

# 시계열 모델을 이용한 쇠고기 가격 전망 모델 개발

권 오 복 전문연구원

## 머 리 말

산지 소 값을 포함한 농축산물 가격을 정확하게 예측, 농민에게 미리 알려주면 가격의 불안정성이 줄어들고 농업 경영도 안정될 수 있다. 뿐만 아니라 정확한 농업관측은 해당 유통 업체, 정책 담당자들의 합리적인 의사결정에 필요한 기초 정보를 제공한다는 의미에서 의의가 크다. 소비자 역시 관측이 없는 경우에 비해 안정된 가격에 농축산물을 소비할 수 있어 더 많은 후생을 얻을 수 있다.

일반적으로 농업관측에는 관련 이론 및 농업생산의 생물학적인 특성 등을 반영한 구조 모형 접근이 널리 이용된다. 이러한 접근 방법은 이론에 부합하고 여러 유형의 정책실험을 할 수 있다는 점에서는 이점이 있지만 적정 모형과 변수 선정에 어려움이 따른다. 만일 정확한 모형이나 변수 선정에 실패할 경우 예측의 정확성이 떨어진다.

자신 및 관련 변수의 현재 및 과거 값에 주로 의존하는 시계열 분석 방법은 이러한 제약 요인의 구속을 구조적 접근 방법보다는 덜 받는 방법이다. 특히 외생 변수의 변화가 크게 없는 상태에서 분석 대상 시계열이 과거의 추세를 쫓는다면, 경우에 따라서 단기 예측에는 구조식 접근방법보다 시계열 분석 방법이 더 우월한 예측력을 발휘할 수 있다.

이러한 문제의식을 가지고 이 보고서에서는 시계열 분석 방법을 이용한 산지 수소 가격의 전망 모델을 개발하였다. 시계열 분석에 널리 쓰이는 여덟 가지 모형을 수립, 추정한 후 모형별 예측력을 비교, 검토하였다. 최종적으로는 예측력이 가장 우수한 두 모형을 선택하여 2001년 11월부터 2002년 12월까지 14개월간 가격도 전망해 보았다. 추정된 대부분의 모형이 산지 소 값의 움직임을 비교적 정확하게 포착하는 것으로 나타나 시계열 분석 방법도 농업관측에 나름대로 유용한 쓰임새가 있는 것으로 평가된다.

물론 모델 내에 관련 변수를 더 많이 포함시키는 등 모델을 더욱 세련시켜서 모델의 예측력을 높이는 과제가 남아 있지만 이 연구의 경험을 바탕으로 돼지 및 닭고기 등 다른 축종의 가격 전망에도 시계열 분석기법을 적용할 수 있을 것으로 생각하는데 이 부분은 앞으로 당 연구원이 계속 보완, 발전시켜 나갈 것이다. 이 보고서가 농업관측모델 개발에 유익한 자료로 널리 활용되기를 기대한다.

2001. 12

한국농촌경제연구원장    강   정   일

# 목 차

<b>제 1 장 서론</b> .....	1
1.1. 연구의 필요성 및 목적 .....	1
1.2. 연구 내용 및 방법, 범위 .....	2
1.3. 선행 연구 검토 .....	2
<b>제 2 장 시계열 분석 모형과 특성 검정</b> .....	5
2.1. 시계열 모형과 추정 .....	5
2.1.1. ARIMA 모형 .....	6
2.1.2. 전이함수 모델 .....	9
2.1.3. 벡터자기회귀 모형과 벡터오차수정모형 .....	10
2.2. 시계열 자료의 특성 검정 .....	13
2.2.1. 단위근 검정 .....	13
2.2.2. 공적분 검정 .....	15
2.2.3. 단위근 및 공적분 검정 결과 .....	16
<b>제 3 장 모형의 추정과 가격 전망</b> .....	19
3.1. ARIMA 모형 .....	19
3.2. 전이함수 모형 .....	27
3.3. 다항식 모형 .....	36
3.3.1. VAR 모형 .....	37
3.3.2. VEC 모형 .....	38
3.3.3. 예측력 비교 .....	40
3.4. 가격 전망 .....	42
<b>제 4 장 요약 및 결론</b> .....	45
<b>참고문헌</b> .....	47

## 표 목 차

### 제 2 장

<표 2-1> 단위근 검정 결과 .....	17
<표 2-2> 공적분 검정 결과 .....	18

### 제 3 장

<표 3-1> ARIMA 모형별 예측값, 실제값, 예측 오차 .....	25
<표 3-2> 전이함수 모형별 예측값, 실제값, 예측 오차 .....	34
<표 3-3> VAR 및 VEC의 예측값과 실제값 .....	40
<표 3-4> 산지 수소 가격 전망 (2001.11-2002.12) .....	43

## 그림 목 차

### 제 3 장

<그림 3-1> ARIMA 모형 I 의 추정값 및 실제값 .....	21
<그림 3-2> ARIMA 모형 II 의 추정값 및 실제값 .....	22
<그림 3-3> ARIMA 모형 III 의 추정값 및 실제값 .....	23
<그림 3-4> ARIMA 모형 I 의 예측값과 실제값 .....	25
<그림 3-5> ARIMA 모형 II 의 예측값과 실제값 .....	26
<그림 3-6> ARIMA 모형 III 의 예측값과 실제값 .....	26
<그림 3-7> 전이함수 모형 I 의 추정값 및 실제값 .....	30
<그림 3-8> 전이함수 모형 II 의 추정값 및 실제값 .....	31
<그림 3-9> 전이함수 모형 III 의 추정값 및 실제값 .....	33
<그림 3-10> 전이함수 모형 I 의 예측값과 실제값 .....	35
<그림 3-11> 전이함수 모형 II 의 예측값과 실제값 .....	35
<그림 3-12> 전이함수 모형 III 의 예측값과 실제값 .....	36
<그림 3-13> VAR 모델의 예측값과 실제값 .....	41
<그림 3-14> VEC 모델의 예측값과 실제값 .....	42
<그림 3-15> 산지 수소 가격 전망 I .....	44
<그림 3-16> 산지 수소 가격 전망 II .....	44

# 제 1 장

## 서 론

### 1.1. 연구의 필요성 및 목적

2001년 쇠고기 시장의 전면적인 개방 등으로 국내 쇠고기 가격이 이전에 비해 환율 및 쇠고기 수입가격 등 해외 시장 변수에 더 많이 영향받게 되었다. 일본의 광우병 발생 사례에서 보는 것처럼 악성 가축 질병으로 인한 수요 변화 가능성 등 쇠고기 가격의 불안정성은 상존하고 있는 것이 사실이다. 쇠고기 가격의 불안정은 한우 산업의 안정적인 발전을 저해할 뿐만 아니라 가격 변동에 대한 한우 사육 농가의 적응력을 약화시켜 합리적인 경영과 장기적인 생산 계획 수립을 어렵게 만들 수 있다.

쇠고기 가격의 안정화를 기하고 한우 사육농가, 도축장을 비롯한 유통업체, 축산 관련기관과 정책입안자들의 합리적인 의사결정을 위해서는 한우의 미래 가격에 대한 예측이 절실히 필요하다. 특히 산지 소 가격의 동향은 도매 및 소매가격 결정의 기초가 된다는 의미에서 산지 소 가격의 정확한 전망은 더 큰 중요성을 갖는다.

그 동안 산지 가격을 비롯한 쇠고기의 수급 및 가격 전망은 주로 관련 경제 이론 및 생산주기 등에 근거하는 단일 방정식 또는 연립방정식 형태의 구조방정식 모델에 의존해 왔다. 구조방정식 접근은 적정 변수 및 모델 형태를 제대로 선정하지 못하면 부정확한 가격전망을 내릴 수 있다. 이에 비해 자신 및 관련 데이터의 현재 및 과거 값을 이용하는 시계열 모델은 변수 및 모델 선정 상

발생할 수 있는 오류를 줄일 수 있어 경우에 따라서는 구조방정식을 이용한 예측보다 더 정확할 수도 있다. 이 경우 시계열을 이용한 예측 결과는 수급 예측 등 구조 방정식을 이용한 다른 변수들의 전망에 보완 역할을 할 수도 있을 것이다.

지금까지 몇몇 연구자들에 의해 돼지, 닭고기의 가격전망을 위한 시계열 모델을 개발하려는 시도가 있었지만 쇠고기 가격 예측을 위한 시계열 모델을 개발하려는 체계적인 연구는 별로 이루어지지 못하였다. 따라서 본 연구는 시계열 모델을 이용한 산지 수소 가격 전망 모델을 개발하는 데 기본 목적이 있다.

## 1.2. 연구 내용 및 방법, 범위

산지 수소 가격의 전망 모델을 수립하기 위하여 ARIMA, 전이함수(Transfer Function) 모형, 벡터자기회귀모형(Vector Autoregression: VAR), 벡터오차수정모형(Vector Error Correction: VEC) 등의 모델을 수립, 추정하여 각각의 모델이 지니는 예측 능력을 비교, 검토한다. 모형의 추정에 앞서 단위근과 공적분과 같은 시계열 특성을 검정한다.

모형 수립의 초점은 산지 한우가격에 맞추었다. 분석 대상 기간은 1990년 1월부터 2001년 10월로 한정하였고 수립된 모형을 기초로 2001년 11월부터 2002년 12월까지 14개월간 산지 수소 가격을 전망한다. 이용된 자료는 월별 자료이다.

## 1.3. 선행연구 검토

국내에서 시계열 모델을 이용하여 축산물 가격 전망을 시도한 연구로는 Robust 회귀혼성모델을 이용한 소, 돼지 가격 예측(이준배, 1992), ARIMA 및 전이함수 등을 이용한 돼지 가격변동의 예측(민병문, 1993), ARIMA 모형을 이용한 돼지 가격 예측(김석현, 1998) 등이 있다. 육계가격 예측을 위한 연구로는 조화분석을 이용한 육계가격 예측(허신행, 1979), 주기변동에 의한 육계가격 예측(김용진, 1990), ARIMA모형에 의한 육계가격 추정(유철호, 이철현, 1991), 전이함수모델을 이용한 육계가격예측(민병문, 1994) 등이 있다.

시계열 모델을 이용한 축산물 가격 전망에 관한 해외의 연구성과로는 VAR 및 ARIMA 모델을 이용하여 미국 산지 돼지 가격의 전망을 시도한 Brandt and Bessler (1984), 베이지안 VAR 기법을 이용하여 미국 산지 소 가격전망 모델을 검토한 Zapata and Garcia (1990), VAR 및 ARIMA 모델을 이용한 미국 산지 소 가격 모델 연구 (Goodwin, 1992) 등이 있다.



## 제 2 장

# 시계열 분석 모형과 특성 검정

시계열 분석에서는 단일 또는 복수 변수의 현재 및 과거 값, 오차항의 과거 값 등을 이용하여 그들 변수의 미래 값을 예측하거나 시계열 자료간의 동태적인 관계를 규명한다. 따라서 모형은 특별한 경제 이론이나 경제 행위주체의 행동에 관한 가정 등을 필요로 하지 않는 것이 일반적이다. 예를 들면 가격 자료를 이용하는 시계열 분석의 경우 시장의 균형관계 등과 같은 이론보다는 가격 자료 자체가 시장에 관한 모든 정보를 담고 있다고 간주된다.

반면에 구조적 접근 방법에서는 이면에 바탕을 둔 이론에 따라 관련 변수들을 수집, 적정 모델 형태를 모색하여 해당 변수의 미래값을 예측한다. 이때 미지인 변수나 적정 모델 선정이 제대로 이루어지지 않을 경우 그에 따른 예측치는 정확하지 않고 경우에 따라서는 시계열 분석을 이용한 예측치보다 열등할 수 있다 (Judge *et al.*, 1988).

이 장에서는 시계열 분석에 이용되는 주요 모델들을 검토한다. 또한 시계열 자료의 특성분석을 위한 단위근 및 공적분 검정법을 소개하고 본 연구에 이용된 자료에 대해서 검정을 실시한다.

### 2.1. 시계열 모형과 추정

일반적으로 시계열 분석모형은 ㄱ) 단일 방정식 모형과 ㄴ) 다항식 모형로 구분할 수 있다. 단일방정식 모형은 다시 단일변수모형과 다변량 모형으로 구분된다. 전자의 대표적인 모형에는 ARIMA모형이 있고 후자의 범주에는 전이

함수 (Transfer Function) 모델 등이 있다. 다항식 모델로는 벡터자기회귀모형 (Vector Autoregression: VAR)와 벡터오차수정모형(Vector Error Correction Model: VEC) 등이 있다.

### 2.1.1. ARIMA 모형

확률변수인 시계열 자료  $\{y_t\}$ 를 모형화하는 기본적인 방법으로서 식 <2-1>과 같은 시차  $p$ 인 자기회귀 모형(Autoregressive model: AR( $p$ ))이 있다.

$$(2-1) \quad y_t = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i y_{t-i} + x_t$$

여기서 잔차항  $x_t$ 는 반드시 백색교란(white noise)이어야 한다.<sup>1</sup> 다시 말하여 각각의 잔차항 평균과 분산이 시차에 관계없이 0과  $\sigma^2$ 로 일정해야 하고 공분산이 영(0)이어서 잔차항간 자기상관성이 없어야 한다. 시계열 자료의 특성에 적합한 단일 방정식 모형의 수립시 최우선적인 고려 요인 중에 하나가 모형의 잔차항이 백색교란인지의 여부이다. AR( $p$ ) 모형에서 시차  $p$ 의 결정시에도 잔차항이 백색교란이 되도록 하면서 데이터의 특성을 잘 반영할 수 있도록 결정해야 한다.

잔차항  $x_t$  역시 식 <2-2>와 같은 일정한 시차  $q$ 인 자기회귀모형으로 모형화할 수 있다.

$$(2-2) \quad x_t = \sum_{i=0}^q \beta_i \varepsilon_{t-i}$$

잔차항이 식 <2-2>와 같이 표시되면 그 잔차항은 MA( $q$ )과정을 따른다고 말한다. 따라서 일정한 시계열  $\{y_t\}$ 가 식 <2-1>과 같은 AR( $p$ )과정을 따르면서 그에 따른 잔차가 식 <2-2>와 같은 MA( $q$ )과정을 따를 때 시계열 자료  $\{y_t\}$

1) 시계열 자료  $\{\varepsilon_t\}$ 가 다음의 세가지 조건을 충족하면 백색교란과정이라고 부른다.

i)  $E(\varepsilon_t) = E(\varepsilon_{t-1}) = \dots = 0$

ii)  $E(\varepsilon_t)^2 = E(\varepsilon_{t-1})^2 = \dots = \sigma^2$

iii)  $E(\varepsilon_t \varepsilon_{t-j}) = E(\varepsilon_{t-j} \varepsilon_{t-j-j}) = 0$  (모든  $j$ 에 대하여)

는 개별  $y_t$ 에 대해 ARMA(p,q) 모형으로 표현된다고 말하고 식 <2-3>과 나타낼 수 있다.

$$(2-3) \quad y_t = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i y_{t-i} + \sum_{i=0}^q \beta_i \varepsilon_{t-i}$$

식 (2-3)을 시차 연산자 (lag operator)  $L$ 을 이용하여 다시 정리하면 식 <2-4>가 된다.<sup>2)</sup>

$$(2-4) \quad y_t = \frac{a_0 + \sum_{i=0}^q \beta_i \varepsilon_{t-i}}{1 - \sum_{i=1}^p a_i L^i}$$

앞서 언급한대로 ARMA모형의 전제 조건은 잔차항이 백색교란이어야 하는데 만일 원자료  $\{y_t\}$ 를  $d$ 번 차분한후 잔차가 백색교란이 될 때 우리는 그러한 모델을 ARIMA  $(p,d,q)$ 라고 부른다.<sup>3)</sup> 따라서 ARIMA $(p,0,q)$ 는 ARMA $(p,q)$ 와 동일한 모델이다.

한편 농축산물 가격자료처럼 분석 대상 시계열이 계절성을 갖으면 단순한 차분만으로는 정상적 (stationary)인 자료를 얻기 어려운 경우가 있다. 그러한 경우 계절성을 모델에 반영하여야 하고 필요한 경우 계절차분 (seasonal difference)하여 잔차항이 백색교란이 되도록 해야 한다. 예를 들면 월별 자료인 경우 원자료를 1차 계절 차분한 다음 다시 1차 차분하여 1년전 자체 가격에 의해 영향을 받는 식 <2-5>와 같은 모델을 상정할 수 있다.

$$(2-5) \quad (1-L)(1-L^{12})(1-a_1 y_{t-1} - a_{12} L^{12})y_t = a_0 + \varepsilon_t$$

2) 예를 들면  $L^2(y_t) = L(Ly_t) = L(y_{t-1}) = y_{t-2}$  이다. 따라서  $y_t - a_1 y_{t-1}$  은  $(1-a_1 L)y_t$  로 다시 표시할 수 있다.

3) 예를 들면 ARIMA (2,1,2) 은  $(1-L)y_t = \frac{a_0 + \varepsilon_t + \beta_1 \varepsilon_{t-1} + \beta_2 \varepsilon_{t-2}}{1 - a_1 L - a_2 L^2}$  로 표시할 수 있다.

식 <2-5>에서  $a_{12}L^{12}$ 항은 기존 모형에 단순히 추가로 더해졌다는 의미에서 덧셈적 (additive) 계절성 요인을 나타내는 추가(追加) 계절 AR ( $a_{12}y_{t-12}$ ) 부분이다. 그런데 경우에 따라서는 모형 추정의 효율성면에서<sup>4</sup> 그와 같은 덧셈적 AR 또는 MA보다는 곱셈적 (multiplicative) 또는 배가(倍加) 계절 AR 및 MA를 도입하는 경우도 있다. 즉 곱셈적 계절 AR 및 MA는 기존의 AR 및 MA항과 상호 영향을 주도록 짜여진다. 식 <2-5>를 덧셈적 계절 AR대신 곱셈적 계절 AR로 삽입하여 나타내면 식 <2-6>이 된다.

$$(2-6) \quad (1-L)(1-L^{12})(1-a_1y_{t-1})(1-a_{12}L^{12})y_t = a_0 + \varepsilon_t$$

통상적인 ARIMA( $p,d,q$ )에 시차  $P$ 인 계절 AR과 시차  $Q$ 인 계절 MA,  $D$ 차 계절 차분한 모델은 ARIMA( $p,d,q$ )( $P,D,Q$ )s 로 나타낼 수 있으며 이 모형은 식 <2-7>과 같이 표현된다.

$$(2-7) \quad (1-L)^d(1-L^s)^e y_t = \frac{(1+\theta_1L+\dots+\theta_pL^p)(1+\varphi_1L^s+\dots+\varphi_qL^{sq})}{(1-\xi_1L-\dots-\xi_pL^p)(1-\xi_1L^s-\dots-\xi_mL^{ms})} \mu_t$$

여기서  $d$ 는 차분 횟수,  $s$ 는 계절 (월)의 수,  $e$ 는 계절 차분 횟수,  $q$ 는 비계절 MA항의 수,  $l$ 은 계절 MA 항의 수,  $\theta$ 는 MA 계수,  $\varphi$ 는 계절 MA 계수,  $p$ 는 비계절 AR 항의 수,  $m$ 은 계절 AR항의 수,  $\xi$ 는 AR 계수,  $\xi$ 는 계절 AR 계수를 나타낸다.

ARIMA 모형은 여러 가지 방법으로 추정될 수 있지만 Box-Jenkins 추정방법을 이용하는 것이 편리하다. Box-Jenkins 추정은 다음의 세 단계를 거친다. 첫 번째 단계는 모델 선정 단계이다. 시계열 자체의 현재 및 과거값간 자기 상관 및 부분 상관 등의 그래프를 작성, 검토하여 잠정적 모델 형태 및 시차를 결정하는 단계이다. 두 번째 단계는 추정 단계로서 1단계에서 정립된 모델을 추정하여 추정된 계수들의 유의성, AIC 등의 모델 선정 기준 등을 검토하는 단계이다. ARIMA 모형 추정의 마지막 단계는 진단검토 (diagnostic checking)

4) 이에 대한 더 자세한 내용은 Enders (1995) 115쪽을 참조할 것.

단계로서 잔차항의 백색교란 여부, 모델의 적합도 등을 검토하여 최종 적합 모델을 선정하는 단계이다. 이때 잔차항의 백색교란 여부는 Ljung-Box의 Q통계치<sup>5)</sup>를 이용하여 점검할 수 있다. 귀무가설은 잔차항간 계열 상관이 없다는 것인데 검정 통계량이 기각역보다 크면 귀무 가설을 기각할 수 없어 잔차항이 백색 교란이라는 조건을 충족시키지 못하는 경우이다. 이런 경우가 발생하면 앞의 제 1단계 및 2단계를 거쳐 모델을 다시 설정, 추정해서 잔차항의 백색교란 여부를 재 점검해야 한다.

## 2.12. 전이함수 모델

ARIMA모형은 모델내에 외생변수가 없이 자체 시계열의 시차항 (AR) 및 잔차항의 오차 시차항(MA)으로 이루어진 모델인 반면 전이함수(Transfer Function)모형은 ARIMA 모형에 외생변수 ( $z_t$ )를 도입하여 외생변수를 포함하는 모델이다. 예를 들면 농산물 가격 모델의 경우 외생변수로서 물가상승률과 같은 거시변수를 모델내에 포함시키는 것이다. 이 경우 농산물 가격은 자체 가격의 과거값 뿐만 아니라, 현재 및 과거의 물가 상승률에 영향을 받는 것을 상정하는 것이다. 이때 포함되는 외생변수도 ARIMA 과정으로 표시할 수 있다. 식 <2-8>은 외생변수 ( $z_t$ )를 포함한 전이함수의 일반적 모형이다.<sup>6)</sup>

$$(2-8) \quad y_t = a_0 + A(L)y_t + C(L)z_t + B(L)\varepsilon_t$$

여기서  $A(L)$ ,  $B(L)$ ,  $C(L)$ 은 시차연산자  $L$ 을 이용한 다항식이다. 모형의 추

5) Ljung-Box의 통계치는 다음과 같다.

$$Q = T(T+2) \sum_{k=1}^T r_k^2 / (T-k)$$

여기서  $T$ 는 관찰치수,  $r_k^2$ 는 잔차항간 자기 상관계수,  $k$ 는 추정파라미터수이다.

6) 본함수는 앞서 살펴본 ARIMA ( $p,d,q$ ) ( $P,D,Q$ s)로 표현될 수 있는 반면 전이함수는 ARMA( $n,m$ ) $l$ 의 형태를 띤다. 여기서  $n$ 은 MA의 시차수 (전이 함수 시차 다항식의 분자의 시차),  $m$ 은 AR의 시차수(전이 함수 다항식 분모의 시차수)를 나타내며,  $l$ 은 본함수와 전이함수간 연결 시차를 나타낸다.

정을 통해  $\alpha$ ,  $A(L)$ ,  $B(L)$ ,  $C(L)$ 의 파라미터들을 구한다.  $C(L)$ 은 외생변수  $z_t$ 의 변화가 내생변수인  $y_t$ 에 어떠한 영향을 미치는 가를 나타내 준다는 의미에서 전이함수라 불린다.

전이함수를 추정하는 방법도 ARIMA 모형의 Box-Jenkins 방법과 유사하다. 첫 번째 단계는 외생변수에 ARIMA모형을 적용시켜 잔차항이 백색교란이 되도록 하는 과정인데 이때 구해진 백색교란 잔차항은 외생변수 ( $z_t$ )의 순화(filtered)된 값이라 부른다. 두 번째 단계는 첫 번째 단계에서 이용된 ARIMA모형을 적용하여 내생변수( $y_t$ )를 순화시키고 순화된  $y_t$ 과  $z_t$ 의 잔차항간의 부분상관 및 자기상관 정도를 검토하여 외생변수와 내생변수간의 관계를 잠정적으로 결정하는 단계이다. 세 번째 단계는 두 번째 단계에서 얻어진 사전적인 정보를 바탕으로 식 <2-7>의  $A(L)$  및  $C(L)$ 의 형태 및 시차 등을 결정하는 단계이다. 네 번째 단계는 세 번째 단계에서 얻어진 모형의 잔차항의 구조를 결정하는 단계로서 모델 <2-7>에서  $B(L)$ 의 형태를 결정하는 것이다. 마지막 다섯 번째 단계는 잠정적으로 구해진  $A(L)$ ,  $C(L)$ ,  $B(L)$ 를 연립해서 동시에 추정하는 단계이다. 이때 잔차항이 백색교란이 되면 추정과정이 종료되지만 그렇지 못할 경우 다시 세 번째 단계부터 재추정하여 최종 모형의 잔차항이 백색교란이 되도록 해야 한다. 만일 잔차항들이 백색교란인 여러 모델들이 있는 경우 AIC 등을 통해 가장 적합한 모델을 선정한다.

### 2.13. 벡터자기회귀 모형과 벡터오차수정모형

앞서 살핀 두 모형들은 모델내 변수가 하나이거나 외생변수만을 고려한 경우인데, 만일 고려 대상 변수들이 상호 영향을 미치는 내생적인 관계에 있으면 벡터자기회귀모형 (Vector Autoregression: VAR) 또는 벡터오차수정모형 (Vector Error Correction Model: VEC)를 이용한다. 즉 VAR 및 VEC 모델에서는 모델내 변수 상호간 영향을 미치는 경우를 상정한다. 예를 들면 쇠고기 가격 VAR 모형의 경우, 산지가격은 과거 및 현재의 자체값 뿐만 아니라 과거 및 현재의 소매 및 도매 가격에 의해서도 영향을 받는 경우를 상정한다. 추정

대상 시계열이 정상적인 경우 VAR 모델이 적용된다. 만일 정상적이 아닌 경우는 차분 등을 통해 해당 시계열을 정상화 시켜야 한다.<sup>7)</sup> 2변수 1차 시차의 선형적 VAR 모델은 식 <2-9>와 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned}(2-9) \quad y_t &= a_{10} + a_{11}y_{t-1} + a_{12}z_{t-1} + e_{1t} \\ z_t &= a_{20} + a_{21}y_{t-1} + a_{22}z_{t-1} + e_{2t}\end{aligned}$$

여기에서  $e_{1t}$ ,  $e_{2t}$ 는 각각 영 (0)의 평균을 가지며, 개별적으로는 계열비 상관이어야 한다.

식 <2-9>에서 보는 바와 같이 두 식 모두 독립변수의 구조가 동일하고 두 식의 잔차항은 상호 독립적이기 때문에 개별 식을 최소자승법(Ordinary Least Square : OLS)을 통해 추정할 수 있다. 만일 독립변수의 구조가 시차나 포함된 변수면에서 상이한 준(準)-VAR (near-VAR)의 경우 SUR(seemingly unrelated regressions)을 적용하면 추정의 효율성 (efficiency)를 높일 수 있다. VAR모델의 적정 시차는 AIC 및 SBC와 같은 통상적인 모델 선정 기준에 따라 결정한다. 또한 다변량 인과성 분석 (Multivariate Causality Test)은 모델에 포함될 변수를 정하는 데 참고 자료를 제공한다.

만일 추정 대상 시계열 자료 각각이 개별적으로는 비정상적이지만 이들의 선형 조합이 정상적인 경우 이들 시계열들은 공적분 (cointegration)의 관계에 있다고 말한다. 예를 들면 소득 및 소비자료는 각각 비정상적이라도 이들 두 시계열의 선형 조합, 다시 말해 소비 함수는 정상적이 될 수 있다. 보다 구체적으로 말하면  $\gamma$  벡터  $x_t$ 의 요소들이  $d$ 차의 적분관계에 있고(I( $d$ )) :  $d$ 차 차분

7) 그럼에도 불구하고 Doan(1996)은 비정상적인 시계열에 대해서도 차분 등을 통한 정상화 과정을 거치지 않고도 VAR모델을 적용할 수 있다고 주장한 바 있다. 그에 따르면 데이터를 차분하면 데이터가 가지고 있는 원래의 특성을 상실할 우려가 있을 뿐더러 VAR모델은 파라미터의 추정에 있는 그 목적이 있는 것이 아니라 충격반응함수 (impulse response function)나 예측 오차 분산 분해 (forecast error variance decomposition) 등을 통해 변수간 상호 연관성을 파악하는 데 궁극적인 목적이 있기 때문에 데이터의 차분에 부정적인 입장을 보였다.

한 후 정상적인 시계열 자료),  $\mathbf{z}_t = \alpha' \mathbf{x}_t \sim I(d-b)$ ,  $b > 0$  를 만족시키는 벡터  $\alpha (\neq 0)$ 가 존재하면, 벡터  $\mathbf{x}_t$ 의 요소들은  $d$  및  $b$ 차수의 공적분의 관계 ( $O(d, b)$ )에 있다고 말한다. 이때  $\alpha$ 는 공적분벡터라 부른다. 공적분 벡터의 수는 공적분 관계에 있는 시계열들의 장기적인 균형 관계의 숫자를 나타내는 것으로서 뒤에서 검토할 Johansen 공적분 검정에서 그 갯수를 파악한다.

공적분 관계에 있는 변수들의 가장 큰 특징은 변수들의 시간궤적 (time path)이 장기균형으로부터의 이탈 정도에 의해 영향을 받는다는 것이다. 따라서 변수간 단기적인 동태적 관계는 변수간 장기 균형관계, 다시 말해서 공적분 관계에서 이탈 정도에 의해 영향을 받는다. 보다 구체적으로  $(n \times 1)$  벡터  $\mathbf{x}_t = (x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{nt})'$ 는 식 <2-10>과 같이 표현할 수 있으면, 오차수정 표현을 갖는다고 말한다.

$$(2-10) \quad \Delta \mathbf{x}_t = \pi_0 + \pi_1 \mathbf{x}_{t-1} + \pi_2 \Delta \mathbf{x}_{t-2} + \dots + \pi_p \Delta \mathbf{x}_{t-p} + \varepsilon_t$$

여기에서  $\pi_0$ 는  $(n \times 1)$ 의 상수항 벡터이고,  $\pi_i$ 는  $(n \times n)$  파라미터 벡터이며,  $\varepsilon_t$ 는  $(n \times 1)$ 의 잔차항 벡터이다.  $\pi$ 는 오차 수정 벡터이다.

식 <2-10>에서 모든 파라미터 벡터  $\pi$ 의 요소  $\pi_i$ 가 영(0)이면, 식 <2-10>은 1차 차분의 전형적인 VAR모델이 된다. 또한  $\pi$ 의 요소 중 하나라도 영이 아닌 경우, 1차 차분 VAR 모델은 오차 수정항을 누락시킨 잘못 설정된 (misspecified) 모델이 된다.

VEC의 추정을 위해서는 첫째 변수들간 장기 균형 관계를 구해야 하는데 이를 위한 Engle-Granger(1987) 방법은 두 변수의 경우 식 <2-11>과 같은 두 변수간 선형 관계식을 OLS를 적용해 추정한 후 잔차항을 이용하여 식 <2-12>와 같은 오차 수정항을 수립한다.<sup>B)</sup>

B) 보다 정식적으로는 뒤에서 소개할 Johansen 공적분 검정법에 의해 공적분 벡터수를 결정한 후 모델 추정을 해야 한다. Engle-Granger방법의 경우 공적분 벡터가 하나 이상인 경우는 적합치 않은 단점이 있다. Eviews와 같은 시계열 분석 프로그램은 시차와 공적분 벡터의 수만 결정, 입력해 주면 모델을 용이하게 추정해 낸다. Rats에서는 먼저 여러 단계를 거쳐 공적분 벡터수와 벡터를 결정한 후 VAR과 같은 절차로 모델을 추정한다.



$$(2-11) \quad y_t = \beta_0 + \beta_1 x_t + e_t$$

$$(2-12) \quad e_{t-1} = y_{t-1} - \beta_0 - \beta_1 x_{t-1}$$

두 번째 단계는 식 <2-12>를 포함한 잠정적인 VEC모형을 설정해 AIC 및 SBC를 이용하여 모델의 시차를 결정한다. 셋째는 결정된 시차를 포함시켜 VAR과 같은 방법으로 VEC모형을 추정한다.

## 2.2. 시계열 자료의 특성 검정

시계열 분석에 앞서 해당 자료가 비정상적인지의 여부를 파악하는 것이 필요하다. 비정상적인 자료의 시계열 분석은 많은 경우 가성회귀(spurious regression) 등과 같은 잘못된 결론을 낳을 수 있기 때문이다. 비정상적인 자료는 차분 등을 통해 정상화시키거나 공적분의 관계를 분석하여 오차수정모형을 적용하는 것이 일반적이다. 여기서는 비정상성 여부를 가리는 단위근 검정법과 변수간 장기균형 관계를 검토하는 공적분 검정법에 대해 간단히 살펴본다.

### 2.2.1. 단위근 검정

일반적으로 모수의 추정시 우리는 모델내 변수의 평균과 분산은 일정하다는 가정을 한다. 그러나 계량분석에 이용되는 변수는 이러한 조건을 충족하지 못하는 경우가 많다. 평균과 분산이 시간에 따라 변하는 변수를 비정상적(Non-stationary)이라고 부른다. 통계학적으로는 평균, 분산, 자기상관이 시간에 영향을 받지않는 시계열  $\{Y_t\}$ 을 정상적(stationary)이라고 부른다. 유한의 평균과 분산을 갖는 확률적 과정(stochastic process)이 모든  $t$ 와  $t-s$ 에 대해 다음의 세 가지 조건을 충족하면 (공분산(covariance)) 정상성이라 부른다.

$$(2.13) \quad E(y_t) = E(y_{t-s}) = \mu$$

$$(2.14) \quad E[(y_t - \mu)^2] = E[(y_{t-s} - \mu)^2] = \sigma_y^2$$

$$(2.15) \quad E[(y_t - \mu)(y_{t-s} - \mu)] = E[(y_{t-j} - \mu)(y_{t-j-s} - \mu)] = \tau_s$$

비정상적 시계열은 때때로 가성(假性)회귀(spurious regression)의 문제를 낳는다. 비정상적인 계열을 이용할 경우 잔차의 분산이 시간에 비례하여 무한히 커질 수 있다. 이러한 경우 변수간 경계적 의미가 없더라도  $t$ -통계치,  $F$ -통계치,  $R^2$ 는 높게 나와 분석결과에 대한 오해를 낳을 수 있다. 예를 들면 추정값이 이론적으로는 영(零)이 나와야 함에도 불구하고  $t$  통계치가 높게 나와 영이 아니라는 결론을 내릴 수 있다. 따라서 분석에 앞서 이용되는 시계열 자료가 정상적인지의 여부를 가려 비정상적인 것이 판명되면 차분 등의 방법을 통해 정상화시키는 것이 원칙이다.

일반적으로 단위근 검정에는 Dickey-Fuller (DF) 검정법, Augmented Dickey Fuller (ADF) 검정법, Phillips-Perron(PP) 검정법 등 세 가지 방법이 이용된다. 단위근 검정을 위한 이러한 모델들은 다음의 AR모델을 이용한다.

$$(2.16) \quad y_t = \rho y_{t-1} + \varepsilon_t$$

여기서  $\varepsilon_t \sim i.i.d. N(0, \sigma^2)$ 를 따른다고 가정한다. 다시 말하여 잔차항은 백색교란 (white noise)임을 가정하는 것이다. 물론 식 <2-16>에 상수항 및 추세치 항을 포함시킬 수 있다. 단위근 검정을 위한 귀무가설은  $\rho = 1$ 이며, 대립가설은  $|\rho| < 1$  이다. 귀무가설의 기각역은 Dickey and Fuller (1979)에서 찾을 수 있다. 그러나 DF 검정법은 잔차항  $\varepsilon_t$ 이 백색교란이 되어야 한다. 만일 잔차항이 서로 상관을 갖는 비백색교란일 경우 검정 통계량의 통계분포는 비정상적 파라미터를 수반하여 추정된  $\rho$ 는 비일치성(inconsistent) 통계량이 된다. 따라서 DF는 비정상적 백색교란에 의해 생성된 보다 일반화된 통합과정(integrated process)에 대한 단위근 검정에는 적합치 않다.

DF검정법에 대한 대체적 방법으로 ADF검정법 및 PP 검정법이 있다. 이 중 ADF는 식 <2-17>과 같은 자기회귀 과정에 바탕을 둔다.

$$(2-17) \quad \Delta y_t = a_0 + a_2 t + \gamma y_{t-1} + \sum_{i=2}^k \beta_i \Delta y_{t-i-1} + \varepsilon_t$$

ADF는 높은 차수의 자기상관항을 모델에 포함시켜 잔차항의 자기 상관성을

없애는 것이다. 여기서 귀무가설은  $H_0: \gamma = 0$  이고 대립가설은  $H_1: \gamma < 0$ 이다. DF 및 ADF 검정법 공히 잔차항이 통계적으로 독립적이며 일정한 분산을 갖는 것을 가정하는데 이러한 가정은 경우에 따라서 충족되지 못할 때가 있다. Phillips and Perron은 잔차항의 분포에 대해 보다 완화된 가정을 허용하는 일반화된 DF검정법을 개발하였다. 즉 PP검정법에서는 잔차항이 동질적이며 독립적인 분포(identical and independent distribution: iid) 가정을 하지 않는다.

DF 및 PP 검정법에서 또 하나 중요한 것은 해당 모델의 시차를 결정하는 일이다. Enders(1995)는 이러한 시차를 결정하는데 있어서 상대적으로 긴 시차부터 시작해서  $t$  통계치 및  $F$ 통계치가 유의적으로 변할 때까지 시차를 낮추어가는 방법을 제안한 바 있다. 이러한 방법 이외에도 Akaike Information Criterion (AIC), Schwartz Bayesian Criterion (SBC) 방법 등이 있다.

## 2.2.2. 공적분 검정

공적분 검정에 이용되는 방법 중에서 Engle-Granger 방법과 Johansen검정법이 널리 이용된다. Engle-Granger 방법은 공적분 관계식의 잔차항이 정상적인가의 여부를 ADF검정법 등을 이용해 통계적으로 검정하는 것이다. 잔차항이 정상적이면 검정 대상 시계열들이 공적분의 관계에 있다고 결론짓는다. Enders(1995)가 지적한 바와 같이 Engle-Granger은 첫째 오직 단 하나만의 공적분 관계만을 검정대상으로 하고 공적분의 관계가 한 개 이상 존재하는 경우를 검정할 수 없으며, 둘째 공적분 관계 또는 장기 균형식의 추정시 오류를 범하면 그러한 오류는 공적분 검정에도 그대로 이전되어 잘못된 결론에 도달할 수 있는 단점이 있다.

반면에 Johansen검정법은 이러한 단점을 극복할 수 있는 방법이다. Johansen검정법은 오차수정항 행렬의 차수(rank)는 공적분 벡터수와 같다는 사실에 기초한다. Johansen검정법의 검정통계량에는 추정된 모델의 우도비(likelihood ratio)에 의해 결정되는  $\lambda_{trace}$ 와  $\lambda_{max}$  있다.  $\lambda_{trace}$ 에서 귀무가설은 서로 다른 공적분벡터수가  $r$  보다 작거나 같다는 것이다. 따라서  $\lambda_{trace}$ 에서 귀무가설이 기각되면 공적분 벡터는 최소한  $r$  보다는 많다는 결론을 내린다. 반면  $\lambda_{max}$ 에서 귀무가설은 '공적분 벡터수가  $r$ 개이다'라는 것

이다. 따라서  $\lambda_{\max}$ 에서 귀무가설이 기각되면 공적분 벡터수가  $r+1$ 개라고 결론 지을 수 있다. Johansen검정법을 이용하기에 앞서 AIC, SBC 등을 이용해 1차 차분 벡터자기회귀모형(Vector Autoregression: VAR)의 시차를 결정해야 한다.

### 2.2.3. 단위근 및 공적분 검정 결과

#### 가. 단위근 검정

앞서 소개한 ADF 단위근 검정법을 이용하여 산지 가격 및 수송아지 가격, 한우우 도축물량 자료에 대해 단위근 검정을 실시하였다. 검정에 이용된 모형은 상수항이 포함된 식 <2-18>과 같다.

$$(2-18) \Delta y_t = \alpha_0 + \gamma y_{t-1} + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta y_{t-i+1} + u_t$$

단위근 검정 모형의 시차  $p$ 는  $t$ 통계치의 유의성(0.01)에 기초하여 결정하였다. 산지 수소 가격 및 수송아지 모델의 시차는 각각 1개월인 반면, 한우우 도축물량자료는 13개월의 시차를 보였다(표2-1). 자료의 계절성을 고려하기 위해 원자료뿐만 아니라 계절 차분한 자료에 대해서도 단위근 검정을 실시하였다.

한우 수소 가격 자료는 원자료와 계절 차분한 자료 모두 검정 통계량이  $\gamma = 0$ 인 귀무 가설 기각역보다 커서 단위근을 갖는다는 귀무가설을 기각하지 못하였다. 그러나 그러한 자료를 1차 차분한 자료는 모두 0.01%에서 귀무 가설을 기각할 수 있어서 1차 차분 자료는 정상적임을 확인하였다. 따라서 한우 수소 산지 가격자료는 1차 적분(I(1): 'integrated of order 1')임을 알 수 있다.

수송아지 가격은 계절 차분하지 않은 원자료는 비정상적이나 1차 차분 자료는 정상적으로 변하였다. 계절 차분한 수송아지 가격은 1차 차분하기 전후 모두 0.05%에서 정상적인 것으로 나타났는데 유의 수준이 높지 않은 단점을 지닌다. 한우우 도축 물량자료도 수송아지 가격 자료와 비슷한 양상을 보인다. 즉 계절 차분하지 않은 원자료는 비정상적이다가 1차 차분하면 정상적으로 바뀐다. 계절 차분한 자료는 1차 차분 전후 모두 정상성을 보인다.

#### 나. 공적분 검정결과

Johansen 검정 방법을 적용하여 본 연구에 이용된 세 가지 시계열자료의 공적분 관계를 검토하였다. 이를 위해 3변수 VAR모형을 정립하여 AIC 모델 선정 기준에 의거 시차를 결정하였는데 선정된 시차는 1개월이었다. 또한 공적분 검정을 위해 이용된 모형에는 AIC, SBC 및 우도통계치(likelihood statistic)를 고려하여 VAR 및 공적분 식(Cointegration equation) 모두에 상수항을 포함시켰다.

표 2-1 단위근 검정 결과

		원자료		1차 차분	
		시차	t-값	시차	t-값
한우수소 가격 (원/500kg)	$MFP$	1	-204	1	-7.77 **
	$MFP_t - MFP_{t-12}$	12	-236	11	-3.93 **
수송아지 가격 (원/두당)	$CFP$	1	-1.49	1	-7.13 **
	$CFP_t - CFP_{t-12}$	6	-3.12 *	5	-3.12 *
한육우 도축물량 (톤)	$SLT$	13	-219	12	-3.77 **
	$SLT_t - SLT_{t-12}$	11	-3.12 *	10	-3.25 *

주: \*\*(\*) 는 0.05 % (0.01 %) 유의수준을 나타냄.

공적분의 분석결과 계산된 우도비 (likelihood ratio)는 <표 2-2>에서 보는 바와 같이  $\lambda_{trace}$ 의 경우 공적분 벡터가 하나도 없다는 귀무가설 기각역보다 크게 나타났다. 반면 공적분 벡터가 한 개 이하라는 귀무가설은 기각될 수 없었다. 따라서  $\lambda_{trace}$  검정통계량은 분석 대상 시계열 자료가 한 개의 공적분 벡터를 갖고 있는 것을 암시하였다. 이같은 결과는  $\lambda_{max}$  검정에서도 확인되었다. 공적분 벡터가 하나도 없다는 귀무가설은 기각되었지만 하나라는 귀무 가설은 기각되지 않았다. 따라서 분석에 이용된 세 가지 시계열 자료는 하나의 공적분 벡터, 다시 말하여 하나의 장기 균형 관계가 존재한다고 결론 내릴 수 있다.

표 2-2 공적분 검정 결과

	$p^{\Delta}$	$\lambda_{\text{trace}}$ 검정			$\lambda_{\text{max}}$ 검정		
		$H_0$	$H_1$	trace	$H_0$	$H_1$	max
BMFP/PCF/BRP	1	$r = 0$	$r > 0$	36.6921**	$r = 0$	$r = 1$	30.2172**
		$r \leq 1$	$r > 1$	6.4749	$r = 1$	$r = 2$	4.5181
		$r \leq 2$	$r > 2$	1.9568	$r = 2$	$r = 3$	1.9568

주: 1) 1차 차분 자료를 이용한 VAR 모델의 시차

\*\* 는 1% 유의수준을 나타냄.

## 제 3 장

### 모형의 추정과 가격 전망

본 장에서는 산지 수소 가격의 예측 모형을 수립·추정하며, 모형별 적합도를 검토한 후, 추정된 결과를 바탕으로 2001년 11월부터 2002년 12월까지 14개월간의 가격을 예측한다. 분석에 이용된 모형은 ㄱ) ARIMA 모형, ㄴ) 전이함수 모형, ㄷ) 다항식 모형 등 세 가지이다. 세 가지 모형별로 예측력이 높은 모형을 선정, 예측 결과를 비교하였다. 분석에 이용된 자료는 농협중앙회(2000년까지는 축협중앙회)에서 발간하는 「축산물 가격 및 수급자료」에서 수집한 월별 산지 수소 가격(원/두(500kg)), 월별 수송아지 가격(원/두), 월별 한우우 도축 물량(톤)이다. 모형 추정에 포함된 기간은 1990년 1월부터 2000년 10월까지이고, 2000년 10월부터 2001년 10월까지의 자료는 적합도 검정(out-of-sample test)에 이용하였다.

#### 3.1. ARIMA 모형

##### 3.1.1. 모형의 설정과 추정 결과

ARIMA모형은 단일 변수의 과거 및 현재값, 잔차항의 과거 및 현재값으로 이루어진 시계열 모형이다. 앞의 제 2장에서 언급한 절차를 거쳐 세 가지 유형의 ARIMA모형을 설정, 추정하였다. 이러한 모형을 선정하는 데에는 산지 소값이 가지는 계절성을 고려하고, 모형의 잔차항이 백색 교란이 되게 하는 데 중점을 두었다. 이 과정에서 통상적인 ARMA모형이나  $ARIMA(p,1,q)$  모형은

잔차항이 백색 교란항이 아니었기 때문에 추정대상에서 제외시켰다. 앞의 단위근 검정에서도 나타났듯이 산지 수소가격은 계절성이 있기 때문에 이를 반영하기 위한 모형 설정에 주안을 두었다. 자료의 안정화를 기하기 위해 분석에 이용된 모든 시계열 자료는 로그로 전환하였다. 세 모형 모두 원자료를 일단 계절 차분한 뒤  $(1-L_{12})$  정상적(stationary)인 자료를 만들기 위해 다시 1차 차분  $(1-L)$  하였다.

### 가. 모형 I

모형 I은  $ARIMA(0,1,0)(0,1,1)_{12}$  이다. 즉 월별 자료 모형으로서 ( $s=12$ ), 비계절적 AR와 MA 항은 없고 단지 시차 1개월의 계절적 배가 MA만 모델에 포함되었고 이용된 자료는 계절 차분 한 뒤 다시 1차 차분한 것이다. 모형의 추정 결과는 식 <3-1>과 같다.

$$(3-1) \quad (1-L)(1-L^{12})LMFP_t = (1-0.8180L^{12})\varepsilon_t \\ (-12.7186)$$

$$\overline{R^2} = 0.8189, \quad Q = 29.4693 \quad <X^2_{0.01}(30) = 50.9$$

$$AIC = -85.3915 \quad SBC = -82.5317$$

( ) 내는  $t$  값

추정된 모형은 자료를 약 82% 설명하는 것으로 나타났다.  $Q$  통계치가 잔차항간 자기 상관의 없다는 귀무 가설을 기각하지 못할 만큼 작기 때문에 모형의 잔차항은 백색교란이다. 계절적 배가 MA 항 계수는 통계적으로 유의성을 나타냈다. AIC값과 SBC값은 각각 -85.3915, -82.5317로 나타났다.

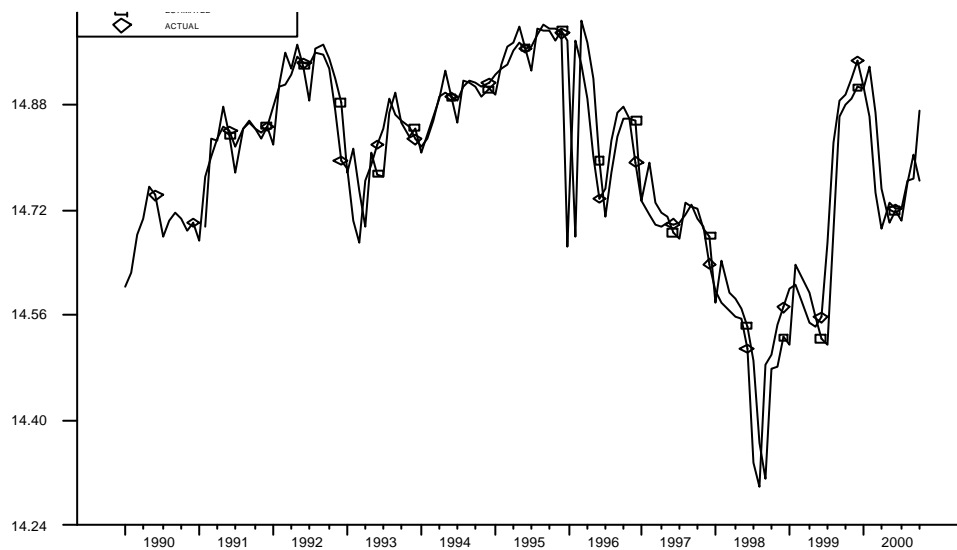
<그림 3-1>은 모형 I의 추정결과를 바탕으로 구한 (로그로 표시된) 월별 추정 수소 가격과 실제 가격을 비교한 그래프이다. 추정값이 대체로 실제값 변동 추세를 쫓고 있지만 정확하게 일치하지 않아 다소의 추정 오차가 있는 것으로 판단된다.



## 나. 모형 II

모형 II는  $ARIMA(0,1,0)(1,1,0)_{12}$  이다. 즉 앞의 모형 I의 경우처럼 자료를 계절 차분한 뒤, 다시 1차 차분한 후 시차 1개월의 계절적 배가 AR을 적용한 모델이다. <식 3-2>에 나타낸 바와 같이 추정된 모형은 자료를 약 78% 정도 설명한다. Q 통계값이 귀무가설을 기각할 만큼 크지 않음으로 0.01% 유의 수준에서 잔차항간 자기 상관이 존재하지 않는 것으로 나타났다. 계산된 AIC 및 SBC는 앞의 모형 I보다 다소 큰 -57.2214, -54.4928로 나타났다. 추정된 계절적 배가 AR계수는 -0.5296으로 통계적으로 유의적인 것으로 나타났다.

그림 3-1 ARIMA 모형 I의 추정값 및 실제값



$$(\text{식 3-2}) \quad (1-L)(1-L^{12})LMFP_t = \frac{1}{(1+0.5296L^{12})} \varepsilon_t$$

$$(-6.5627)$$

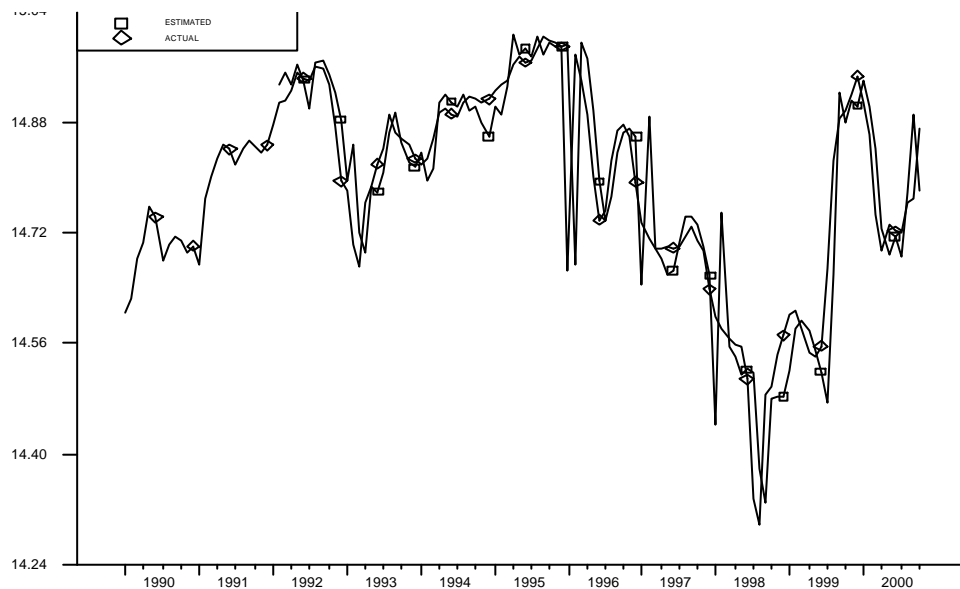
$$\overline{R^2} = 0.7836, \quad Q = 33.8004 < X^2_{1,11}(30) = 50.9$$

$$AIC = -57.2214 \quad SBC = -54.4928$$

( ) 내는 t 값

<그림 3-2>는 모형 II에 의한 추정값과 실제값을 비교한 것이다. 1990년 중반까지는 추정값이 실제값에 어느 정도 부합하는 것으로 나타나고 있으나, 그 이후부터 1990년대 후반까지 추정값이 실제값보다 더 큰 진폭을 나타낸다. 1999년부터 2000년 10월까지의 추정된 값이 실제값에 비교적 잘 부합되는 모습을 보인다.

그림 3-2 ARIMA 모형 II의 추정값 및 실제값



#### 다. 모형 III

모형 III은  $ARIMA(0,1,|12|1)(0,1,0)_{12}$  이다. 즉 계절적 AR과 MA 없이 시차 1개월 및 12개월의 두 개의 MA항으로 구성된 모형이다. 다만 분석에 이용된 자료는 앞의 두 모형에서처럼 계절 차분후 다시 1차 차분하였다. 추정 결과는 <식 3-3>에 나타나 있다. 추정된 모형은 자료를 약 86% 설명하여 분석에 이용된 세 가지 모형 중 가장 높은 설명력을 보였다. 계산된 Q 통계치도 귀무

가설을 기각할 만큼 크지 않아 잔차항은 백색교란인 것으로 받아들일 수 있다. 시차 1의 MA항의 계수는 0.9406으로, 시차 12개월의 MA 항 계수는 -0.8210로 나타 났다. 추정된 두 계수 모두는 통계적으로 유의성을 보였다. <그림 3-3>은 모형 III의 추정값 및 실제값을 비교한 것이다. 앞의 두 모형에 비해 모형 III의 추정값이 실제값에 더 잘 부합되는 것으로 나타난다.

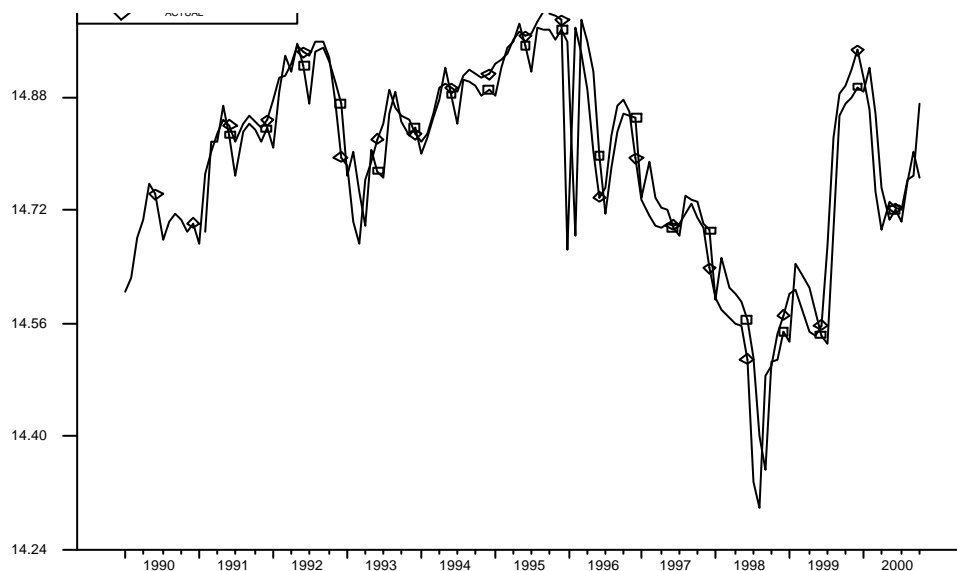
$$(식\ 3-3)\ (1-L)(1-L^{12})LMFP_t = (1+0.9406L-0.8210L^{12})\varepsilon_t$$

(27.8744) (-12.4902)

$$\overline{R^2} = 0.8586, \quad Q = 29.2468 < X_{20,01(30)} = 50.9$$

$$AIC = -86.5539 \quad SBC = -80.8343$$

그림 3-3 ARIMA 모형 III의 추정값 및 실제값



## 라. 모형의 예측력 비교

추정된 모형의 적합도 우열을 가리기 위하여 모형의 예측력을 비교하였다. 추정된 모형을 바탕으로 2000년 11월부터 2001년 10월까지 모형의 예측값과 실제값을 비교하였다 (표 3-1). 먼저 모형간 RMSE<sup>9)</sup>를 살펴 보면 예측 기간이 3개월, 6개월인 경우 모형 I의 RMSE는 각각 194,421, 108,368로 나타났다. 반면 같은 예측 기간 모형 II의 RMSE는 각각 394,286, 225,649로 모형 나타났다. 모형 III의 RMSE는 4,803,841, 3,308,220로 가장 높게 나타났다. 이로서 6개월 이하의 단기 예측인 경우 모형 I의 예측력이 가장 높은 것으로 나타났다. 예측 기간이 1년인 경우 모형 II의 예측 오차가 286,472로 가장 낮게 나타나 높은 예측력을 보였다. 반면 모형 III는 가장 큰 예측 오차를 보여 가장 낮은 예측력을 보였다.

절대평균퍼센테이지예측 오차 (MAPE)<sup>10)</sup>를 보면<sup>10)</sup> 모형 I이 6개월 이하의 단기 예측력이 높게 나타난다. 1년간의 예측 기간에는 모형의 II의 절대평균퍼센테이지예측오차가 5.04로 가장 낮게 나타난다. 반면 모형 III는 가장 큰 절대평균 예측오차를 보여 추정된 세 모델 중 적합도가 가장 떨어지는 것으로 나타났다. 한 가지 특기할 만한 점은 세 가지 모형 모두 예측 기간이 길어질수록 실제값보다 작은 값을 예측한 점이다.

<그림 3-4>, <그림 3-5>, <그림 3-6>은 추정된 세 가지 ARIMA 모형의 예측값과 실제값을 나타낸 것이다. 모형 I은 7개월까지 비교적 양호한 예측력을 보이다가 그 이후에는 예측 오차가 증가하는 경향을 보인다. 모형 II의 경우 예측 중반기에 비교적 양호한 예측력을 보인다 서서히 예측오차가 증가하지만 전반적인 예측오차는 모형 I에 비해 적게 나타난다. 모형 III는 예측 10개월까지는 비교적 양호한 예측력을 보이다가 이후 오차가 확대된다.

9) RMSE(Root Mean Square Error)는 다음과 같이 정의된다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (y_t' - y_t)^2}{T-2}}$$

여기서  $y_t'$ 는 예측치,  $y_t$ 는 실제값,  $T$ 는 관측치수를 나타낸다.

10) 예측오차절대값평균(Mean Absolute Percentage Error: MAPE)는 다음과 같이 정의된다.

$$MAPE = \frac{1}{T} \sum \left[ 100 * \frac{|y_t - y_t'|}{y_t} \right]$$

표 3-1 ARIMA 모형별 예측값, 실제값, 예측 오차

		모형 I		모형 II		모형 III	
	실제값	추정값	예측오차 (%)	추정값	예측오차 (%)	추정값	예측오차 (%)
2000.11	3,029,000	2,862,319	5.50	2,971,415	1.90	2,840,747	6.21
2000.12	2,900,000	2,843,600	1.94	3,052,908	5.27	2,804,619	3.29
2001. 1	2,807,414	2,724,735	2.95	3,040,566	8.30	2,672,340	4.81
2001. 2	2,743,081	2,782,463	1.44	2,985,452	8.83	2,711,824	1.13
2001. 3	2,680,208	2,750,022	2.60	2,788,519	4.04	2,668,745	0.43
2001. 4	2,690,835	2,743,274	1.95	2,668,962	0.81	2,649,909	1.52
2001. 5	2,665,288	2,779,275	4.28	2,712,797	1.78	2,672,703	0.27
2001. 6	2,714,843	2,743,686	1.06	2,719,954	0.18	2,625,946	3.27
2001. 7	3,034,423	2,698,767	11.06	2,881,186	5.04	2,569,167	15.33
2001. 8	3,343,846	2,809,122	16.0	3,186,395	4.70	2,662,151	20.39
2001. 9	3,584,825	2,912,639	18.75	3,298,959	7.97	2,747,934	23.34
2001.10	3,945,256	2,947,892	25.28	3,483,764	11.69	2,769,496	29.80
평균			7.73		5.04		9.15
RMSE(00.11-01. 1)		194,421		394,286		4,803,841	
RMSE(00.11-01. 4)		108,368		225,649		3,308,220	
RMSE(00.11-01.10)		436,573		286,472		2,958,416	

그림 3-4 ARIMA 모형 I의 예측값과 실제값

( I )

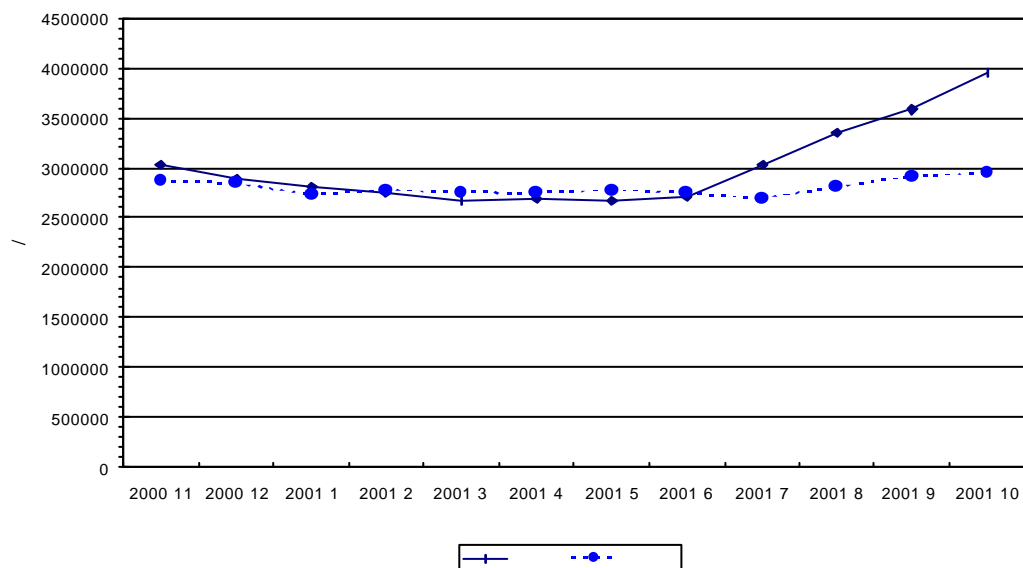


그림 3-5 ARIMA 모형 II의 예측값과 실제값

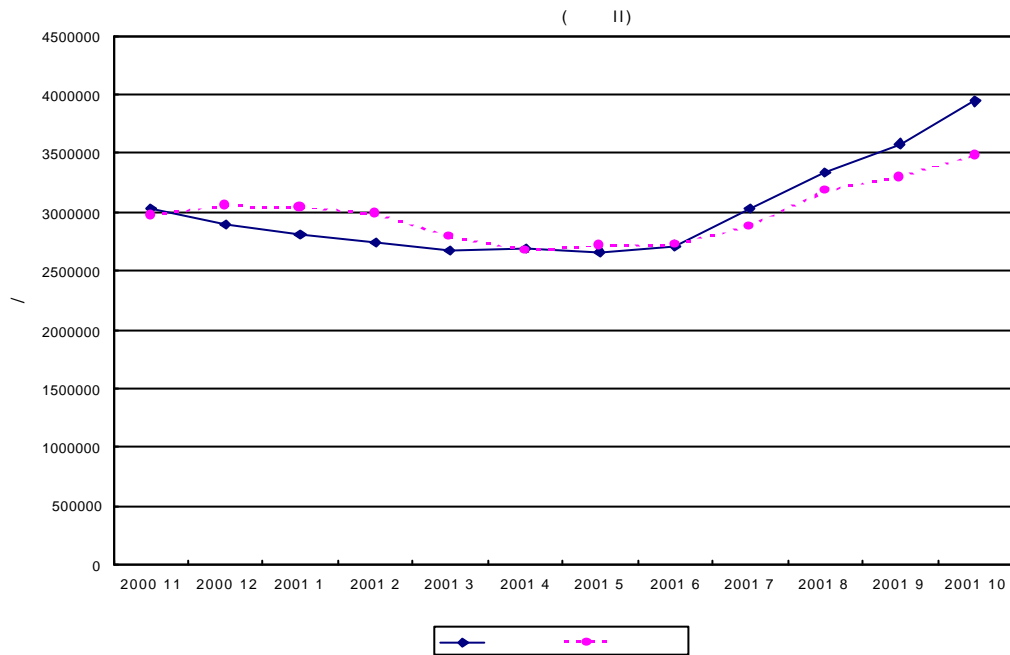
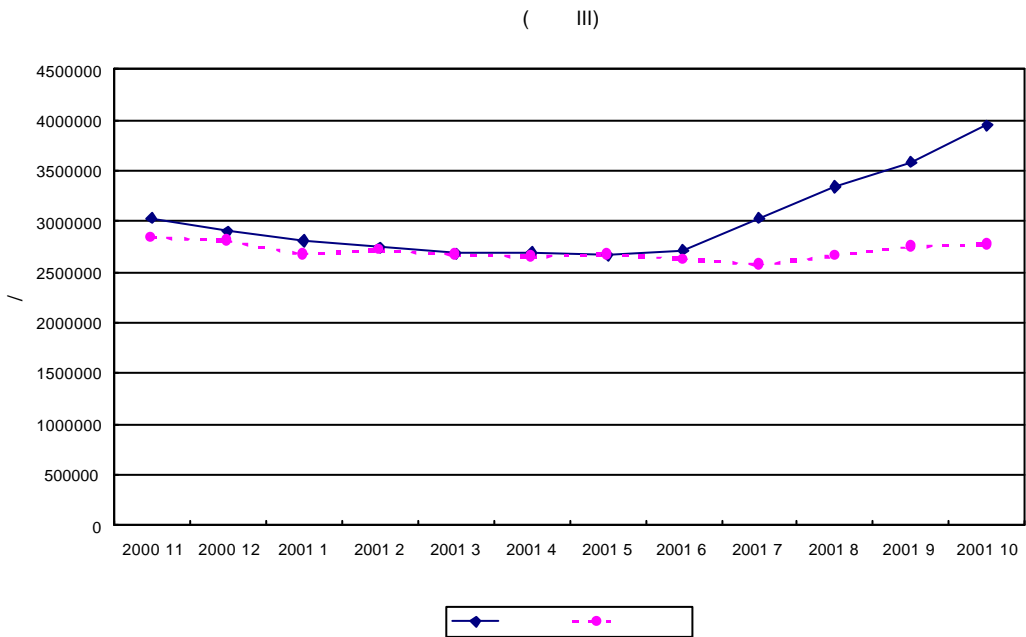


그림 3-6 ARIMA 모형 III의 예측값과 실제값



## 3.2. 전이함수 모형

### 3.2.1. 모형의 설정과 추정 결과

ARIMA 모형의 외생변수인 전이함수로 선정한 변수는 수송아지 가격과 한육우 도축물량이다. 수송아지 가격은 한우육비육 농가 생산비 중 가장 큰 비용 항목을 구성한다는 의미에서, 그리고 한육우 도축 물량은 비육농가의 유발 수요를 구성한다는 의미에서 선정하였다. 수송아지 가격이 오르면 비육 농가의 비용이 증가하여 산지 소 가격도 오를 가능성이 높을 것으로 기대된다. 도축 물량이 늘어나면 그 만큼 산지 소에 대한 수요가 늘어나 산지 가격이 증가하게 될 것이다. 반면에 도축 물량의 증가는 도매 시장 및 소매시장에서 공급증가를 초래하여, 수요 등 다른 조건이 일정할 경우 도매 및 소매 가격이 하락하고 연말에 산지 가격도 하락하는 요인으로 작용할 수 있다. 이들 두 변수는 일정한 시차를 가지고 산지 수소가격에 영향을 미칠 것이다.<sup>11</sup> 앞의 ARIMA모형의 경우처럼 모형의 추정에는 1990년 1월부터 2000년 10월까지의 자료를 이용하였고, 2000년 11월부터 2001년 10월까지의 자료는 적합도 검정 (out-of sample test) 에 이용하였다.

#### 가. 모형 I

본 연구에 이용된 수송아지 가격은 소 사육농가들이 출하 또는 입식 등의 의사 결정시 송아지 가격 및 산지 성우 가격의 비(比)를 고려할 것이라는 가설적 예상하에 산지 수소 가격에 대한 수송아지 가격의 비를 외생변수로 이용하였다.<sup>12</sup> 앞의 제 2장에서 설명한 절차에 따라 최종적으로 선정한 본모형은 ARIMA (0,1,0) (1,1,1)<sub>12</sub> 이다. 즉 로그로 변환한 산지 수소 가격을 계절 차분한

11) 두변수 인과성 분석 결과, 수송아지 가격은 산지 수소 가격에 영향을 미치나 도축물량은 산지 가격에 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다.

12) 전상곤·이정환(2001)은 암소 사육농가가 자신이 보유한 소를 번식용으로 계속 기를 것인지 아니면 도축용으로 시장에 출하할 것인지를 결정하는데 송아지 가격과 큰 소 가격을 고려한다는 것을 분석한 바 있음.

뒤 다시 1차 차분하였고, 시차 1개월의 계절적 AR 및 MA를 가정하였다. 전이함수는 ARMA (1,1)을 띤다. 즉 본 모형과 전이함수는 시차 없이 연결되며 전이함수 시차 다항식의 분자 및 분모 시차는 각각 1인 모형이 채택되었다. 전이함수의 순화(prefiltering)를 위해 외생변수를 ARIMA  $(p,d,q)$   $(P,D,Q)_s$ 에 적용시켜 Box-Jenkins 절차를 따라 적정 모델을 선정하였다. 이때 선정된 모델은 ARIMA (0,1,0)(0,1,1)<sub>12</sub> 이다. 즉 순화모델에는 시차 1인 계절적 MA만이 포함되었다.

<식 3-4>는 순화에 이용된 모형과 모형 I의 추정결과를 나타낸 것이다.

(식 3-4)

(외생변수의 순화모델)

$$(1-L)(1-L^{12})LPCF_t = (1-0.9221L^{12})\varepsilon_t$$

(-13.45)

$$\overline{R^2} = 0.8944, \quad Q = 35.48 < \chi^2_{(0.01)}(28) = 48.3$$

$$(1-L)(1-L^{12})LMFP_t = \frac{(-0.2740+0.2718L)}{(1+0.2279L)}LPCF_t + \frac{(1-0.2689L^{12})}{(1+0.5336L^{12}+0.2372L^{24}+0.3028L^{36})}\varepsilon_t$$

(-3.28)      (3.24)      (-1.06)

(-0.83)      (-2.21)      (-1.59)      (-2.27)

$$\overline{R^2} = 0.8417, \quad Q = 12.54 < \chi^2_{(0.01)}(11) = 24.7$$

추정된 순화함수는 자료를 약 89% 설명하는 것으로 나타났으며, 계산된 Q통계치가 귀무가설의 기각역보다 크지 않기 때문에 잔차항도 백색교란인 것으로 나타났다. 계절적 AR항 계수는 -0.9221로서 통계적으로 유의적인 것으로 나타났다.

전체 모형의 설명력은 84%정도이며, 잔차항 역시 백색교란으로 나타났다. 전체 모형에 연결된 전이함수 계수는 MA항 계수를 제외하고 모두 유의적인 것으로 추정되었다. 전체 모형에서 계절적 AR계수 중 시차 12 및 36은 통계적



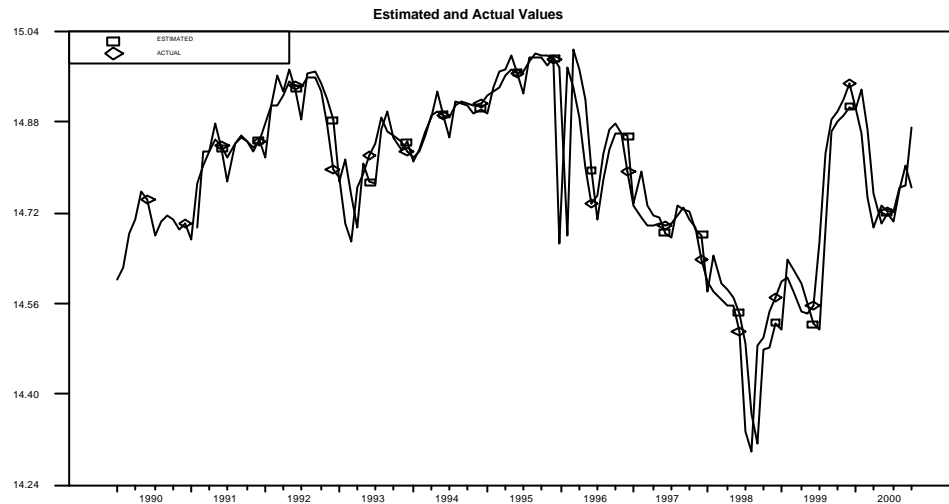
으로 유의적인 것으로 추정된 반면 시차 24는 통계적으로 유의적이지 않은 것으로 나타났다. 전체 모형의 MA항 추정계수는 통계적으로 유의적이지 않은 것으로 나타났다. 당초 전이 모형과 전체 모형을 분리해서 추정했을 때는 모든 계수가 통계적으로 유의적으로 추정되었으나, 전체 통합 모형에서는 유의적이지 않은 것으로 변한 계수가 있다. 그러나 통계적으로 유의적이지 않은 항을 제외한 전체 모형은 잔차항이 백색 교란이 되지 않아 비록 통계적으로 유의적이지 않은 계수도 본모형에 포함시켰다.

<그림 3-7>은 전이함수 모형 I의 추정결과와 실제값을 비교한 것이다. 추정값은 대체적으로 실제값에 부합하는 것으로 나타났다. 특히 그림은 비교 중반, 즉 1990년대 중반에는 추정 모형이 실제 데이터의 변화를 비교적 잘 설명하고 있는 것으로 보여준다.

## 나. 모형 II

전이함수 모형 II는 한육우 도축물량을 설명 변수로 삼은 ARIMA모형이다. 전이 함수의 순화, 전이 함수 변수 및 종속 변수간 자기상관 및 부분 상관관계의 검토, 잔차항의 구조 결정, 전이 함수 모델 및 잔차항 구조, 본 함수 선정 절차를 걸쳐 최종 모형을 결정하였다 (식 3-5). 외생변수의 순화모형은  $ARIMA(1,1,1)(0,1,1)_{12}$ 로 선정하였다. 즉 시차 1인 비계절 AR 및 MA에 시차 1의 계절 MA 항이 포함된 모델이다. 전이함수 변수인 한육우 도축 물량은 종속변수에 시차 1개월로 연결되고 전이함수 시차 다항식 분자의 시차는 영 (0), 분모 시차는 2개월 즉  $ARMA(0,2)_1$ 인 모형이 선정되었다. 전이 모형을 포함한 전체 모형은  $ARIMA(0,1,1)(1,1,1)_{12}$ 로 추정하였다. 즉 종속변수인 (로그로 전환한) 산지 수소 가격을 계절 차분한 후 다시 차분하여 시차 1의 전이 함수로 연결시키고, 시차 1의 비계절 MA항, 각각 시차 1인 계절적 AR 및 MA항을 포함하는 모형이다.

그림 3-7 전이함수 모형 I의 추정값 및 실제값



(식 3-5)

(외생변수 순화모델)

$$(1-L)(1-L^{12})LSLT_t = \frac{(-4.84) \quad (-7.57)}{(1+0.4923L)(1-0.6503L^{12})} \varepsilon_t$$

$$(-3.27)$$

$$\overline{R^2} = 0.6975, Q = 27.96 < \chi^2_{(0.01)}(29) = 49.6$$

(전체 모형)

$$(1-L)(1-L^{12})LMFP_t = \frac{(-0.64)}{(1+0.1567L+1.0713L^2)} LSLT_{t-1} + \frac{(0.33) \quad (-8.08)}{(1+0.0325L)(1+0.7820L^{12})} \varepsilon_t$$

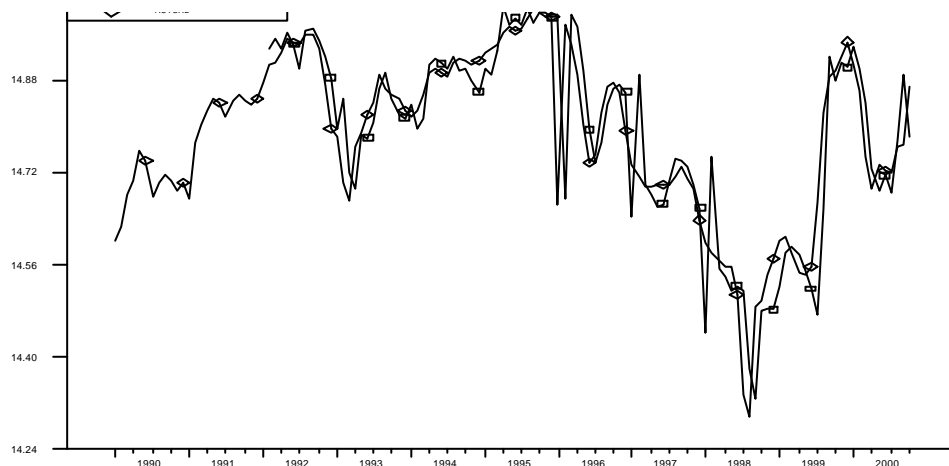
$$(-11.4) \quad (-30.56) \quad (-0.69)$$

$$\overline{R^2} = 0.8222, Q = 26.20 < \chi^2_{(0.01)}(20) = 37.6$$

추정된 순화모델은 자료의 70% 정도를 설명한다. 계산된  $Q$  통계값이 귀무가설의 기각역보다 크지 않으므로 잔차항은 백색교란으로 나타났다. 순화모델의 추정된 계수는 모두 통계적으로 유의성을 보였다. 추정된 전체 모형은 자료의 82% 정도를 설명하는 것으로 나타났으며, 잔차항은 백색교란이다. 추정된 여섯 개의 계수 중 반 정도가 통계적으로 유의적인 것으로 나타났는데 앞의 모형 I에서와 같은 이유로 통계적으로 유의적이지 않은 계수들도 모형에 포함시켰다. 전이함수 부분이 음의 부호를 갖기 때문에 도축두수의 증가는 산지가격을 하락시키는 요인으로 작용하는 것으로 추정되었다.

<그림 3-8>은 전이함수 모형 II의 추정값과 실제값을 비교한 것이다. 추정 전기까지는 추정값이 실제값에 대체로 부합하는 양상을 보이다가 1990년 중반 이후에는 추정된 값과 실제값의 차이가 커져서 동 모형은 1990년 중반 이후 산지 소값을 설명하는 데에 다소의 문제가 있는 것으로 판단된다.

그림 3-8 전이함수 모형 II의 추정값 및 실제값



#### 다. 모형 III

모형 III은 외생변수로서 산지 가격 대비 수송아지 가격비와 한육우 도축물

량을 선정하였다. 따라서 모형 III은 모형 I과 II을 조합한 것이라 할 수 있다. 모형 III의 순화모델은 앞의 모형 I, II에서 이용된 모델들을 그대로 이용하였다. 전이함수와 분함수의 연결관계는 수송아지 가격은 시차없이 분함수에 연결되고, 도축물량은 1개월의 시차를 두고 분함수와 연결되는 것으로 파악되었다.

수송아지 전이함수 시차 다항식은 분자만이 1의 차수를 갖는 ARMA(1, 0) 모형으로, 도축물량 시차 다항식은 분모만이 시차 1을 가지는 ARMA(0, 1) 모형으로 결정되었다. 본모형은 시차 1의 계절적 MA 만 포함하는 모형이 선정되었다. <식 3-6>은 모형 III의 추정결과를 나타낸 것이다.

<식 3-6>

(수송아지 가격 순화 모델)

$$(1-L)(1-L^{12})LPCF_t = (1-0.9221L^{12})\varepsilon_t$$

(-13.45)

$$\overline{R^2} = 0.8944 \quad Q = 35.48 < \chi^2_{(0.01)}(28) = 48.3$$

(도축 물량 순화 모델)

$$(1-L)(1-L^{12})LSLT_T = \frac{(1-0.4923L)(1-0.6503L^{12})}{(1+0.3490L)}\varepsilon_t$$

(-4.84)      (-7.57)

(-3.27)

$$\overline{R^2} = 0.6975, \quad Q = 27.96 < \chi^2_{(0.01)}(29) = 49.6$$

(전체 모형)

$$(1-L)(1-L^{12})LMFP_t = (-0.2217 + 0.1870L)LPCF_t + \frac{(-2.23)}{(1+1.4504L+0.6768L^2)}LSLT_{t-1} +$$

(-3.11      (2.66)      (-5.95)      (-2.86)

$$(1-0.7912L^{12})\varepsilon_t$$

(-11.71)

$$\overline{R^2} = 0.8348, \quad Q = 30.23 < \chi^2_{(0.01)}(27) = 47.0$$

추정된 전체 모형은 종속변수의 84%를 설명하며, 잔차항은 백색 교란으로 나타났다. 또한 추정된 모든 계수는 통계적으로 유의적이다. 앞의 두 모형에서 나타난 바와 유사하게 수송아지 가격의 상승은 산지 수소 가격을 상승시키는 요인으로 작용하는 반면, 도축 물량의 증가는 산지 수소를 하락시키는 요인으로 작용하는 것으로 나타났다. <그림 3-9>는 전이함수 모형 III의 추정값과 실제값을 비교한 것이다. 전체적으로 추정값은 실제값에 어느 정도 부합하는 것으로 나타난다.



#### 라. 모형의 예측력 비교

앞의 ARIMA모형과 마찬가지로 추정된 모형의 적합도 우열을 가리기 위하여 세 모형의 예측력을 비교하였다. 추정된 모형을 바탕으로 2000년 11월부터 2001년 10월까지의 모형의 예측값과 실제값을 비교하였다 (표 3-2). 먼저 모형 간 RMSE를 살펴보면 예측 기간이 3개월, 6개월인 경우 도축물량을 외생변수로 삼은 모형 II가 가장 우수한 것으로 나타났다. 즉 예측 기간 3개월, 6개월에

는 모형 II의 RMSE가 각각 124,061, 83,436으로 가장 작았다. 예측 기간 3개월 및 6개월에 대해 모형 III은 모형 II 다음으로 작은 예측 오차를 나타냈다. 반면 산지 가격대비 수송아지 가격비를 외생변수로 한 모형 I은 가장 큰 예측 오차를 보였다.

예측 기간이 1년인 경우 모형 I이 가장 우수한 예측력을 나타냈다. 예측 기간 12개월간 모형 I의 RMSE는 135,267인 반면 모형 II과 모형 III은 각각 488,224, 378,914의 RMSE를 보였다. 예측 기간 1년에 대한 전이함수모형I의 RMSE는 앞의 세 가지 ARIMA 모형보다도 작은 수치로서 지금까지 검토 한 모형 중 가장 우수한 예측력을 가진 모형으로 파악된다. 절대평균퍼센테이지 예측 오차 (MAPE)도 전이함수모형 I이 가장 작은 수치를 보인다.

<그림3-10>, <그림3-11>, <그림3-12>는 각각 전이함수 모형의 예측값과 실

표 3-2 전이함수 모형별 예측값, 실제값, 예측 오차

	실제값	모형 I		모형 II		모형 III	
		예측값	예측오차	예측값	예측오차	예측값	예측오차
2000,11	3,029,000	2,890,538	4,57	2,940,309	2,92	2,963,082	2,17
2000,12	2,900,000	3,064,784	5,68	2,917,004	0,58	2,996,975	3,34
2001,1	2,807,414	2,745,143	2,21	2,722,348	3,03	2,898,733	3,25
2001,2	2,743,081	2,753,014	0,36	2,773,006	1,06	2,827,025	3,06
2001,3	2,680,208	2,609,038	2,65	2,776,207	3,58	2,748,319	2,54
2001,4	2,690,835	2,627,191	2,36	2,739,244	1,79	2,667,756	0,85
2001,5	2,665,288	2,670,296	0,19	2,648,598	0,62	2,706,770	1,56
2001,6	2,714,843	2,640,219	2,75	2,613,188	3,74	2,654,698	2,21
2001,7	3,034,423	2,817,223	7,16	2,670,014	12,0	2,681,904	11,61
2001,8	3,343,846	3,254,700	2,67	2,754,113	17,6	2,870,094	14,17
2001,9	3,584,825	3,520,145	1,80	2,779,479	22,46	3,004,430	16,19
2001,10	3,945,256	3,703,072	6,13	2,842,529	27,95	3,102,313	21,36
평균	3,011,585	2,941,280	3,21	2,764,670	8,12	2,843,508	6,86
RMSE(00,11-01, 1)		224,060		124,061		148,621	
RMSE(00,11-01, 4)		121,878		83,436		92,610	
RMSE(00,11-01,10)		135,267		488,224		378,914	

그림 3-10 전이함수 모형Ⅰ의 예측값과 실제값  
( 1)

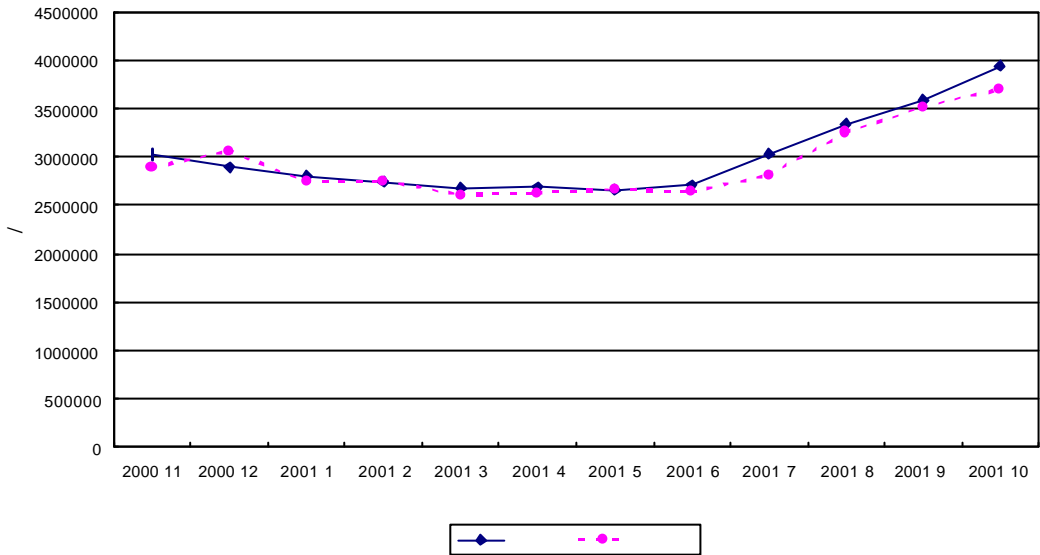


그림 3-11 전이함수 모형Ⅱ의 예측값과 실제값  
( II)

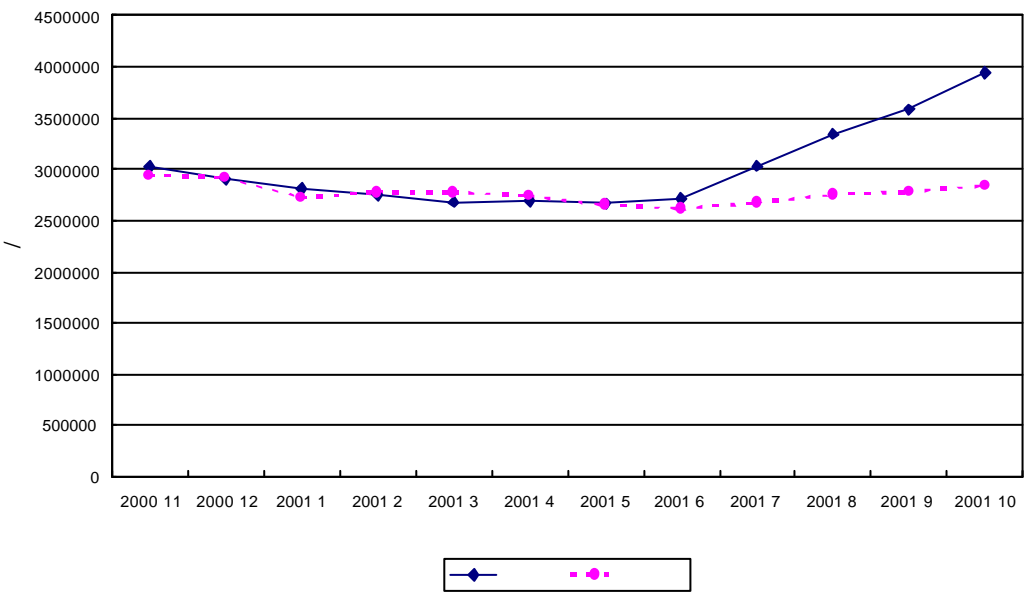
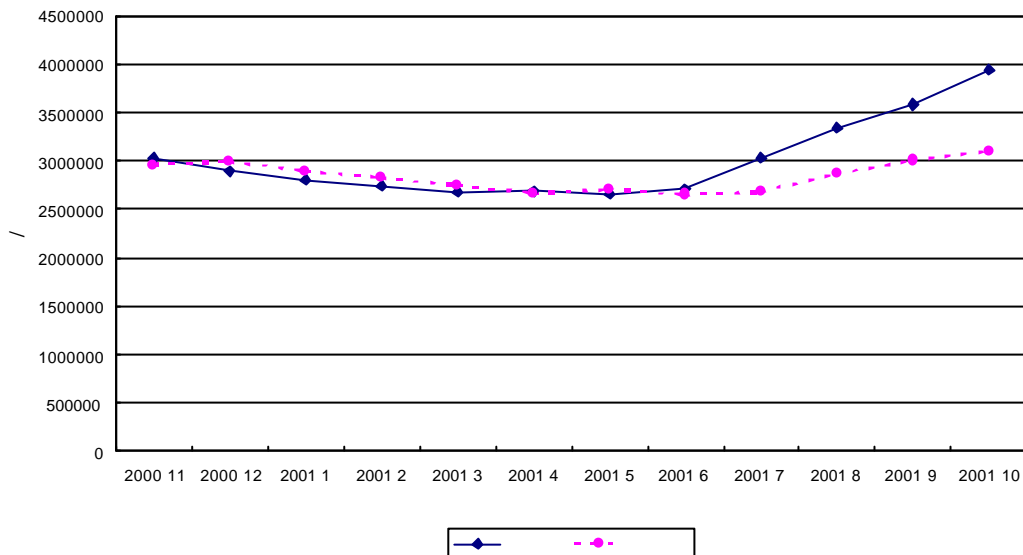


그림 3-12 전이함수 모형Ⅲ의 예측값과 실제값

( III )



제값을 비교한 것이다. 이 중 모형 I의 그림은 예측 기간 전 기간에 걸쳐 작은 오차를 보이고 있는 반면 모형 II와 III은 예측 8개월까지는 대체로 양호한 예측력을 보이다가 그 이후에는 예측값과 실제값의 차이가 확대됨을 보여 준다.

### 3.3. 다항식 모형

VAR 및 VEC 다항식 모형에서는 모델 내 변수의 현재 및 과거값이 상호 영향을 주는 것을 상정하는 것으로서 모델에 포함된 모든 변수가 내생적으로 취급된다.<sup>13</sup> 모델내 포함된 변수는 산지 수소 가격, 수송아지 가격, 쇠고기 소매

13) 세 변수로 이루어진 다변량 인과성 검정(multivariate causality test) 결과 산지 수소 가격은 수송아지 가격에 의해 영향을 받지만 소매가격에 의해서는 영향을 받지 않는 것으로 분석되었다. 쇠고기 소매가격은 산지 수소 가격에 의해서만 영향받고 수송아지 가격은 영향을 미치지 않는 것으로 규명되었다. 반면 수송아지 가격은 산지 수소가격 및 소매 가격에 의해 영향을 받지 않는 것으로 파악되었다. 따라서 본 연구에서 이용된 VAR 또는 VEC모형은 모델내 변수가 서로 영향을 줘야 한다는 기본 조건을 충족시키지 못하는 한계점을 안고 있다.



가격 등 세 가지 시계열 자료이다. 앞에서와 마찬가지로 세 변수로 이루어진 VAR 및 VEC를 추정하는데 1990년 1월부터 2000년 10월까지의 자료를 이용하였고, 나머지 1년간의 자료는 적합도 검정을 위해 남겨두었다. 모형의 분석시 월별 더미 변수를 포함시켜 통계적으로 유의적인 월별 더미는 모델에 포함시켰다.

### 3.3.1 VAR 모델 <sup>14</sup>

<식 3-7>은 세 변수로 이루어진 準-VAR 추정결과이다. 추정에는 SUR를 이용하였다. 산지 수소 가격 모형에서 수송아지 가격 계수들은 통계적으로 유의성있게 계측된 반면 쇠고기 소매 가격은 통계적으로 유의성이 없는 것으로 밝혀졌다. 계수의 부호만 가지고 판단하면 소매 가격이 상승하면 산지 가격도 같이 상승하고 산지 수소 가격과 수송아지 가격은 1개월 시차에는 양의 관계에 있지만 2개월의 시차의 경우, 음의 관계에 있다.

(식 3-7) VAR 추정 결과

$$\begin{aligned} \text{LBMF} = & 43.5994 + 0.4973 \cdot \text{LBMF}(-1) + 0.0779 \cdot \text{LBMF}(-2) + 0.1701 \cdot \text{LBRP}(-1) - \\ & \quad (4.91) \quad (4.93) \quad (0.76) \quad (0.72) \\ & 0.1243 \cdot \text{LBRP}(-2) + 0.5180 \cdot \text{LPCF}(-1) - 0.3566 \cdot \text{LPCF}(-2) + 0.0399 \cdot D_8 \\ & \quad (-0.56) \quad (6.00) \quad (-4.09) \quad (2.49) \\ \bar{R} = & 0.8822, \quad D.W = 2.17 \end{aligned}$$

( )내는  $t$  통계값,  $D_8$ 은 8월의 월별 더미 변수임.

$$\begin{aligned} \text{LBRP} = & 0.1235 \cdot \text{LBMF}(-1) - 0.0996 \cdot \text{LBMF}(-2) + 1.2371 \cdot \text{LBRP}(-1) - \\ & \quad (3.87) \quad (-3.01) \quad (15.80) \end{aligned}$$

14) 본 연구에서 VAR을 적용하는 데 또 하나의 한계점은 앞서 단위근 검정에서 밝혀진 바와 같이 세 가지 가격자료가 원자료로는 모두 비정상적이어서 VAR을 적용하는 데 적절치 않다는 것이다. 원칙적으로는 자료의 정상화를 위해 차분하는 것이 필요하나 자료의 차분에 대해 비판적 견해를 갖는 Doan(1995)의 제안에 따라 원자료 그대로를 VAR에 적용시켰다.

$$0.2784 \cdot \text{LBRP}(-2) + 0.0495 \cdot \text{LPCF}(-1) - 0.0482 \cdot \text{LPCF}(-2) - 0.0113 \cdot D_3$$

(-3.79)                      (1.65)                      (-1.64)                      (-2.02)

$$\bar{R} = 0.9714, \quad D.W = 1.99$$

( )내는  $t$  통계값,  $D_3$ 은 3월의 월별 더미 변수임.

$$\begin{aligned} \text{LPCF} = & 0.1251 \cdot \text{LBMF}(-1) - 0.0504 \cdot \text{LBMF}(-2) - 0.6698 \text{LBRP}(-1) + \\ & (1.17) \qquad \qquad \qquad (-0.46) \qquad \qquad \qquad (-2.59) \\ & 0.6025 \cdot \text{LBRP}(-2) + 1.3906 \cdot \text{LPCF}(-1) - 0.4273 \cdot \text{LPCF}(-2) + 0.0538 \cdot D_1 + 0.0427 \cdot D_2 + \\ & (2.47) \qquad \qquad \qquad (13.77) \qquad \qquad \qquad (-4.33) \qquad \qquad \qquad (3.19) \qquad \qquad \qquad (2.52) \\ & 0.0493 \cdot D_8 \\ & (2.65) \end{aligned}$$

$$\bar{R} = 0.9687, \quad D.W = 2.04$$

( )내는  $t$  통계값,  $D_1, D_2, D_8$ 은 각각 1월, 2월, 8월을 나타내는 월별 더미 변수임.

쇠고기 소매 가격 모형을 보면, 산지 수소 가격은 쇠고기 가격에 영향을 미치지만 수송아지 가격은 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다. 앞의 결과와 연결시켜 보면 쇠고기 시장에서 가격의 흐름은 산지에서 소매 단계로 일방(一方)적임을 암시한다. 즉 산지 가격이 소매 가격의 변화를 일방적으로 유도한다. 반면 수송아지 가격은 자체 가격 및 쇠고기 소매 가격에 의해서만 영향을 받고 산지 수소 가격은 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다.

### 3.2.2. VEC 모델

모델내 변수가 비정상적이지만 같은 차수의 적분 (integrated)이며, 장기 균형 조건이 존재할 경우 VAR 보다는 VEC가 더 이론에 부합되는 모형이다. 더구나 앞의 제 2장의 공적분 검정에서 세 가지 시계열 자료들은 하나의 공적분 벡터를 가지고 있는 것으로 확인된 바 있다. VEC 모델 추정에 이용된 장기 균형 관계 및 VEC의 추정 결과는 각각 <식 3-8>과 <식 3-9>와 같다. 분석에 이용된 방법은 VAR 과 마찬가지로 SUR이다.

$$(\text{식 3-8}) \quad y_t = 7.18 + 0.39 PCF_t + 0.22 LBRP_t$$

(식 3-9) VEC의 추정 결과

$$\begin{aligned} D(LBMF) = & -0.5161 \cdot (LBMF(-1) - 0.2242 \cdot LBRP(-1) - 0.3982 \cdot LPCF(-1) - \\ & (-4.71) \quad (5.61) \quad (25.64) \\ & 7.1856) + 0.0049 \cdot D(LBMF(-1)) + 0.1229 \cdot D(LBRP(-1)) + 0.3194 \cdot D(LPCF(-1)) \\ & (20.20) \quad (0.05) \quad (0.55) \quad (3.55) \end{aligned}$$

$$\bar{R} = 0.2751 \quad D.W = 2.04$$

( )내는  $t$  통계값

$$\begin{aligned} D(LBRP) = & 0.0052 + 0.0215 \cdot (LBMF(-1) - 0.2242 \cdot LBRP(-1) - 0.3982 \cdot LPCF(-1) - \\ & (2.68) \quad (0.52) \quad (5.61) \quad (25.64) \\ & 7.1856) + 0.1316 \cdot D(LBMF(-1)) + 0.3081 \cdot D(LBRP(-1)) + 0.0685 \cdot D(LPCF(-1)) - 0.0146 \cdot D3 \\ & (20.20) \quad (3.28) \quad (3.59) \quad (2.02) \quad (-2.72) \\ & - 0.0138 \cdot D10 \\ & (-2.12) \end{aligned}$$

$$\bar{R} = 0.38, \quad D.W = 1.97$$

( )내는  $t$  통계값,  $D_3$ ,  $D_{10}$ 은 각각 3월, 10월을 나타내는 월별 더미 변수임.

$$\begin{aligned} D(LPCF) = & -0.0139 - 0.0583 \cdot (LBMF(-1) - 0.2242 \cdot LBRP(-1) - 0.3982 \cdot LPCF(-1) - \\ & (-2.21) \quad (-0.47) \quad (5.61) \quad (25.64) \\ & 7.1856) + 0.1097 \cdot D(LBMF(-1)) - 0.3064 \cdot D(LBRP(-1)) + 0.3336 \cdot D(LPCF(-1)) + 0.0459 \cdot D1 \\ & (20.20) \quad (0.91) \quad (-2.16) \quad (3.69) \quad (2.30) \\ & + 0.0535 \cdot D2 + 0.0516 \cdot D8 + 0.0434 \cdot D9 \\ & (2.64) \quad (2.69) \quad (2.25) \end{aligned}$$

$$\bar{R} = 0.2759, \quad D.W = 2.02$$

( )내는  $t$  통계값,  $D_1$ ,  $D_2$ ,  $D_8$ ,  $D_9$ 은 각각 1월, 2월, 8월, 9월을 나타내는 월별 더미 변수임.

오차수정항 계수를 보면 산지 수소 가격 모형만이 통계적으로 유의적으로 나타났는데, 이는 VEC 모델 내에서 적어도 하나 이상의 오차항 계수가 통계학적으로 영이 아니어야 한다는 VEC 모델의 기본 조건 (Enders, 1995)을 충족시키는 것이다. 모델의 설명력은 데이터를 차분해서 회귀분석한 결과 모두 40% 미만으로 낮게 나타났다.

### 3.3.3. 예측력 비교

모형의 적합도 검정을 위해 2000년 11월부터 2001년 10까지 예측값을 구해 실제값과 비교하였다. <표 3-3>은 VAR 및 VEC 모델의 예측력을 비교해 놓은 것이다. 3개월 예측 기간 VAR의 RMSE는 561,770인 반면 VEC는 211,475이다.

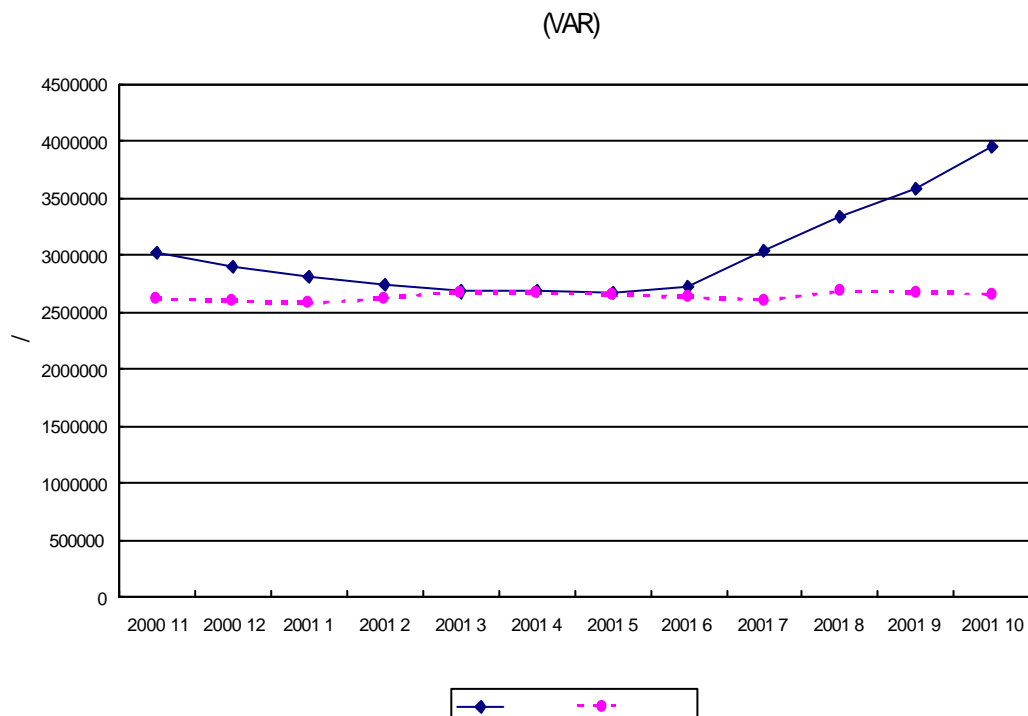
표 3-3 VAR 및 VEC의 예측값과 실제값

	실제값	VAR모형		VEC모형	
		예측값	예측오차	예측값	예측오차
2000,11	3,029,000	2,616,153	13,63	2,823,426	6,79
2000,12	2,900,000	2,598,318	10,40	2,934,184	1,17
2001, 1	2,807,414	2,574,751	8,29	2,843,364	1,28
2001, 2	2,743,081	2,623,262	4,36	2,828,779	3,12
2001, 3	2,680,208	2,674,008	0,23	2,844,401	6,12
2001, 4	2,690,835	2,664,869	0,96	2,800,579	4,07
2001, 5	2,665,288	2,654,080	0,42	2,834,842	6,36
2001, 6	2,714,843	2,630,021	3,12	2,838,920	4,57
2001, 7	3,034,423	2,603,917	14,19	2,898,879	4,46
2001, 8	3,343,846	2,682,705	19,77	3,122,149	6,63
2001, 9	3,584,825	2,671,547	25,47	3,328,092	7,16
2001,10	3,945,256	2,652,965	32,76	3,442,600	12,7
평균	3011585	2637217	11,13	2961685	5,37
RMSE(00,11-01, 1)		561,770		211,475	
RMSE(00,11-01, 4)		143,756		150,888	
RMSE (00,11-01,10)		588,601		228,322	

따라서 3개월의 단기 예측에는 VEC가 VAR보다 높은 예측력을 보인다. 6개월 예측에는 VAR이 VEC보다 다소 우월한 예측력을 지닌 것으로 나타났다. 6개월 예측시 VAR의 RMSE는 143,756인 반면, VEC의 그것은 150,888이기 때문이다. 그러나 1년 예측에는 VEC가 VAR보다 우월한 예측력을 나타냈다. 1년 예측시 VEC의 RMSE는 228,322인 반면, VAR의 그것은 588,601이다. 같은 기간 두 모델의 MAPE는 각각 11.13, 5.37로 VEC가 낮은 MAPE를 보였다.

<그림 3-13>과 <그림 3-14>는 각각 VAR 및 VEC의 예측값과 실제값을 비교한 것이다. 두 그림에서도 VEC가 VAR 보다는 높은 예측력을 지니고 있음을 발견할 수 있다. VAR의 경우 2001년 6월부터 예측 오차가 크게 확대되는 반면 VEC는 일정한 예측 오차가 있기는 하지만 실제값과 예측값의 차이가 비교적 안정적이다.

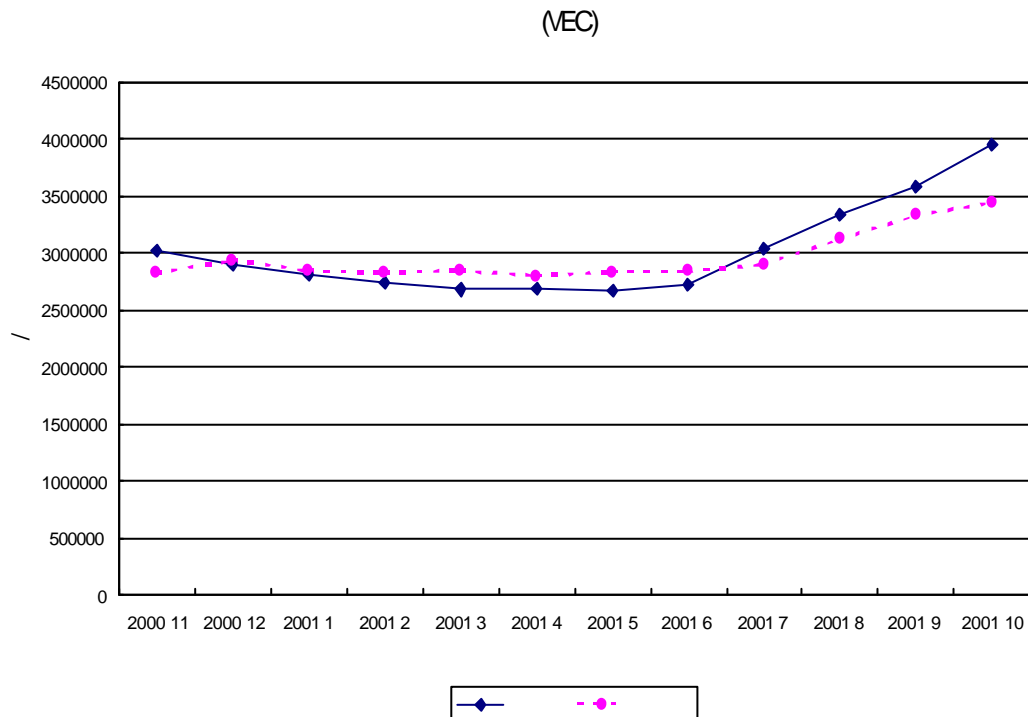
그림 3-13 VAR 모델의 예측값과 실제 값



### 3.4. 가격 전망

지금까지 세 개의 ARIMA 모형, 세 개의 전이함수 모형, VAR, VEC 등 여덟 개 모형을 추정, 각각의 예측력을 살펴 본 결과 3개월 및 6개월 예측에는 전이함수 모형 II가 가장 우수한 예측력을 가지고 있었고 12개월 예측에는 전이함수 모형 I의 예측력이 가장 높은 것으로 나타났다. 여기에서는 이들 두 모형을 기초로 2001년 11월부터 2002년 12월까지의 산지 수소 가격을 전망해 보기로 한다. 예측 기간에 외생변수는 AR(1)과정을 쫓아 변하는 것을 가정하였다.<sup>15</sup>

그림 3-14 VEC 모형의 예측값과 실제값



15) 이를 위해 추정된 수 송아지 가격 및 도축 물량의 AR(1) 추정 결과는 아래와 같다.

$$LPCF_t = 1.0002535 * LPCF_{t-1} + e_t$$

$$LSLT_t = 0.999475 * LSLT_{t-1} + e_t$$

두 모형 모두 산지 수소 가격은 2001년 11월을 정점으로 하락하는 것을 전망하는데 산지 수소 가격은 모형 II에서보다 모형 I에서 더 큰 폭으로 하락할 것으로 전망되었다 (표 3-4) (그림 3-15) (그림 3-16). 이 같은 하락세는 2002년 6-7월까지 이어져서 산지 수소 가격이 두당 3,345,000원에서 (모형 I) 3,677,000원 (모형 II) 정도로 떨어진 후 2002년 8월부터 다시 상승세로 돌아서 2002년 11월에 500kg 수소 한 마리당 약 4,149,000원 (모형 II) 내지 4,299,000원 (모형 I) 정도가 될 것으로 전망된다. 산지 수소 가격은 2002년 11월을 정점으로 다시 하향세를 돌아서는 것으로 전망되었다.

이 같이 전망된 가격을 2001년 11월 가격을 기준으로 지수화한 후 2001년 11월 실제가격을 기초로 전망한 가격은 모형 I의 경우 산지 수소 가격이 2002년 7월까지 3,659,000원 (모형 II는 2002년 6월 4,274,000원) 수준으로 하락하다가 상승세로 돌아서 2002년 11월에 각각 약 4,702,000원 (모형 I), 4,822,000원 (모형 II)에 이를 것으로 전망되었다.

표 3-4 산지 수소 가격 전망 (2001.11-2002.12)

연,월	전 이함수모형 I	전 이함수모형 II
2001.11	4,221,735 (4,617,569)	3,972,716 (4,617,569)
2001.12	4,097,580 (4,481,773)	3,918,581 (4,554,648)
2002.1	3,901,535 (4,267,346)	3,781,863 (4,395,737)
2002.2	3,786,271 (4,141,276)	3,849,318 (4,474,141)
2002.3	3,614,067 (3,952,925)	3,749,979 (4,358,677)
2002.4	3,536,637 (3,868,235)	3,724,960 (4,329,598)
2002.5	3,521,755 (3,851,959)	3,722,348 (4,326,561)
2002.6	3,433,394 (3,755,313)	3,676,736 (4,273,546)
2002.7	3,344,990 (3,658,620)	3,700,772 (4,301,483)
2002.8	3,464,381 (3,789,206)	3,869,196 (4,497,246)
2002.9	3,780,725 (4,135,209)	4,018,543 (4,670,835)
2002.10	3,936,510 (4,305,601)	4,118,446 (4,786,955)
2002.11	4,298,820 (4,701,882)	4,148,992 (4,822,459)
2002.12	4,209,151 (4,603,805)	4,069,399 (4,729,947)

주: ( ) 내는 2001년 11월 실제 가격을 고려한 전망치임.

그림 3-15 산지 수소 가격 전망 I

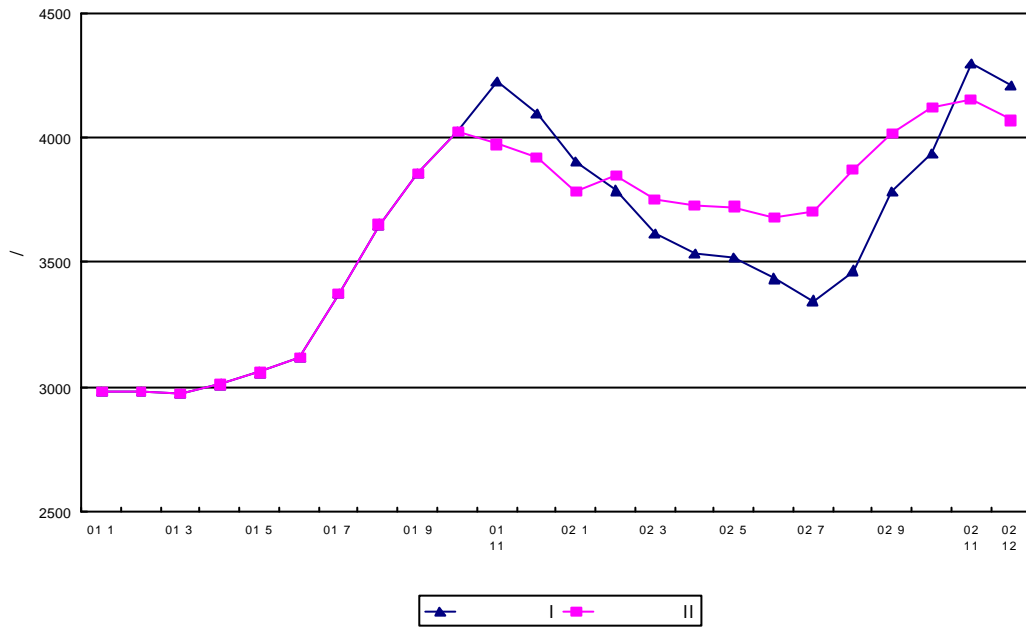
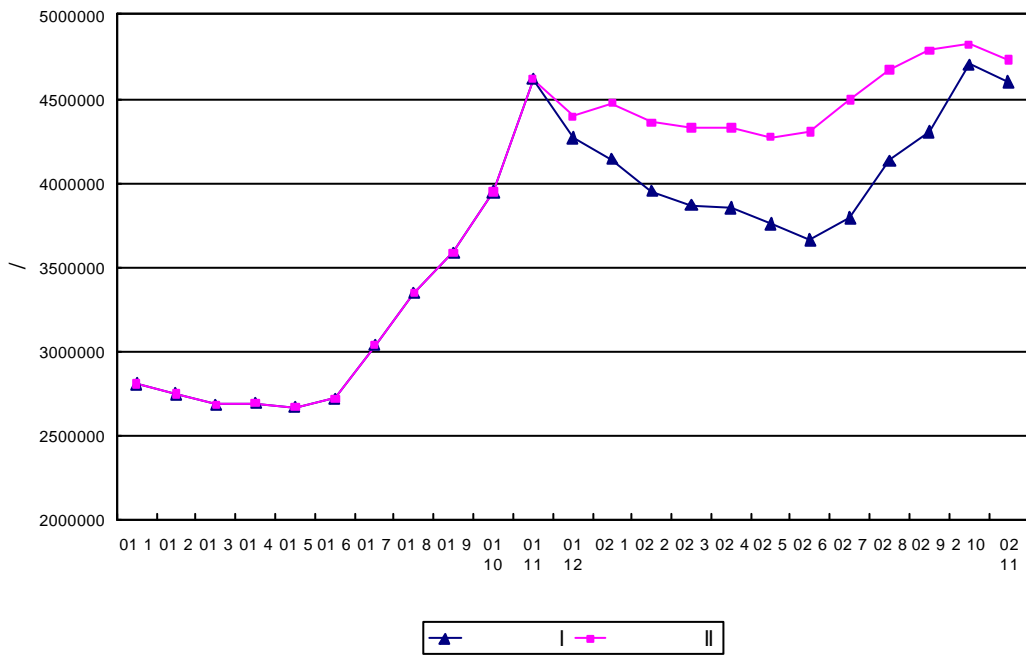


그림 3-16 산지 수소 가격 전망 II





## 제 4 장

### 요약 및 결론

본 연구를 통하여 산지 수소 가격 전망 시계열 모델을 수립하고자 하였다. 제 2장에서는 시계열분석에서 주로 이용되는 ARIMA 모형, 전이함수 모형, VAR 및 VEC 등을 소개, 검토하고 단위근 검정 및 공적분 검정 등 시계열 특성을 분석하는 방법도 고찰하였다. 분석에 이용된 자료의 단위근 검정을 실시한 결과 원자료는 비정상적이었으나 차분한 자료는 정상적으로 되어 1차 적분 자료임이 밝혀졌다. 공적분 검정 결과, 산지 수소 가격, 수송아지 가격, 쇠고기 소매 가격은 1개의 장기 균형관계를 이루면서 공적분의 관계에 있는 것을 확인하였다.

ARIMA 모형으로 서로 다른 구조를 갖는 세 개의 모형을 선정, 추정하였다. 추정결과를 바탕으로 예측 오차를 비교한 결과, 3개월 및 6개월의 단기 예측시에는 시차 1의 계절 MA만을 포함하는 모형 I이 가장 작은 예측 오차를 나타낸 반면 1년 예측시에는 시차 1의 계절 AR을 포함하는 모형 II가 작은 예측오차를 나타냈다.

세 개의 서로 다른 전이함수 모형을 추정하여 예측력을 비교한 결과, 3개월 및 6개월의 단기 예측에는 한육우 도축물량을 외생변수로 하는 모형 II가 가장 낮은 예측 오차를 보였다. 반면 1년 예측에는 수송아지 가격을 외생변수로 하는 모형 I이 가장 높은 예측력을 나타냈다.

산지 수소가격, 수송아지 가격, 쇠고기 소매가격으로 이루어진 다항식 모형으로서 VAR과 VEC를 추정하였다. 추정결과를 바탕으로 예측력을 비교한 결

과, 3개월 및 1년 예측에는 VEC이 더 작은 예측 오차를 보인 반면, 6개월 예측에는 VAR이 더 작은 예측 오차를 나타냈다.

본 연구에서 검토한 모형 가운데 전이함수 모형이 계절 AR 및 MA를 포함하지 않는 일반적인 ARIMA, VAR, VEC 비해 가장 우수한 예측 능력을 보였다. 전이 함수모형 중에는 3개월 및 6개월 예측시에는 모형 II이, 1년 예측에는 모형 I이 가장 높은 예측력을 보였기 때문에 두 모델을 가지고 2001년 11월부터 2002년 12월까지 14개월간 산지 수소가격을 전망한 결과, 산지 수소가격은 2001년 11월을 정점으로 하강세로 돌아서 2002년 7월까지 하락하다가 그후 상승하여 산지 수소가격은 2002년 11월에 약 415만원에서 430만원 정도의 최고치에 도달할 것이다. 이 같은 전망치를 2001년 11월 실제 가격을 고려하여 재조정 한 전망에 따르면, 산지 수소 가격은 2001년 11월부터 하락세로 돌아서 2002년 6-7월까지 하락하다가 다시 상승하여 2002년 11월에 470만원 내지 482만원의 최고치에 도달할 것으로 전망되었다.

시계열 분석 기법을 이용하여 산지 소 값 전망 모델을 수립, 추정해 본 결과, 과거 가격추세와 추정값이 대체로 부합되는 점은 시계열 분석 기법도 가격 예측에 유용한 도구가 될 수 있음을 시사한다. 본 연구에서 예측된 산지 수소가격의 추세가 8-9월부터 11월까지 상승하다가 하락세로 반전하여 다음해 7-8월까지 하락한 다음 추석을 앞두고 다시 상승하는 국면을 나타낸 것은 이전의 산지 수소 가격의 움직임과 유사한 점이다.

이러한 결과를 놓고 볼 때 앞으로 돼지 및 닭 등 다른 축종에 대해서도 시계열 분석 기법을 이용해 가격 전망 모델을 수립하면 유용한 정보를 얻을 것으로 기대된다. 물론 시계열 분석 기법의 한계는 가격 및 그밖에 다른 영향 요인이 과거추세대로 움직인다는 가정하에서는 비교적 정확한 예측이 가능하지만 외생 요인의 변화 효과를 반영하는 데에는 구조 방정식 접근에 비해 우월하지는 않다는 점이다. 이러한 한계점은 앞으로 계속 보완, 발전시켜 나아가야 할 분야라고 판단된다. 또한 향후 보완될 사항 중의 하나는 가임 암소 두수와 같은 산지 수소 가격의 설명력이 높은 변수를 외생변수로 포함하는 전이함수 등을 개발하여 가격 예측력을 높이는 일이다.

## 참 고 문 헌

- 김석현, 1998. "산지돼지가격 변동패턴과 원인," 『농촌경제』, 21권, 1호, pp.19-32.
- 김용진, 1990. 『축산물수요 및 가격관측에 관한 연구』, 건국대학교 농축산개발대학원 석사학위논문.
- 민변준, 1994. "육계가격예측을 위한 Transfer Function 모형의 적용," 『한국축산경영학회지』, 10권, 1호, pp.177-188.
- 민병준, 1993. "돼지 가격변동의 예측," 『한국축산경영학회지』, 9권 1호, pp.57-68.
- 유철호·이철현, 1991. 『축산관측모형』, 한국농촌경제연구보고 242.
- 이준배, 1992. "Robust 회귀혼성모형을 이용한 소·돼지 가격 예측 분석," 『농업경제연구』, 33집, pp. 73-90.
- 전상곤·이정환, 2001. "한육우 사육 의향 전망을 위한 예측 지표 개발," 『농촌경제』, 24권, 4호.
- 허신행, 1979. "축산물가격의 조화분석," 『농촌경제』, 제 2권 4호.
- Brandt, Jon A. and David Bessler, 1984. "Forecasting with Vector Autoregressions versus a Univariate ARIMA Process: An Empirical Example with U.S. Hog Prices," *North Central Journal of Agricultural Economics*, Vol. 6, No. 2, pp.30-36.
- Dickey, David. and Wayne A. Fuller, 1979. "Distribution of the Estimates for Autoregressive Time Series with a Unit Root," *Journal of the American Statistical Association*, vol 74.
- Doan, Thomas, 1996. *Rats User's Manual*, Version 4.
- Enders, Walter. 1995, *Applied Econometric Time Series*, John Wiley & Sons.
- Engle, Robert F. and C.W. J. Granger, 1987. "Cointegration and Error Correction: Representation, Estimation, and Testing," *Econometrica*, 55(2), pp.251-276.
- Goodwin, Barry, K. 1992. "Forecasting Cattle Prices in the Presence of Structural Change," *Southern Journal of Agricultural Economics*, 24(4), pp.11-22.
- Hamilton, James D. 1994. *Time Series Analysis*, Princeton University Press.
- Judge, George G., R. Carter Hill, William E. Griffiths, Helmut Lutkepohl, and Tsoung-Chao Lee, 1988. *Introduction to the Theory and Practice of*

*Econometrics*, John Wiley & Sons.

Ramanathan, R. 1995. *Introductory Econometrics*, The Dryden Press.

Zapata, Hector O. and Philip Garcia, 1990. "Price Forecasting with Time Series Methods and Nonstationary Data: An Application to Monthly U.S. Cattle Prices," *Western Journal of Agricultural Economics*, 15(1), pp.123-132.

M49

## 시계열 모델을 이용한 쇠고기 가격 전망 모델 개발

---

등 록 제5-10호 (1979, 5, 25)

인 쇄 2001, 12

발 행 2001, 12

발행인 강정일

발행처 한국농촌경제연구원

130-710 서울특별시 동대문구 회기동 4-102

전화 02-3299-4000 팩시밀리 02-965-6950 <http://www.krei.re.kr>

인쇄처 (주) 문원사 02-739-3911

---

- ◆ 이 책에 실린 내용은 출처를 명시하면 자유롭게 인용할 수 있습니다.  
무단 전재하거나 복사하면 법에 저촉됩니다.
- ◆ 이 연구는 본연구원의 공식견해와 반드시 일치하는 것은 아닙니다.

