

# 다변량 시계열 모형을 이용한 항공 수요 예측 연구

허남균<sup>1</sup> · 정재윤<sup>2</sup> · 김삼용<sup>3</sup>

<sup>1</sup>항공대학교 경영대학원, <sup>2</sup>중앙대학교 통계학과, <sup>3</sup>중앙대학교 통계학과

(2009년 8월 접수, 2009년 9월 채택)

## 요약

본 연구는 최근에 활발히 연구가 진행 중인 항공수요 예측 분야에서 사용되는 계절형 ARIMA 모형과 다변량 계절형 시계열 모형과의 성능을 비교한 것이다. 본 연구에서는 국제 여객 수요와 국제 화물 수요 예측을 위하여 실제 자료를 이용하여 비교한 결과 다변량 계절형 시계열 모형이 예측의 정확도 면에서 기존의 일변량 모형보다 우수함을 보였다.

주요용어: 계절형 ARIMA 모형, 다변량 시계열 모형, 예측, 항공수요.

## 1. 서론

수요예측은 다양한 분야에서 다양한 종류의 자료를 분석하고 예측하는데 쓰이는 기법이다. 수요예측 기법 중에서 특히 통계적 수요예측기법은 최근에 들어 항공 산업과 관련된 자료의 예측에 사용되고 있다. 일례로 허희영 (1995)은 항공기의 수요예측을 위하여 중회귀 분석 모형을 도입하였다. 곽우심 (2006)은 여객운송수요를 예측하기위하여 일변량 계절형 ARIMA 모형을 사용하였으며 진학기 (2002)는 항공화물의 수요예측을 위하여 오차수정 모형을 이용하였다. 한편 서진철 (2008)은 재무시계열 자료 분석 및 예측을 위하여 공적분 모형과 벡터자기회귀모형을 사용하였고, 백승환과 김성수 (2008)는 제주-내륙 간 국내선 항공 수요를 선형시계열 모형을 이용하여 예측하였다. 본 연구는 기존의 일변량 시계열 모형을 이용한 예측방법과 국제 항공 여객 수요와 국제 항공 화물 수요를 동시에 수행할 수 있는 다변량 시계열 모형을 도입하여 일변량 시계열 모형과 성능을 비교 분석하고자 한다. 도출된 모형을 추정, 진단하고 실제의 항공 화물 및 여객 운송실적 자료의 각각의 예측치를 비교 분석하여 다변량 시계열 모형이 우수함을 보이고자 한다.

## 2. 일변량 시계열 모형

일변량 시계열 모형 중 수요예측에 이용되는 분석 방법 중에서 가장 일반적이고 많이 쓰이는 Box와 Jenkins (1976)의 계절형 자기회귀이동평균(Autoregressive Integrated Moving Average: ARIMA) 모형에 대해 알아보자. Box와 Jenkins의 계절형 ARIMA 방법론에서는 계절로 인한 비정상성을 해결하기 위해 계절 차분(seasonal differencing)의 방법을 쓴다. 일변량 시계열을  $z_t$ , 계절성의 주기를  $s$ 라고 하면 계절 차분은

$$\nabla_s z_t = z_t - z_{t-s} \quad (2.1)$$

<sup>3</sup> 교신저자: (156-756) 서울시 동작구 흑석동 221, 중앙대학교 통계학과, 교수. E-mail: sahm@cau.ac.kr

로 정의된다. 이때 시점  $t$ 와 시점  $t-s$ 는 동일 계절에 속하기 때문에 계절 차분 이후 계열  $\{\nabla_s z_t; t = s+1, \dots, T\}$ 는 더 이상 계절성을 갖지 않는다. 예를 들어  $s=12$ 이면,

$$\nabla_{12}\nabla(z_t) = \nabla_{12}(z_t - z_{t-1}) = z_t - z_{t-1} - z_{t-12} + z_{t-13}$$

이 된다. 또  $\nabla_s z_t$ 를  $D$ 번 시행한 것을  $\nabla_s^D z_t$ 로 표기할 때, 예를 들어  $D=2$ 이면

$$\nabla_s^2 z_t = \nabla_s(\nabla_s z_t) = \nabla_s(z_t - z_{t-s})$$

이 된다.

순수계절형 ARIMA 모형은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Phi(B^s)\nabla_s^D z_t &= \Theta(B^s)a_t, & (2.2) \\ \Phi(B^s) &= 1 - \Phi_1 B^s - \Phi_2 B^{2s} - \dots - \Phi_P B^{Ps} \\ \Theta(B^s) &= 1 - \Theta_1 B^s - \Theta_2 B^{2s} - \dots - \Theta_Q B^{Qs}, \end{aligned}$$

여기서  $D$ 는 통상 1이고,  $a_t$ 는 기존의 비계절형 ARIMA( $p, d, q$ )로 모형화 될 수 있는 확률변수로서 계절 수정 계열(seasonally adjusted series)로 생각될 수 있다. 즉

$$\begin{aligned} \phi(B)\nabla^d a_t &= \theta(B)b_t, & (2.3) \\ \phi(B) &= 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \\ \theta(B^s) &= 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q, \end{aligned}$$

여기서  $b_t$ 는 평균이 0, 분산이  $\sigma^2$ 인 정규분포를 따르는 백색잡음이라 가정한다.

위 식 (2.2)와 (2.3)을 함께 표현하면 ARIMA( $p, d, q$ )  $\times$  ( $P, D, Q$ ) $_s$ 라고 하는 다음의 계절형 ARIMA 모형을 얻는다.

$$\phi(B)\Phi(B^s)\nabla_s^D \nabla^d z_t = \theta(B)\Theta(B^s)b_t, \quad (2.4)$$

여기서 차분계열이 평균  $E(\nabla_s^D \nabla^d z_t) = \mu$ 를 갖도록 계절형 ARIMA 모형을 표현하면 다음과 같다.

$$\phi(B)\Phi(B^s) \left( \nabla_s^D \nabla^d z_t - \mu \right) = \theta(B)\Theta(B^s)b_t. \quad (2.5)$$

### 3. 다변량 시계열 모형

$\{y_{1t}\}, \{y_{2t}\}, \dots, \{y_{mt}\}$ 을 각각 일변량 시계열 자료라고 하자. 다변량 시계열은  $i$ 번째의  $y_t$ 가  $\{y\}$ 인 ( $m \times 1$ )의 벡터시계열(vector time series)이다.  $m$ 은 벡터 시계열의 차원 수를 나타낸다. 벡터 시계열은  $y_t = [y_{1t}, \dots, y_{mt}]'$ 로 표현할 수 있다.

다변량 시계열 분석의 목적은 일변량 시계열에서 알 수 없는 시계열 변수들 사이에서 상호작용과 동적 관계를 설명하고 모델링하기 위함이다. 각 계열들이 가지고 있는 연관성을 모형화 하기위한 다변량 시계열 모형은 일변량 시계열 모형들의 일반적인 확장이라고 볼 수 있다. 다변량 시계열에 대한 모형으로는 VAR(vector AR) 모형, VMA(vector MA) 모형 그리고 VARMA(vector ARMA) 모형이 있다. 이 중에서 VAR 모형은 다변량 시계열을 모형화 하는데 이용되는 가장 간편하고 적용성이 높은 모형이다. 이 모형은 다변량시계열을 이루는 한 성분 시계열의 현재의 값이 자기의 과거의 값과 함께 다른 성분 시계열들의 현재 및 과거의 값들에 의해 영향을 받고 있음을 설명하는 모형이다. 모형이

$y_t = [y_{1t}, \dots, y_{mt}]'$ 가 벡터라는 것을 제외하면, AR 모형과 크게 다르지 않다. 차수가  $p$ 인 벡터자기회귀모형, VAR( $p$ )는 다음과 같다.

$$(I - \Phi_1 B^1 - \Phi_2 B^2 - \dots - \Phi_p B^p) y_t = \mu + \epsilon_t, \tag{3.1}$$

여기서  $\mu$ 는  $m$ 차원 벡터,  $\Phi_i$ 는  $m \times m$ 행렬,  $[\epsilon_{1t}, \dots, \epsilon_{mt}]' = \epsilon_t \sim WN(0, \Sigma)$  그리고  $\Sigma = E(\epsilon_t \epsilon_s' = \begin{cases} \sigma^2, & \text{if } t = s \\ 0, & \text{if } t \neq s \end{cases}$ 이다. 정상성을 만족하려면  $|I - \Phi_1 B^1 - \Phi_2 B^2 - \dots - \Phi_p B^p| = 0$ 의 모든 근들이 1보다 커야한다. 이때  $\parallel$ 은 행렬식을 의미한다.

일변량 시계열자료 분석을 위해 ARIMA 모형의 차수를 결정할 때, ACF와 PACF를 보고 판단했던 것과 마찬가지로 다변량 시계열 모형에서도 차수를 결정하기 위해 다음과 같은 행렬들의 패턴을 보고 결정하게 된다.

(1) 상관계수 행렬

$n$ 개의 관측값들  $y_1, y_2, \dots, y_n$ 을 이용할 수 있을 때, 상관계수 행렬은

$$\rho(k) = [\rho_{ij}(k)] \tag{3.2}$$

이며, 여기서 각  $\rho_{ij}(k)$ 들은 교차상관계수이다. 상관계수행렬은 VMA( $q$ ) 모형인 경우에  $q$ 시차 이후로 0행렬이 되므로, VMA 모형의 식별에 유용하다.

(2) 편자기회귀계수(Partial Autoregression) 행렬

Tiao와 Box (1981)는 시차  $s$ 의 편자기회귀계수 행렬  $P(s)$ 를 다음과 같은 VAR 모형에서의 마지막 항의 계수로 정의했다.

$$y_{t+s} = \Phi_{s,1} y_{t+s-1} + \Phi_{s,2} y_{t+s-2} + \dots + \Phi_{s,s} y_t + \epsilon_{s,t+s} \tag{3.3}$$

즉  $P(s) = \Phi_{s,s}$ 이다. 이 행렬은 VAR( $p$ )에서  $p$ 시차 이후로 0행렬이 되므로 VAR 모형에서 차수  $p$ 를 결정하는데 이용될 수 있다. 그러나 이러한 방법은 많은 경험을 필요로 한다. 그러므로 일반적으로 VAR 모형의 추정오차에 대한 공분산 행렬  $\Gamma(k)$ 를 이용하여 다음과 같은 기준들을 사용할 수도 있다. 여기서  $\tilde{\Sigma}$ 는  $\Sigma$ 의 최대가능도(우도)추정치(MLE)를 의미한다. 다음으로 최적의 차수를 결정하기 위하여 아래의 기준들을 고려하기로 한다.

(3) AIC(Akaike Information Criterion)

$$AIC = \log(|\tilde{\Sigma}|) + \frac{2pm^2}{n} \tag{3.4}$$

(4) SBC(Schwarz Bayesian Criterion)

$$SBC = \log(|\tilde{\Sigma}|) + \frac{pm^2 \log(n)}{n} \tag{3.5}$$

(5) HQC(Hannan-quinn Criterion)

$$HQC = \log(|\tilde{\Sigma}|) + \frac{2pm^2 \log(\log(n))}{n} \tag{3.6}$$

(6) FPE(Final Prediction Error)

$$FPE = \left( \frac{n+pm}{n-pm} \right)^m |\tilde{\Sigma}| \tag{3.7}$$

위의 4가지 기준들은 각 기준들을 최소로 만드는  $p$ 를 최적차수로 결정하게 되며, 이 때 AIC와 FPE는 점근적으로  $p$ 에 대한 과추정을 만들고, SBC와 HQC는 실제 차수  $p$ 의 일치추정량을 만들어 준다는 사실이 알려져 있다. 관측값들의 개수가 증가함에 따라 각 기준들에 의한 예측능력 차이는 점차 줄어들고, 절대적인 기준은 아니지만 자료에 주어진 특별한 정보가 없는 경우는 SBC와 HQC를 사용하는 것이 좋다.

시차의 길이  $p$ 를 선택할 때, 가능한 모형에 동적 체계를 충분히 반영할 수 있도록 길게 잡는다. 그러나 시차를 길게하면 VAR 모형에서 추정해야 할 모수의 개수가 급격히 증가하게 되어 자유도가 급격히 줄어든다. 이에 따라 다중공선성의 문제로 추정된 회귀계수가 불안정 하게 된다.

VAR 모형에서 차수  $p$ 가 결정되면, 이 모형에 포함되어 있는 모수들은 보통 최소제곱법(LSE)이나 최우 추정법(MLE)에 의해 추정될 수 있다. 모수의 추정을 통하여 모형이 적합된 후엔 그것이 적절한지 진단하게 되는데 특히 잔차에 자기종속이나 교차종속이 존재하지 않는지 확인하여 모형진단을 수행하게 되며 이를 위해서는 다변량 포트맨토 검정(multivariate portmanteau test)을 이용한다.

#### 4. 실제 자료 분석

분석 및 예측에 사용된 자료는 2000년도부터 2006년까지의 월별 국제 여객 수송 실적과 국제 화물 수송실적의 실제 자료이다. 이 자료는 국토해양 통계누리(<http://stat.mltm.go.kr>)에서 이용할 수 있다. 2000년부터 2005년까지의 월별 자료들은 모형을 만드는데 사용하였고 2006년의 1년치의 월별 자료는 예측능력을 측정하기 위해 사용하였다. 먼저 국제 여객실적과 국제 화물실적 각각이 변수들의 일변량 계절형 ARIMA 모형을 추정하였다. 그리고 국제 여객실적, 국제 화물실적 두 변수를 이용한 계절형 VAR 모형을 추정하였다. 마지막으로 계절형 ARIMA 모형으로 얻은 예측치와 계절형 VAR 모형으로 2006년의 실적 예측치를 얻고, 2006년 실적 실제값과 비교하여 예측의 정확도로 비교하기로 한다. 비교를 위한 통계량으로는 MAE(Mean Absolute Error)와 RMSE(Root Mean Square Error)를 이용하였다. 이 통계량은 식 (4.1)과 (4.2)로 계산된다.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum |x_i - \hat{x}_i| + \frac{1}{n} \sum |y_i - \hat{y}_i|, \quad (4.1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (x_i - \hat{x}_i)^2 + \frac{1}{n} \sum (y_i - \hat{y}_i)^2}, \quad (4.2)$$

여기서  $x_i, y_i$ 는 실제 여객, 화물 실적 자료이고,  $\hat{x}_i, \hat{y}_i$ 는 모형에서 나오는 여객, 화물 실적자료의 예측값이며,  $n$ 은 자료의 개수이다.

##### 4.1. 계절형 ARIMA 모형 분석

**4.1.1. 국제 여객수송 실적자료 분석** 그림 4.1에서 보면 점점 증가하는 추세를 보이고 있고, 12개월을 주기로 계절성도 보이고 있다. 그리고 변동의 폭이 점점 증가함도 볼 수 있다. 그래서 로그변환과 계절차분 그리고 일반차분을 실시하여 변환된 자료를 만들었다. 그림 4.2에서와 같이 변환된 자료의 시계열 그림은 정상성을 보인다고 할 수 있다. 표 4.1에서 단위근 검정결과도 단위근이 존재한다는 귀무가설을  $\alpha = 0.05$ 하에서 기각하여, 변환된 자료는 단위근이 존재하지 않고 정상적인 시계열이라고 볼 수 있다.

변환된 국제 여객 실적자료는 상수항이 없는 ARIMA(0, 1, 1) × (0, 1, 1)<sub>12</sub> 모형으로 설명된다. 이 모형을 적합한 결과가 표 4.2에 요약 되어 있다. 잔차들이 백색잡음인지 여부의 판정을 위한 포트맨토 검정결과인 표 4.3을 보면 ‘ $p$ -값들이  $\alpha = 0.05$ 하에서 잔차들이 백색잡음이다’라는 귀무가설을 기각할 수 없

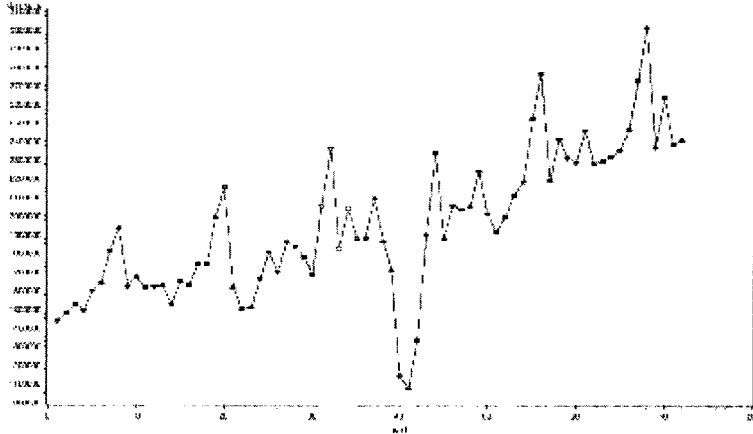


그림 4.1. 국제여객수송 실적 원자료의 시계열 그림

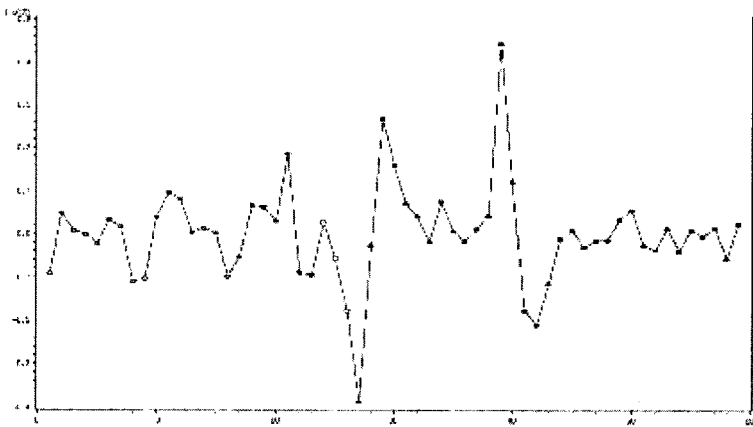


그림 4.2. 변환된 국제 여객 실적자료의 시계열 그림

표 4.1. 변환된 국제 여객 실적자료의 단위근 검정

Type	Lags	Rho	Pr < Rho	Tau	Pr < Tau	F	Pr > F
Zero Mean	2	-102.294	0.0001	-5.04	<0.0001		
Single Mean	2	-102.285	0.0001	-4.99	0.0002	12.46	0.0010
Trend	2	-102.284	0.0001	-4.94	0.0009	12.22	0.0010

표 4.2. ARIMA(0, 1, 1) × (0, 1, 1)<sub>12</sub> 모형의 적합결과

Parameter	Estimate	Standard Error	tValue	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	-0.44254	0.12155	-3.64	0.0006	1
MA2,1	0.67854	0.11247	6.03	<0.0001	12

다. 따라서 적합된 모형은 식 (4.3)과 같다.

$$(1 - B)(1 - B^{12}) \log P_t = (1 + 0.44254B)(1 - 0.67854B^{12})\epsilon_t. \tag{4.3}$$

표 4.3. 포트맨토 검정

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	5.35	4	0.2536	-0.026	-0.107	-0.189	-0.137	0.055	-0.113
12	8.29	10	0.6005	-0.011	-0.035	-0.024	0.188	0.047	0.025
18	15.30	16	0.5029	-0.236	-0.044	0.068	-0.048	-0.044	0.141
24	18.99	22	0.6459	0.106	-0.026	0.021	0.041	-0.150	-0.039

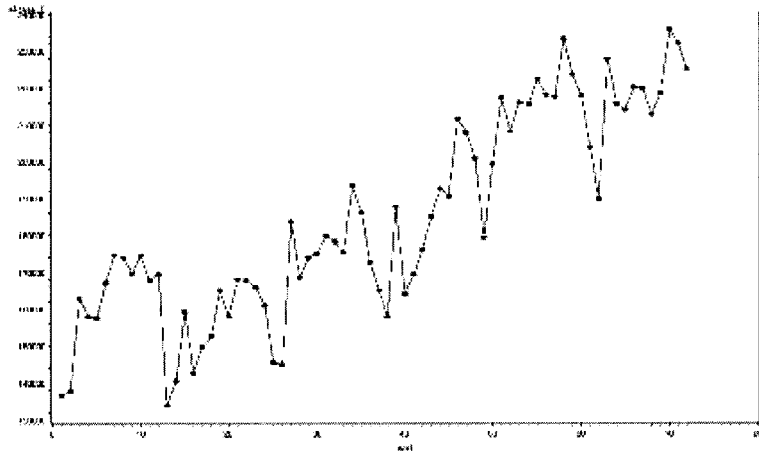


그림 4.3. 국제 화물 수송 실적 원자료의 시계열 그림

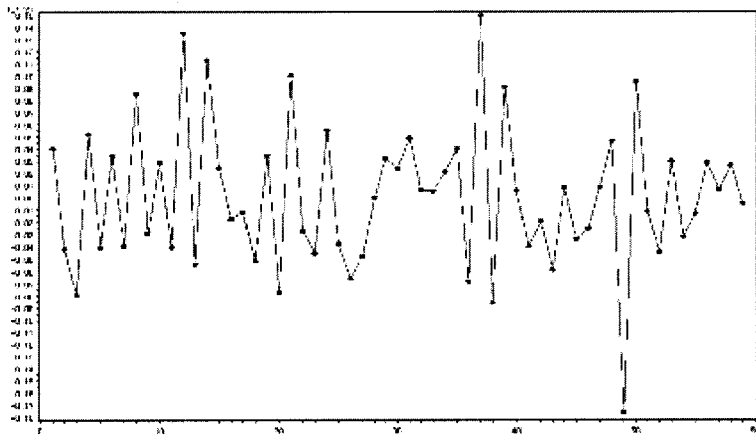


그림 4.4. 변환된 국제 화물 실적자료의 시계열 그림

4.1.2. 국제 화물 실적자료 분석 그림 4.3에서 점점 증가하는 추세를 보이고 있고, 12개월을 주기로 계절성도 보이고 있다. 그리고 변동의 폭이 점점 증가함도 볼 수 있어, 로그변환 및 계절차분 그리고 일 반 차분을 실시하여 변환된 자료를 만들었다. 그림 4.4에서와 같이 변환된 자료의 시계열 그림은 정상성을 보인다고 할 수 있다. 표 4.4에서 단위근 검정결과도 변환된 자료가 단위근이 존재한다는 귀무가설을  $\alpha = 0.05$ 하에서 기각하게 되어 단위근이 존재하지 않고 정상적인 시계열이라고 말할 수 있다.

표 4.4. 변환된 국제 화물 실적자료의 단위근 검정

Type	Lags	Rho	Pr < Rho	Tau	Pr < Tau	F	Pr > F
Zero Mean	2	-42.2376	< 0.0001	-3.96	0.0002		
Single Mean	2	-42.3437	0.0005	-3.93	0.0033	7.80	0.0010
Trend	2	-45.3125	0.0001	-4.03	0.0129	8.21	0.0107

표 4.5. ARIMA(1, 1, 0) × (1, 1, 0)<sub>12</sub> 모형의 적합결과

Parameter	Estimate	Standard Error	tValue	Approx Pr >  t	Lag
AR1,1	-0.54198	0.11195	-4.84	< .0001	1
AR2,1	-0.55033	0.13142	-4.19	< .0001	12

표 4.6. 포트맨토 검정

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	1.92	4	0.7509	-0.032	-0.012	0.113	-0.019	-0.123	-0.007
12	2.51	10	0.9907	0.027	0.007	-0.047	0.014	-0.030	-0.062
18	6.51	16	0.9816	0.074	-0.122	-0.049	0.138	-0.022	-0.078
24	11.26	22	0.9709	-0.004	0.088	-0.032	-0.028	0.190	-0.049

표 4.7. 변환된 국제 여객 및 국제 화물 실적자료의 Johansen 공적분 검정

H0: Rank = r	H1: Rank > r	Eigenvalue	Trace	5% Critical Value
0	0	0.7880	112.7486	15.34
1	1	0.3248	22.7829	3.84

변환된 화물 실적 자료는 상수항이 없는 ARIMA(1, 1, 0) × (1, 1, 0)<sub>12</sub> 모형으로 설명된다. 이 모형을 적합한 결과가 표 4.5에 요약되어 있다. 잔차들이 백색잡음인지 여부의 판정을 위한 포트맨토 검정 결과인 표 4.6을 보면 ‘p-값들이 α = 0.05하에서 잔차들이 백색잡음이다’라는 귀무가설을 기각할 수 없다. 따라서 적합한 모형은 식 (4.4)와 같다.

$$(1 + 0.54198B)(1 + 0.55033B^{12}) \log F_t = (1 - B)(1 - B^{12})\epsilon_t. \quad (4.4)$$

## 4.2. 계절형 VAR 모형

그림 4.1과 4.3에서 두 원자료의 시계열도에서 두 실적자료 모두 정상성을 만족한다고 볼 수 없다. 로그 변환과 계절차분 그리고 일반차분을 한 후의 자료는 그림 4.2, 4.4, 4.5와 단위근 검정에 의해 정상성을 만족한다고 할 수 있다. 그래서 다변량시계열 분석에서도 로그변환과 계절차분 및 일반차분을 한 변환된 자료를 사용하도록 하겠다.

위 자료를 계절형 VAR 모형에 적합 시켜보기 전에 두 변수사이에 공적분관계가 존재하는지 알아보아야 한다. 만약 공적분 관계가 있다면 두 변수의 다변량 시계열자료는 계절형 VAR 모형에 적용시킬 수 없고 일반적으로 오차수정 모형을 적용한다.

Johansen (1988)의 대각합 통계량을 이용한 결과는 표 4.7에 나타나 있다. 검정한 결과 α = 0.05에서 두 시계열 사이에 공적분 관계가 존재하지 않음을 알 수 있다. 그러므로 두 시계열을 계절형 VAR 모형에 적합 시켜 보도록 한다. 정상성을 만족하고, 공적분 관계도 없는 두 시계열들에 대해 계절형 VAR(p)에서 차수 p를 결정하기 위해 AIC와 HQC 두 기준을 이용하였다. 두 기준을 이용하여 적합한 계절형 VAR 모형의 결과가 다음에 각각 제시되어 있다.

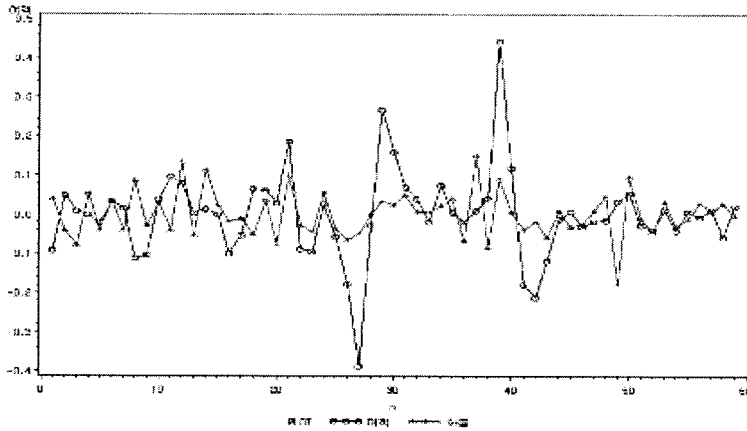


그림 4.5. 변환된 국제 여객과 화물 실적자료의 시계열 그림

표 4.8. 국제 여객 화물실적: 계절형 VAR(3) 모형에 대한 잔차의 백색잡음 검정

Variable	Durbin Wastion	Normality		ARCH	
		Chi-Square	Pr > ChiSq	F Value	Pr > F
$l_p$	1.97137	26.37	<0.0001	1.22	0.2753
$l_f$	1.93733	1.65	0.4377	0.01	0.9237

표 4.9. 최소제곱법을 이용하여 얻은 계절형 VAR(3)의 추정계수

Lag	Variable	$l_p$	$l_f$
1	$l_p$	0.60474	-0.07796
	$l_f$	0.25108	-0.64688
2	$l_p$	-0.55988	0.58870
	$l_f$	-0.10075	0.08426
3	$l_p$	0.00180	-0.02736
	$l_f$	0.09456	0.08204

AIC값이 가장 작은 차수는  $p = 3, q = 0$ 이고, 두 시계열 모두다 평균수준이 0이라고 할 수 있기 때문에 상수항이 없는 계절형 VAR(3) 모형을 적합하기로 하겠다. 포트만토 검정결과와 잔차들의 자기상관성이 있는지 검정한 결과 모두 자기상관이 없는 것으로 나타났다. 모형이 적합하다는 결과를 얻었고, 계절형 VAR(3)에 자료를 적합시켜 얻은 추정계수들은 다음의 표 4.9와 같고 모형식은 식 (4.5)와 같다.

HQC값이 가장 작은 차수는  $p = 2, q = 0$ 이고, 두 시계열 모두 평균수준이 0이라고 할 수 있기 때문에 상수항이 없는 계절형 VAR(2) 모형을 적합하기로 하겠다. 포트만토 검정결과와 잔차들의 자기상관성이 있는지 검정한 결과 모두 자기상관이 없는 것으로 나타났다. 모형이 적합하다는 결과를 얻었고, 계절형 VAR(2)에 자료를 적합시켜서 얻은 추정계수들은 다음의 표 4.11과 같고 모형식은 식 (4.6)과 같다.

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} \nabla_{12}\nabla(\log P_t) \\ \nabla_{12}\nabla(\log F_t) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0.604 & -0.077 \\ 0.251 & -0.646 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \nabla_{12}\nabla(\log P_{t-1}) \\ \nabla_{12}\nabla(\log F_{t-1}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -0.5990 & 0.588 \\ -0.1007 & 0.084 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \nabla_{12}\nabla(\log P_{t-2}) \\ \nabla_{12}\nabla(\log F_{t-2}) \end{bmatrix} \\
 &+ \begin{bmatrix} 0.0018 & -0.027 \\ 0.0940 & 0.082 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \nabla_{12}\nabla(\log P_{t-3}) \\ \nabla_{12}\nabla(\log F_{t-3}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_{Pt} \\ \epsilon_{Ft} \end{bmatrix} \quad (4.5)
 \end{aligned}$$



표 4.10. 국제 여객, 화물 실적: 계절형 VAR(2) 모형에 대한 잔차의 백색잡음 검증

Variable	Durbin Wastion	Normality		ARCH	
		Chi-Square	Pr > ChiSq	F Value	Pr > F
$l_p$	1.93825	29.69	< 0.0001	1.05	0.3090
$l_f$	1.88102	2.40	0.3013	0.13	0.7202

표 4.11. 최소제곱법을 이용하여 얻은 계절형 VAR(3)의 추정계수

Lag	Variable	$l_p$	$l_f$
1	$l_p$	0.58513	-0.06501
	$l_f$	0.18624	-0.61692
2	$l_p$	-0.53687	0.57200
	$l_f$	-0.01385	-0.00739

표 4.12. 예측력 비교

	계절형 VAR		계절형 ARIMA
	Var(3)	Var(2)	여객 ARIMA(0, 1, 1) × (0, 1, 1) <sub>12</sub> 화물 ARIMA(1, 1, 0) × (1, 1, 0) <sub>12</sub>
MAE	218251.05	220371.56	261021.34
RMSE	271823.29	270907.92	303652.74

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} \nabla_{12}\nabla(\log P_t) \\ \nabla_{12}\nabla(\log F_t) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0.588 & -0.065 \\ 0.186 & -0.616 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \nabla_{12}\nabla(\log P_{t-1}) \\ \nabla_{12}\nabla(\log F_{t-1}) \end{bmatrix} \\
 &+ \begin{bmatrix} -0.5368 & 0.5720 \\ -0.0138 & -0.0073 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \nabla_{12}\nabla(\log P_{t-2}) \\ \nabla_{12}\nabla(\log F_{t-2}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_{Pt} \\ \epsilon_{Ft} \end{bmatrix}. \tag{4.6}
 \end{aligned}$$

### 4.3. 계절형 ARIMA 모형과 계절형 VAR 모형과의 예측력 비교

계절형 ARIMA 모형을 이용하여 국제 여객실적과 국제 화물 실적자료에 적합한 각각의 모형을 찾은 결과, 국제 여객실적은 ARIMA(0, 1, 1) × (0, 1, 1)<sub>12</sub> 모형, 국제 화물실적은 ARIMA(1, 1, 0) × (1, 1, 0)<sub>12</sub> 모형이 적합 되었다. 이 모형을 이용하여 2006년 1월부터 2006년 12월까지의 예측치를 구하였다. 그리고 계절형 VAR 모형을 이용하여 국제 여객실적과 국제 화물실적의 자료에 적합한 모형은 차수를 정하는 기준에 따라 다르게 적합 되었는데, 차수를 정하는 기준을 AIC로 하였을 때는 계절형 VAR(3) 모형 이, HQC를 기준으로 하였을 때는 계절형 VAR(2) 모형이 적합 되었다. 그리고 이 모형들을 이용하여 2006년 1월부터 2006년 12월까지의 예측치를 구하였다.

위에서 구한 예측치와 실제 측정치를 비교하여 어느 모형이 더 잘 예측하였는지 비교해 보려고 한다. 비교를 위해 사용된 통계량은 MAE와 RMSE이다. 그 결과는 표 4.12에 정리되어 있다. 이 결과를 보면 계절형 VAR 모형이 계절형 ARIMA 모형보다 MAE와 RMSE가 더 작으므로 계절형 VAR 모형이 더 잘 예측 하였다고 볼 수 있다.

## 5. 결론

본 연구에서는 기존의 예측방법인 계절형 ARIMA 모형을 소개하고, 계절형 VAR 모형의 예측도를 실적자료를 통하여 비교해 보았다. 계절형 VAR 모형은 일반량 시계열 분석과는 달리 시계열들 사이의 관

계를 분석하는데 유용하고, 시계열 사이의 관계를 추정함으로써 변수들 사이에 나타나는 동태적인 관계를 분석하여 일변량 시계열 분석방법인 계절형 ARIMA 모형보다 더 좋은 예측력을 가질 수 있었다. 또 변수들 사이에 이론적 관계를 고려하지 않고 간단한 예측 실행이 가능하였다. 그래서 약간의 상호 의존성이 존재하는 시계열들을 모형화 하는데 일변량 계절형 ARIMA 모형보다 계절형 VAR 모형이 더 좋은 예측력을 가진다고 생각되어 진다. 앞으로 보다 더 다양한 모형을 다양한 항공관련 자료에 적합시켜 수요예측을 수행하는 것이 향후 연구방향이라 할 수 있다.

## 참고문헌

- 곽우심 (2006). <수요예측 이론에 의한 여객운송수요 적용사례 연구>, 한국항공대학교 경영대학원 석사학위논문.
- 백승한, 김성수 (2008). 제주-내륙간 국내선 항공여객 수요 모형 및 탄력성의 추정, <대한교통학회지>, **26**, 51-63.
- 서진철 (2008). <공적분모형과 벡터자기회귀모형에서의 차분에 대한 비교연구>, 중앙대학교 대학원 석사학위논문.
- 진학기 (2002). <시계열자료를 이용한 국제 항공화물 수요예측>, 한양대학교 대학원 석사학위논문.
- 허희영 (1995). 항공기 수요예측 사례연구;100인승급 항공기의 국내수요를 중심으로, <한국항공운항학회지>, **3**, 49-79.
- Box, G. E. P. and Jenkins, G. M. (1976). *Time Series Analysis Forecasting and Control*, 1st, Holden-Day Inc, San Fransisco.
- Johansen, S. (1988). Statistical analysis of co-integration vectors, *Journal of Economic Dynamics and Control*, **12**, 231-254.
- Tiao, G. C. and Box, G. E. P. (1981). Modeling multiple times series with applications, *Journal of the American Statistical Association*, **76**, 802-816.

# A Study on Air Demand Forecasting Using Multivariate Time Series Models

Nam-Kyun Hur<sup>1</sup> · Jae-Yoon Jung<sup>2</sup> · Sahm Kim<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Department of Business Administration, Korea Aerospace University

<sup>2</sup>Department of Statistics, Chung-Ang University

<sup>3</sup>Department of Statistics, Chung-Ang University

(Received August 2009; accepted September 2009)

---

## Abstract

Forecasting for air demand such as passengers and freight has been one of the main interests for air industries. This research has mainly focus on the comparison the performance between the univariate seasonal ARIMA models and the multivariate time series models. In this paper, we used real data to predict demand on international passenger and freight. And multivariate time series models are better than the univariate models based on the accuracy criteria.

Keywords: Seasonal ARIMA model, VAR model, forecasting, air demand.

---

---

<sup>3</sup>Coressponding author: Professor, Department of Statistics, Chung-Ang University, 221 Heukseok-Dong, Dongjack-Gu, Seoul 156-756, Korea. E-mail: sahm@cau.ac.kr