSIS)
C-----
C  SUBROUTINE TO COMPUTE - AVERAGE, SIGMA, VARIANCE, SKEWNESS, KURTOSIS
C-----
PARAMETER (MAXOBS= 256, MATRIX=16, LAG=32)
C  COMMON/YDUMMY/ DUMMY(MAXOBS), Y(MAXOBS)
DIMENSION DUMMY(MAXOBS), Y(MAXOBS)
REAL KURTOSIS, NUMBER
NUMBER=REAL(MAXDATA)
SUMY=0.0
SUMY2=0.0
SUMY3=0.0
SUMY4=0.0
DO 3040 IX=1, MAXDATA
  Y(IX)=DUMMY(IX)
  SUMY=SUMY+Y(IX)
3040 CONTINUE
AVERAGE=SUMY/NUMBER
DO 3050 IX=1, MAXDATA
  DY=Y(IX)-AVERAGE
  Y(IX)=DY
  SUMY2=SUMY2 + (DY*DY)
  SUMY3=SUMY3 + (DY*DY*DY)
  SUMY4=SUMY4 + (DY*DY*DY*DY)
3050 CONTINUE
VARIANCE=SUMY2/NUMBER
SIGMA=SQRT(VARIANCE)
SKEWNESS=SUMY3/(NUMBER*VARIANCE**1.5)
KURTOSIS=SUMY4/(NUMBER*VARIANCE*VARIANCE) - 3.0
RETURN
END
SUBROUTINE AUTOCO(DUMMY, MAXLAG, MAXDATA, VARIANCE, DACF, DACF2SD)
C-----
C  SUBROUTINE TO COMPUTE AUTOCORRELATION FUNCTIONS
C-----
PARAMETER (MAXOBS= 256, MATRIX=16, LAG=32)
C  COMMON/YDUMMY/ DUMMY(MAXOBS), Y(MAXOBS)
DIMENSION DUMMY(MAXOBS), Y(MAXOBS)
DIMENSION DACF(LAG)
REAL NUMBER
CALL WORKING
NUMBER=REAL(MAXDATA)
DO 3210 IX=1, MAXLAG
  SUMXK=0.0
  KX=MAXDATA-IX
  DO 3200 JX=1, KX
    SUMXK=SUMXK + DUMMY(JX)*DUMMY(JX+IX)
3200 CONTINUE
  IF (MAXLAG .GT. MAXDATA/10) THEN
    DACF(IX)=SUMXK/(VARIANCE*NUMBER)
  ELSE
    DACF(IX)=SUMXK/(VARIANCE*REAL(KX))
  ENDIF
3210 CONTINUE
DACFSD=1.0/SQRT(NUMBER)
DACF2SD=2.0*DACFSD
CALL CLEAR

```



```

9200  CONTINUE
      NP=INT(32.0*SD2SD)
      P(NP+32)='.'
      P(33-NP)='.'
      NP=INT(ABS(32.0*CFDATA(KX)))
      IF (CFDATA(KX) .LT. 0.0) THEN
        DO 9210 IX=1,NP
          P(33-IX)='*'
9210  CONTINUE
        ELSE IF (CFDATA(KX) .GT. 0.0) THEN
          DO 9220 IX=1,NP
            P(IX+32)='*'
9220  CONTINUE
        ENDIF
        WRITE(*,9230) KX,CFDATA(KX), (P(IX),IX=1,64)
        WRITE(88,9230) KX,CFDATA(KX), (P(IX),IX=1,64)
9230  FORMAT(1X,I3,1X,F8.3,3X,64A1)
        IF (KX .EQ. KX/20*20) THEN
          IF ((MAXLAG.NE.MAXLAG/20*20)) THEN
            PAUSE ' PRESS <ENTER> TO CONTINUE'
          ENDIF
        ENDIF
9250  CONTINUE
      IF (CF .EQ. 'ACF') THEN
        WRITE(*,9150)
        WRITE(88,9150)
      ELSE IF (CF .EQ. 'PACF') THEN
        WRITE(*,9160)
        WRITE(88,9160)
      ENDIF
      WRITE(*,9140)
      WRITE(88,9140)
      RETURN
      END
      SUBROUTINE LS(NOBS,OBS,NPAR,PAR,IRED)

```

```

C-----
C          SUBROUTINE FOR NONLINEAR PARAMETER ESTIMATION
C-----

```

```

PARAMETER (MOB= 256,MPAR=32,MPAR1=MPAR+1)
DOUBLE PRECISION A,PARB,X,FLR
DOUBLE PRECISION PIVOT,CMULT,REF,DENOM,TFACT,FACT0
DOUBLE PRECISION SSRED,TRED,DPIVP
DIMENSION OBS(MOB),PAR(MPAR)
COMMON/DMSCOM/ A(MPAR1,MPAR1),PARB(MPAR),Z(MOB,MPAR1),F0(MOB),
1             FUP(MOB),FLW(MOB),LBIU(MPAR),LPCUM(MPAR),SS(3),
2             FL(3),FD(4),SD(4),LSTP(MPAR)
COMMON/BLOK1/ DEL(MPAR),CHMAX(MPAR),BNDLW(MPAR),BNDUP(MPAR),
1             REDA,RSSTOL,ITMAX,LISTS,IDIF
COMMON/BLOK2/ IDER,SPDA(MPAR),F(MOB)
LOGICAL LG,LG1
DATA III/0/
FINF=1.D+30
IF (IRED .GE. 1) GOTO 100
DO 101 I=1,NPAR
  LG=(PAR(I) .EQ. 0.)
  IF (LG) WRITE(*,25) I
  IF (LG) STOP
25  FORMAT(1X,'PARAMETER PAR(',I2,') IS EQUAL ZERO')
  DEL(I)=-0.01
  CHMAX(I)=0.2*ABS(PAR(I))
  BNDLW(I)=-FINF
  BNDUP(I)=FINF
101  CONTINUE
      REDA=1.E-04

```



```

RSSTOL=1.E-04
ITMAX=20
LISTS=0
IDIF=1
IF (IRED .LE. -1) RETURN
100 CONTINUE
C
C WRITE(*,99999)
C99999 FORMAT(1X,'REDA,RSSTOL,ITMAX,LISTS')
C READ(*,*) REDA,RSSTOL,ITMAX,LISTS
REDA=.01
RSSTOL=.001
ITMAX=20
LISTS=1
C
III=III+1
ZERO=0.
IF (NPAR .GT. NOB) THEN
WRITE(*,103)
STOP
ENDIF
103 FORMAT(/,1X,'NUMBER OF PARAMETERS EXCEEDS NUMBER OF OBSERVATIONS')
102 CONTINUE
M=MOB
IF (NOB .GT. MOB) WRITE(*,15) NOB,M
15 FORMAT(1X,'INCREASE THE VALUE OF MOB TO',I5,' (' ,I5,' WAS USED)')
M=MPAR
IF (NPAR .GT. MPAR) WRITE(*,16) NPAR,M
16 FORMAT(1X,'INCREASE THE VALUE OF MPAR TO',I4,' (' ,I4,' WAS USED)')
IF ((NOB .GT. MOB) .OR. (NPAR .GT. MPAR)) STOP
IF (LISTS.GE.1) THEN
WRITE(*,14) NOB,NPAR
14 FORMAT(/,/,/,1X,'START PROBLEM WITH ',I4,2X,
1 'OBSERVATIONS AND ',I2,2X,'PARAMETERS')
WRITE(*,7) (BNDUP(I),I=1,NPAR)
7 FORMAT(1X,'BNDUP(I)=' ,5E14.5)
WRITE(*,8) (PAR(I),I=1,NPAR)
8 FORMAT(1X,'PAR(I) =' ,5E14.5)
WRITE(*,6) (BNDLW(I),I=1,NPAR)
6 FORMAT(1X,'BNDLW(I)=' ,5E14.5)
WRITE(*,11) (DEL(I),I=1,NPAR)
11 FORMAT(1X,'DEL(I) =' ,5E14.5)
WRITE(*,13) (CHMAX(I),I=1,NPAR)
13 FORMAT(1X,'CHMAX(I)=' ,5E14.5)
WRITE(*,17) REDA,RSSTOL,ITMAX,LISTS,IDIF
17 FORMAT(1X,'REDA =' ,E12.5,3X,'RSSTOL =' ,E12.5,3X,'ITMAX =' ,I4,
1 3X,'LISTS =' ,I3,3X,'IDIF =' ,I3)
ENDIF
FMIN=1.
DO 4 I=1,NPAR
FMIN=AMIN1(FMIN,ABS(DEL(I)))
LG=(PAR(I).LT.BNDLW(I)) .OR. (PAR(I).GT.BNDUP(I))
IF (LG) THEN
WRITE(*,18) I
STOP
ENDIF
4 CONTINUE
18 FORMAT(1X,'PARAMETER PAR(' ,I2,' ) IS OUTSIDE ITS BOUNDS')
ITNO=1
NPAR1=NPAR+1
NFUNC=0
1 IF (LISTS .GE. 1) WRITE(*,3) ITNO,NFUNC
3 FORMAT(/,1X,'START ITERATION NO.',I3,' NO. OF FUNCTION CALLS',I4)
IDER=0

```

```

CALL MODEL(PAR,F0,NOB,NPAR)
NFUNC=NFUNC+1
IF (LISTS .GE. 1) WRITE(*,2) (PAR(I),I=1,NPAR)
2  FORMAT(1X,'PAR(I)  ',5E14.5)
ITNO=ITNO+1
DO 5 IOB=1,NOB
    Z(IOB,NPAR1)=-F0(IOB)+OBS(IOB)
5  CONTINUE
DO 490 IPAR=1,NPAR
    IDER=IPAR
    IF (ABS(DEL(IPAR)).LT.(1./FINF)) GOTO 490
    IF (CHMAX(IPAR).NE.0. .AND. BNDUP(IPAR)-BNDLW(IPAR).GE.1./FINF)
1      GOTO 410
    DO 400 IOB=1,NOB
400   Z(IOB,IPAR)=0.
        GOTO 490
410   LG=(DEL(IPAR).GT.0.)
        LG1=(.NOT.LG) .AND. (ABS(PAR(IPAR)*DEL(IPAR)).LE.1.E-20)
        IF (LG1) THEN
60      WRITE(*,60) IPAR
1      FORMAT(1X,'THE VALUE OF PAR('',I3,'') IS TOO SMALL FOR DETERMININ
        , 'ING THE DERIVATIVE')
        STOP
        ENDIF
        PARD=PAR(IPAR)
        IF (LG) THEN
            DPAR=DEL(IPAR)
        ELSE
            DPAR=ABS(PAR(IPAR)*DEL(IPAR))
        ENDIF
        JDIF=IDIF
        S1=BNDUP(IPAR)-PARD-DPAR
        S2=PARD-DPAR-BNDLW(IPAR)
        IF (S1.LT.0. .AND. S2.GT.S1 .AND. IDIF.GT.0) JDIF=-1
        IF (S2.LT.0. .AND. S1.GT.S2 .AND. IDIF.LT.0) JDIF=1
        IF (JDIF.LT.0) GOTO 420
        PAR(IPAR)=AMIN1(PARD+DPAR,BNDUP(IPAR))
        DENOM=PAR(IPAR)
        CALL MODEL(PAR,FUP,NOB,NPAR)
        NFUNC=NFUNC+1
        GOTO 440
420   DENOM=PARD
        DO 430 IOB=1,NOB
430   FUP(IOB)=F0(IOB)
440   IF (JDIF.GT.0) GOTO 450
        PAR(IPAR)=AMAX1(PARD-DPAR,BNDLW(IPAR))
        DENOM=DENOM-PAR(IPAR)
        CALL MODEL(PAR,FLW,NOB,NPAR)
        NFUNC=NFUNC+1
        GOTO 470
450   DENOM=DENOM-PARD
        DO 460 IOB=1,NOB
460   FLW(IOB)=F0(IOB)
470   PAR(IPAR)=PARD
        DO 480 IOB=1,NOB
480   Z(IOB,IPAR)=(FUP(IOB)-FLW(IOB))/DENOM
490   CONTINUE
        DO 20 IPAR=1,NPAR1
        DO 20 JPAR=1,IPAR
            X=0
            DO 19 IOB=1,NOB
19      X=X+Z(IOB,IPAR)*Z(IOB,JPAR)
            A(IPAR,JPAR)=X
            A(JPAR,IPAR)=X

```

```

20  CONTINUE
    IF ((ITNO .EQ. 2) .AND. (LISTS .GE. 1)) WRITE(*,12) A(NPAR1,NPAR1)
12  FORMAT(1X,'INITIAL SUM OF SQUARE =',D17.8)
21  IF (LISTS .GE. 2) THEN
    WRITE(*,22)
22  FORMAT(1X,'MATRIX OF NORMAL EQUATIONS')
    DO 49 I=1,NPAR1
        WRITE(*,50) (A(I,J),J=1,NPAR1)
49  CONTINUE
50  FORMAT(1X,5D15.5)
    ENDIF
501  NES=0
    NTRANS=0
    SSB=A(NPAR1,NPAR1)
    DO 502 I=1,NPAR
        LSTP(I)=0
        LBIU(I)=0
        PARB(I)=PAR(I)
        SPDA(I)=REDA*A(I,I)
502  CONTINUE
503  SSRED=0
    JBIU=0
    NPIV=0
    DO 510 I=1,NPAR
        IF (LSTP(I).NE.0 .OR. A(I,I).LE.SPDA(I) .OR.
1     ABS(CHMAX(I)).LT.1./FINF) GOTO 510
        TRED=A(I,NPAR1)**2/A(I,I)
        IF (TRED.LT.SSRED) GOTO 510
        JB=0
        FACT0=FINF
        DO 508 J=1,NPAR
            IF (J.NE.I) GOTO 504
            DENOM=A(I,NPAR1)/A(I,I)
            GOTO 505
504         IF (LSTP(J).EQ.0) GOTO 508
            REF=PAR(J)+A(J,NPAR1)
            DENOM=-A(J,I)*A(I,NPAR1)/A(I,I)
505         IF (DENOM.GT.1./FINF) GOTO 506
            IF (DENOM.GT.-1./FINF) GOTO 508
            IF (BNDLW(J).LE.-FINF) GOTO 508
            TFACT=(BNDLW(J)-REF)/DENOM
            IJ=-J
            GOTO 507
506         IF (BNDUP(J).GE.FINF) GOTO 508
            TFACT=(BNDUP(J)-REF)/DENOM
            IJ=J
507         IF (FACT0.LE.TFACT) GOTO 508
            FACT0=TFACT
            JB=IJ
508         CONTINUE
            IF (FACT0.GT.1) GOTO 509
            TRED=TRED*FACT0*(2.-FACT0)
509         IF (TRED.LT.SSRED) GOTO 510
            SSRED=TRED
            FLMAX=FACT0
            JBIU=JB
            NPIV=I
510        CONTINUE
            IF (NPIV.EQ.0 .OR. FLMAX.LT.1./FINF) GOTO 530
            NTRANS=NTRANS+1
            IF (FLMAX.LE.1.) GOTO 52
            NES=NES+1
            LSTP(NPIV)=NPIV
            LBIU(NPIV)=0

```

```

GOTO 57
52  IRESP=IABS (JBIU)
    IF (IRESP.NE.NPIV) NES=NES-1
    LSTP (IRESP)=0
    DPIVP=FLMAX*A (NPIV, NPAR1) /A (NPIV, NPIV)
    PAR (NPIV) =PAR (NPIV) +DPIVP
    PAR (IRESP) =BNDLW (IRESP)
    IF (JBIU.GT.0) PAR (IRESP) =BNDUP (IRESP)
57  CONTINUE
    DO 58 I=1, NPAR
        IF (PAR (I) -BNDLW (I) .LE.1. /FINF .AND. LSTP (I) .EQ.0) LBIU (I) =-I
        IF (BNDUP (I) -PAR (I) .LE.1. /FINF .AND. LSTP (I) .EQ.0) LBIU (I) =I
58  CONTINUE
    IF (LISTS.GE.5) THEN
        WRITE (*, 59) (LBIU (I), I=1, NPAR)
        WRITE (*, 61) (LSTP (I), I=1, NPAR)
        WRITE (*, 2) (PAR (I), I=1, NPAR)
    ENDIF
59  FORMAT (1X, 'LBIU =', 10I7)
61  FORMAT (1X, 'LSTP =', 10I7)
    IF (FLMAX.LT.1.) GOTO 70
62  LPCUM (NPIV) =NPIV
    IF (FLMAX.LE.1.) NPIV=IRESP
    PIVOT=A (NPIV, NPIV)
    A (NPIV, NPIV) =1.D+00
63  DO 512 J=1, NPAR1
512  A (NPIV, J) =A (NPIV, J) /PIVOT
513  DO 520 I=1, NPAR1
        IF (I.EQ.NPIV) GOTO 520
        CMULT=A (I, NPIV)
        DO 519 J=1, NPAR1
519  IF (J.EQ.NPIV) A (I, J) =A (I, J) -CMULT*A (NPIV, J)
        A (I, NPIV) =-A (I, NPIV) /PIVOT
520  CONTINUE
521  IF (LISTS .GE. 3) THEN
        WRITE (*, 30)
30  FORMAT (1X, 'TRANSFORMED MATRIX INCLUDING INVERSE OF EQUATIONS',
1    ' THAT ARE NOW SOLVED')
        DO 522 I=1, NPAR1
522  WRITE (*, 50) (A (I, J), J=1, NPAR1)
    ENDIF
    GOTO 503
70  A (NPAR1, NPAR1) =A (NPAR1, NPAR1) -SSRED
    DO 76 I=1, NPAR
        A (I, NPAR1) =A (1, NPAR1) -DPIVP*A (I, NPIV)
        LG1=(LSTP (I) .NE.0)
        LG=(PAR (I) .GT.BNDUP (I))
        IF (LG) PAR (I) =BNDUP (I)
        IF (LG.AND.LG1) A (I, NPAR1) =0.D+00
        LG=(PAR (I) .LT.BNDLW (I))
        IF (LG) PAR (I) =BNDLW (I)
        IF (LG.AND.LG1) A (I, NPAR1) =0.D+00
        IF (LG1) A (NPAR1, I) =-A (I, NPAR1)
        IF (.NOT.LG1) A (NPAR1, I) =A (I, NPAR1)
76  CONTINUE
73  IF (NPIV.EQ.IRESP) GOTO 521
    A (IRESP, NPAR1) =0.D+00
    A (NPAR1, IRESP) =0.D+00
    GOTO 62
530  IF (NTRANS.GT.0) GOTO 531
541  WRITE (*, 542)
542  FORMAT (1X, 'NO PARAMETER CHANGES PERMITTED.  INSPECT BOUNDS AND',
1    ' CHMAX ARRAYS')
    STOP

```

```

531 SSE1=A(NPAR1,NPAR1)
550 DO 552 I=1,NPAR
      IF (LSTP(I).EQ.0) A(I,NPAR1)=0.D+00
      A(I,NPAR1)=A(I,NPAR1)+PAR(I)-PARB(I)
552 CONTINUE
      ILAM=0
      FLAM=1
      ILMAX=0
      FLMAX=FINF
      QMAX=FINF
      DO 536 I=1,NPAR
        ABSA=ABS(A(I,NPAR1))
        IF (ABSA.LT.1./FINF) GOTO 536
        QLAM=ABS(CHMAX(I))
        IF (CHMAX(I).LE.ZERO) QLAM=QLAM*ABS(PARB(I))
        IF (FLAM*ABSA.LE.QLAM) GOTO 534
        ILAM=I
        FLAM=QLAM/ABSA
534 IF (A(I,NPAR1).GT.ZERO) QMAX=BNDUP(I)-PARB(I)
        IF (A(I,NPAR1).LT.ZERO) QMAX=PARB(I)-BNDLW(I)
        IF (QMAX.GE.FLMAX*ABSA) GOTO 536
        ILMAX=I
        FLMAX=QMAX/ABSA
536 CONTINUE
      IF (ILAM.EQ.0) GOTO 547
      IF (LISTS .GE. 1) WRITE(*,538) ILAM,FLAM
538 FORMAT(1X,'PARAMETER',I3,' LIMITS THE CORRECTION TO ',E12.4,
1 ' TIMES THE GAUSS-NEWTON VALUES')
547 IF (FLMAX.LT.1. .AND. ILMAX.NE.ILAM) WRITE(*,538) ILMAX,FLMAX
548 IF (FLAM.LT.1./FINF) GOTO 541
560 SBEST=SSB
      FBEST=0.
      FLR=2.*FINF
      SSP=SSE1
      SS(1)=SSB
      FL(1)=0.
      SS(2)=1.01*FINF
      FL(2)=1.01*FLMAX
      SS(3)=1.02*FINF
      FL(3)=1.02*FLMAX
      FLT=FLAM
      KEY=0
      LG=.TRUE.
561 DO 590 IGRID=1,ITMAX
558 DO 562 I=1,NPAR
      PAR(I)=PARB(I)+FLT*A(I,NPAR1)
      IF (PAR(I).GT.BNDUP(I)) PAR(I)=BNDUP(I)
      IF (PAR(I).LT.BNDLW(I)) PAR(I)=BNDLW(I)
562 CONTINUE
      IDER=-1
      CALL MODEL(PAR,F,NOB,NPAR)
      NFUNC=NFUNC+1
      SST=0.
      DO 563 IOB=1,NOB
        DF=ABS(F(IOB)-OBS(IOB))
        IF (DF.GT.1.E+15) THEN
566 FORMAT(1X,'F(',I3,') =',E12.5,' IS TOO LARGE')
          STOP
        ENDIF
        SST=SST + DF**2
563 CONTINUE
      SSR=SST
      LG=(LG .AND. SST.GT.SSB)

```

```

IF (KEY.EQ.1) GOTO 581
IF (LISTS .GE. 4) WRITE(*,564) FLT,SST,IGRID,FLR,SSP
564 1  FORMAT(1X,'FLT =',E13.5,' SST =',E13.5,' IGRID =',I3,' FLR =',
      1  D15.5,' SSP =',E13.5)
      1  IF ((ABS(FLT-1.) .GT. RSSTOL .AND. ABS(FLT-FLMAX) .GT. RSSTOL) .OR.
          ABS(SST-SSE1) .GT. ABS(SSE1)*RSSTOL .OR. LG) GOTO 565
      FLR=FLT
      GOTO 581
565  INS=0
      K=0
      DO 575 I=1,3
          IF (FL(I) .GT. FLT .AND. INS.EQ.0) INS=I
          IF (INS.GT.0) K=1
          IK=I+K
          FD(IK)=FL(I)
          SD(IK)=SS(I)
575  CONTINUE
      IF (INS.EQ.0) INS=4
      FD(INS)=FLT
      SD(INS)=SST
      K=0
      IF ((SD(2) .GT. SD(3) .OR. INS.EQ.4) .AND. IGRID.GT.2) K=1
      IF (SD(1) .LE. SD(2)) K=0
      DO 576 I=1,3
          IK=I+K
          FL(I)=FD(IK)
          SS(I)=SD(IK)
576  CONTINUE
      IF (LISTS .GE. 6) THEN
          WRITE(*,577) (FD(J),J=1,4)
          WRITE(*,568) (SD(J),J=1,4)
577  FORMAT(1X,'FD TABLE ',4E15.5)
568  FORMAT(1X,'SD TABLE ',4E15.5)
      ENDIF
      IF (SST.GE.SBEST) GOTO 578
      SBEST=ST
      FBEST=FLT
578  IF (FL(3) .LE. FLMAX) GOTO 583
      IF (SS(1) .LE. SS(2)) GOTO 587
      FLT=0.1*FL(1) + 0.9*FL(2)
      GOTO 590
583  DENOM=(FL(3)-FL(1))*(SS(2)-SS(1)) + (FL(1)-FL(2))*(SS(3)-SS(1))
      IF (DENOM.LE.-1./FINF .AND. FL(3).LT.FINF) GOTO 584
      SSP=FINF
      IF (SS(1) .GT. SS(2)) GOTO 585
587  FLT=0.9*FL(1) + 0.1*FL(2)
      GOTO 590
585  FLT=FLMAX
      IF (FL(3) .GE. 0.98*FLMAX) FLT=0.1*FL(2) + 0.9*FL(3)
      IF (FL(3) .LT. 0.49*FLMAX) FLT=2.0*FL(3)
      GOTO 590
584  FOLD=FLR
      FLR=((FL(3)**2-FL(1)**2)*(SS(2)-SS(1)) + (FL(1)**2-FL(2)**2)
      1  *(SS(3)-SS(1)))/2./DENOM
      IF (FLR.GE.FLMAX) FLR=FLMAX
      IF (FLR.LT.FL(1)) FLR=FL(1)
      1  SSR=SS(1) + (SS(2)-SS(1))*(FLR-FL(1))*(FLR-FL(3))/(FL(2)-FL(1))
      2  / (FL(2)-FL(3)) + (SS(3)-SS(1))*(FLR-FL(1))*(FLR-FL(2))
      / (FL(3)-FL(1))/(FL(3)-FL(2))
      IF (ABS(SSR-SSP) .GT. ABS(RSSTOL*SSP) .AND.
      1  ABS(FOLD-FLR) .GT. ABS(RSSTOL*FLR)) GOTO 580
      IF (SSR.LT.0..OR.FLR.LE.FL(1).OR.FLR.GT.FL(3).OR.LG) GOTO 580
      FLT=FLR
      KEY=1

```

```

GOTO 558
581 IF (LISTS .GE. 1) WRITE(*,579) IGRID,FLR,SSR
579 FORMAT(1X,'SEARCH CONVERGED AFTER',I3,' CYCLES, WITH LAMDA =',
1      D11.4,' AND SSQ =',E13.6)
GOTO 626
580 SSP=SSR
582 FLT=0.9*FL(1) + 0.1*FL(2)
IF (FLR.GT.FLT) FLT=FLR
FT=0.1*FL(1) + 0.9*FL(2)
IF (FLR.GT.FT) FLT=FT
FT=0.9*FL(2) + 0.1*FL(3)
IF (FLR.GE.FL(2) .AND. FLR.LT.FT) FLT=FT
IF (FLR.GE.FT) FLT=FLR
FT=0.1*FL(2) + 0.9*FL(3)
IF (FLR.GT.FT) FLT=FT
IF (FLR.GT.FL(3)) GOTO 585
590 CONTINUE
WRITE(*,591) ITMAX,FBEST,SBEST
591 FORMAT(1X,'SEARCH TOOK THE FULL',I4,' CYCLES, BEST TRIAL POINT',
1      ', LAMDA =',E11.4,' SSQ =',E15.6)
FLR=FBEST
SSR=SBEST
626 DO 628 I=1,NPAR
PAR(I)=PARB(I)+A(I,NPAR1)*FLR
IF (PAR(I).LT.BNDLW(I)) PAR(I)=BNDLW(I)
IF (PAR(I).GT.BNDUP(I)) PAR(I)=BNDUP(I)
628 CONTINUE
IF (SSB.LT.SSR) WRITE(*,629) SSR,SSB
629 FORMAT(1X,'CURRENT SUM OF SQUARES',E15.8,' EXCEEDS RESULT',
1      E15.8,' OF PREVIOUS ITERATION')
IF (ITNO.LE.ITMAX .AND. ABS((SSR-SSB)/RSSTOL).GT.SSR .AND.
1      IGRID.GT.1) GOTO 1
IF (ABS((SSR-SSB)/RSSTOL).GT.SSB .AND. IGRID.GT.1) WRITE(*,639)
639 FORMAT(1X,'***** CONVERGENCE CRITERION IS NOT SATISFIED ',
1      '*****',/,1X,'***** MAXIMUM NUMBER OF ITE',
2      'RATIONS WAS REACHED *****')
NDF=NOB-NES
SEXT=0.
IF (NDF.GT.0) SEXT=SQRT(SSR/FLOAT(NDF))
DO 630 I=1,NPAR
IF (LSTP(I).NE.0) THEN
A(I,NPAR1)=SQRT(A(I,I))
PARB(I)=2.0*A(I,NPAR1)*SEXT
ENDIF
630 CONTINUE
IF (LISTS .GE. 1) WRITE(*,631)
631 FORMAT(/,/,1X,'BEST PARAMETER VALUES AND 2-SIGMA CONFIDENCE ',
1      'LIMITS ESTIMATED',/,1X,'BY LINEARIZATION FOR THE INDI',
2      'VIDUAL PARAMETERS ARE AS FOLLOWED')
J1=(NPAR+4)/5
DO 650 J2=1,J1
I1=5*(J2-1) + 1
I2=MIN0(NPAR,5*J2)
DO 632 I=I1,I2
SPDA(I)=PARB(I)
IF (LSTP(I).EQ.0) SPDA(I)=FINF
PARB(I)=PAR(I)+PARB(I)
632 IF (LSTP(I).EQ.0) PARB(I)=FINF
IF (LISTS .GE. 1) THEN
WRITE(*,633) (PARB(I),I=I1,I2)
633 FORMAT(1X,'UPR(I) =',5(D14.5))
WRITE(*,2) (PAR(I),I=I1,I2)
ENDIF
DO 634 I=I1,I2

```

```

        PARB(I)=2.0*PAR(I) - PARB(I)
634 IF (LSTP(I).EQ.0) PARB(I)=-FINF
    WRITE(*,635) (PARB(I),I=I1,I2)
650 CONTINUE
635 FORMAT(1X,'LWR(I)  =',5(D14.5))
    IF (LISTS .GE. 1) WRITE(*,636) SEXT,NOB,NDF
636 FORMAT(1X,'STANDARD ERROR OF WEIGHTED RESIDUALS =',E13.5,
1      /,1X,'ESTIMATED WITH ',I4,' RESIDUALS AND ',I4,
2      ' DEGREES OF FREEDOM')
    IF (LISTS .GE. 2) THEN
        DO 640 I=1,NPAR
        DO 640 J=1,I
            IF (LSTP(I)*LSTP(J).EQ.0) THEN
                A(I,J)=1.0E+08
            ELSE
                A(I,J)=A(I,J)/A(I,NPAR1)/A(J,NPAR1)
            ENDIF
640 CONTINUE
        WRITE(*,641)
641 FORMAT(1X,'NORMALIZED CORRELATION MATRIX')
        J1=(NPAR+4)/5
        DO 660 J2=1,J1
            I1=5*(J2-1) + 1
            I2=MIN0(NPAR,5*J2)
            DO 660 I=I1,NPAR
                II=MIN0(I,I2)
                WRITE(*,652)
                WRITE(*,655) (A(I,J),J=I1,II)
660 CONTINUE
652 FORMAT(1X)
655 FORMAT(5(F15.6))
        ENDIF
661 IF (LISTS .LT. 3) GOTO 666
        IDER=-2
666 CONTINUE
        CALL MODEL(PAR,F,NOB,NPAR)
        NFUNC=NFUNC+1
        X=0
        DO 680 I=1,NOB
            F0(I)=F(I)-OBS(I)
            X=X + F0(I)**2
680 CONTINUE
        IF (LISTS .GE. 5) THEN
            WRITE(*,662)
662 FORMAT(1X,'FINAL FUNCTION VALUES')
            WRITE(*,663) (F(I),I=1,NOB)
663 FORMAT(1X,8E10.3)
            WRITE(*,665)
665 FORMAT(1X,'RESIDUALS')
            WRITE(*,663) (F0(I),I=1,NOB)
        ENDIF
        WRITE(*,681) X
681 FORMAT(/,1X,'FINAL SUM OF SQUARES =',D15.8)
671 FORMAT(1X,'END OF PROBLEM')
        PAUSE '                                PRESS <ENTER> TO CONTINUE'
690 RETURN
    END
    SUBROUTINE ARMA(IROUND)

```

```

C-----
C          SUBROUTINE TO COMPUTE AUTOREGRESSIVE MOVING AVERAGE MODELS
C-----
PARAMETER (MAXOBS= 256,MATRIX=16,LAG=32)
DIMENSION DBLX(LAG)
DIMENSION GP(MATRIX),GT(MATRIX)

```



```

COMMON/NARMMA/ NAR,MMA,DBLF
DIMENSION AACF(LAG)
DIMENSION DATAX(MAXOBS),DA(MAXOBS)
DIMENSION X(MAXOBS),A(MAXOBS),ACF(LAG),PACF(LAG)
DIMENSION PHI(MATRIX),THETA(MATRIX)
DIMENSION XX(MATRIX,MATRIX),XY(MATRIX)
DIMENSION DX(MATRIX,MATRIX),DXY(MATRIX),AR(MATRIX,MATRIX)
COMMON/DATA/ DATAX,X,DA,A,ACF,PACF,PHI,THETA,XX,XY,DX,DXY,AR
COMMON/INPUT/ MAXDATA,AVERAGE,SIGMA,VARIANCE,SKEWNESS,KURTOSIS,
+ FILENAME,MAXORDER
COMMON/KFLAG/ KFLAG
REAL KURTOSIS,NUMBER
CHARACTER*8 FILENAME
CHARACTER*1 ANSWER
LOGICAL ARFLAG
ARFLAG=.TRUE.
CALL CLEAR
IF (IROUND .EQ. 0) THEN
  CALL BASIC
  PAUSE ' PRESS <ENTER> TO CONTINUE'
ENDIF
4000 CONTINUE
WRITE(*,4001)
4001 FORMAT(1X,'ORDER OF AUTOREGRESSIVE N = ',\ )
READ(*,*) NAR
WRITE(*,4002)
4002 FORMAT(1X,'ORDER OF MOVING AVERAGE M = ',\ )
READ(*,*) MMA
IF (NAR .GT. MATRIX) THEN
  NAR=MATRIX
  WRITE(*,4003) MATRIX,MATRIX
4003 FORMAT(/,/,1X,'ORDER OF AR PART IS GREATER THAN ',I2,
+ /,1X,'THE ORDER IS SET TO MAXIMUM OF ',I2)
ENDIF
IF (MMA .GT. MATRIX) THEN
  MMA=MATRIX
  WRITE(*,4004) MATRIX,MATRIX
4004 FORMAT(/,/,1X,'ORDER OF MA PART IS GREATER THAN ',I2,
+ /,1X,'THE ORDER IS SET TO MAXIMUM OF ',I2)
ENDIF
NGUESS=NAR + MMA

C
WRITE(*,4005)
4005 FORMAT(/,1X,'WILL YOU SUPPLY YOUR OWN INITIAL GUESSES ? (Y/N) ',\ )
READ(*,'(A1)') ANSWER
IF ((ANSWER .EQ. 'Y') .OR. (ANSWER .EQ. 'y')) THEN
  DO 4007 IX=1,NAR
    WRITE(*,4006) IX
4006 FORMAT(1X,'PHI (' ,I2,') ',\ )
    READ(*,*) DBLX(IX)
4007 CONTINUE
  DO 4009 IX=NAR+1,NGUESS
    WRITE(*,4008) IX-NAR
4008 FORMAT(1X,'THETA(' ,I2,') ',\ )
    READ(*,*) DBLX(IX)
4009 CONTINUE
ELSE
  WRITE(*,4010) (NAR+MMA),MATRIX
4010 FORMAT(/,1X,'ORDER OF INVERSE FUNCTION TO BE USED ? ',/,
1 1X,'must be ',I2,' <= ? <= ',I2,' ',\ )
  READ(*,*) NGUESS
C

```



```

      THETA (IX) = DBLX (NAR + IX)
C      WRITE (*, 4220) IX, THETA (IX)
C      WRITE (88, 4220) IX, THETA (IX)
4220   FORMAT (30X, 'THETA (' , I2, ') ' , 2X, F8.4)
4230   CONTINUE
C      WRITE (*, 4240) DBLF
C      WRITE (88, 4240) DBLF
4240   FORMAT (/, 30X, 'SSQ' , 5X, F11.4)
      WRITE (*, 4300)
4300   FORMAT (/, /, 1X, 'DO YOU WANT THE RESIDUE-VALUES ? (Y/N) ' , \)
      READ (*, ' (A1) ') ANSWER
      CALL RESIDUE (NAR, MMA, ANSWER, SSQ)
      CALL MOMENT (DA, A, MAXDATA, AMEAN, ASIG, AVAR, ASKEW, AKUR)
      CALL CLEAR
      WRITE (*, 4190) NAR, MMA, FILENAME
      WRITE (88, 4190) NAR, MMA, FILENAME
      DO 4310 IX = 1, NAR
          WRITE (*, 4200) IX, PHI (IX)
          WRITE (88, 4200) IX, PHI (IX)
4310   CONTINUE
      DO 4320 IX = 1, MMA
          WRITE (*, 4220) IX, THETA (IX)
          WRITE (88, 4220) IX, THETA (IX)
4320   CONTINUE
      WRITE (*, 4240) SSQ
      WRITE (88, 4240) SSQ
      PAUSE '                                PRESS <ENTER> TO CONTINUE'
      CALL CLEAR
      DO 4399 IX = 1, 2
          IF (IX .EQ. 1) THEN
              IUNIT = 88
              WRITE (88, 4330)
4330   FORMAT (/, /, /)
              ENDIF
              IF (IX .EQ. 2) IUNIT = 6
              WRITE (IUNIT, 4340)
4340   FORMAT (T27, 'BASIC STATISTICS OF RESIDUES')
              WRITE (IUNIT, 4350) FILENAME
4350   FORMAT (/, T37, A8)
              WRITE (IUNIT, 4360) AMEAN
4360   FORMAT (/, T26, 'AVERAGE ' , F21.3)
              WRITE (IUNIT, 4370) AVAR
4370   FORMAT (T26, 'VARIANCE' , F21.3)
              WRITE (IUNIT, 4380) ASKEW
4380   FORMAT (T26, 'SKEWNESS' , F21.3)
              WRITE (IUNIT, 4390) AKUR
4390   FORMAT (T26, 'KURTOSIS' , F21.3)
4399   CONTINUE
      PAUSE '                                PRESS <ENTER> TO CONTINUE'
      WRITE (*, 4400)
      WRITE (88, 4400)
4400   FORMAT (/, /, /, 28X, 'RESIDUE AUTOCORRELATION')
      MAXA = 20
      CALL AUTOCO (A, MAXA, MAXDATA, AVAR, AACF, AACF2SD)
      PAUSE '                                PRESS <ENTER> TO CONTINUE'
      Q = 0.
      DO 4410 IX = 1, MAXA
          Q = Q + AACF (IX) * AACF (IX)
4410   CONTINUE
      Q = REAL (MAXDATA) * Q
      WRITE (*, 4420) Q, (MAXA - NAR)
      WRITE (88, 4420) Q, (MAXA - NAR)
4420   FORMAT (/, 1X, 'Q-STATISTICS IS ' , F6.2, 5X, 'WITH' , I4, 2X, 'DEGREES OF '
+      , 'FREEDOM')

```

PAUSE '
 RETURN
 END
 SUBROUTINE MODEL (DBLX, DAD, MAXATA, NGUESS)

PRESS <ENTER> TO CONTINUE'

C-----
 C SUBROUTINE TO COMPUTE SUM OF SQUARE FOR NONLINEAR SEARCH
 C-----

```

PARAMETER (MAXOBS= 256, MATRIX=16, LAG=32)
COMMON/NAR MMA/ NAR, MMA, DBLF
DIMENSION DAD (MAXOBS)
DIMENSION DBLX (LAG)
DIMENSION DATA (MAXOBS), DA (MAXOBS)
DIMENSION X (MAXOBS), A (MAXOBS), ACF (LAG), PACF (LAG)
DIMENSION PHI (MATRIX), THETA (MATRIX)
DIMENSION XX (MATRIX, MATRIX), XY (MATRIX)
DIMENSION DXX (MATRIX, MATRIX), DXY (MATRIX), AR (MATRIX, MATRIX)
COMMON/DATA/ DATA, X, DA, A, ACF, PACF, PHI, THETA, XX, XY, DXX, DXY, AR
COMMON/INPUT/ MAXDATA, AVERAGE, SIGMA, VARIANCE, SKEWNESS, KURTOSIS,
+ FILENAME, MAXORDER
REAL KURTOSIS, NUMBER
CHARACTER*8 FILENAME
LIMIT=MAX0 (NAR, MMA)
DA (1)=0.
DO 4910 IX=2, LIMIT+1
  DA (IX)=X (IX)
  DO 4900 JX=1, IX-1
    IF ((NAR .NE. 0) .AND. (JX .LE. NAR)) THEN
      DA (IX)=DA (IX) - DBLX (JX) * X (IX-JX)
    ENDIF
    IF ((MMA .NE. 0) .AND. (JX .LE. MMA)) THEN
      DA (IX)=DA (IX) + DBLX (NAR+JX) * DA (IX-JX)
    ENDIF
4900 CONTINUE
4910 CONTINUE
DO 4950 IX=LIMIT+2, MAXDATA
  DA (IX)=X (IX)
  DO 4930 JX=1, NAR
    DA (IX)=DA (IX) - DBLX (JX) * X (IX-JX)
4930 CONTINUE
  DO 4940 JX=1, MMA
    DA (IX)=DA (IX) + DBLX (NAR+JX) * DA (IX-JX)
4940 CONTINUE
4950 CONTINUE
DBLF=0.0
DO 4960 IX=1, MAXDATA
  DBLF=DBLF + DA (IX) * DA (IX)
  DAD (IX)=X (IX) - DA (IX)
4960 CONTINUE
RETURN
END

```

การวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบ Box-Jenkins

ชัยโรจน์ คุณพณิชยกิจ *

ศุภษา คุณพณิชยกิจ **

1. บทนำ

อนุกรมเวลา (Time Series) คือข้อมูลหรือค่าของตัวแปรที่ถูกบันทึกตามลำดับเวลาที่เกิดขึ้น การใช้กรรมวิธีทางสถิติเพื่อศึกษาข้อมูลในลักษณะเช่นนี้เรียกว่า การวิเคราะห์อนุกรมเวลา การวิเคราะห์อนุกรมเวลามุ่งหมายที่สำคัญ 2 ประการคือ พยายามอธิบายกระบวนการที่ก่อให้เกิดอนุกรมเวลาชุดนั้น ๆ (Description of Generating Mechanism) และพยากรณ์ค่าของตัวแปรในอนาคต

การวิเคราะห์อนุกรมเวลาเป็นการศึกษาข้อมูลที่ทำให้ความสำคัญต่อลำดับเวลาที่เกิดขึ้นของข้อมูลนั้น และจะเน้นถึงความสัมพันธ์ที่ขึ้นต่อกัน (Dependence) ของข้อมูล จากลักษณะทั้ง 2 ประการนี้เองที่ทำให้การวิเคราะห์อนุกรมเวลาแตกต่างจากกรรมวิธีทางสถิติอื่น ๆ ที่มีข้อสมมติเกี่ยวกับความเป็นอิสระต่อกันและการเกิดสุ่ม (Randomization) ของข้อมูล เช่น การวิเคราะห์ความถดถอย หรือแม้แต่เทคนิคการทำให้เรียบ และการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบคลาสสิก ก็ยังต้องมีข้อสมมติเกี่ยวกับความเป็นอิสระของข้อมูลเช่นกัน

ถ้าพิจารณาในแง่ของการพยากรณ์ การพยากรณ์ค่าของตัวแปรล่วงหน้าโดยใช้โมเดลอนุกรมเวลาแบบ Box-Jenkins ก็สามารถกระทำได้ง่าย นอกจากนี้การพยากรณ์โดยใช้โมเดลอนุกรมเวลาดังกล่าวยังมีจุดเด่นในแง่ที่สามารถใช้พยากรณ์ได้ทันที โดยให้ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์น้อยที่สุดด้วย

* อาจารย์ประจำภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

** อาจารย์ประจำภาควิชาการบัญชี คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทความนี้อธิบายถึงการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบ Box-Jenkins โดยแบ่งออกเป็น 4 หัวข้อ หัวข้อที่ 2 เน้นคุณสมบัติทางสถิติของข้อมูลที่เป็นอนุกรมเวลา และความหมายของค่าทางสถิติเหล่านั้น หัวข้อที่ 3 แสดงรูปแบบต่าง ๆ ของโมเดลอนุกรมเวลาพร้อมกับคุณสมบัติทางสถิติของโมเดลทั้งหมด หัวข้อที่ 4 กล่าวถึงกระบวนการของการเลือกและการตรวจสอบโมเดลสำหรับอนุกรมเวลาแต่ละชุด ส่วนหัวข้อที่ 5 กล่าวถึงการใช้โมเดลอนุกรมเวลาสำหรับการพยากรณ์ค่าของอนุกรมล่วงหน้า การคำนวณหาทศนิยมแห่งความเชื่อใจ รวมทั้งการปรับค่าพยากรณ์ของอนุกรมเวลาเมื่อมีข้อมูลใหม่เกิดขึ้น

12. อนุกรมเวลาและคุณสมบัติทางสถิติ (Time Series and Their Statistical Properties)

ดังที่ได้กล่าวแล้วว่าอนุกรมเวลา คือข้อมูลหรือค่าของตัวแปรที่ถูกบันทึกตามลำดับเวลาที่เกิดขึ้น ข้อมูลนี้อาจถูกบันทึกต่อเนื่องกันตลอดเวลา เรียกว่า อนุกรมเวลาแบบต่อเนื่อง (Continuous Time Series) หรืออาจถูกบันทึกตามหน่วยเวลาที่ไมต่อเนื่องกันก็ได้ ซึ่งเรียกว่า อนุกรมเวลาแบบไม่ต่อเนื่อง (Discrete Time Series) ตัวอย่างเช่น ค่าของอุณหภูมิภายในตู้เย็นซึ่งมีการเปลี่ยนแปลงอยู่ตลอดเวลาเป็นอนุกรมเวลาแบบต่อเนื่อง ส่วนยอดขายรวมของสินค้าประจำเดือนต่าง ๆ จะเป็นอนุกรมเวลาแบบไม่ต่อเนื่อง

อนุกรมเวลาแบบไม่ต่อเนื่อง แบ่งได้เป็น 2 ประเภทคือ

- 1) อนุกรมเวลาแบบไม่ต่อเนื่องที่ได้ค่ามาจากอนุกรมเวลาแบบต่อเนื่องในช่วงเวลาใดเวลาหนึ่ง เช่น ค่าของอุณหภูมิภายในตู้เย็นที่ถูกบันทึกทุก ๆ 5 นาที
- 2) อนุกรมเวลาแบบไม่ต่อเนื่องที่แสดงค่าของตัวแปรที่สะสมในช่วงเวลาหนึ่ง ทั้งนี้เนื่องจากว่าค่าของตัวแปรที่เวลา n จุดใดจุดหนึ่งไม่มีความหมายที่แท้จริง เช่น ปริมาณฝนตก ณ เวลา 14.00 น. ของวันใดวันหนึ่งไม่สามารถจะบอกค่าได้ แต่ปริมาณฝนตกสะสมในช่วงเวลา 2 ชั่วโมงสามารถวัดค่าได้

อนุกรมเวลา ในบทความนี้จะหมายความถึงอนุกรมเวลาแบบไม่ต่อเนื่องทั้ง 2 ประเภท
ข้างต้น

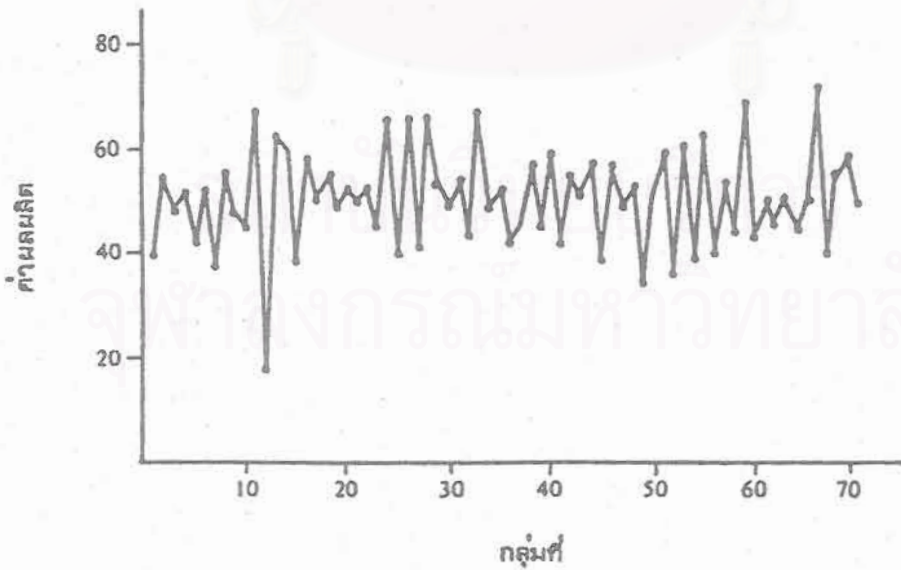
อนุกรมเวลาถือว่าเป็นค่าของตัวแปรสุ่มหนึ่งที่เกิดขึ้น (Realization) ในบรรดาค่าที่อาจเป็นไปได้ของกระบวนการเชิงความน่าจะเป็น (Stochastic Process) นั่นคือ ค่าของตัวแปรที่เกิดขึ้นนี้จะเป็นไปตามกฎความน่าจะเป็น (Probability Laws) ตัวอย่างเช่น ค่าผลผลิตที่ได้จากกระบวนการผลิตทางเคมี 70 กลุ่ม (Batches) ตามลำดับกันดังแสดงในตารางที่ 1 นั้น เป็นค่าของผลผลิตชุดหนึ่งที่เกิดขึ้นเท่านั้นในบรรดาค่าที่อาจเป็นไปได้ทั้งหมดของผลผลิตนั้นถ้าได้มีการผลิตในช่วงเวลาเดียวกัน ค่าของข้อมูลในตารางที่ 1 แสดงในรูปกราฟได้ตามรูปที่ 1 จากกราฟจะเห็นได้ว่าถึงแม้ค่าของข้อมูลชุดนี้จะจัดเป็นอนุกรมเวลาแบบไม่ต่อเนื่อง แต่ได้ใช้เส้นตรงเชื่อมต่อระหว่างจุดที่แสดงค่าของข้อมูลต่าง ๆ เพื่อให้สังเกตเห็นลักษณะของข้อมูลได้ง่ายขึ้น กราฟแสดงลักษณะที่เด่นชัดว่าค่าผลผลิตทางเคมีจะสูงต่ำสลับกันเป็นส่วนใหญ่ แต่การที่จะพยากรณ์ค่าผลผลิตที่จะได้ในกระบวนการผลิตกลุ่มถัดไปไม่สามารถจะกระทำได้อย่างแม่นยำ เพื่อให้ผลของการพยากรณ์ใกล้เคียงกับความเป็นจริงมากที่สุด ดังนั้นการวิเคราะห์อนุกรมเวลาจึงต้องอาศัยคุณสมบัติทางสถิติ ตลอดจนวิธีการทางสถิติเข้ามาเกี่ยวข้องด้วย

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 1

ค่าผลผลิตทางเคมีที่ได้จากระบวนการผลิต 70 กลุ่มตามลำดับ

l:	1-15	16-30	31-45	46-60	61-70
	40	59	53	56	48
	54	51	43	49	44
	48	55	66	52	49
	52	48	48	33	44
	41	51	52	52	49
	52	50	42	59	69
	38	52	44	34	40
	56	44	56	57	54
	48	65	44	39	58
	45	40	58	60	49
	66	65	41	40	
	17	41	54	52	
	62	64	51	44	
	50	53	56	65	
	38	48	38	43	



รูปที่ 1 กราฟแสดงค่าผลผลิตทางเคมี



การศึกษาคุณสมบัติของอนุกรมเวลา คือการ เรียนรู้พฤติกรรมของกระบวนการเชิงความน่าจะเป็น ทั้งนี้เพราะสิ่งที่ได้กล่าวแล้วว่าอนุกรมเวลาเป็นค่าของตัวแปรสุ่มหนึ่งที่เกิดขึ้นของกระบวนการเชิงความน่าจะเป็น ในการวิเคราะห์อนุกรมเวลานั้นจะถือว่า ค่า \tilde{y}_t ของอนุกรมเวลา ณ เวลา t เป็นค่าที่เกิดขึ้นของตัวแปร \tilde{y}_t และตัวแปรนี้มี Probability Density Function $f(\tilde{y}_t)$ ในทำนองเดียวกัน ค่า \tilde{y}_{t_1} และ \tilde{y}_{t_2} ของอนุกรมเวลา ณ เวลา t_1 และ t_2 จะเป็นค่าที่เกิดขึ้นของตัวแปร 2 มิติ \tilde{y}_{t_1} และ \tilde{y}_{t_2} ซึ่งมี Joint Probability Density Function $f(\tilde{y}_{t_1}, \tilde{y}_{t_2})$ ดังนั้นสำหรับอนุกรมเวลาชุดหนึ่งที่มีข้อมูล N ตัว $\tilde{y}_{t_1}, \tilde{y}_{t_2}, \dots, \tilde{y}_{t_N}$ จะเป็นค่าที่เกิดขึ้นของตัวแปร N มิติ $(\tilde{y}_{t_1}, \tilde{y}_{t_2}, \dots, \tilde{y}_{t_N})$ ซึ่งมี Joint Probability Density Function $f(\tilde{y}_{t_1}, \tilde{y}_{t_2}, \dots, \tilde{y}_{t_N})$

อนุกรมเวลาที่มาจาก Strictly Stationary Stochastic Process จะเป็นอนุกรมเวลาที่คุณสมบัติทางสถิติ (Probability Structure) ไม่เปลี่ยนแปลงเมื่อมีการเปลี่ยนจุดเริ่มต้นของอนุกรมเวลานั้น ดังนั้น Joint Probability Density Function ของตัวแปร N ตัว $\tilde{y}_{t_1}, \tilde{y}_{t_2}, \dots, \tilde{y}_{t_N}$ จะเหมือนกับ Joint Probability Density Function ของตัวแปร N ตัว $\tilde{y}_{t_1+k}, \tilde{y}_{t_2+k}, \dots, \tilde{y}_{t_N+k}$ สำหรับค่า k ที่เป็นเลขจำนวนเต็ม แต่อนุกรมเวลาที่มาจาก Weakly Stationary Stochastic Process จะมีเพียงค่าเฉลี่ย (Mean) และฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ (Covariance Function) ของตัวแปร $\tilde{y}_{t_1}, \tilde{y}_{t_2}, \dots, \tilde{y}_{t_N}$ เท่านั้นที่คงที่ไม่ขึ้นกับเวลา ในการวิเคราะห์อนุกรมเวลาจะสมมติว่า Joint Probability Density Function ของชุดตัวแปรทุกชุดเป็น Multivariate Normal ทั้งนี้เพราะถ้าตัวแปรมี Joint Probability Density Function เป็น Multivariate Normal แล้ว การรู้เพียงค่าเฉลี่ย และฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ก็สามารถคำนวณหาคุณสมบัติทางสถิติอื่น ๆ ได้ทั้งหมด และจะสมมติด้วยว่าอนุกรมเวลามาจาก Weakly Stationary Stochastic Process จากข้อสมมติทั้งสองนี้อนุกรมเวลาจะมี Joint Probability Density Function คงที่ ซึ่งต่อไปจะขอเรียกอนุกรมเวลาที่มีคุณสมบัติตามข้อสมมติทั้งสองนี้ว่า Stationary Process

ค่าเฉลี่ย พึ่งพิงขึ้นต่อความแปรปรวน และพึ่งพิงขึ้นต่อความสัมพันธ์

ค่าเฉลี่ย หมายถึง ค่าของตัวแปรที่มีโอกาสเกิดขึ้นมากที่สุด ค่านี้จะบอกให้ทราบถึงระดับเฉลี่ยของข้อมูลชุดหนึ่ง ๆ จากกราฟในรูปที่ 1 ถ้าหากค่าเฉลี่ยจะพบว่าประมาณครึ่งหนึ่งของค่าผลผลิตทางเคมีมีค่าสูงกว่าค่าเฉลี่ยนี้ และอีกครึ่งหนึ่งมีค่าต่ำกว่าค่าเฉลี่ยนี้ ค่าเฉลี่ยของอนุกรมเวลาประกอบด้วยข้อมูล N ตัว สามารถคำนวณได้จาก

$$\hat{\mu} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \hat{y}_t \quad \left[\text{ค่าในทางทฤษฎี } \mu = E(\hat{y}_t) = \int_{-\infty}^{\infty} \hat{y}_t \cdot f(\hat{y}_t) d\hat{y}_t \right] \quad (1)$$

ส่วนความแปรปรวน (Variance) ของอนุกรมเวลาเป็นค่าตัวเลขที่บอกถึงลักษณะการกระจายของข้อมูลรอบค่าเฉลี่ยของอนุกรมเวลานั้น ถ้าความแปรปรวนมีค่ามากแต่ละค่าของข้อมูลในอนุกรมเวลาชุดนั้นจะแตกต่างจากค่าเฉลี่ยมาก แต่ถ้าความแปรปรวนมีค่าน้อย แต่ละค่าของข้อมูลในอนุกรมเวลาชุดนั้นก็จะแตกต่างจากค่าเฉลี่ยน้อยด้วย ความแปรปรวนของอนุกรมเวลาประกอบด้วยข้อมูล N ตัว สามารถคำนวณได้จาก

$$\hat{\sigma}_y^2 = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\hat{y}_t - \hat{\mu})^2 \quad (2)$$

$$\left[\text{ค่าในทางทฤษฎี } \sigma_y^2 = E(\hat{y} - \mu)^2 = \int_{-\infty}^{\infty} (\hat{y}_t - \mu)^2 \cdot f(\hat{y}_t) d\hat{y}_t \right]$$

จากกราฟในรูปที่ 1 จะสังเกตได้ว่าโดยทั่วไปถ้าค่าผลผลิตที่ได้จากกระบวนการผลิตทางเคมีในงวดนี้ต่ำ ค่าผลผลิตในงวดถัดไปจะสูง แต่ถ้าค่าผลผลิตในงวดนี้สูง ค่าผลผลิตในงวดถัดไปจะต่ำ ซึ่งแสดงว่าค่าของอนุกรมเวลา ณ เวลาที่ติดกันจะมีความสัมพันธ์ในแง่ลบ นอกจากนี้ถ้าสังเกตค่าของอนุกรมเวลา ณ เวลาสองงวดถัดไปที่ติดกัน จะเห็นว่าถ้าค่าผลผลิตในงวดนี้ต่ำ ค่าผลผลิตในอีกสองงวดถัดไปจะต่ำด้วย แต่ถ้าค่าผลผลิตในงวดนี้สูง ค่าผลผลิตในอีกสองงวดถัดไปก็จะสูงเช่นกัน ซึ่งแสดงว่าค่าของอนุกรมเวลาที่ห่างกันสองหน่วยเวลาจะมีความสัมพันธ์ในแง่บวก ข้อสังเกตที่ได้จากกราฟในรูปที่ 1 เหล่านี้แสดงให้เห็นว่าค่าของอนุกรมเวลา ณ เวลาต่าง ๆ กัน

ไม่ได้มีความเป็นอิสระต่อกัน (Independence) แต่จะมีความสัมพันธ์ที่ขึ้นต่อกัน (Dependence) คุณสมบัติทางสถิติที่ใช้วัดความสัมพันธ์ที่ขึ้นต่อกันระหว่างตัวแปรสองตัวคือ สหความสัมพันธ์ (Covariance) เมื่อนำคุณสมบัติที่ใช้วัดความสัมพันธ์ที่ขึ้นต่อกันนี้มาใช้วัดความสัมพันธ์ที่ขึ้นต่อกันของค่าอนุกรมเวลา ณ เวลาต่าง ๆ กันจะเรียกคุณสมบัติทางสถิตินี้ว่าสหความสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocovariance) เนื่องจากข้อสมมติเบื้องต้นที่ว่า อนุกรมเวลามาจาก Stationary Process ซึ่งทำให้ Joint Probability Density Function $f(\tilde{y}_t, \tilde{y}_{t+k})$ ของตัวแปร $\tilde{y}_t, \tilde{y}_{t+k}$ คงที่ทุกค่าของเวลา t สำหรับแต่ละค่าของ k ที่เป็นเลขจำนวนเต็ม ค่าสหสัมพันธ์แปรปรวนในตัวเองของค่าอนุกรมเวลาที่ประกอบด้วยข้อมูล N ตัวในระยะเวลาที่ห่างกัน k หน่วยเวลาสามารถคำนวณได้จาก

$$C_k = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N-k} (\tilde{y}_t - \hat{\mu})(\tilde{y}_{t+k} - \hat{\mu}), \quad k = 1, 2, \dots \quad (3)$$

$$\left[\text{ค่าในทางทฤษฎี } \gamma_k = E(\tilde{y}_t - \mu)(\tilde{y}_{t+k} - \mu) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (\tilde{y}_t - \mu)(\tilde{y}_{t+k} - \mu) f(\tilde{y}_t, \tilde{y}_{t+k}) d\tilde{y}_t d\tilde{y}_{t+k} \right]$$

จะเห็นได้ว่าค่าของ C_k ขึ้นกับขนาดของค่าตัวแปร \tilde{y}_t ดังนั้นการเปรียบเทียบค่าสหสัมพันธ์แปรปรวนในตัวเองของชุดตัวแปรสองชุดไม่สามารถกระทำได้อย่างมีความหมายเท่าที่ควร

สหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation) คือสหสัมพันธ์แปรปรวนในตัวเอง

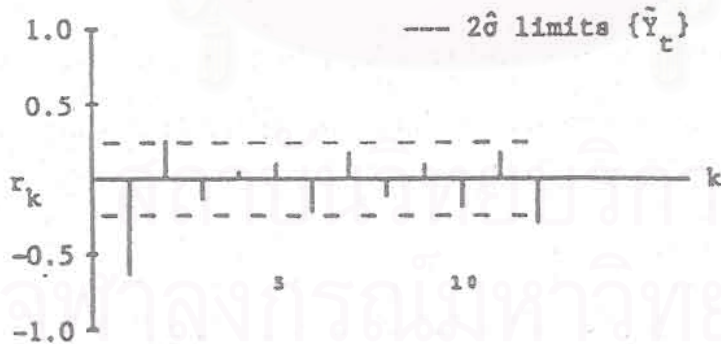
ที่ทำให้มีมาตรฐานเดียวกัน (Standardized) ไม่ขึ้นกับขนาดค่าของอนุกรมเวลา สหสัมพันธ์ในตัวเองนี้จะมีค่าตั้งแต่ -1 ถึง +1 สูตรที่ใช้ในการคำนวณสหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าอนุกรมเวลาที่ห่างกันระยะเวลา k คือ

$$r_k = \frac{C_k}{\sqrt{\hat{\sigma}_{y_t}^2 \cdot \hat{\sigma}_{y_{t+k}}^2}} = \frac{C_k}{\hat{\sigma}_y^2} \quad k = 1, 2, \dots \quad (4)$$

$$\left[\text{ค่าในทางทฤษฎี } \rho_k = \frac{\text{Cov}(y_t, y_{t+k})}{\sqrt{\sigma_{y_t}^2 \cdot \sigma_{y_{t+k}}^2}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \right]$$

ถ้า r_k มีค่า +1 แสดงว่าข้อมูลที่ห่างกันระยะเวลา k จะมีความสัมพันธ์ขึ้นต่อกันในทางบวกหนึ่งร้อยเปอร์เซ็นต์ นั่นคือถ้า \hat{y}_t มีค่ามาก \hat{y}_{t+k} จะมีความมากด้วย แต่ถ้า r_k มีค่า -1 แสดงว่าข้อมูลที่ห่างกันระยะเวลา k จะมีความสัมพันธ์ขึ้นต่อกันในทางลบหนึ่งร้อยเปอร์เซ็นต์ นั่นคือถ้า \hat{y}_t มีค่ามาก \hat{y}_{t+k} จะมีความน้อย ถ้า $r_k = 0$ แสดงว่าข้อมูลที่ห่างกันระยะเวลา k จะไม่มีความสัมพันธ์ขึ้นต่อกันเลย

สูตรรวมของสหความสัมพันธ์ในตัวเองที่ทุก ๆ ค่าของระยะเวลา k จะเรียกว่าฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation Function) ฟังก์ชันนี้แสดงให้เห็นถึงความสัมพันธ์ของข้อมูลที่ห่างกันระยะเวลา k เมื่อนำค่าฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเองมาเขียนกราฟ จะช่วยให้เห็นลักษณะความสัมพันธ์ขึ้นต่อกันของอนุกรมเวลา ได้ชัดเจน จากค่าผลผลิตทางเคมีที่ได้จากกระบวนการผลิต 70 กลุ่มในตารางที่ 1 ถ้านำมาคำนวณหาฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองแล้วนำไปเขียนกราฟดังแสดงในรูปที่ 2 แล้ว จะเห็นว่าสหสัมพันธ์ในตัวเองมีค่ามากที่สุดเฉพาะที่ $k = 1$



รูปที่ 2 ค่าของฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าผลผลิตทางเคมี

การที่จะกำหนดว่าค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองที่หน่วยเวลาใดที่มีค่ามากควรแก่การสนใจนั้น กระทำได้โดยการเปรียบเทียบค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองที่หน่วยเวลานั้นกับค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation) ของค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองที่คำนวณได้ ถ้าค่าได้ถึงเฉพาะขนาด (Absolute Value) และพบว่าค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองมีค่ามากกว่าสองเท่าของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานที่หน่วยเวลานั้น ๆ จะถือได้ว่าค่าสหสัมพันธ์ในตัวเอง ณ หน่วยเวลานั้นมีค่ามากควรแก่การสนใจที่ระดับนัยสำคัญ 5% การคำนวณค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองสามารถทำได้โดยใช้สมการดังนี้

ถ้าอนุกรมเวลามีค่าสหสัมพันธ์ในตัวเอง (ทางทฤษฎี) ที่ไม่เป็นศูนย์ q หน่วยเวลา และหลังจากนั้นเป็นศูนย์ทั้งหมด ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองสำหรับ $k > q$ คือ

$$\hat{\sigma}(x_k) \cong \sqrt{\frac{1}{N} \left\{ 1 + 2 \sum_{i=1}^q (x_i)^2 \right\}} ; k = q+1, q+2, \dots \quad (5)$$

ตัวอย่างเช่น กรณีที่อนุกรมเวลาเป็นอิสระต่อกัน คือค่าสหสัมพันธ์ในตัวเอง (ทางทฤษฎี) เป็นศูนย์ทั้งหมด นั่นคือ $q = 0$

$$\hat{\sigma}(x_k) \cong \sqrt{\frac{1}{N}} ; k = 1, 2, 3, \dots \quad (6)$$

นั่นคือค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองที่หน่วยเวลาต่าง ๆ เท่ากันหมด สมการ

(6) อาจใช้เป็นค่าประมาณของ $\hat{\sigma}(x_k)$ ในกรณีอื่นได้เช่นกัน

ถ้าอนุกรมเวลามีความสัมพันธ์กัน 1 หน่วยเวลา นั่นคือ $q = 1$

$$\hat{\sigma}(x_k) \cong \sqrt{\frac{1}{N} \left\{ 1 + 2(x_1)^2 \right\}} ; k = 2, 3, 4, \dots$$

ถ้าอนุกรมเวลามีความสัมพันธ์กัน 2 หน่วยเวลา นั่นคือ $q = 2$

$$\hat{\sigma}(x_k) \cong \sqrt{\frac{1}{N} \left\{ 1 + 2(x_1^2 + x_2^2) \right\}} ; k = 3, 4, 5, \dots$$

สำหรับกรณีซึ่งไม่ทราบว่าคุณสมบัติความสัมพันธ์กันที่หน่วยเวลา การหาค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองที่หน่วยเวลาต่าง ๆ จะเริ่มจากการสมมติว่า q ใน (5) เท่ากับศูนย์ เพื่อคำนวณหา $\hat{\sigma}(x_1)$ แล้วสมมติว่า $q = 1$ เพื่อคำนวณหา $\hat{\sigma}(x_2)$ และ $q = 2$ เพื่อคำนวณหา $\hat{\sigma}(x_3)$ ทำเช่นนี้ไปเรื่อย ๆ จนครบทุกหน่วยเวลาของฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองนี้

3. โมเดลอนุกรมเวลาและคุณสมบัติทางสถิติ (Time Series Models and Their Statistical Properties)

เนื่องจากการวิเคราะห์ข้อมูลในลักษณะของอนุกรมเวลามีจุดมุ่งหมายที่สำคัญ 2 ประการ คือ อธิบายกระบวนการที่ก่อให้เกิดอนุกรมเวลาชุดหนึ่ง ๆ และพยากรณ์ค่าของตัวแปรในอนาคต ในการอธิบายกระบวนการที่ก่อให้เกิดอนุกรมเวลาแต่ละชุดนั้นกระทำโดยการสร้างโมเดลทางคณิตศาสตร์ที่สามารถอธิบายลักษณะของอนุกรมเวลาชุดนั้นได้ เมื่อสร้างโมเดลที่เหมาะสมสำหรับอนุกรมเวลาชุดนั้น ๆ ได้แล้ว ก็จะใช้โมเดลนั้นในการพยากรณ์ค่าของตัวแปรต่อไป เนื่องจากโมเดลอนุกรมเวลาถูกสร้างขึ้นมาจากอาศัยข้อมูลในช่วงเวลาที่ผ่านมา ดังนั้นจึงระลึกไว้เสมอว่าการพยากรณ์ค่าของตัวแปรโดยใช้โมเดลอนุกรมเวลานี้จะขึ้นอยู่กับข้อมูลที่สมมติที่ว่าสถานการณ์ในอนาคตมีแนวโน้มที่จะเหมือนสถานการณ์ในอดีต

โมเดลอนุกรมเวลาจำแนกออกได้เป็น 3 ประเภทคือ

- 1) โมเดล Autoregressive (โมเดล AR) มีลักษณะที่สำคัญคือค่าของตัวแปร ณ เวลาใดก็ตามจะมีความสัมพันธ์โดยตรงกับค่าของตัวแปรนั้นในช่วงเวลาที่ผ่านมาแล้ว
- 2) โมเดล Moving Average (โมเดล MA) มีลักษณะที่สำคัญคือค่าของตัวแปร ณ เวลาใดก็ตามจะมีความสัมพันธ์โดยตรงกับเทอมแปรปรวนกลุ่ม (Disturbance terms) ในช่วงเวลาที่ผ่านมาแล้ว
- 3) โมเดล Mixed Autoregressive Moving Average (โมเดล ARMA) จะมีความสัมพันธ์ที่สำคัญร่วมกันของสองโมเดลข้างต้น คือค่าของตัวแปร ณ เวลาใดก็ตามจะมีความสัมพันธ์โดยตรงกับค่าของตัวแปรนั้นและเทอมแปรปรวนกลุ่มในช่วงเวลาที่ผ่านมาแล้ว

คำนิยามเบื้องต้น

คำนิยามเบื้องต้นนี้จะใช้ในการสร้างโมเดลอนุกรมเวลา

กำหนดให้ \tilde{Y}_t เป็นตัวแปรของเหตุการณ์ที่จะทำการวิเคราะห์ ณ เวลา t \tilde{Y}_t มี Probability Density Function แบบ Normal ซึ่งมีค่าเฉลี่ย μ และค่าความแปรปรวน $\sigma_{\tilde{Y}}^2$ ดังนั้น ตัวแปร $Y_t = \tilde{Y}_t - \mu$ ก็จะเป็นตัวแปรที่มี Probability Density Function แบบ Normal ซึ่งมีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ และค่าความแปรปรวน σ_Y^2 ซึ่งเท่ากับ $\sigma_{\tilde{Y}}^2$ ของตัวแปร \tilde{Y}_t

กำหนดให้ e_t เป็นเทอมแปรปรวนสุ่มที่มากจากระบบการเชิงความน่าจะเป็น e_t นี้ จะมี Probability Density Function แบบ Normal มีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ และค่าความแปรปรวนเท่ากับ σ_e^2 ($e_t \sim N(0, \sigma_e^2)$) สำหรับทุก ๆ ค่าของเวลา t e_t จะไม่มีความสัมพันธ์ขึ้นต่อ e_{t-k} และ Y_{t-k} (Y_{t-k} คือตัวแปรของเหตุการณ์ที่จะทำการวิเคราะห์ ณ เวลา $t-k$) ซึ่งสรุปได้ดังนี้

$$E[e_t e_{t-k}] = 0 \quad ; \quad k \neq 0$$

และ

$$E[e_t Y_{t-k}] = 0 \quad ; \quad k > 0$$

$e_t, e_{t-1}, \dots, e_{t-N}$ จึงเป็นชุดอนุกรมเวลาของเทอมแปรปรวนสุ่มแบบ Normal ที่เป็นอิสระต่อกัน

3.1 โมเดล Autoregressive

โมเดล First Order Autoregressive, AR(1)

โมเดล AR(1) แสดงได้ดังนี้

$$(\tilde{Y}_t - \mu) = \beta_1 (\tilde{Y}_{t-1} - \mu) + e_t$$

หรือ

$$Y_t = \beta_1 Y_{t-1} + e_t \quad (7)$$

โมเดลอนุกรมเวลาข้างต้นคล้ายคลึงกับโมเดลการวิเคราะห์ความถดถอย

(Regression Models) มาก ต่างกันแต่เพียงว่าในโมเดลการวิเคราะห์ความถดถอยนั้นตัวแปร

Y_t ซึ่งเป็นตัวแปรไม่อิสระจะขึ้นกับตัวแปรอิสระอื่น ๆ ส่วนในโมเดล AR(1) นี้ ตัวแปร Y_t จะขึ้นกับค่าในอดีตของตัวเอง (7) แสดงให้ทราบว่า Y_t ที่เกิดขึ้น ณ เวลา t มีความสัมพันธ์กับ Y_{t-1} ซึ่งถ้าเขียน (7) สำหรับ Y_{t-1} ก็จะพบว่า Y_{t-1} มีความสัมพันธ์กับ Y_{t-2} ดังนั้น Y_t ก็มีความสัมพันธ์กับ Y_{t-2} ด้วยเช่นกัน ในทำนองเดียวกัน Y_t จะมีความสัมพันธ์กับ Y_{t-3}, Y_{t-4}, \dots ด้วย

ค่า Y_1, Y_2, \dots, Y_N จาก (7) จะเป็นอนุกรมเวลาซึ่งมีคุณสมบัติทางสถิติ เช่น ค่าเฉลี่ย ค่าความแปรปรวน พังค์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเอง สกซ์ณะหนึ่ง ดังนั้น ถ้าอนุกรมเวลาที่สนใจมีคุณสมบัติทางสถิติเหมือนกับคุณสมบัติทางสถิติของอนุกรมเวลา $Y_t, t = 1, 2, \dots, N$ อนุกรมเวลาชุดนั้นจะสามารถอธิบายได้ด้วยโมเดล AR(1) เช่นกัน แนวความคิดนี้เป็นหลักสำคัญในการนำโมเดลทางคณิตศาสตร์มาอธิบายอนุกรมเวลาแต่ละชุด

Autoregression

การคำนวณหาสหสัมพันธ์ความแปรปรวนในตัวเองของโมเดล AR(1) ทำได้โดยใช้กฎ

Expectation ทางสถิติดังนี้

$$\begin{aligned} Y_0 = \sigma_Y^2 = \text{Cov}(Y_t, Y_t) &= E[Y_t Y_t] = E[(\beta_1 Y_{t-1} + e_t)(\beta_1 Y_{t-1} + e_t)] \\ &= \beta_1^2 \sigma_Y^2 + \sigma_e^2 \\ \sigma_Y^2 &= \frac{\sigma_e^2}{1 - \beta_1^2} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Y_1 = \text{Cov}(Y_t, Y_{t-1}) &= E[Y_t Y_{t-1}] = E[(\beta_1 Y_{t-1} + e_t) Y_{t-1}] \\ &= E[\beta_1 Y_{t-1} Y_{t-1} + e_t Y_{t-1}] \end{aligned}$$

เนื่องจาก $E[Y_{t-1} Y_{t-1}] = \sigma_Y^2$

$$E[e_t Y_{t-1}] = 0$$

ดังนั้น

$$Y_1 = \beta_1 \sigma_Y^2$$

และสหความสัมพันธ์ในตัวเองที่เวลาต่างกัน 1 หน่วยเวลา $\rho_1 = \frac{\gamma_1}{\sigma_y^2} = \phi_1$

สำหรับสหความแปรปรวนในตัวเองที่เวลาต่างกัน 2 หน่วยเวลาสามารถได้จาก

$$\begin{aligned} \gamma_2 &= \text{Cov}(y_t, y_{t-2}) = E[y_t y_{t-2}] = E[(\phi_1 y_{t-1} + e_t) y_{t-2}] \\ &= E[\phi_1 (\phi_1 y_{t-2} + e_{t-1}) + e_t] y_{t-2} \\ &= E[\phi_1^2 y_{t-2} y_{t-2} + \phi_1 e_{t-1} y_{t-2} + e_t y_{t-2}] \\ &= \phi_1^2 \sigma_y^2 \end{aligned}$$

ดังนั้น $\rho_2 = \frac{\gamma_2}{\sigma_y^2} = \phi_1^2$

โดยทั่วไปสหความสัมพันธ์ในตัวเองที่เวลาต่างกัน k หน่วยเวลาจะสามารถได้จาก

$$\rho_k = \phi_1^k \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (8)$$

จะเห็นว่าค่าของสหความสัมพันธ์ในตัวเองของโมเดล AR(1) จะลดลงเรื่อย ๆ

ตามระยะเวลาที่ผ่านมา

หมายเหตุ โมเดล AR(1) จะจัดเป็น Stationary Process ก็ต่อเมื่อ $|\phi_1| < 1$ ซึ่งหมายความว่าความสัมพันธ์ของ y_t ที่ขึ้นตรงต่อ y_{t-k} จะน้อยลงไปเรื่อย ๆ เมื่อค่าของ k เพิ่มขึ้น

โมเดล Second Order Autoregressive, AR(2)

โมเดล AR(2) แสดงได้ดังนี้

$$(\tilde{y}_t - \mu) = \phi_1 (\tilde{y}_{t-1} - \mu) + \phi_2 (\tilde{y}_{t-2} - \mu) + e_t$$

หรือ

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + e_t \quad (9)$$

ค่าสหภาพแปรปรวนในตัวเองของโมเดล AR(2) สามารถได้ดังนี้

$$\begin{aligned}
 \gamma_0 &= \sigma_Y^2 = \text{Cov}(Y_t, Y_t) = E[Y_t Y_t] \\
 &= E[(\phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + e_t)(\phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + e_t)] \\
 &= E[\phi_1^2 Y_{t-1}^2 + 2\phi_1 \phi_2 Y_{t-1} Y_{t-2} + 2\phi_1 Y_{t-1} e_t + 2\phi_2 Y_{t-2} e_t \\
 &\quad + \phi_2^2 Y_{t-2}^2 + e_t^2] \\
 &= \phi_1^2 \sigma_Y^2 + 2\phi_1 \phi_2 \gamma_1 + \phi_2^2 \sigma_Y^2 + \sigma_e^2 \\
 &= \phi_1^2 \sigma_Y^2 + \frac{2\phi_1 \phi_2 \sigma_Y^2}{1 - \phi_2} + \phi_2^2 \sigma_Y^2 + \sigma_e^2 \quad (\text{ค่าของ } \gamma_1 \text{ สามารถอยู่ถัดไป})
 \end{aligned}$$

$$[(1-\phi_2)(1-\phi_2^2) - \phi_1^2(1+\phi_2)] \sigma_Y^2 = (1-\phi_2) \sigma_e^2$$

$$\sigma_Y^2 = \frac{(1-\phi_2) \sigma_e^2}{(1+\phi_2)[(1-\phi_2)^2 - \phi_1^2]}$$

$$\begin{aligned}
 \gamma_1 &= \text{Cov}(Y_t, Y_{t-1}) = E[Y_t Y_{t-1}] \\
 &= E[(\phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + e_t) Y_{t-1}] \\
 &= E[\phi_1 Y_{t-1}^2 + \phi_2 Y_{t-1} Y_{t-2} + e_t Y_{t-1}] \\
 &= \phi_1 \sigma_Y^2 + \phi_2 \gamma_1
 \end{aligned}$$

$$(1-\phi_2)\gamma_1 = \phi_1 \sigma_Y^2$$

$$\gamma_1 = \frac{\phi_1 \sigma_Y^2}{(1-\phi_2)}$$

และค่าสหภาพสัมพันธ์ในตัวเองที่เวลาต่างกัน 1 หน่วยเวลา $\rho_1 = \frac{\gamma_1}{\sigma_Y^2}$

ดังนั้น

$$\rho_1 = \frac{\phi_1}{1-\phi_2}$$

(10)

ในทำนองเดียวกันค่าสหสัมพันธ์ตัวเองที่เวลาต่างกัน k หน่วยเวลา ซึ่ง $k \geq 2$ สามารถคำนวณได้ดังนี้

$$\begin{aligned} \gamma_k &= \text{Cov} [Y_t, Y_{t-k}] = E[Y_t Y_{t-k}] \\ &= E[(\beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + e_t) \cdot Y_{t-k}] \\ &= E[\beta_1 Y_{t-1} Y_{t-k} + \beta_2 Y_{t-2} Y_{t-k} + e_t Y_{t-k}] \\ &= \beta_1 \gamma_{k-1} + \beta_2 \gamma_{k-2} \end{aligned}$$

ดังนั้นค่าสหสัมพันธ์ตัวเองที่เวลาต่างกัน k หน่วยเวลา ซึ่ง $k \geq 2$

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\sigma^2} = \beta_1 \rho_{k-1} + \beta_2 \rho_{k-2} \quad (11)$$

นั่นคือค่าสหสัมพันธ์ตัวเองที่เวลาต่างกัน k หน่วยเวลา ซึ่ง $k \geq 2$ สามารถคำนวณได้จากค่าสหสัมพันธ์ต่อเนื่องใน (11) เช่น $k = 2$

$$\begin{aligned} \rho_2 &= \beta_1 \rho_1 + \beta_2 \rho_0 \\ &= \frac{\beta_1^2}{1-\beta_2} + \beta_2 \quad (\text{เพราะ } \rho_0 = \frac{\gamma_0}{\sigma^2} = \frac{\sigma^2}{\sigma^2} = 1) \end{aligned}$$

หมายเหตุ โมเดล AR(2) จะเป็น Stationary Process ก็ต่อเมื่อ

$$\beta_2 + \beta_1 < 1; \quad \beta_2 - \beta_1 < 1; \quad -1 \leq \beta_2 \leq 1$$

โมเดล Autoregressive of Order n, AR(n)

โมเดล AR(n) ซึ่งเป็นรูปแบบโดยทั่วไปของโมเดล Autoregressive จะอยู่ในรูปดังนี้

ในรูปดังนี้

$$(\tilde{Y}_t - \mu) = \beta_1 (\tilde{Y}_{t-1} - \mu) + \beta_2 (\tilde{Y}_{t-2} - \mu) + \dots + \beta_n (\tilde{Y}_{t-n} - \mu) + e_t$$

หรือ

$$Y_t = \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \dots + \beta_n Y_{t-n} + e_t \quad (12)$$

การคำนวณหาฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง ρ_k , $k = 0, 1, 2, \dots$ สามารถกระทำได้
โดยกรรมวิธีเดียวกับที่แสดงไว้สำหรับโมเดล AR(1) และ AR(2) ข้างต้น

3.2 โมเดล Moving Average

โมเดล First Order Moving Average, MA(1)

โมเดล MA(1) แสดงได้ดังนี้

$$(\hat{Y}_t - \mu) = e_t - \theta_1 e_{t-1}$$

หรือ

$$Y_t = e_t - \theta_1 e_{t-1} \quad (13)$$

จาก (13) จะเห็นได้ว่าตัวแปร Y_t ของอนุกรมเวลาขึ้นอยู่กับเทอมแปรปรวนลุ่มที่มากกระตุ้นกลไก
ของกระบวนการเชิงความน่าจะเป็น ณ เวลา t และ $t-1$ เท่านั้น ในกรณีเช่นนี้ตัวแปรของ
อนุกรมเวลาจะมีความสัมพันธ์กันโดยมีเทอมแปรปรวนลุ่มเป็นตัวกลาง

ค่าสหสัมพันธ์แปรปรวนในตัวเองของโมเดล MA(1) คำนวณได้ดังนี้

$$\begin{aligned} \gamma_0 &= \sigma_Y^2 = \text{Cov}(Y_t, Y_t) = E[Y_t Y_t] \\ &= E[(e_t - \theta_1 e_{t-1})(e_t - \theta_1 e_{t-1})] \\ &= E(e_t e_t - 2\theta_1 e_t e_{t-1} + \theta_1^2 e_{t-1} e_{t-1}) \\ &= \sigma_e^2 + \theta_1^2 \sigma_e^2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \gamma_1 &= \text{Cov}(Y_t, Y_{t-1}) = E[Y_t Y_{t-1}] \\ &= E[(e_t - \theta_1 e_{t-1})(e_{t-1} - \theta_1 e_{t-2})] \\ &= E[e_t e_{t-1} - \theta_1 e_{t-1} e_{t-1} + \theta_1 e_t e_{t-2} - \theta_1^2 e_{t-1} e_{t-2}] \\ &= -\theta_1 \sigma_e^2 \end{aligned}$$

ดังนั้น

$$\begin{aligned} \rho_1 &= \frac{Y_1}{\sigma^2_Y} \\ &= \frac{-\theta_1 \sigma_e^2}{\sigma_Y^2} \\ &= \frac{-\theta_1}{1+\theta_1^2} \end{aligned} \tag{14}$$

ในทำนองเดียวกันจะสามารถแสดงได้ว่า $\rho_k = 0$; $k \geq 2$ นั่นคืออนุกรมเวลาที่มา
จากโมเดล MA(1) จะมีค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองสำหรับระยะเวลาห่างกันเพียง 1 หน่วยเวลา
เท่านั้น และค่านี้คือ ρ_1

หมายเหตุ โมเดล MA(1) จะมีคุณสมบัติ Invertibility ก็ต่อเมื่อ $|\theta_1| < 1$

โมเดล Second Order Moving Average, MA(2)

อนุกรมเวลาที่มาจากโมเดล MA(2) จะขึ้นกับเทอมแปรปรวนกลุ่ม ณ เวลา t , $t-1$
และ $t-2$ ซึ่งแสดงได้ดังนี้

$$(\hat{Y}_t - \mu) = e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2}$$

หรือ

$$Y_t = e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} \tag{15}$$

การคำนวณค่าสหสัมพันธ์แปรปรวนในตัวเองของอนุกรมเวลาที่ได้ดังนี้

$$\begin{aligned} \gamma_0 &= \sigma_Y^2 = \text{Cov}(Y_t, Y_t) = E[Y_t Y_t] \\ &= E[(e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2})(e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2})] \\ &= E[e_t^2 - 2\theta_1 e_t e_{t-1} - 2\theta_2 e_t e_{t-2} + 2\theta_1 \theta_2 e_{t-1} e_{t-2} + \theta_1^2 e_{t-1}^2 + \theta_2^2 e_{t-2}^2] \\ &= \sigma_e^2 + \theta_1^2 \sigma_e^2 + \theta_2^2 \sigma_e^2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \gamma_1 &= \text{Cov}(Y_t, Y_{t-1}) = E[Y_t Y_{t-1}] \\
 &= E[(e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2})(e_{t-1} - \theta_1 e_{t-2} - \theta_2 e_{t-3})] \\
 &= E[e_t e_{t-1} - \theta_1 e_{t-1} e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} e_{t-1} - \theta_1 e_t e_{t-2} + \theta_1^2 e_{t-1} e_{t-2} + \theta_1 \theta_2 e_{t-2} e_{t-2} \\
 &\quad - \theta_2 e_t e_{t-3} + \theta_1 \theta_2 e_{t-1} e_{t-3} + \theta_2^2 e_{t-2} e_{t-3}] \\
 &= -\theta_1 \sigma_e^2 + \theta_1 \theta_2 \sigma_e^2
 \end{aligned}$$

ดังนั้น
$$\rho_1 = \frac{\gamma_1}{\sigma_Y^2} = \frac{-\theta_1 + \theta_1 \theta_2}{\sigma_Y^2} \sigma_e^2 = -\theta_1 \left(\frac{1 - \theta_2}{1 + \theta_1^2 + \theta_2^2} \right) \quad (16)$$

ในทำนองเดียวกันสามารถแสดงได้ว่า

$$\rho_2 = \frac{-\theta_2}{1 + \theta_1^2 + \theta_2^2} \quad (17)$$

$$\rho_k = 0 ; k \geq 3$$

นั่นคืออนุกรมเวลาที่มาจากโมเดล MA(2) จะมีค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองสำหรับระยะเวลาห่างกันเพียง 1 และ 2 หน่วยเวลาเท่านั้น

หมายเหตุ โมเดล MA(2) จะมีคุณสมบัติ Invertibility ก็ต่อเมื่อ

$$\theta_2 + \theta_1 \leq 1 ; \theta_2 - \theta_1 \leq 1 ; -1 \leq \theta_2 \leq 1$$

โมเดล Moving Average of Order m , MA(m)

โมเดล MA(m) ซึ่งเป็นรูปแบบโดยทั่วไปของโมเดล Moving Average แสดงได้ดังนี้

$$\tilde{Y}_t - \mu = e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_m e_{t-m}$$

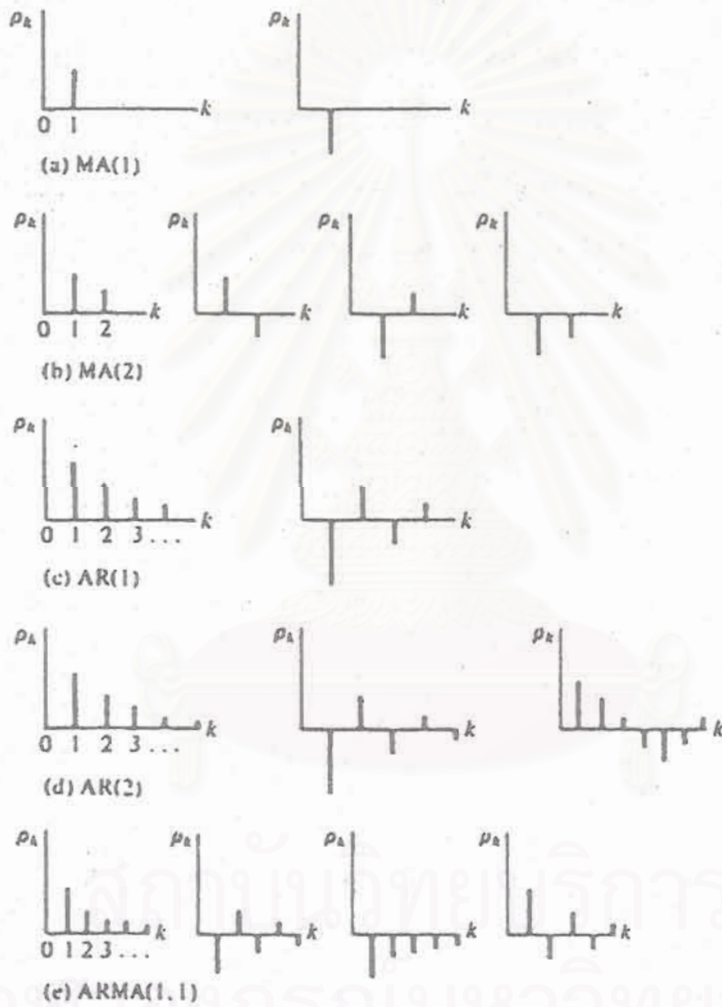
หรือ

$$Y_t = e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_m e_{t-m} \quad (18)$$

การคำนวณหาค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง ρ_k , $k = 0, 1, 2, \dots$ สามารถกระทำได้ โดยกรรมวิธีเดียวกับที่แสดงไว้สำหรับโมเดล MA(1) และ MA(2) ข้างต้น ซึ่งค่า ρ_k จะเท่ากับศูนย์เมื่อ $k \geq m+1$

โมเดล AR และ MA มีลักษณะของฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองแตกต่างกันอย่างเห็นได้ชัด ในทางทฤษฎีฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองของโมเดล AR จะค่อย ๆ มีค่าลดลงเมื่อระยะเวลาผ่านไป รูปร่างของฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองอาจเป็นแบบ Exponential หรือ Damped Cosine ดังแสดงในรูปที่ 3 (c และ d) ส่วนฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองของโมเดล MA จะมีค่าเป็นศูนย์เมื่อพ้นหน่วยเวลาที่เท่ากับอันดับของโมเดล MA นั้นแล้ว ดังแสดงในรูปที่ 3 (a และ b)

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 3 รูปร่างของ ρ_k ($k \geq 0$) สำหรับโมเดลอนุกรมเวลาบางโมเดล

อย่างไรก็ตามโมเดล AR และ MA สดว่ามีความสัมพันธ์กัน นั่นคือโมเดล AR ทุก ๆ อันดับสามารถเขียนในรูปของโมเดล MA(∞) ได้ และในทำนองเดียวกันโมเดล MA ทุก ๆ อันดับก็สามารถเขียนในรูปของโมเดล AR(∞) ได้เช่นกัน แต่เนื่องจากในทางปฏิบัติการใช้โมเดลแทนอนุกรมเวลาชุดใดชุดหนึ่งนั้นจะพยายามเลือกโมเดลที่อยู่ในรูปแบบที่ง่ายที่สุดโดยคำนึงถึงโมเดลที่มีค่าพารามิเตอร์น้อยที่สุด ในกรณีที่โมเดลนั้นสามารถอธิบายหรือแสดงสิ่งเดียวกัน (Principle of Parsimony) ถ้าพิจารณาคุณสมบัติทางสถิติของอนุกรมเวลาอีกอย่างหนึ่งคือสหความสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (Partial Autocorrelation) ซึ่งแสดงถึงความสัมพันธ์ระหว่างอนุกรมเวลาที่ห่างกัน k หน่วยเวลา เมื่อคำนึงถึงความสัมพันธ์ระหว่างอนุกรมเวลาที่ห่างกันในหน่วยเวลาดังแต่ 1 ถึง k-1 หน่วยเวลาแล้ว จะพบว่าสหความสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน ณ เวลา k, ρ_{kk} คือค่าพารามิเตอร์ θ_k ของโมเดล AR(k) ดังนั้นสหความสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนของโมเดล AR จะมีค่าเป็นศูนย์เมื่อพ้นหน่วยเวลาที่ค่าเท่ากับอันดับของโมเดล AR นั้น และจากความสัมพันธ์ระหว่างโมเดล AR กับ MA ดังกล่าวข้างต้น จะพบว่าสหความสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนของโมเดล MA มีค่าคือ 0 ตลอดไปตามเวลาที่ผ่านไป (โมเดล MA ทุก ๆ อันดับสามารถเขียนในรูป AR(∞) ได้)

คุณสมบัติทางสถิติเกี่ยวกับสหความสัมพันธ์ในตัวเองและสหความสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนของโมเดลอนุกรมเวลาจะใช้ร่วมกันในการพิจารณาโมเดลอนุกรมเวลาของข้อมูลแต่ละชุด

3.3 โมเดล Mixed Autoregressive Moving Average, ARMA(n, m)

โมเดล ARMA ครอบคลุมรูปแบบของอนุกรมเวลาได้กว้างกว่าโมเดล AR และ MA

โมเดล ARMA(n, m) มีรูปแบบการดังนี้

$$(\tilde{Y}_t - \mu) - \phi_1(\tilde{Y}_{t-1} - \mu) - \dots - \phi_n(\tilde{Y}_{t-n} - \mu) = e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_m e_{t-m}$$

หรือ

$$Y_t - \phi_1 Y_{t-1} - \dots - \phi_n Y_{t-n} = e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_m e_{t-m} \quad (19)$$

n จะแสดงอันดับของเทอม Autoregressive และ m จะแสดงอันดับของเทอม

Moving Average ในกรณีที่ $\theta_1 = \theta_2 = \dots = \theta_m = 0$ โมเดล ARMA(n, m) ก็จะเป็นโมเดล

AR(n) และในทำนองเดียวกัน ถ้า $\phi_1 = \phi_2 = \dots = \phi_n = 0$ โมเดล ARMA(n, m) ก็จะเป็น

โมเดล MA(m)

ในกรณีนี้จะขอยกตัวอย่างโมเดล ARMA(n,m) 2 รูปคือ ARMA(1,1) และ ARMA(2,1)

โมเดล ARMA(1,1)

โมเดล ARMA(1,1) แสดงได้ดังนี้

$$(\hat{Y}_t - \mu) - \phi_1(\hat{Y}_{t-1} - \mu) = e_t - \theta_1 e_{t-1}$$

หรือ

$$Y_t - \phi_1 Y_{t-1} = e_t - \theta_1 e_{t-1} \quad (20)$$

ค่าสหความแปรปรวนในตัวเองของโมเดล ARMA(1,1) สามารถได้ดังนี้

$$\begin{aligned} \gamma_0 &= \sigma_Y^2 = \text{Cov}(Y_t, Y_t) = E[Y_t Y_t] \\ &= E[(\phi_1 Y_{t-1} + e_t - \theta_1 e_{t-1}) Y_t] \\ &= E[\phi_1 Y_{t-1} Y_t + e_t Y_t - \theta_1 e_{t-1} Y_t] \\ &= \phi_1 \gamma_1 + E[e_t(\phi_1 Y_{t-1} + e_t - \theta_1 e_{t-1})] - \theta_1 E[e_{t-1} Y_t] \\ &= \phi_1 \gamma_1 + \sigma_e^2 - \theta_1 E[e_{t-1} Y_t] \end{aligned}$$

จาก (20) $E[e_{t-1}(Y_t - \phi_1 Y_{t-1})] = E[e_{t-1}(e_t - \theta_1 e_{t-1})]$

$$E[e_{t-1} Y_t - e_{t-1} \phi_1 \{\phi_1 Y_{t-2} + e_{t-1} + \theta_1 e_{t-2}\}] = E[e_{t-1} e_t - \theta_1 e_{t-1} e_{t-1}]$$

$$E[e_{t-1} Y_t] - \phi_1 \sigma_e^2 = -\theta_1 \sigma_e^2$$

$$E[e_{t-1} Y_t] = (\phi_1 - \theta_1) \sigma_e^2$$

ดังนั้น $\gamma_0 = \sigma_Y^2 = \phi_1 \gamma_1 + \sigma_e^2 - \theta_1 (\phi_1 - \theta_1) \sigma_e^2 \quad (21)$

ในกรณีที่เดียวกัน $\gamma_1 = \phi_1 \gamma_0 - \theta_1 \sigma_e^2 \quad (22)$

ดังนั้น $\gamma_0 = \sigma_Y^2 = \frac{1 + \theta_1^2 - 2\phi_1 \theta_1}{1 - \phi_1^2} \sigma_e^2$

และ $\gamma_1 = \frac{(1 - \phi_1 \theta_1)(\phi_1 - \theta_1)}{1 - \phi_1^2} \sigma_e^2$

ส่วนส่ความแปรปรวนในตัวเองที่เวลาต่างกัน k หน่วยเวลา ซึ่ง $k \geq 2$ จะมีค่าดังนี้

$$Y_k = \rho_1 Y_{k-1}$$

ดังนั้นส่วนส่ความสัมพันธ์ในตัวเองที่เวลาต่างกัน k หน่วยเวลาของโมเดล ARMA(1,1) จะเป็นดังนี้

$$\rho_1 = \frac{Y_1}{\sigma_Y^2} = \frac{(1-\rho_1\theta_1)(\rho_1-\theta_1)}{1 + \theta_1^2 - 2\rho_1\theta_1} \quad (23)$$

$$\rho_k = \frac{Y_k}{\sigma_Y^2} = \rho_1^k \rho_{k-1} ; k \geq 2 \quad (24)$$

หมายเหตุ โมเดล ARMA(1,1) จะมีคุณสมบัติเป็น Stationary Process และ Invertibility ก็ต่อเมื่อ $|\rho_1| < 1$ และ $|\theta_1| < 1$ ตามลำดับ

เนื่องจากโมเดล ARMA(1,1) นี้โดยแท้จริงแล้วคือการรวมกันระหว่างโมเดล AR(1) กับ MA(1) พึ่งก็ขึ้นส่ความสัมพันธ์ในตัวเองของอนุกรมเวลาที่มาจากโมเดลนี้จึงมีลักษณะร่วมกันระหว่างพ้ก็ขึ้นส่ความสัมพันธ์ในตัวเองที่เกี่ยวข้องกับโมเดล AR(1) กับ MA(1) นั่นคือ ρ_1 จะมีค่าสูงชันเป็นผลบางส่วนมาจากคุณสมบัติของโมเดล MA(1) ส่วนค่า $\rho_k ; k \geq 2$ จะมีลักษณะเหมือนกับโมเดล AR(1) ดังแสดงในรูปที่ 3 (e)

โมเดล ARMA(2,1)

โมเดล ARMA(2,1) แสดงอยู่ในรูปสมการต่อไปนี้

$$(\tilde{Y}_t - \mu) - \rho_1(\tilde{Y}_{t-1} - \mu) - \rho_2(\tilde{Y}_{t-2} - \mu) = e_t - \theta_1 e_{t-1}$$

หรือ

$$Y_t - \rho_1 Y_{t-1} - \rho_2 Y_{t-2} = e_t - \theta_1 e_{t-1} \quad (25)$$

ซึ่งส่รูปการหาค่าส่ความแปรปรวนในตัวเอง และค่าส่ความสัมพันธ์ในตัวเองได้ดังนี้

$$Y_0 = \sigma_Y^2 = \frac{(1-\rho_2)(1-\rho_1\theta_1 + \theta_1^2) - \theta_1\rho_1(1+\rho_2)}{(1-\rho_2)(1-\rho_2^2) + \rho_1^2(1+\rho_2)} \sigma_e^2$$

$$Y_1 = \frac{-\theta_1(1-\phi_2^2) + \phi_1(1-\phi_1\theta_1 + \theta_1^2)}{(1-\phi_2)(1-\phi_2^2) + \phi_1^2(1+\phi_2)} \sigma_e^2$$

$$Y_k = \phi_1 Y_{k-1} + \phi_2 Y_{k-2}; \quad k \geq 2$$

$$P_1 = \frac{-\theta_1(1-\phi_2^2) + \phi_1(1-\phi_1\theta_1 + \theta_1^2)}{(1-\phi_2)(1-\phi_1\theta_1 + \theta_1^2) - \theta_1\phi_1(1+\phi_2)} \quad (26)$$

$$P_k = \phi_1 P_{k-1} + \phi_2 P_{k-2}; \quad k \geq 2 \quad (27)$$

หมายเหตุ โมเดล ARMA(2,1) จะมีคุณสมบัติเป็น Stationary Process และ Invertibility ก็ต่อเมื่อ

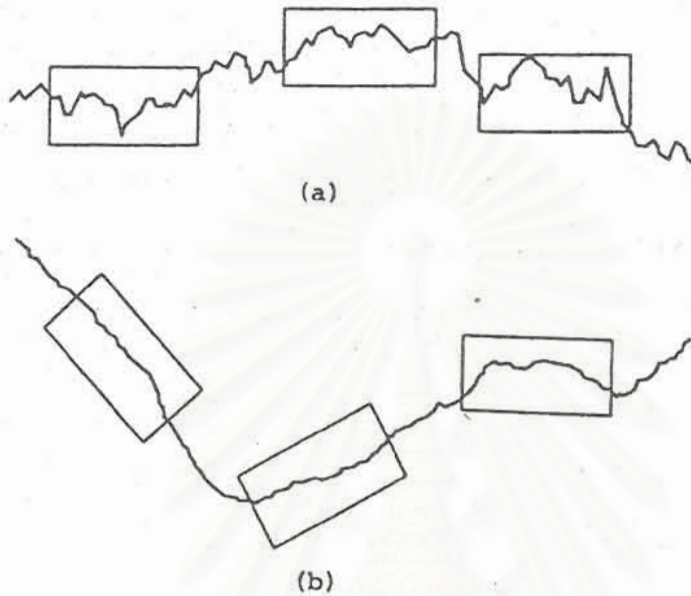
$$\phi_2 + \phi_1 \leq 1$$

$$\phi_2 - \phi_1 \leq 1$$

$$-1 \leq \phi_2 \leq 1$$

และ $|\theta_1| < 1$ ตามลำดับ

โมเดลอนุกรมเวลาที่ 3 ประเภทคือ โมเดล Autoregressive โมเดล Moving Average และโมเดล Mixed Autoregressive Moving Average ที่ได้อธิบายข้างต้นแล้วนั้น เป็นโมเดลสำหรับอนุกรมเวลาที่อยู่กับที่ข้อสันนิษฐานว่ามาจาก Stationary Process แต่ในความเป็นจริงจะพบว่าอนุกรมเวลาบางชุดไม่ได้มาจาก Stationary Process ตามข้อสันนิษฐานนี้ นั่นคือ ค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนในช่วงเวลาหนึ่ง ๆ จะมีค่าแตกต่างกันออกไป ในที่นี้จะขออธิบายเฉพาะอนุกรมเวลาที่มาจาก Non-stationary Process ซึ่งมีค่าเฉลี่ยเปลี่ยนแปลงไปตามช่วงเวลาเท่านั้น ส่วนค่าความแปรปรวนยังคงที่ ซึ่งจัดเป็นอนุกรมเวลาแบบ Nonstationary ประเภท Homogeneous จากรูปที่ 4 (a และ b) แสดงลักษณะของอนุกรมเวลาดังกล่าวนี้ จะเห็นได้ว่านอกเหนือไปจากการเปลี่ยนแปลงระดับของอนุกรมเวลาแล้ว อนุกรมเวลาที่ห่างกันในช่วงระยะเวลาไกล ๆ กันชุดหนึ่งจะมีลักษณะคล้ายคลึงกับอนุกรมเวลาในอีกชุดเวลาหนึ่ง



รูปที่ 4 ตัวอย่างอนุกรมเวลาแบบ Nonstationary ประเภท Homogeneous

อนุกรมเวลาแบบ Nonstationary ประเภท Homogeneous นี้ จะมีค่าฟังก์ชันในสหความสัมพันธ์ในตัวเองสูงต่อเนื่องกันตลอดช่วงเวลา ซึ่งจำเป็นต้องใช้โมเดล AR, MA หรือ ARMA ที่มีอันดับสูงมาก ๆ ดังนั้นเพื่อที่จะหลีกเลี่ยงการใช้โมเดลในอันดับสูง ๆ การวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบนี้จะกระทำโดยการนิยามตัวแปรขึ้นใหม่ ซึ่งเป็นผลต่าง (Difference) ของอนุกรมเวลาเดิม

$$\text{นิยามให้ } W_t = \nabla \tilde{Y}_t = \tilde{Y}_t - \tilde{Y}_{t-1} \quad t = 2, 3, \dots, N \quad (28)$$

(สมมติว่าอนุกรมเวลาชุดเดิมมีข้อมูล N ชุด)

ทั้งนี้เพื่อให้อนุกรมเวลาชุดใหม่ W_t มีคุณสมบัติเป็น Stationary Process และโมเดลอนุกรมเวลาอันดับต่ำ ๆ สามารถใช้อธิบายอนุกรมเวลาชุดใหม่นี้ได้

ถ้าอนุกรมเวลา W_t มาจากโมเดล AR(n) อนุกรมเวลาชุดเดิม \hat{Y}_t จะมาจากโมเดลที่เรียกว่า Integrated Autoregressive, ARI(n,1) ในทำนองเดียวกัน ถ้า W_t มาจากโมเดล MA(m) หรือ ARMA(n,m) \hat{Y}_t จะมาจากโมเดล Integrated Moving Average IMA(1,m) หรือ Integrated Autoregressive Moving Average ARIMA(n,1,m) ตามลำดับ 1 แสดงถึงจำนวนดีกรีของผลต่าง ในบางกรณีดีกรีของผลต่างจะมากกว่า 1 เพื่อที่จะทำให้อนุกรมเวลาชุดใหม่มีคุณสมบัติเป็น Stationary Process นั่นคือมีค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนคงที่ไม่ขึ้นกับช่วงเวลาใดเวลาหนึ่ง ในกรณีนี้จะนิยามตัวแปรใหม่ต่อไปเรื่อย ๆ ดังนี้

$$\begin{array}{llll} \text{ดีกรีที่ 1} & W_t = \nabla \hat{Y}_t = \hat{Y}_t - \hat{Y}_{t-1} & t = 2, 3, \dots, N \\ \text{ดีกรีที่ 2} & U_t = \nabla W_t = W_t - W_{t-1} & t = 3, 4, \dots, N \\ \text{ดีกรีที่ 3} & V_t = \nabla U_t = U_t - U_{t-1} & t = 4, 5, \dots, N \\ & \vdots & \vdots & \vdots \end{array}$$

จนกว่าอนุกรมเวลาของตัวแปรชุดใหม่จะมีลักษณะ Stationary ซึ่งตรวจสอบได้จากลักษณะฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเอง

สรุปได้ว่า ถ้า $\hat{Y}_t, t = 1, 2, \dots, N$ เป็นอนุกรมเวลาชุดเดิม และจำนวนดีกรีของผลต่างเท่ากับ d ครั้ง ได้อนุกรมเวลาชุดใหม่อยู่ในรูป $z_t = \nabla^d \hat{Y}_t$ ถ้า $z_t, t = d+1, d+2, \dots, N$ มาจากโมเดล AR(n) หรือ MA(m) หรือ ARMA(n,m) อนุกรมเวลาชุดเดิม $\hat{Y}_t, t=1, 2, \dots, N$ จะมาจากโมเดล ARI(n,d) หรือ IMA(d,m) หรือ ARIMA(n,d,m) ตามลำดับ

นอกจากนี้ยังมีอนุกรมเวลาบางประเภทที่ได้รับผลกระทบโดยตรงจากฤดูกาล (Seasonal Time Series) ซึ่งลักษณะของอนุกรมเวลาประเภทนี้จะเปลี่ยนแปลงขึ้นลงเสียนแบบกันตามช่วงเวลา เช่น ยอดขายของของขวัญจะมีค่าสูงคล้าย ๆ กันทุกปีในช่วงเทศกาลต่าง ๆ หรือปริมาณรถยนต์ที่ผ่านสี่แยกราชประสงค์จะมากในช่วงชั่วโมงเร่งด่วนทั้งตอนเช้าและตอนเย็น อีกทั้งปริมาณรถยนต์นี้จะเปลี่ยนแปลงระหว่างวันทำการกับวันหยุดราชการด้วย โมเดลอนุกรมเวลาที่จะใช้สำหรับอนุกรมเวลาประเภทนี้เรียกว่า โมเดลอนุกรมเวลาที่มีฤดูกาล (Seasonal Time Series Model) โมเดลนี้ยังคงลักษณะของโมเดล ARMA อยู่ แต่จะมีการทำผลต่างฤดูกาล (Seasonal Difference) กับอนุกรมเวลาเดิม

ดังนี้

$$w_t = \nabla_S \tilde{y}_t = \tilde{y}_t - \tilde{y}_{t-S}$$

เมื่อ S คือช่วงเวลาของฤดูกาลที่ทำให้อนุกรมเวลา y_t มีการเปลี่ยนแปลง เช่น ยอดขายของชวัญรายเดือนจะมีช่วงเวลาของฤดูกาล 12 เดือน หรือปริมาณรถยนต์ที่ผ่านสี่แยกราชประสงค์ทุก ๆ ชั่วโมง จะมีช่วงเวลาของฤดูกาลเท่ากับ 24 ชั่วโมง กับ 168 ชั่วโมง (ตรงกับ 1 วันกับ 1 สัปดาห์ตามลำดับ) อนุกรมเวลา \tilde{y}_t อาจจะต้องทำผลต่างฤดูกาลมากกว่า 1 ครั้ง คือทำผลต่างฤดูกาลไป D ครั้งจนกว่าอนุกรมเวลาชุดใหม่จะไม่มีรูปแบบของฤดูกาลให้เห็น ซึ่งตรวจสอบได้จากฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเอง

ให้ g_t คืออนุกรมเวลาที่เกิดจากการทำผลต่างฤดูกาล d ครั้งกับอนุกรมเวลาชุดเดิม \tilde{y}_t นั่นคือ $g_t = \nabla_S^d \tilde{y}_t$ อนุกรมเวลา g_t สามารถนำไปหาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลที่อยู่ห่างกัน S หน่วยเวลาได้ เช่น ความสัมพันธ์ของยอดขายของชวัญในเดือนธันวาคม ปี 2527 กับยอดขายในเดือนธันวาคม ปี 2526, 2525, ... หรือยอดขายของชวัญในเดือนกุมภาพันธ์ปี 2527 กับยอดขายในเดือนกุมภาพันธ์ปี 2526, 2525, ... โดยใช้โมเดล ARMA ที่มีค่าพารามิเตอร์เฉพาะในหน่วยเวลาที่เป็นจำนวนเท่าของ S คือ $S, 2S, 3S, \dots$ ถ้า g_t มีโมเดล $ARMA(N,M)_S$ จะมีสมการดังนี้

$$g_t - \phi_{1,S} g_{t-S} - \dots - \phi_{N,S} g_{t-NS} = a_t - \theta_{1,S} a_{t-S} - \dots - \theta_{M,S} a_{t-MS} \quad (29)$$

a_t จะเป็นอนุกรมเวลาที่คำนวณได้จาก (29) ซึ่งอนุกรมเวลาชุดนี้จะตัดผลกระทบจากฤดูกาลออกแล้ว นั่นคือฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเองของ a_t จะไม่มีค่าที่มีนัยสำคัญ ณ หน่วยเวลา $S, 2S, 3S, \dots$ เนื่องจาก (29) ศำมึงถึงความสัมพันธ์ของข้อมูลที่ห่างกัน ℓ หน่วยเวลาที่เป็นจำนวนเท่าของ S เท่านั้น แต่ข้อมูลที่อยู่ ℓ หน่วยเวลาต่าง ๆ อาจมีความสัมพันธ์กันด้วย เช่น ยอดขายของชวัญของเดือนธันวาคม 2527 อาจมีความสัมพันธ์กับยอดขายในเดือนพฤศจิกายน ตุลาคม ... ของปี 2527 นั่นเอง ในขณะที่เดียวกันยอดขายแต่ละเดือนอาจมีแนวโน้มที่จะเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ตามการขยายตัวของเศรษฐกิจด้วยความสัมพันธ์ดังกล่าวนี้ อาจจะมีรูปแบบเป็นโมเดล $ARIMA(n,d,m)$ คือ

$$\text{นิยามให้ } C_t = \nabla^d a_t$$

จะได้

$$C_t - \phi_1 C_{t-1} - \dots - \phi_n C_{t-n} = e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_m e_{t-m} \quad (30)$$

นิยามสัญญากรของการเลื่อนเวลาถอยหลัง, B, ซึ่งมีคุณสมบัติดังนี้

$$BY_t = Y_{t-1}, B^2 Y_t = Y_{t-2}, \dots, B^n Y_t = Y_{t-n}$$

นั่นคือ B เลื่อนเวลาของตัวแปร Y_t ถอยหลังไป 1 หน่วยเวลาทำให้ได้ Y_{t-1} หรือ B^n เลื่อนเวลาของตัวแปร Y_t ไป n หน่วยเวลาทำให้ได้ Y_{t-n} เมื่อนำสัญญากร B ไปใช้ใน (29) สมการจะแสดงดังนี้

$$(1 - \phi_{1,S} B^S - \dots - \phi_{N,S} B^{NS}) a_t = (1 - \theta_{1,S} B^S - \dots - \theta_{M,S} B^{MS}) a_t$$

หรือ

$$(1 - \phi_{1,S} B^S - \dots - \phi_{N,S} B^{NS}) \nabla_S^D Y_t = (1 - \theta_{1,S} B^S - \dots - \theta_{M,S} B^{MS}) a_t \quad (31)$$

ในทำนองเดียวกัน (30) สามารถเขียนใหม่ได้ดังนี้

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_n B^n) C_t = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_m B^m) e_t$$

หรือ

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_n B^n) \nabla^d a_t = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_m B^m) e_t \quad (32)$$

เมื่อรวม (31) และ (32) เข้าด้วยกัน จะเขียนโมเดลแบบเชิงผลคูณ (Multiplicative Model)

ARIMA(n,d,m) \times (N,D,M)_S ซึ่งแสดงความสัมพันธ์โดยตรงระหว่าง \hat{Y}_t กับ e_t ได้ดังนี้

$$\begin{aligned} (1-B)^d (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_n B^n) (1 - \phi_{1,S} B^S - \dots - \phi_{N,S} B^{NS}) (1-B^S)^D Y_t \\ = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_m B^m) (1 - \theta_{1,S} B^S - \dots - \theta_{M,S} B^{MS}) e_t \end{aligned} \quad (33)$$

4. การเลือกโมเดลสำหรับอนุกรมเวลา (Time Series Modeling)

การเลือกโมเดลที่เหมาะสมสำหรับอนุกรมเวลาชุดหนึ่ง ๆ นั้นมีหลักการสำคัญอยู่ที่การเปรียบเทียบคุณสมบัติทางสถิติของอนุกรมเวลาชุดนั้นกับคุณสมบัติทางสถิติของโมเดลอนุกรมเวลาแบบต่าง ๆ คุณสมบัติทางสถิติได้แก่ ค่าเฉลี่ย ค่าความแปรปรวน ค่าฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเอง และค่าฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน โมเดลที่เลือกมาใช้อธิบายอนุกรมเวลาชุดหนึ่ง ๆ นั้นจะต้องมีคุณสมบัติทางสถิติเหมือนกับอนุกรมเวลาชุดนั้น ซึ่งในหัวข้อที่แล้วได้อธิบายคุณสมบัติทางสถิติของโมเดลอนุกรมเวลาแบบต่าง ๆ ไว้ ลักษณะทางทฤษฎีของฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเอง และฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนของโมเดล AR MA และ ARMA สามารถสรุปได้ดังแสดงในตารางที่ 2

เนื่องจากโมเดลอนุกรมเวลาหลาย ๆ โมเดลอาจมีลักษณะของฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองและฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนคล้ายกันได้ การเลือกโมเดลที่เหมาะสมเพื่อมาอธิบายอนุกรมเวลาชุดหนึ่ง ๆ จึงต้องคำนึงว่าจำนวนพารามิเตอร์ของโมเดลอนุกรมเวลานั้นควรจะให้น้อยที่สุดเท่าที่จะเป็นไปได้ โดยที่โมเดลอนุกรมเวลานั้นยังคงมีคุณสมบัติทางสถิติเหมือนกับคุณสมบัติทางสถิติของอนุกรมเวลาชุดนั้น ๆ อยู่ (Principle of Parsimony) ทั้งนี้เพื่อประโยชน์ในการนำโมเดลอนุกรมเวลาไปใช้ต่อไป เช่น นำไปใช้ในการพยากรณ์ นอกจากนี้การคำนวณค่า (โดยประมาณ) ของพารามิเตอร์เหล่านั้นก็กระทำได้เร็วขึ้น ตัวอย่างเช่น โมเดล AR(3) อาจมีลักษณะของฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองและฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนเหมือนกับโมเดล MA(8) แต่เนื่องจากโมเดล AR(3) มีจำนวนพารามิเตอร์น้อยกว่า ดังนั้นจะถือว่าโมเดล AR(3) เหมาะสมกับอนุกรมเวลาที่มีคุณสมบัติทางสถิติเหมือน AR(3) หรือ MA(8) มากกว่า

การเลือกโมเดลอนุกรมเวลาสำหรับอนุกรมเวลาชุดหนึ่ง ๆ นั้น ๆ ไม่ได้สิ้นสุดเพียงแค่การตัดสินใจเลือกโมเดลแบบใดโดยการเปรียบเทียบคุณสมบัติทางสถิติดังกล่าวข้างต้นเท่านั้น แต่จะต้องมีการหาค่าพารามิเตอร์ของโมเดลด้วย เพื่อที่ว่าโมเดลนั้นจะได้นำไปใช้ประโยชน์เกี่ยวกับอนุกรมเวลาต่อไป นอกจากนี้ยังต้องตรวจสอบด้วยว่าเทอมแปรปรวนลุ่มของโมเดลนั้นมีคุณสมบัติตามข้อสมมติของโมเดลอนุกรมเวลาหรือไม่ ดังจะได้อธิบายรายละเอียดเกี่ยวกับการตรวจสอบคุณสมบัติของเทอมแปรปรวนลุ่มต่อไป ถ้าเทอมแปรปรวนลุ่มมีลักษณะไม่เป็นไปตามข้อสมมตินั้น จะต้องพิจารณาเลือกโมเดลสำหรับอนุกรมเวลาชุดนั้น ๆ ใหม่

ตารางที่ 2

ลักษณะทางทฤษฎีของฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเอง และฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนของโมเดลอนุกรมเวลา

โมเดล	ฟังก์ชัน สหความสัมพันธ์ในตัวเอง	ฟังก์ชัน สหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน
AR (n)	มีค่าค่อย ๆ ลดลง ⁽¹⁾	มีค่าเป็นส่วนย่อยหลังจากเวลา n ⁽²⁾
MA (m)	มีค่าเป็นส่วนย่อยหลังจากเวลา m ⁽²⁾	มีค่าค่อย ๆ ลดลง ⁽¹⁾
ARMA (n, m)	มีค่าค่อย ๆ ลดลง ⁽¹⁾	มีค่าค่อย ๆ ลดลง ⁽¹⁾

⁽¹⁾ ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองหรือฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนมีค่าค่อย ๆ ลดลง โดยอาจจะอยู่ในลักษณะ Exponential, Sinusoidal หรือ Geometric ในหลาย ๆ ช่วงเวลา และมีค่าแตกต่างจากศูนย์

⁽²⁾ ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองหรือฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนจะมีค่าต่างจากศูนย์อยู่ n หรือ m หน่วยเวลา หลังจากนั้นจะมีค่าเป็นศูนย์หมด

สรุปได้ว่าการเลือกโมเดลที่เหมาะสมสำหรับอนุกรมเวลาชุดหนึ่ง ๆ นั้นเป็นขั้นตอนที่ซ้ำไปซ้ำมา และสามารถแบ่งได้เป็น 3 ขั้นตอนดังนี้

1) การเลือกแบบและอันดับของโมเดลอนุกรมเวลา

ในขั้นแรกต้องตรวจสอบลักษณะฟังก์ชันสัมพัทธ์ในตัวเองของอนุกรมเวลาที่สนใจก่อนว่ามาจาก Stationary Process หรือได้รับอิทธิพลจากฤดูกาลหรือไม่ ถ้าอนุกรมเวลานั้นมาจาก Nonstationary Process หรือได้รับอิทธิพลจากฤดูกาลจะต้องทำผลต่างหรือผลต่างฤดูกาลเสียก่อน ดังที่ได้อธิบายไว้ในส่วนท้ายของหัวข้อที่แล้ว แล้วถือว่าค่าของตัวแปรใหม่ที่นิยามขึ้นมาจากการทำผลต่างหรือผลต่างฤดูกาลเป็นอนุกรมเวลาที่จะเลือกโมเดล

เมื่ออนุกรมเวลามีลักษณะของ Stationary Process และไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้องแล้ว จะทำการเปรียบเทียบลักษณะฟังก์ชันสัมพัทธ์ในตัวเองและฟังก์ชันสัมพัทธ์ในตัวเองบางส่วนของอนุกรมเวลาชุดนั้นกับลักษณะทางทฤษฎีของฟังก์ชันทั้งสองสำหรับโมเดลอนุกรมเวลาแบบต่าง ๆ แล้วเลือกโมเดลที่มีลักษณะฟังก์ชันทั้งสองคล้ายคลึงกับของอนุกรมเวลาชุดนั้น ในกรณีที่มีโมเดลให้เลือกหลายแบบ จะเลือกเอาโมเดลที่มีพารามิเตอร์น้อยที่สุดก่อน

2) การคำนวณค่าพารามิเตอร์ในโมเดลอนุกรมเวลา

เมื่อเลือกโมเดลมาได้แล้วจะต้องคำนวณค่าพารามิเตอร์ทั้งหมดของโมเดลนั้น โดยกระบวนการทางสถิติ เพื่อให้ได้ค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดในช่วงของ $\sum_{t=1}^N e_t^2$ น้อยที่สุด (รายละเอียดเรื่องนี้จะไม่ขออธิบายในบทความนี้) ซึ่งการคำนวณค่าของพารามิเตอร์ต่าง ๆ นี้จำเป็นต้องใช้คอมพิวเตอร์ช่วย

3) การตรวจสอบความเหมาะสมของโมเดล

หลังจากที่เลือกโมเดลอนุกรมเวลาและคำนวณค่าพารามิเตอร์แล้ว จะต้องตรวจสอบว่าโมเดลที่เลือกมานั้นเป็นโมเดลที่เหมาะสมกับอนุกรมเวลาชุดนั้น ๆ จริงหรือไม่ การตรวจสอบนี้กระทำโดยการพิจารณาเทอมแปรปรวนลุ่มที่คำนวณได้จากโมเดลหลังจากแทนค่าอนุกรมเวลาและค่าพารามิเตอร์ในโมเดลนั้นแล้ว เทอมแปรปรวนลุ่มที่คำนวณได้จากโมเดลนี้จะขอเรียกว่า e_t ; $t = 1, 2, \dots, N$ และจะเป็นค่าโดยประมาณของเทอมแปรปรวนลุ่ม e_t ของโมเดลที่แท้จริง เนื่องจาก e_t ; $t = 1, 2, \dots, N$ อยู่ภายใต้ข้อสมมติว่าจะเป็นอิสระไม่ขึ้นต่อกัน ดังนั้นถ้า \hat{e}_t ; $t = 1, 2, \dots, N$ มีความเป็นอิสระไม่ขึ้นต่อกันเช่นกันแล้ว โมเดลอนุกรมเวลาที่เลือกมานั้นก็จะเป็นโมเดลที่เหมาะสมกับอนุกรมเวลาชุดนั้น ๆ มิฉะนั้นจะต้องกลับไปขั้นตอนที่ 1) พิจารณาเลือกโมเดลแบบอื่น ๆ ที่เหมาะสมกว่าต่อไป

การตรวจสอบว่า \hat{e}_t ; $t = 1, 2, \dots, N$ มีความเป็นอิสระต่อกันหรือไม่นั้น ทำได้โดยการเปรียบเทียบค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองของ \hat{e}_t ณ เวลาต่าง ๆ กับขีดแห่งความเชื่อถือ (Confidence Interval) ที่แต่ละหน่วยเวลานั้น ในที่นี้จะขอเลือกขีดแห่งความเชื่อถือ 95% (การคำนวณเหมือนที่อธิบายในหัวข้อที่ 2) ถ้าค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองของ \hat{e}_t ณ หลายหน่วยเวลาอยู่นอกขีดแห่งความเชื่อถือ แสดงว่าค่าประมาณของเทอมแปรปรวนลุ่มยังไม่เป็นอิสระต่อกัน การตรวจสอบค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองของ \hat{e}_t ; $t = 1, 2, \dots, N$ กับขีดแห่งความเชื่อถือที่แต่ละหน่วยเวลานี้ เป็นการตรวจสอบความเป็นอิสระของ \hat{e}_t เฉพาะแต่ละหน่วยเวลา การตรวจสอบความเป็น

อิสระของ \hat{e}_t แบบรวมกระทำโดยการเปรียบเทียบผลบวกของค่าสี่เหลี่ยมจัตุรัสในตัวเองยกกำลังสองของ \hat{e}_t กับค่า Chi Square $\chi^2(v)$ ซึ่งมีค่าองศาอิสระ (Degree of Freedom) เท่ากับ v จะเท่ากับ $K-p$ เมื่อ K เท่ากับจำนวนสี่เหลี่ยมจัตุรัสในตัวเองของ \hat{e}_t และ p คือจำนวนพารามิเตอร์ในโมเดลทั้งหมด นั่นคือ ณ ระดับนัยสำคัญ 5% ถ้า $Q \leq \chi^2_{.95}(v)$ ก็แสดงว่าโดยส่วนรวม $\hat{e}_t; t = 1, 2, \dots, N$ มีความเป็นอิสระต่อกัน ในที่นี้

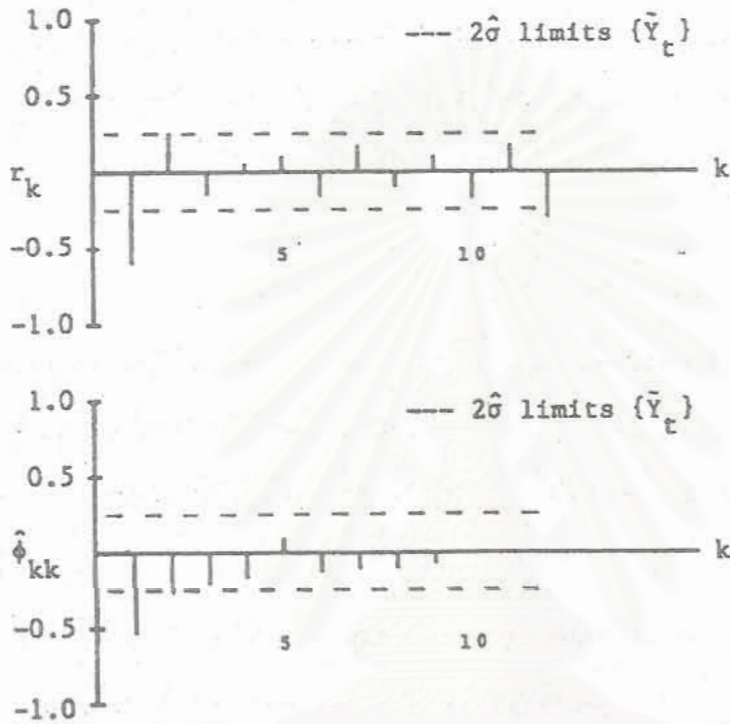
$$Q = N \sum_{k=1}^K r_k^2(\hat{e}) \sim \chi^2(v) \quad (34)$$

ถ้า $Q > \chi^2_{.95}(v)$ ก็อาจสรุปได้ว่า $\hat{e}_t; t = 1, 2, \dots, N$ ไม่เป็นอิสระต่อกันจริง ซึ่งจะต้องมีการพิจารณาเลือกโมเดลอนุกรมเวลาใหม่ โดยอาศัยลักษณะฟังก์ชันสี่เหลี่ยมจัตุรัสในตัวเองของ \hat{e}_t เป็นแนวทาง แล้วกระทำตามขั้นตอนที่ 2) และ 3) อีก เช่นนี้เรื่อบไปจนกว่าจะได้โมเดลที่เหมาะสมกับอนุกรมเวลาชุดนี้

ตามปกติการคำนวณค่าต่าง ๆ เช่น ฟังก์ชันสี่เหลี่ยมจัตุรัสในตัวเอง ฟังก์ชันสี่เหลี่ยมจัตุรัสในตัวเองบางส่วน ทดสอบแห่งความเชื่อถือ ค่า Q จะกระทำโดยใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์สำหรับอนุกรมเวลา ซึ่งในปัจจุบันก็มีหลายชุดให้เลือกใช้ก็ได้ เพื่อให้เข้าใจขั้นตอนของการเลือกโมเดลที่เหมาะสมสำหรับอนุกรมเวลาชุดหนึ่ง ๆ ดีขึ้น จะขอยกตัวอย่างประกอบดังนี้

ตัวอย่างที่ 1 ศึกษากราฟแสดงค่าผลผลิตทางเคมีในรูปที่ 1 อนุกรมเวลาชุดนี้มี ฟังก์ชันสี่เหลี่ยมจัตุรัสในตัวเองและฟังก์ชันสี่เหลี่ยมจัตุรัสในตัวเองบางส่วนดังแสดงในรูปที่ 5

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 5 พังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเองและฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนของผลผลิตทางเคมี

ฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเองจะมีค่าสลับเครื่องหมายกันและค่อย ๆ ลดค่าลงเมื่อ k มีค่ามากขึ้น ส่วนฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนจะมีค่ามากเฉพาะหน่วยเวลา $k = 1$ นอกนั้นจะมีค่าน้อยจนไม่มีความสำคัญ ลักษณะของฟังก์ชันทั้งสองของอนุกรมเวลาชุดนี้เหมือนกับลักษณะของโมเดล AR(n) โดย n มีค่าเท่ากับ 1 ทั้งนี้เพราะฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนมีค่ามากเฉพาะหน่วยเวลา $k = 1$ นั่นคืออนุกรมเวลาของผลผลิตทางเคมีควรมีโมเดล AR(1) ซึ่งแสดง

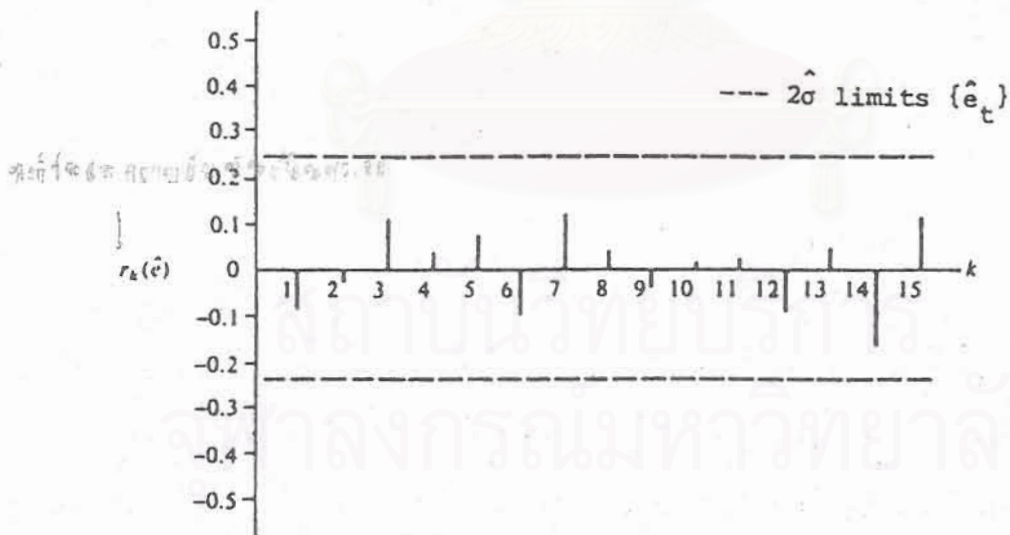
ได้ดังนี้

$$(\hat{y}_t - \mu) = \theta_1 (\hat{y}_{t-1} - \mu) + e_t$$

จากการคำนวณ θ_1 จะมีค่าเท่ากับ -0.59 และ $\mu = 49.7$ ดังนั้นชุดของอนุกรมเวลาของ \hat{e}_t ; $t = 1, 2, \dots, 70$ คำนวณได้จาก

$$\hat{e}_t = (\hat{y}_t - 49.7) + 0.59(\hat{y}_{t-1} - 49.7)$$

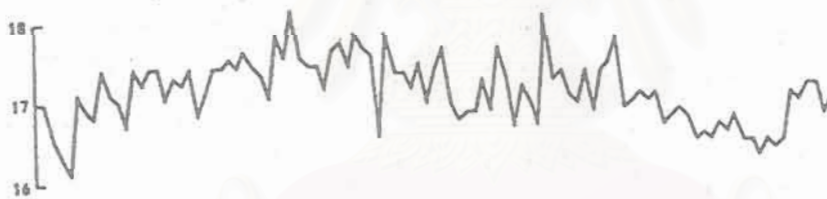
และมี $\hat{\sigma}_e^2 = 55.7$ อนุกรมเวลา \hat{e}_t มีฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเองพร้อมกับคิปลัแห่งความเชื่อถือ 95% ดังแสดงในรูปที่ 6



รูปที่ 6 ฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเองและคิปลัแห่งความเชื่อถือ 95% ที่เกี่ยวข้องกับ \hat{e}_t ที่ได้จากโมเดล

จะเห็นได้ว่าค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองอยู่ในช่วงใกล้แห่งความเชื่อถือ 95% ทั้งหมด นอกจากนี้ค่า Q ซึ่งเท่ากับ $70 \sum_{k=1}^{15} x_k^2(\hat{e})$ หรือ 9.86 ซึ่งน้อยกว่าค่า $\chi_{.95}^2(13)$ หรือ 22.36 ซึ่งสรุปได้ว่า โมเดล AR(1) เหมาะสมสำหรับอนุกรมเวลาผลผลิตทางเคมี

ตัวอย่างที่ 2 อนุกรมเวลาของค่าความเข้มข้นของกระบวนการเคมี 197 ค่า ซึ่งบันทึก ทุก ๆ 2 ชั่วโมงแสดงเป็นกราฟได้ดังรูปที่ 7



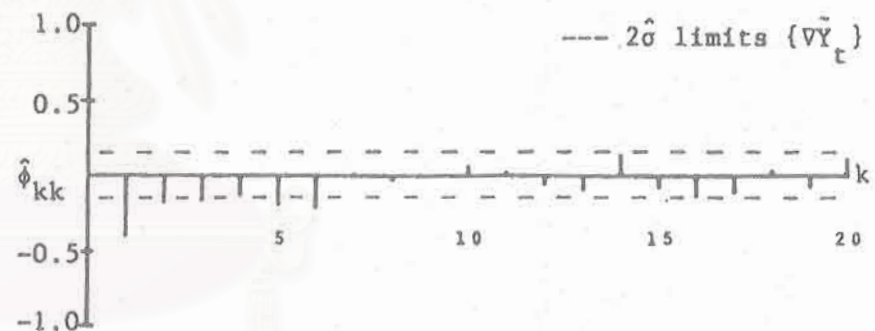
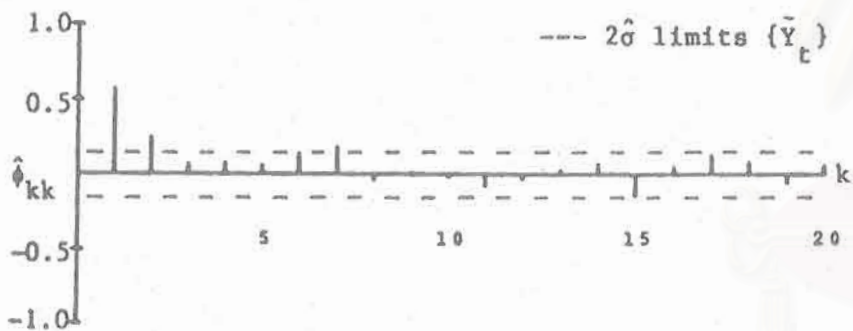
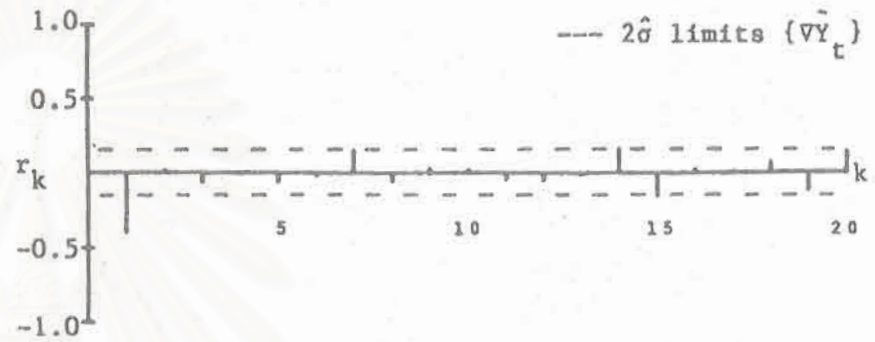
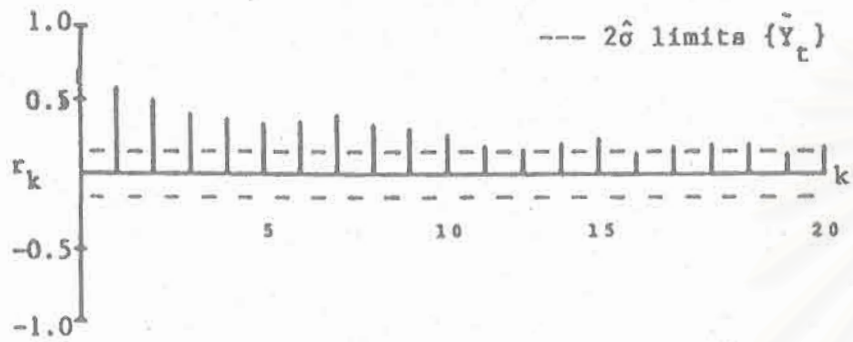
รูปที่ 7 กราฟแสดงค่าความเข้มข้นของกระบวนการเคมี 197 ค่า ซึ่งบันทึกทุก ๆ 2 ชั่วโมง ถ้าพิจารณาฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองและฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน ของอนุกรมเวลาชุดนี้ ซึ่งแสดงไว้ในรูปที่ 8 จะเห็นว่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองมีค่าลดลงอย่าง ช้า ๆ ส่วนฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนจะลดลงค่อนข้างเร็ว จากลักษณะของฟังก์ชัน ทั้งสอง โมเดลอนุกรมเวลาที่มีคุณสมบัติใกล้เคียงกับคุณสมบัติของอนุกรมเวลาชุดนี้คือ ARMA(1,1)

แต่จากกราฟของอนุกรมเวลาในรูปที่ 7 จะเห็นว่าค่าเฉลี่ยของอนุกรมเวลาในช่วง ครั้งแรกและครึ่งหลังอยู่คนละระดับ ซึ่งเป็นลักษณะอย่างหนึ่ง que แสดงว่าอนุกรมเวลาชุดนี้อาจเป็น

Nonstationary Process จากข้อสังเกตนี้รวมกับลักษณะฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเองที่ลดลงอย่างช้า ๆ จึงควรทดลองทำผลต่าง 1 ครั้ง สำหรับอนุกรมเวลาชุดนี้ โดยนิยามตัวแปรใหม่ $W_t = \hat{Y}_t - \hat{Y}_{t-1}$; $t = 2, 3, \dots, 197$ ฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเองและฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนสำหรับอนุกรมเวลาชุดใหม่ W_t แสดงในรูปที่ 9



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 8 พังกัยสัมพันธ์ความสัมพันธ์ในตัวเองและพังกัยสัมพันธ์ความสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนของค่าความเข้มข้นของกระบวนการเคมี

รูปที่ 9 พังกัยสัมพันธ์ความสัมพันธ์ในตัวเองและพังกัยสัมพันธ์ความสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนของอนุกรมเวลาหลังจากทัวมต่าง 1 ครั้ง

จะเห็นได้ว่าหลังจากค่าผลต่าง 1 ครั้งแล้ว พหุคูณสัมพัทธ์ในตัวเองจะมีค่ามาก ณ หน่วยเวลาเดียวคือ $k = 1$ ส่วนพหุคูณสัมพัทธ์ในตัวเองบางค่ามีลักษณะค่อย ๆ ลดลง ลักษณะเช่นนี้สามารถเทียบได้กับโมเดล IMA(1,1)

ดังนั้นตัวอย่างนี้จะมีโมเดลอนุกรมเวลาสองโมเดลที่จะนำมาเปรียบเทียบกัน หลังจากการคำนวณค่าพารามิเตอร์ของโมเดลแล้วสรุปได้ดังนี้

$$\text{ARMA}(1,1) \quad (\hat{Y}_t - 18.125) - 0.92(\hat{Y}_{t-1} - 18.125) = e_t - 0.58e_{t-1} \quad ; \quad \hat{\sigma}_e^2 = 0.097$$

$$\text{IMA}(1,1) \quad \hat{Y}_t - \hat{Y}_{t-1} = w_t = e_t - 0.70e_{t-1} \quad ; \quad \hat{\sigma}_e^2 = 0.101$$

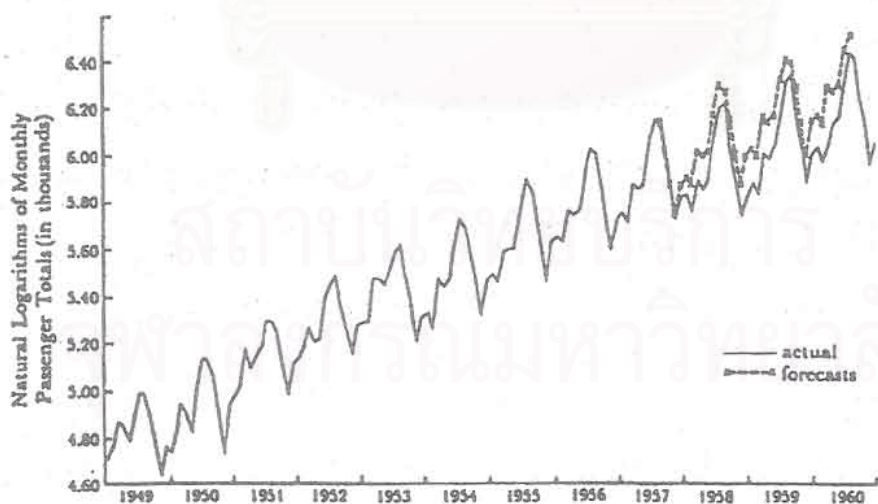
ผลการตรวจสอบพหุคูณสัมพัทธ์ของ \hat{e}_t ที่ได้จากทั้งสองโมเดลข้างต้น (ไม่ได้แสดงรายละเอียดในที่นี่) แสดงว่าอนุกรมเวลา \hat{e}_t ของโมเดลทั้งสองต่างเป็นอนุกรมเวลาที่เป็นอิสระ ไม่ขึ้นต่อกันทุกหน่วยเวลา ในกรณีเช่นนี้โมเดล ARMA(1,1) และ IMA(1,1) ต่างเป็นโมเดลที่เหมาะสมสำหรับอนุกรมเวลาค่าความเข้มข้นของกระบวนการเคมี ซึ่งสามารถเลือกใช้ได้ทั้งสองโมเดล โดยที่โมเดล IMA(1,1) มีจำนวนพารามิเตอร์น้อยกว่า แต่โมเดล ARMA(1,1) ให้ค่าความแปรปรวน $\hat{\sigma}_e^2$ น้อยกว่า

ตัวอย่างที่ 3 อนุกรมเวลาของ ค่าสถิติการปนเปื้อนของจำนวนผู้โดยสารทางอากาศ ระหว่างประเทศรายเดือนในช่วงปี ค.ศ. 1949 ถึง 1960 ค่าของอนุกรมเวลาชุดนี้แสดงอยู่ใน ตารางที่ 3 และกราฟของอนุกรมเวลาชุดนี้แสดงอยู่ในรูปที่ 10

ตารางที่ 3

ค่าลอการิทึมธรรมชาติของจำนวนผู้โดยสารทางอากาศระหว่างประเทศรายเดือน
ในช่วงปี ค.ศ. 1949 ถึง 1960

	Jan.	Feb.	Mar.	Apr.	May	June	July	Aug.	Sept.	Oct.	Nov.	Dec.
1949	4.718	4.771	4.883	4.860	4.796	4.905	4.997	4.997	4.913	4.779	4.644	4.771
1950	4.745	4.836	4.949	4.905	4.828	5.004	5.136	5.136	5.063	4.890	4.736	4.942
1951	4.977	5.011	5.182	5.094	5.147	5.182	5.293	5.293	5.215	5.088	4.984	5.112
1952	5.142	5.193	5.263	5.199	5.209	5.384	5.438	5.489	5.342	5.252	5.147	5.268
1953	5.278	5.278	5.464	5.460	5.434	5.493	5.576	5.606	5.468	5.352	5.193	5.303
1954	5.318	5.236	5.460	5.425	5.455	5.576	5.710	5.680	5.557	5.434	5.313	5.434
1955	5.489	5.451	5.587	5.595	5.598	5.753	5.897	5.849	5.743	5.613	5.468	5.628
1956	5.649	5.624	5.759	5.746	5.762	5.924	6.023	6.004	5.872	5.724	5.602	5.724
1957	5.753	5.707	5.875	5.852	5.872	6.045	6.146	6.146	6.001	5.849	5.720	5.817
1958	5.829	5.762	5.892	5.852	5.894	6.075	6.196	6.225	6.001	5.883	5.737	5.820
1959	5.886	5.835	6.006	5.981	6.040	6.157	6.306	6.326	6.138	6.009	5.892	6.004
1960	6.033	5.969	6.038	6.133	6.157	6.282	6.433	6.407	6.230	6.133	5.966	6.068



รูปที่ 10 กราฟแสดง ค่าลอการิทึมธรรมชาติของจำนวนผู้โดยสารทางอากาศระหว่างประเทศ
รายเดือนในช่วงปี ค.ศ. 1949 ถึง 1960

จะสังเกตเห็นได้ว่าค่าของอนุกรมเวลาชุดนี้มีแนวโน้มที่จะมีค่าสูงขึ้นเรื่อย ๆ นั่นคือค่าเฉลี่ยของอนุกรมเวลาจะเปลี่ยนไปตามช่วงเวลา นอกจากนี้ออนุกรมเวลาที่หน่วยเวลาห่างกันประมาณ 12 เดือนจะมีลักษณะคล้ายกัน นั่นคือมีค่าสูง ๆ ต่ำ ๆ เหมือนกัน ซึ่งเป็นการแสดงถึงผลของฤดูกาล เมื่อคำนวณค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองของอนุกรมเวลาชุดนี้ จะเห็นว่าค่าของฟังก์ชันลดลงช้ามาก ดังแสดงในรูป 11 (a) ดังนั้นจึงทดลองคำนวณค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ของอนุกรมเวลาที่เกิดจากการทำผลต่าง 1 ครั้ง $W_t = \tilde{Y}_t - \tilde{Y}_{t-1}$ ค่าของฟังก์ชันนี้แสดงในรูปที่ 11 (b) ฟังก์ชันนี้จะมีลักษณะเด่นอย่างหนึ่งคือ ค่าของฟังก์ชันที่ทุก ๆ 12 หน่วยเวลาจะมีค่าสูงมาก ซึ่งหมายความว่าอนุกรมเวลา W_t มีความสัมพันธ์ขึ้นต่อกันทุก ๆ 12 หน่วยเวลา เพื่อจะรักษาความสัมพันธ์ลักษณะเช่นนี้ในโมเดลอนุกรมเวลา จะนิยามอนุกรมเวลาชุดใหม่คือ $X_t = \tilde{Y}_t - \tilde{Y}_{t-12}$ ค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองของ X_t จะค่อย ๆ ลดลงช้า ๆ และจะไม่มีลักษณะของยอดแหลมที่ทุก ๆ 12 หน่วยเวลา เช่นค่าฟังก์ชันของ W_t ค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองของ X_t นี้แสดงอยู่ในรูปที่ 11 (c)

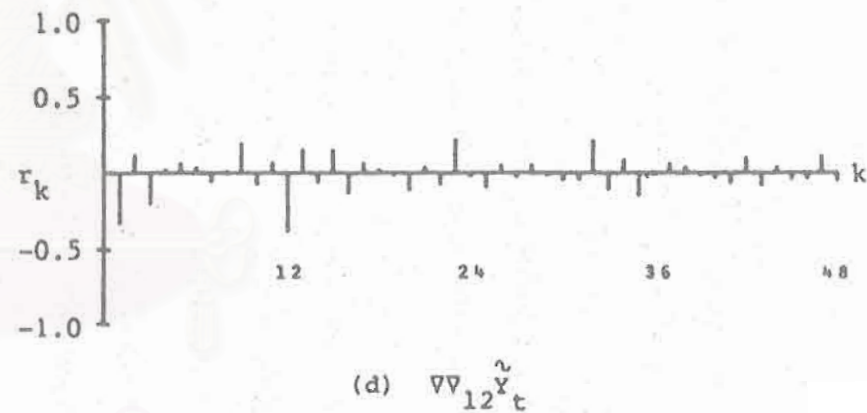
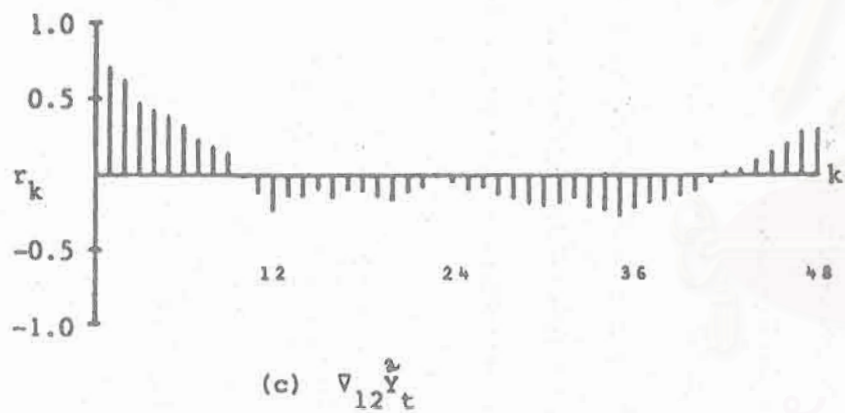
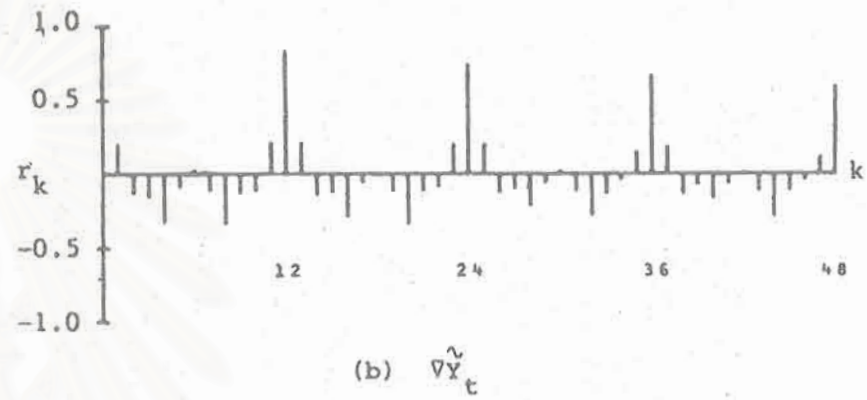
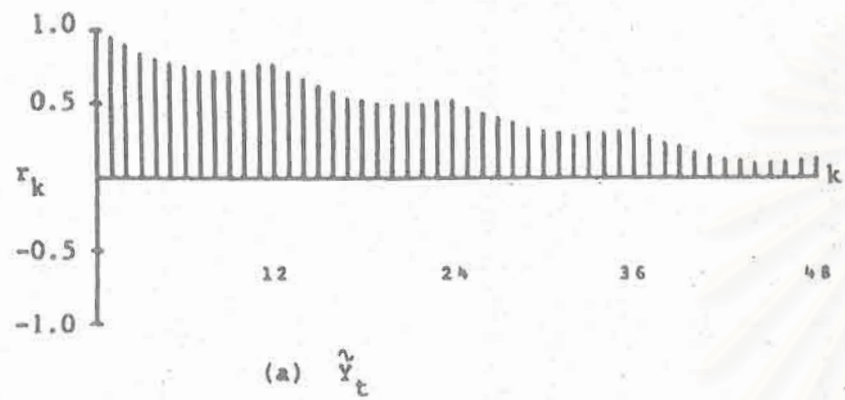
จากลักษณะข้างต้นนี้สรุปได้ว่าการทำผลต่าง 1 ครั้ง หรือการทำผลต่างฤดูกาลให้กับอนุกรมเวลาชุดนี้เพียงอย่างใดอย่างหนึ่งนั้น จะไม่ทำให้อนุกรมเวลามีลักษณะของ Stationary Process และไม่มีอิทธิพลจากฤดูกาลด้วยพร้อมกัน ดังนั้นจึงต้องทำผลต่างทั้งสองแบบให้กับอนุกรมเวลาชุดนี้ และจะได้อนุกรมเวลาชุดใหม่ในรูปของ $Z_t = W_t - W_{t-1} = (\tilde{Y}_t - \tilde{Y}_{t-1}) - (\tilde{Y}_{t-12} - \tilde{Y}_{t-13})$ ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองของอนุกรมเวลา Z_t แสดงในรูปที่ 11 (d)

จากรูปที่ 11 (d) จะเห็นว่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองของ Z_t มีค่ามากที่สุดที่หน่วยเวลา $k = 1$ และ 12 ดังนั้นโมเดลที่มีฤดูกาลของอนุกรมเวลาชุดนี้ควรจะเป็น ARIMA (0, 1, 1) x (0, 1, 1)₁₂ จากการคำนวณค่าพารามิเตอร์ของโมเดล จะได้โมเดลอนุกรมเวลาของอนุกรมเวลาชุดเดิมดังนี้

$$(1 - B)(1 - B^{12}) \tilde{Y}_t = (1 - 0.40B)(1 - 0.61B^{12})e_t$$

หรือ

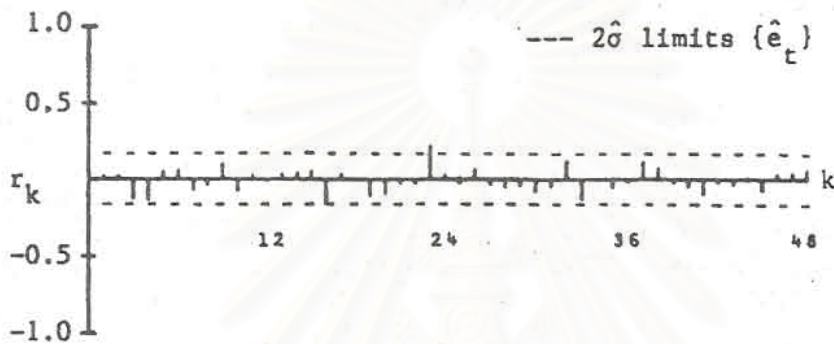
$$\tilde{Y}_t - \tilde{Y}_{t-1} - \tilde{Y}_{t-12} + \tilde{Y}_{t-13} = e_t - 0.40e_{t-1} - 0.61e_{t-12} + 0.24e_{t-13}$$



รูปที่ 11 พิกัดขึ้นสี่ความสัมพันธ์ในตัวเองของค่าลอการิทึมธรรมชาติของจำนวนผู้โดยสารและของค่าผลต่างแบบต่าง ๆ

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

เมื่อตรวจสอบความเป็นอิสระไม่ขึ้นต่อกันของ \hat{e}_t โดยใช้ฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเอง จะเห็นว่า ฟังก์ชันนี้มีค่าน้อยไม่สำคัญเมื่อเทียบกับพิสัยแห่งความเชื่อถือ 95% ดังแสดงในรูปที่ 12 ถึงแม้ว่าค่า $Q = 35.7$ มากกว่าค่า $\chi^2_{.95}(46)$ เพียงเล็กน้อย ก็อาจสรุปได้ว่าโมเดล ARIMA (0, 1, 1) x (0, 1, 1)₁₂ เหมาะสมกับอนุกรมเวลาชุดนี้



รูปที่ 12 ฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเอง และพิสัยแห่งความเชื่อถือ 95% ที่เกี่ยวข้องกับ \hat{e}_t ที่ได้จากโมเดล

5. การพยากรณ์โดยใช้โมเดลอนุกรมเวลา

จุดประสงค์ประการหนึ่งของการวิเคราะห์อนุกรมเวลา คือการพยากรณ์ค่าของอนุกรมเวลาล่วงหน้า ซึ่งจะช่วยให้การวางแผนงานที่เกี่ยวข้องมีความเหมาะสมมากขึ้น การพยากรณ์โดยใช้โมเดลอนุกรมเวลาสามารถทำได้ง่ายโดยอาศัยหลักการของความคาดหมายอย่างมีเงื่อนไข (Conditional Expectation) นั่นคือค่าพยากรณ์ ณ จุดพยากรณ์ (Forecast Origin) t สำหรับอนุกรมเวลาที่จะเกิดขึ้นในหน่วยเวลาดถัดไป y_{t+1} ได้แก่ค่าความคาดหมายของ y_{t+1} ซึ่งคำนวณจากค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของข้อมูลอนุกรมเวลากับเทอมแปรปรวนกลุ่มทั้งหมดในโมเดลนั้น ๆ ในอดีตจนถึงหน่วยเวลา t การพยากรณ์โดยใช้โมเดลอนุกรมเวลาจะได้ค่าพยากรณ์ที่มีค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์น้อยที่สุด เนื่องจากว่าการคำนวณค่าพยากรณ์กระทำโดยตรงกับสมการทางคณิตศาสตร์ นอกจากนี้การพยากรณ์โดยใช้โมเดลอนุกรมเวลายังมีจุดเด่นที่ดีกว่าการพยากรณ์แบบอื่น ๆ เช่น การวิเคราะห์ความถดถอย และการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบคลาสสิก ในแง่ที่โมเดลอนุกรมเวลานี้สามารถใช้พยากรณ์ได้ทันที เพราะการพยากรณ์อาศัยข้อมูลอนุกรมเวลาและเทอมแปรปรวนกลุ่มในหน่วยเวลาที่ผ่านมาแล้วเท่านั้น

วิธีการพยากรณ์โดยใช้โมเดลอนุกรมเวลานี้จะขออธิบายโดยย่อประกอบดังต่อไปนี้

ถ้าอนุกรมเวลาที่มีโมเดลแบบ AR(1) ซึ่งอยู่ในรูปของ

$$Y_t = \rho_1 Y_{t-1} + e_t$$

จะสามารถเขียนสมการข้างต้นสำหรับ Y_{t+1} ได้เช่นกันคือ

$$Y_{t+1} = \rho_1 Y_t + e_{t+1}$$

ค่าพยากรณ์ของอนุกรมเวลา ณ จุดพยากรณ์ t สำหรับ Y_{t+1} ซึ่งเขียนแทนด้วย $\hat{Y}_t(1)$ สามารถได้จากค่าความคาดหวังของ Y_{t+1} โดยมีเงื่อนไขว่าได้ข้อมูลที่เกิดขึ้นจริงของหน่วยเวลาดังกล่าวทั้งหมด t หน่วยเวลา ซึ่งแสดงได้ดังนี้

$$\begin{aligned} \hat{Y}_t(1) &= E [Y_{t+1} | Y_t] \\ &= E [\rho_1 Y_t + e_{t+1} | Y_t] \\ &= \rho_1 E [Y_t | Y_t] + E [e_{t+1} | Y_t] \end{aligned}$$

เนื่องจาก ณ จุดพยากรณ์ t ค่าของ Y_t ได้เกิดขึ้นแล้ว ดังนั้นค่าความคาดหวังของ Y_t กำหนดว่า Y_t เกิดขึ้น ณ จุดพยากรณ์ t คือค่า Y_t นั้นเอง นั่นคือ $E[Y_t | Y_t] = Y_t$ ส่วน e_{t+1} ซึ่งเป็นเทอมแปรปรวนสุ่ม ณ เวลา $t+1$ จะไม่มีความสัมพันธ์กับ Y_t เลย และจากข้อสมมติ $e_{t+1} \sim N(0, \sigma_e^2)$ ดังนั้น $E[e_{t+1} | Y_t] = E[e_{t+1}] = 0$ ซึ่งสรุปได้ว่าค่าพยากรณ์ของ Y_{t+1} คือ

$$\hat{Y}_t(1) = \rho_1 Y_t \quad (35)$$

ถ้าต้องการพยากรณ์ ณ จุดพยากรณ์ t สำหรับ 2 หน่วยเวลาดังต่อไป ให้เขียนสมการสำหรับ Y_{t+2} ก่อน ซึ่งอยู่ในรูปของ

$$Y_{t+2} = \rho_1 Y_{t+1} + e_{t+2}$$

ดังนั้นค่าพยากรณ์ของ Y_{t+2} จะสามารถได้ดังนี้

$$\begin{aligned}\hat{y}_t(2) &= E [Y_{t+2} | y_t] \\ &= E [\phi_1 Y_{t+1} + e_{t+2} | y_t] \\ &= \phi_1 E [Y_{t+1} | y_t] + E [e_{t+2} | y_t]\end{aligned}$$

ณ จุดพยากรณ์ t e_{t+2} จะเป็นอิสระไม่ขึ้นกับ y_t ดังนั้น $E [e_{t+2} | y_t] = 0$ ส่วน $E [Y_{t+1} | y_t]$ นั้นก็คือ $\hat{y}_t(1)$ ซึ่งเป็นค่าพยากรณ์ของ Y_{t+1} ณ จุดพยากรณ์ t เพราะฉะนั้น

$$\hat{y}_t(2) = \phi_1 \hat{y}_t(1) = \phi_1^2 y_t \quad (36)$$

ในกรณีที่ต้องการพยากรณ์ล่วงหน้าไปหลาย ๆ หน่วยเวลา เช่น l หน่วยเวลาจากจุดพยากรณ์ t สมการของ Y_{t+l} อยู่ในรูปของ

$$Y_{t+l} = \phi_1 Y_{t+l-1} + e_{t+l}$$

ดังนั้นค่าพยากรณ์ของ Y_{t+l} จะสามารถได้ดังนี้

$$\begin{aligned}\hat{y}_t(l) &= E [Y_{t+l} | y_t] \\ &= E [\phi_1 Y_{t+l-1} + e_{t+l} | y_t] \\ &= \phi_1 E [Y_{t+l-1} | y_t] + E [e_{t+l} | y_t] \\ \hat{y}_t(l) &= \phi_1 \hat{y}_t(l-1) = \phi_1^l y_t ; l \geq 2\end{aligned} \quad (37)$$

(37) เป็นสมการแบบต่อเนื่องของการพยากรณ์โดยใช้โมเดล AR (1)

จาก(35)ซึ่งเป็นค่าพยากรณ์ของ Y_{t+1} ณ จุดพยากรณ์ t ค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์จะสามารถได้ดังนี้

$$\begin{aligned}
 e_t(1) &= y_{t+1} - \hat{y}_t(1) \\
 &= (\beta_1 y_t + e_{t+1}) - \beta_1 y_t \\
 e_t(1) &= e_{t+1} \quad (38)
 \end{aligned}$$

ในทำนองเดียวกัน ค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ ณ จุดพยากรณ์ t สำหรับ y_{t+2} และ y_{t+l} สามารถคำนวณได้ดังนี้

$$\begin{aligned}
 e_t(2) &= y_{t+2} - \hat{y}_t(2) \\
 &= (\beta_1 y_{t+1} + e_{t+2}) - \beta_1 \hat{y}_t(1) \\
 &= \beta_1 [y_{t+1} - \hat{y}_t(1)] + e_{t+2} \\
 e_t(2) &= \beta_1 e_{t+1} + e_{t+2} \quad (39)
 \end{aligned}$$

และ

$$\begin{aligned}
 e_t(l) &= y_{t+l} - \hat{y}_t(l) \\
 &= [\beta_1 y_{t+l-1} + e_{t+l}] - [\beta_1 \hat{y}_t(l-1)] \\
 &= \beta_1 [y_{t+l-1} - \hat{y}_t(l-1)] + e_{t+l} \\
 &= \beta_1 e_t(l-1) + e_{t+l} \\
 e_t(l) &= \sum_{i=1}^l (\beta_1^{l-i} e_{t+i}) \quad (40)
 \end{aligned}$$

(40) เป็นลักษณะของสมการแบบต่อเนื่อง ค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ ณ จุดพยากรณ์ t สำหรับหน่วยเวลา $t+l$ ข้างหน้า จะขึ้นอยู่กับค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ ณ จุดพยากรณ์ t สำหรับหน่วยเวลา $t+l-1, t+l-2, \dots, t+2, t+1$ ซึ่งอยู่ในรูปของเทอมแปรปรวนกลุ่มแบบ $N(0, \sigma_e^2)$ และเนื่องจากเทอมแปรปรวนกลุ่มใช้แทนเหตุการณ์ใด ๆ ที่ไม่สามารถพยากรณ์ได้ ดังนั้นค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์จึงเป็นค่าความคลาดเคลื่อนที่น้อยที่สุดแล้ว

ในการพยากรณ์ค่าอนุกรมเวลาล่วงหน้านั้น จะไม่สนใจเพียงแต่ค่าพยากรณ์ค่าหนึ่ง ๆ ที่สามารถวัดได้จากโมเดลเท่านั้น แต่จะสนใจหิสัยแห่งความเชื่อถือของค่าพยากรณ์นั้น ๆ ด้วย หิสัยแห่งความเชื่อถือนี้

คำนวณได้โดยอาศัยค่าความแปรปรวนของเทอมแปรปรวนกลุ่ม σ_e^2 จาก (38) ค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 หน่วยเวลา ณ จุดพยากรณ์ $e_t(1) = e_{t+1}$ และเนื่องจาก $e_{t+1} \sim N(0, \sigma_e^2)$ $e_t(1)$ บ่อมมีค่าความแปรปรวนเท่ากับ σ_e^2 ด้วย ดังนั้นพิสัยแห่งความเชื่อถือของค่าพยากรณ์ที่ระดับ 95% คำนวณได้จาก $\hat{y}_t(1) \pm 1.96\hat{\sigma}_e$ ($\hat{\sigma}_e$ คือประมาณของ σ_e) ในทำนองเดียวกันความแปรปรวนของ $e_t(2)$ และ $e_t(l)$ จะเท่ากับ $(1+\theta_1^2)\hat{\sigma}_e^2$ และ $(1+\theta_1^2+\theta_1^4+\dots+\theta_1^{2l-2})\hat{\sigma}_e^2$ ตามลำดับ ดังนั้นพิสัยแห่งความเชื่อถือของค่าพยากรณ์ $\hat{y}_t(2)$ และ $\hat{y}_t(l)$ ที่ระดับ 95% คือ $\hat{y}_t(2) \pm 1.96\sqrt{(1+\theta_1^2)}\hat{\sigma}_e$ และ $\hat{y}_t(l) \pm 1.96\sqrt{(1+\theta_1^2+\theta_1^4+\dots+\theta_1^{2l-2})}\hat{\sigma}_e$

จากตัวอย่างที่ 1 ซึ่งแสดงการเลือกโมเดลสำหรับอนุกรมเวลาผลผลิตทางเคมี โมเดลที่เหมาะสมคือโมเดล AR(1)

$$y_t = -0.59 y_{t-1} + e_t$$

การพยากรณ์ค่าล่วงหน้า ณ จุดพยากรณ์ $t = 70$ กระทำได้ดังนี้

$$\hat{y}_{70}(1) = -0.59y_{70} = 0.41$$

ค่าพยากรณ์ของ \tilde{y}_{71} หรือ $\tilde{y}_{70}(1) = \hat{y}_{70}(1) + \hat{\mu} = 0.41 + 49.7 = 50.1$

พิสัยแห่งความเชื่อถือของ $\hat{y}_{70}(1)$ ที่ระดับ 95% คือ $\hat{y}_{70}(1) \pm 1.96 \hat{\sigma}_e = (64.8, 35.4)$

$$\hat{y}_{70}(2) = -0.59\hat{y}_{70}(1) = -0.24$$

ค่าพยากรณ์ของ \tilde{y}_{72} หรือ $\tilde{y}_{70}(2) = \hat{y}_{70}(2) + \hat{\mu} = -0.24 + 49.7 = 49.5$

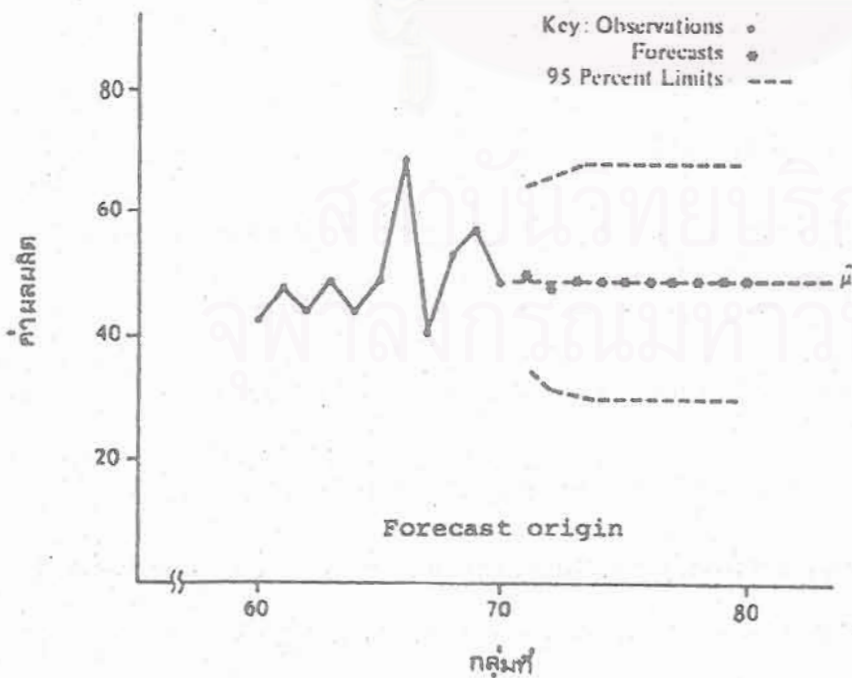
พิสัยแห่งความเชื่อถือของ $\hat{y}_{70}(2)$ ที่ระดับ 95% คือ $\hat{y}_{70}(2) \pm 1.96\sqrt{(1+\theta_1^2)}\hat{\sigma}_e = (66.8, 32.6)$

ค่าพยากรณ์ของผลผลิตทางเคมีล่วงหน้าสำหรับหน่วยเวลาต่าง ๆ 10 หน่วยเวลาพร้อมทั้งพิสัยแห่งความเชื่อถือที่ระดับ 95% แสดงอยู่ในตารางที่ 4 และแสดงเป็นกราฟอยู่ในรูปที่ 13

ตารางที่ 4

ค่าพยากรณ์ของผลผลิตทางเคมี ณ จุดพยากรณ์ $t=70$ และค่าพยากรณ์หลังการปรับค่า

หน่วยเวลา นับจากจุดพยากรณ์	ขีดจำกัดล่างของ พิสัยแห่งความเชื่อถือ 95%	ค่าพยากรณ์	ขีดจำกัดบนของ พิสัยแห่งความเชื่อถือ 95%	ค่าพยากรณ์ หลังการปรับค่า
1	35.4	50.1	64.8	-
2	32.6	49.7	66.8	44.8
3	32.0	49.8	67.6	52.6
4	31.6	49.7	67.8	48.1
5	31.5	49.7	67.9	50.7
6	31.5	49.7	67.9	49.1
7	31.5	49.7	67.9	50.0
8	31.5	49.7	67.9	49.5
9	31.5	49.7	67.9	49.8
10	31.5	49.7	67.9	49.6



รูปที่ 13 ค่าพยากรณ์ของผลผลิตทางเคมี ณ จุดพยากรณ์ $t = 70$

การพยากรณ์โดยใช้โมเดลอนุกรมเวลายังสามารถทำการปรับ (Updating) ค่าพยากรณ์ เมื่อได้รับข้อมูลที่เกิดขึ้นใหม่ เช่น เมื่อเวลาผ่านไป 1 หน่วยเวลา จะทราบค่าของ Y_{t+1} ที่เกิดขึ้นจริง ความรู้เพิ่มเติมเกี่ยวกับข้อมูลใหม่นี้สามารถนำไปปรับค่าพยากรณ์ของ Y_{t+2}, Y_{t+3}, \dots ที่กระทำ ณ จุดพยากรณ์ t ได้ดังนี้

ค่าพยากรณ์ของ Y_{t+2} ณ จุดพยากรณ์ t จาก (33)

$$\hat{y}_t(2) = \phi_1 \hat{y}_t(1)$$

ค่าพยากรณ์ของ Y_{t+2} ณ จุดพยากรณ์ $t+1$ คือ

$$\hat{y}_{t+1}(1) = \phi_1 Y_{t+1}$$

ซึ่ง Y_{t+1} สามารถเขียนในเทอมของค่าพยากรณ์ของ Y_{t+1} ณ จุดพยากรณ์ t และค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ได้ดังนี้

$$Y_{t+1} = \hat{y}_t(1) + [Y_{t+1} - \hat{y}_t(1)]$$

ดังนั้น

$$\begin{aligned} \hat{y}_{t+1}(1) &= \phi_1 \hat{y}_t(1) + \phi_1 [Y_{t+1} - \hat{y}_t(1)] \\ &= \hat{y}_t(2) + \phi_1 [Y_{t+1} - \hat{y}_t(1)] \end{aligned} \quad (41)$$

นั่นคือค่าพยากรณ์ของ Y_{t+2} เมื่อได้ข้อมูล Y_{t+1} จะถูกปรับค่าด้วยความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ใน 1 หน่วยเวลาที่ผ่านมา ในลักษณะเดียวกันค่าพยากรณ์ $l-1$ หน่วยเวลาข้างหน้าจากจุดพยากรณ์ $t+1$ เขียนในเทอมของค่าพยากรณ์ l หน่วยเวลาข้างหน้าจากจุดพยากรณ์ t ได้ดังนี้

$$\hat{y}_{t+1}(l-1) = \hat{y}_t(l) + \phi_1^{l-1} [Y_{t+1} - \hat{y}_t(1)] \quad (42)$$

จะเห็นได้ว่าการปรับค่าพยากรณ์ให้ทันต่อเหตุการณ์สามารถกระทำได้โดยสะดวก ทั้งนี้ไม่จำเป็นต้องอาศัยข้อมูลเดิม นอกจากค่า Y_{t+1} ที่เกิดขึ้น ณ หน่วยเวลา $t+1$ และค่าพยากรณ์ที่มีอยู่เดิม

จากตัวอย่างผลผลิตทางเคมี ล้มเหลวว่าเมื่อเวลาผ่านไป 1 หน่วยเวลา ค่า $\hat{y}_{71} = 58$ ดังนั้นค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ $e_{70}(1) = 58 - 50.1 = 7.9$ การปรับค่าพยากรณ์ของ \hat{y}_{72} ที่ได้พยากรณ์ไปแล้วกระทำโดย

$$\begin{aligned}\hat{y}_{71}(1) &= \hat{y}_{70}(2) + (-0.59)(7.9) \\ &= 49.5 + (-0.59)(7.9) \\ &= 44.8\end{aligned}$$

ค่าพยากรณ์ที่ปรับใหม่สำหรับหน่วยเวลาต่าง ๆ 9 หน่วยเวลาข้างหน้า จากจุดพยากรณ์ $t = 71$ แสดงไว้ในตารางที่ 4

การพยากรณ์และการปรับค่าพยากรณ์สำหรับโมเดล AR (n) ก็สามารถใช้หลักการและกรรมวิธีที่อธิบายมาแล้วสำหรับโมเดล AR(1) เช่นกัน

ถ้าอนุกรมเวลาที่มีโมเดล MA(1) ซึ่งอยู่ในรูปของ

$$y_t = e_t - \theta_1 e_{t-1}$$

จะสามารถเขียนสมการข้างต้นสำหรับ y_{t+1} ได้ดังนี้

$$y_{t+1} = e_{t+1} - \theta_1 e_t$$

ดังนั้น

$$\begin{aligned}\hat{y}_t(1) &= E[y_{t+1} | e_t] = E[e_{t+1} - \theta_1 e_t | e_t] \\ &= -\theta_1 e_t\end{aligned}\tag{43}$$

ในทำนองเดียวกันสมการสำหรับ y_{t+2} คือ

$$y_{t+2} = e_{t+2} - \theta_1 e_{t+1}$$

และ

$$\begin{aligned}\hat{y}_t(2) &= E[y_{t+2} | e_t] = E[e_{t+2} - \theta_1 e_{t+1} | e_t] \\ &= 0\end{aligned}$$

$$\text{ซึ่งจะสรุปได้ว่า } y_t(l) = 0 ; l \geq 2\tag{44}$$

สำหรับโมเดล MA(m) ก็จะสามารถคำนวณค่าพยากรณ์ได้โดยใช้วิธีเดียวกัน

ถ้าอนุกรมเวลาโมเดลแบบ ARMA (1, 1) ซึ่งเขียนสำหรับ Y_{t+1} ได้ดังนี้

$$Y_{t+1} = \phi_1 Y_t + e_{t+1} - \theta_1 e_t$$

ดังนั้น

$$\begin{aligned} \hat{Y}_t(1) &= E[Y_{t+1} | Y_t, e_t] \\ &= E[\phi_1 Y_t + e_{t+1} - \theta_1 e_t | Y_t, e_t] \\ &= \phi_1 Y_t - \theta_1 e_t \end{aligned} \quad (45)$$

สมการสำหรับ Y_{t+2} คือ

$$Y_{t+2} = \phi_1 Y_{t+1} + e_{t+2} - \theta_1 e_{t+1}$$

ดังนั้น

$$\begin{aligned} \hat{Y}_t(2) &= E[Y_{t+2} | Y_t, e_t] \\ &= E[\phi_1 Y_{t+1} + e_{t+2} - \theta_1 e_{t+1} | Y_t, e_t] \\ &= \phi_1 \hat{Y}_t(1) \end{aligned} \quad (46)$$

โดยทั่วไปค่าพยากรณ์ของโมเดล ARMA (1, 1) ณ จุดพยากรณ์ t สำหรับ l หน่วยเวลาข้างหน้า สามารถได้จาก

$$\hat{Y}_t(l) = \phi_1^{l-1} \hat{Y}_t(1) ; l \geq 2 \quad (47)$$

ส่วน $\hat{Y}_t(1) = \phi_1 Y_t - \theta_1 e_t$ สำหรับโมเดล ARMA (n, m) ค่าพยากรณ์ ณ จุดพยากรณ์ t สำหรับ l หน่วยเวลาข้างหน้าสามารถคำนวณได้จากสมการความสัมพันธ์ต่อเนื่องดังนี้

$$\hat{Y}_t(l) = \phi_1 \hat{Y}_t(l-1) + \phi_2 \hat{Y}_t(l-2) + \dots + \phi_n \hat{Y}_t(1) ; l \geq m+1 \quad (48)$$

ซึ่ง $\hat{Y}_t(1), \dots, \hat{Y}_t(l-1)$ สามารถคำนวณได้ตามกรรมวิธีข้างต้น

ในกรณีของอนุกรมเวลาที่มีฤดูกาล จะแสดงรายละเอียดของการพยากรณ์ค่าลอการิทึม
ธรรมชาติของจำนวนผู้โดยสารทางอากาศระหว่างประเทศ ซึ่งมีโมเดลดังอธิบายในตัวอย่างที่ 3
ดังนี้

$$(1 - B)(1 - B^{12})\tilde{y}_t = (1 - 0.40B)(1 - 0.61B^{12})e_t$$

หรือ

$$\tilde{y}_t - \tilde{y}_{t-1} - \tilde{y}_{t-12} + \tilde{y}_{t-13} = e_t - 0.40e_t - 0.61e_{t-12} + 0.24e_{t-13}$$

ซึ่ง \hat{e}_t สามารถคำนวณได้โดยแทนค่าของ $\tilde{y}_t, \tilde{y}_{t-1}, \tilde{y}_{t-12}, \tilde{y}_{t-13}, \hat{e}_{t-1}, \hat{e}_{t-12}, \hat{e}_{t-13}$

ในสมการข้างต้น เมื่อคำนวณค่าความคาดหมายอย่างมีเงื่อนไข ค่าพยากรณ์ \tilde{y}_{t+1} ที่จุดพยากรณ์

$t = 103$ คือ

$$\hat{\tilde{y}}_{t(1)} = \tilde{y}_t + \tilde{y}_{t-11} - \tilde{y}_{t-12} - 0.40\hat{e}_t - 0.61\hat{e}_{t-11} + 0.24\hat{e}_{t-12}$$

ดังนั้น
$$\hat{\tilde{y}}_{103(1)} = \tilde{y}_{103} + \tilde{y}_{92} - \tilde{y}_{91} - 0.40\hat{e}_{103} - 0.61\hat{e}_{92} + 0.24\hat{e}_{91}$$

$$= 6.146 + 6.004 - 6.023 - 0.41(0.0045) - 0.61(0.0034) + 0.24(-0.0044)$$

$$= 6.126$$

$$\hat{\tilde{y}}_{t(2)} = \hat{\tilde{y}}_{t(1)} + \tilde{y}_{t-10} - \tilde{y}_{t-11} - 0.61\hat{e}_{t-10} + 0.24\hat{e}_{t-11}$$

ดังนั้น
$$\hat{\tilde{y}}_{103(2)} = \hat{\tilde{y}}_{103(1)} + \tilde{y}_{93} - \tilde{y}_{92} - 0.61\hat{e}_{93} + 0.24\hat{e}_{92}$$

$$= 6.126 + 5.872 - 6.004 - 0.61(-0.0189) + 0.24(-0.0034)$$

$$= 6.005$$

⋮

$$\hat{\tilde{y}}_{t(13)} = \hat{\tilde{y}}_{t(12)} + \hat{\tilde{y}}_{t(1)} - \tilde{y}_t + 0.24\hat{e}_t$$

ดังนั้น
$$\hat{\tilde{y}}_{103(13)} = \hat{\tilde{y}}_{103(12)} + \hat{\tilde{y}}_{103(1)} - \tilde{y}_{103} + 0.24\hat{e}_{103}$$

$$\begin{aligned}
 &= 6.279 + 6.126 - 6.146 + 0.24(0.0045) \\
 &= 6.260 \\
 \hat{y}_t(14) &= \hat{y}_t(13) + \hat{y}_t(2) - \hat{y}_t(1) \\
 \hat{y}_{103}(14) &= \hat{y}_{103}(13) + \hat{y}_{103}(2) - \hat{y}_{103}(1) \\
 &= 6.260 + 6.005 - 6.126 \\
 &= 6.139
 \end{aligned}$$

สำหรับการคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนและค่าความแปรปรวนของการพยากรณ์ ณ จุดพยากรณ์ $t = 103$

สำหรับหน่วยเวลาต่าง ๆ กระทำได้ดังนี้

$$e_t(1) = \tilde{y}_{t+1} - \hat{y}_t(1) = e_{t+1}$$

$$\sigma_{e_t(1)}^2 = \sigma_e^2$$

ดังนั้น

$$e_{103}(1) = \tilde{y}_{104} - \hat{y}_{103}(1) = e_{104}$$

และ

$$\sigma_{e_{103}(1)}^2 = \sigma_e^2$$

$$e_t(2) = \tilde{y}_{t+2} - \hat{y}_t(2)$$

$$= [\tilde{y}_{t+1} - \hat{y}_t(1)] + e_{t+2} - 0.40 e_{t+1}$$

$$= e_{t+1} + 0.60 e_{t+1}$$

$$\sigma_{e_t(2)}^2 = (1 + 0.60^2) \sigma_e^2$$

$$\begin{aligned}
 \text{ดังนั้น } e_{103}(2) &= \hat{y}_{105} - \hat{y}_{103}(2) \\
 &= \hat{y}_{104} - \hat{y}_{103}(1) + e_{105} - 0.40e_{104} \\
 &= e_{105} + 0.60e_{104}
 \end{aligned}$$

$$\text{และ } \sigma_{e_{103}(2)}^2 = (1 + 0.60^2) \sigma_e^2$$

การคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนและค่าความแปรปรวนที่หน่วยเวลาต่อ ๆ ไป ก็สามารถกระทำโดยใช้กรรมวิธีเดียวกัน แต่สมการจะซับซ้อนมากขึ้น ค่าพยากรณ์ของค่าลอการิทึมธรรมชาติของจำนวนผู้โดยสารทางอากาศระหว่างประเทศที่เริ่มจากเดือนกรกฎาคม 1957 ล่วงหน้าไป 18 เดือน แสดงไว้ในตารางที่ 5 จะพบว่าค่าพยากรณ์มีลักษณะของฤดูกาลตามรูปแบบของอนุกรมเวลาที่เกิดขึ้นจริงโดยที่มีค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ในช่วงแรกทำ ส่วนรูปที่ 10 (รูปในตัวอย่างที่ 3 ของการเลือกโมเดล) แสดงค่าพยากรณ์เริ่มจากหน่วยเวลาเดียวกันล่วงหน้าไป 36 เดือน

ตารางที่ 5

ค่าพยากรณ์ของค่าลอกการพิมพ์ธรรมชาติของจำนวนผู้โดยสารทางอากาศระหว่าง
ประเทศต่อจากเดือนกรกฎาคม ค.ศ. 1957

เดือน	ปี ค.ศ.	หน่วยเวลา นับจากจุดพยากรณ์	(ค่าลอกการพิมพ์ธรรมชาติ)		
			จำนวนผู้โดยสาร	ค่าพยากรณ์	ความคลาดเคลื่อน
ส.ค.	1957	1	6.146	6.126	0.020
ก.ย.	"	2	6.001	6.005	-0.004
ต.ค.	"	3	5.849	5.872	-0.023
พ.ย.	"	4	5.720	5.742	-0.022
ธ.ค.	"	5	5.817	5.873	-0.056
ม.ค.	1958	6	5.829	5.901	-0.072
ก.พ.	"	7	5.762	5.868	-0.106
มี.ค.	"	8	5.892	6.025	-0.133
เม.ย.	"	9	5.852	6.006	-0.154
พ.ค.	"	10	5.894	6.018	-0.124
มิ.ย.	"	11	6.075	6.171	-0.096
ก.ค.	"	12	6.196	6.279	-0.083
ส.ค.	"	13	6.225	6.260	-0.035
ก.ย.	"	14	6.001	6.139	-0.138
ต.ค.	"	15	5.883	6.005	-0.122
พ.ย.	"	16	5.737	5.875	-0.138
ธ.ค.	"	17	5.820	6.007	-0.187
ม.ค.	1959	18	5.886	6.034	-0.148

6. บทสรุป

การวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบ Box-Jenkins เป็นกรรมวิธีที่มีประโยชน์ สามารถนำไปใช้
ในการพิจารณาและอธิบายถึงกระบวนการที่ก่อให้เกิดอนุกรมเวลา และใช้ในการพยากรณ์ค่าอนุกรมเวลา
ได้ดี เพราะการวิเคราะห์สามารถกระทำได้อย่างเป็นขั้นตอน แต่อย่างไรก็ตามการวิเคราะห์อนุกรม
เวลาแบบ Box-Jenkins ก็ยังมีข้อจำกัดอยู่หลายประการดังนี้

1) ชุดอนุกรมเวลาที่จะนำมาวิเคราะห์ควรจะมีความยาวข้อมูลมาก (ประมาณ 50 ค่าหรือ
มากกว่า) ทั้งนี้เพื่อให้ค่าพารามิเตอร์ที่คำนวณจากอนุกรมเวลาชุดนั้นมีค่าถูกต้อง และโมเดลอนุกรมเวลา
สามารถอธิบายลักษณะพิเศษของข้อมูลชุดนั้น ๆ ได้ แต่มีพบว่าข้อมูลธุรกิจหรืออุตสาหกรรมต่าง ๆ มี
อยู่นั้นไม่มากนักพอ

2) หลักการของโมเดลอนุกรมเวลาแบบนี้อาจยากต่อการเข้าใจเมื่อเปรียบเทียบกับ
การวิเคราะห์แบบถดถอย หรือการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบคลาสสิก ซึ่งมีสมการที่แสดงแนวโน้ม (Trend)
และฤดูกาล (Seasonal Term) อย่างเด่นชัด กรรมวิธีการต่างและผลต่างฤดูกาลของการวิเคราะห์
อนุกรมเวลาแบบ Box-Jenkins จึงยุ่งยากมากกว่า

3) ในกรณีที่อนุกรมเวลามีฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ในตัวเองกับฟังก์ชันสหความสัมพันธ์ใน
ตัวเองบางส่วนที่มีลักษณะซับซ้อน การเลือกโมเดลอนุกรมเวลาจำเป็นต้องอาศัยการพิจารณาประกอบด้วย
เพื่อให้ได้โมเดลที่เหมาะสมสำหรับอนุกรมเวลาชุดนั้น ๆ

4) การคำนวณค่าพารามิเตอร์ของโมเดลอนุกรมเวลาที่มีความยุ่งยาก และต้องการเวลาใน
การคำนวณของคอมพิวเตอร์สูง ทำให้ค่าใช้จ่ายของการนำเอาโมเดลอนุกรมเวลามาใช้งานสูงตามไปด้วย

ดังนั้นการที่จะวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบ Box-Jenkins จะต้องคำนึงถึงข้อจำกัดเหล่านี้
ประกอบด้วย

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บรรณานุกรม

1. Box, G.E., and G.M. Jenkins, Time Series Analysis : Forecasting and Control, Revised Edition, San Francisco : Holden Day, 1976.
2. Miller, R.B., and D.W. Wichern, Intermediate Business Statistics New York : Holt, Rinehart and Winston, 1977.
3. Nelson, C.R., Applied Time Series Analysis, San Francisco : Holden Day, 1973.
4. Wu, S.M., and S.M. Pandit, Time Series and System Analysis with Applications, New York : John Wiley and Sons, 1983.
5. วิชิต หล่อศิระชงหัตถกุล, นิกร วัฒนพรม, สุจินต์ พงษ์ศักดิ์, สมบูรณ์วัลย์ เหมคำสตร์, และ อัจฉรวรรณ ปิ่นสุภาจนนะ, เทคนิคการพยากรณ์เชิงสถิติ, โครงการส่งเสริมเอกสารวิชาการ สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์ 2524.

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

Chulalinet



3 0021 00092882 0



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย