

## 경상남도과 전라남도의 수산업 관련 주요 지표에 대한 비교 예측

남종오 · 박철형 · 신용민 · 김봉태 · 이현동 · 손진곤\* · 권오민\*\* · 이무희\*\*\* · 정민경†  
부경대학교(교수) · \*부경대학교(연구원) · \*\*부경대학교(강사) · \*\*\*부경대학교(학생)

### Comparative Forecasting of Key Fisheries Related Indicators in Gyeongnam and Jeonnam

Jong-Oh NAM · Cheol-Hyung PARK · Yong-Min SHIN · Bong-Tae KIM · Heon-Dong LEE ·  
Jin-Gon SON\* · Oh-Min KWON\*\* · Mu-hui LEE\*\*\* · Min-gyeong JEONG†

Pukyong National University(professor) · \*\*Pukyong National University(researcher) ·

\*\*Pukyong National University(lecturer) · \*\*\*Pukyong National University(student)

#### Abstract

The purpose of this study is to predict key indicators that form the basis of the fishing industry in the Gyeongnam and Jeonnam regions, which represent the Korean fishing industry, and to forecast the next six years for these regions. For this purpose, the main indicators used in the analysis are the total volume and value of fisheries products in individual regions, the inshore and offshore production volume and value, aquaculture production volume and value, number of fishing vessels, horsepower, and tonnage. The ETS exponential smoothing model and the ARIMA model were used in this analysis, and the prediction performance of these models was also compared using the MAPE indicator based on the actual and estimated values of the out-of-sample period. As a result of the analysis, the ARIMA model was found to have better predictive power than the ETS exponential smoothing model, except for the inshore and offshore fishery production in Gyeongnam and the inshore and offshore production value in Jeollanam-do. In addition, Gyeongnam's fishing industry was expected to shrink somewhat compared to Jeollanam-do's fishing industry, considering the forecast for the next six years. In conclusion, for balanced development of the fishing industry, it is judged that policy interest and support for the fishing industry in the Gyeongnam region, which is at risk of a relative decline in the industry compared to the Jeollanam-do region, is necessary.

**Key words** : Forecast, Key indicators based on fisheries, ETS exponential smoothing model, ARIMA model, Gyeongnam and Jeonnam

#### I. 서론

급변하는 대내외 수산업 환경 속에서 국내 수  
산업 여건은 날로 악화되고 있다. 특히 연근해

수산자원의 감소와 기후변화, 해양환경 오염 등  
은 우리나라 수산업 미래에 대한 불확실성을 더  
욱 증대시키고 있다. 여기에 더해 어업종사자의  
고령화와 어촌인구의 감소는 어업 경쟁력의 저하

† Corresponding author : 051-629-5310, [alrm7566@navaer.com](mailto:alrm7566@navaer.com)

\* 이 논문은 해양수산부 해양공간 정책시뮬레이터 기술 개발(20220431)로 수행된 연구임.

와 지속가능성의 위기로 이어지고 있다.

이러한 위기에 효과적으로 대응하기 위해서는 현재의 우리 수산업과 관련된 다양한 정보를 과학적 기반하에 수집, 분석하여 그에 따른 대책을 마련할 필요가 있다. 즉, 기존의 전국 단위에서 벗어나 지역 단위의 여러 수산업 관련 지표를 살펴보고, 이에 기초하여 각 지역 수산업의 미래 전망을 살펴봄으로써, 지역 맞춤형 정책개발과 수산업의 균형적 발전에 기여할 필요가 있다.

이러한 현실적 요구하에 본 연구는 수산 관련 각종 지표를 토대로 지역수산업 전망 모형을 개발하고 이를 실제 적용해 보고자 한다. 구체적 분석 대상은 국내 수산업을 대표하는 지역인 경상남도와 전라남도로, 이들 지역은 1960년대부터 전통적으로 해양 관련 업종에 종사해 생계를 이어온 주민들이 많이 거주해 온 지자체다. 또한, 국내 지자체 가운데 수산세력이 큰 지역이며, 우리나라 수산물 생산에서 차지하는 비중 또한 가장 높아 전국 생산량의 절반 이상을 점해 왔다. 그러나 1960년대부터 진행된 산업화정책에 따른 탈농·탈어 현상으로 종사자 수가 인구증가에 반비례로 감소하고 소득 또한 도시 근로자소득은 물론 농가소득에도 못 미치는 것으로 나타났다. 따라서 이들 지역의 주요 수산업 지표에 대한 예측을 통해 우리나라 수산정책의 방향 설정과 더불어 지역 수산업의 발전전략 마련에 있어서도 기초자료로 활용할 수 있을 것이다.

본 연구의 주요 지표로 사용된 변수로는 경남과 전남의 수산물 전체 생산량과 생산금액, 어업별 생산량과 생산금액, 어선세력을 의미하는 척수, 톤수, 마력수 등이 있다. 분석 모형으로는 ETS 지수평활법과 자기회귀이동평균(ARMA) 모형을 이용하였으며, 이를 통해 2022년부터 2027년까지 전망치를 도출하고, 설정된 모형 간의 예측력을 비교해 보고자 한다.

국내에서 지수평활법을 이용한 예측모형 구축 선행연구로는 Kim and Choi(2021), Han and Park(2018) 등이 있다. Kim and Choi(2021)는 지수

평활법과 ARIMA를 이용하여 전남 김 위판가격 예측을 수행하였다. 총 7가지의 다양한 예측모형 가운데 Drift 예측을 이용한 지수평활 모형이 예측모형의 적합도에서 가장 우수한 것으로 나타났다.

한편, Han and Park(2018)은 신선물오징어, 냉동오징어, 마른오징어의 월별 소매가격을 대상으로 계절성을 고려한 SARIMA 모형을 추정하고, 절편, 추세, 계절성을 모두 고려한 Holt-Winters 지수평활법을 이용하여 가격 예측을 수행하였다.

ARIMA 분석을 수산업에 적용한 연구는 주로 생산량과 가격을 예측한 사례가 다수 있다. 생산량 예측의 사례로, Cho et al.(2006)는 주요 어종인 멸치, 고등어, 갈치, 참조기의 어획량을 ARIMA 모형을 이용하여 예측하였다. Nam and Nho(2012)는 계절 ARIMA 모형 등을 이용하여 굴 양식량을 예측하였다. Bako et al.(2013)은 계절 ARIMA 모형을 이용하여 말레이시아의 부어류 어획량을 분석하였다. 가격 예측 사례로는 굴 가격을 예측한 Nam et al.(2012), 김 위판가격을 예측한 Nam et al.(2014) 등 다수가 있다. 이처럼 수산분야 선행연구들은 특정 어종의 생산량 또는 가격 예측이 대부분이며, 지역수산업 기반 관련 자료를 활용한 연구사례는 찾아보기 어렵다.

본 연구의 구성은 II장에서 분석에 적용된 다양한 이론을 설명하고, III장은 자료의 분석 및 자료의 검정을 수행 후 경남과 전남의 수산업 기반 주요 지표의 전망에 관한 분석 결과를 제시하고, 끝으로 결론인 IV장은 본 연구의 종합과 함께 분석의 시사점과 한계를 제시한다.

## II. 연구 방법

### 1. 단위근 검정

시계열 자료를 이용한 계량분석을 실시할 때 시계열의 안전성 여부를 검토하는 방법을 단위근 검정(Unit Root Test)이라 한다.

만약 시계열 자료가 불안정성을 가진 상황에서 회귀분석을 실시한다면 실제 두 변수가 아무런 관계가 없음에도 유의성이 높게 추정되는 가성적 또는 허구적 회귀(spurious regression) 현상이 발생할 수 있다(Nahm et al., 2016).

단위근을 검정하는 방법에는 DF(Dickey-Fuller) 검정, ADF(Augmented Dickey-Fuller) 검정, PP(Phillips-Perron) 검정 등이 있으며, 본 연구에서는 ADF 검정과 PP 검정을 통해 시계열 자료의 단위근을 확인하였다. 또한 단위근이 발생한 경우 자료를 차분하여 분석을 진행하였다.

## 2. ETS 지수평활법 모형

지수평활법(Exponential Smoothing Method)이란 현재와 가까운 관측치에 더 많은 가중치를 부여하여 최근 관측치의 영향력은 강조하고, 과거 관측치의 영향력은 지수함수적으로 감소시킨 분석 방법이다(Hyndman et al., 2002).

따라서 지수평활법은 시차별로 동일한 가중치를 부여하여 분석하는 MA 모형(Moving Average)의 한계점을 극복한다는 장점이 존재한다.

지수평활법은 시계열 자료가 가진 특성에 따라 단일지수평활법, 이중지수평활법, 삼중지수평활법(Holt-Winters 평활법), ETS 지수평활법 모형으로 나뉘는데, 이 중 Hyndman et al.(2002)의 ETS 지수평활법 모형은 선형적 추세만 분석하는 다른 지수평활법들과 달리 비선형적 추세를 고려하기 때문에 현실에 부합한 모형이라고 볼 수 있다.

ETS 지수평활법 모형은 시계열 자료를 세 가지 측면으로 분류하여 분석하는데, 시계열의 장기적인 변화를 의미하는 추세(Trend), 단기적인 규칙성을 나타내는 계절성(Seasonality), 불규칙적이고 예측이 불가능한 오차(Error) 등이다. 또한 위 세 가지 요소를 각각 가법모형(Multiplicative Model)과 승법모형(Additive Model) 등으로 세분화하는데, ETS 지수평활법 모형의 개별성분들의 구체적 형태는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} E &= \{A, M\} \\ T &= \{N, A, M, AD, MD\} \dots\dots\dots (1) \\ S &= \{N, A, M\} \end{aligned}$$

여기서 N은 none(구성성분 없음), A는 Additive(가법), M은 Multiplicative(승법), AD는 Additive Dampened(가법완충), MD는 Multiplicative Dampened(승법완충)을 의미하며, 구성성분 E는 오차, T는 추세, 그리고 S는 계절성을 나타낸다.

따라서 계절성을 가지고 있는 수산물의 특성을 반영하고, 다양한 관점에서의 예측값을 도출하기 위해 본 연구는 ETS 지수평활법 모형을 분석에 이용하였다.

## 3. ARIMA 모형

자기회귀이동평균(Autoregressive Moving Average) 모형은 자기회귀(Autoregressive)와 이동평균(Moving Average)을 결합한 단변량 시계열 모형이다. 시차를 p라고 가정할 때 AR(p)인 자기회귀 모형에서 잔차항  $x_t$ 는 평균이 0이고, 분산이 일정하며, 자기공분산이 0인 백색잡음(White noise)을 나타내야 한다.

$$y_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_{t-i} + x_t \dots\dots\dots (2)$$

잔차항  $x_t$  또한 시차(q)인 이동평균모형으로 나타낼 수 있다.

$$x_t = \sum_{i=0}^q \beta_i \epsilon_{t-i} \dots\dots\dots (3)$$

위의 식에서 잔차항은 MA(q) 과정을 따른다고 한다. 두 식을 종합하여 시계열  $y_t$ 가 AR(p)를 따르고 잔차가 MA(q)를 따를 경우 ARMA(p,q) 모형으로 나타낼 수 있고, 아래의 식과 같이 정리할 수 있다(Box and Jenkins, 1976).

$$y_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i} + \sum_{i=0}^q \beta_i \epsilon_{t-i} \dots\dots\dots (4)$$

원자료  $y_t$ 가  $d$ 번의 차분을 한 뒤 잔차가 백색 잡음을 가진다면 ARMA 모형에서 차분한  $d$ 를 추가하여 ARIMA(p,d,q)라고 표기한다. 따라서 ARIMA(p,0,q)는 차분을 하지 않은 ARMA(p,q)와 동일한 모형이라고 할 수 있다.

$$\Delta^d y_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \Delta^d y_{t-i} + \sum_{i=0}^q \beta_i \epsilon_{t-i} + \gamma X \dots \dots (5)$$

단변량 시계열 자료를 ARMA 모형으로 분석할 때는 일반적으로 다음과 같은 절차를 거치게 된다. 첫째, 시계열 그래프를 이용하거나 단위근 검정, 자기상관함수나 편자기상관함수를 이용하여 시계열 자료의 안정성을 확인한다. 둘째, 만약 불안정한 시계열 자료라면 안정적인 자료로 변환하는데, 일반적으로 차분을 하거나 로그를 취한 후 차분을 하는 방식이 있다. 셋째, 예비모형을 선정한다. 이를 위해 자기상관함수나 편자기상관함수를 이용하여 AR(p), MA(q)의 차수를 결정하여 가장 적합한 모형을 찾기 위한 ARMA 모형의 후보를 선정한다. 넷째, 선정된 예비모형을 추정하고, 모형 비교 후 최종모형을 선정한다. 추정된 모형의 유의성을 검정하고 잔차를 구한 뒤, 잔차의 자기상관함수나 편자기상관함수를 계산하여 모든 차수에 대한 유의성이 없음을 확인하고, AIC나 SC, HQ와 같은 정보요인이 낮은 모형 또는  $R^2$ 이 높은 모형을 기준으로 검토한다. 다섯째, 선정된 최적모형으로 예측기간을 정하여 점 또는 구간 예측을 수행한다.

마지막으로 모형의 적합도, 잔차항의 백색잡음 여부 등으로 적합한 최적의 모형을 결정하여야 한다. 잔차항에 대한 백색잡음 검정을 위해 Ljung-Box의 Q-통계치를 이용한다. 이때 귀무가설은 ‘자기상관 계수들이 동시에 0과 같은 값을 가진다’로 검정 통계량이 기각역보다 크면 귀무가설을 기각할 수 없으므로 잔차항이 백색잡음을 가지지 못한다. 만약, 이처럼 잔차항이 백색잡음을 가지지 못한다면 처음으로 돌아가 모형을 다

시 설정하고 검정해야 한다. 모형의 적합도, 잔차항의 백색잡음 검토가 완료되면 선택된 모형으로 예측을 실시할 수 있다. 특정한 ARMA 모형이 추정되면 이를 이용하여 두 가지 형태의 예측, 즉 정적 및 동적 예측을 수행한다. 정적 예측에서는 실제로 현재 예측변수의 시차 값을 사용하는 반면, 동적 예측에서는 첫째 기간 예측 후에 앞의 예측값을 다음 변수 예측에 사용하게 된다. 동적 예측은 정적 예측만큼 성과가 좋지는 못하다. 이는 선행 예측값을 나중 예측값에 사용하면 서 만약 선행 예측값들에 오차가 있다면, 오차가 앞으로 전이되기 때문이다.

#### 4. 예측력 평가

본 연구에서는 AMSE(Average Mean Square Error)를 이용하여 ETS 지수평활법 모형에서 모형을 결정하였다. 추정된 모형으로 예측값과 실제값을 비교하는 방법으로 값이 작을수록 모형의 예측력이 높음을 의미한다(Dieblod, 1998).

$$AMSE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (y_t - f_t)^2 \dots \dots \dots (6)$$

이때 T는 예측치의 수,  $y_t$ 는 실제값,  $f_t$ 는 예측값을 의미한다.

다음으로 AIC(Akaike information criterion)를 이용하여 ARIMA 모형에서 차수를 결정하였다(Chris, 2008). 최적모형을 선정하는 기준으로 적합성을 측정하는 방법이며 값이 작을수록 모형의 적합도가 높음을 의미한다(Nahm et al., 2016).

$$AIC = -2\ln(L) + 2k \dots \dots \dots (7)$$

이때  $-2\ln(L)$ 은 모형의 적합도를 의미하고,  $k$ 는 모형의 추정된 파라미터의 개수,  $L$ 은 Likelihood function을 의미한다.

그 후 MAPE(Mean Absolute Percentage)를 통해 분석 결과의 예측력을 평가하였으며, 식은 아래와 같다.

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \dots\dots\dots (8)$$

$A_t$ 는 실제값,  $F_t$ 는 예측값을 의미하며, 0에 가까울수록 예측력이 높다는 것을 의미한다.

공되고, 총생산금액은 1983년부터 2022년, 어선세력은 1980년부터 2021년까지 제공되고 있다. 이처럼 지표 간 자료 길이가 상이하므로 가장 짧은 길이에 맞추어 1983년부터 2021년까지로 통일하였다.

총생산금액은 물가 변동을 제거하기 위해 수산물 생산자물가지수(2015=100)를 이용하여 실질화한 후 분석을 진행하였다. 2017년부터 2021년까지 5개의 자료는 표본 외 예측자료로 활용하여 지표의 예측에 관한 모형 설정에는 총 34개의 자료가 사용되었다. 설정된 모형을 이용하여 2022년부터 2027년까지 6년간의 변화를 예측하였다. 분석자료의 기초통계량을 살펴보면, 연근해어업 생산량을 제외하고 전남의 평균(Avg.)과 최솟값(Min.), 최댓값(Max.)은 경남에 비해 높은 것으로 나타났다(<Table 1> 참조).

### Ⅲ. 연구 결과

#### 1. 자료 분석

본 연구에서는 국내 수산업 기반 예측을 위해 통계청 어업생산동향조사와 등록어선통계에서 공개하고 있는 경남과 전남의 수산물 총생산량·총생산금액, 연근해어업 생산량·생산금액, 천해양식업 생산량·생산금액, 연근해어업의 어선세력 척수·톤수·마력수 지표들을 이용하였다. 분석에 앞서 총생산량은 1970년부터 2022년까지 자료가 제

<Table 1> Basic statistics of analysis data

(Unit: Ton, One thousand won, Vessel, HP)

Variable	Gyeongnam			Jeonnam		
	Avg.	Min.	Max.	Avg.	Min.	Max.
Total Fisheries Production	558,650	414,458	807,974	977,691	513,095	1,992,190
Total Fisheries Production value	1,086,046,675	757,406,550	1,721,981,029	1,556,344,229	919,237,554	2,093,441,180
Inshore and Offshore Fisheries Production	259,655	170,620	403,259	208,775	117,056	383,365
Inshore and Offshore Fisheries Production Value	703,572,164	373,900,611	1,115,711,346	753,324,414	452,837,219	1,054,286,207
Aquaculture Production	295,150	201,034	419,147	763,508	255,677	1,815,497
Aquaculture Production Value	357,262,371	211,747,519	600,758,748	719,664,236	268,050,550	1,260,469,316
Vessel	18,849	13,564	24,497	33,957	26,709	45,695
Ton	84,999	64,018	111,621	106,262	90,313	124,024
Hp	2,297	392	4,260	3,298	457	6,258

Source: KOSIS(<https://kosis.kr/index/index.do>).

## 2. 단위근 검정

분석에 사용된 시계열 자료에 대해 단위근 검정으로 ADF, PP 검정을 실시하였다. ADF 검정은 오차항의 자기상관 문제를 해결하였으며, PP 검정은 오차항의 이분산과 자기상관 문제를 해결한 단위근 검정방법이다(Dickey and Fuller, 1979; Phillips and Perron, 1988). 단위근 검정을 실시한 결과, 경상남도와 전라남도의 모든 변수는 <Table 2>와 같이 5% 유의수준 아래에서 ‘단위근이 존재한다’라는 귀무가설을 기각하지 못하여 단위근이 존재하는 비안정적인 시계열 자료로 확인되었다(<Table 2> 참조). 따라서 이들 변수를 안정적인 시계열로 만들기 위해 1차 차분하여 단위근 재검정을 시행하였다. 그 결과 모두 안정적인 시계열로 나타나 ARIMA 모형의 분석에는 1차 차분한 변수를 사용하였다.

<Table 2> Results of unit root test

Variable	Gyeongnam		Jeonnam	
	ADF	PP	ADF	PP
Total Fisheries Production	0.24	0.21	0.99	0.99
Total Fisheries Production value	0.33	0.37	0.68	0.62
Inshore and Offshore Fisheries Production	0.76	0.30	0.17	0.44
Inshore and Offshore Fisheries Production Value	0.44	0.56	0.27	0.33
Aquaculture Production	0.52	0.43	0.99	0.99
Aquaculture Production Value	0.12	0.12	0.92	0.92
Vessel	0.86	0.83	0.38	0.52
Ton	0.82	0.85	0.71	0.63
Hp	0.42	0.45	0.88	0.89

Note 1: Null hypothesis( $H_0$ ) of ADF and PP test is that unit root exists.

Note 2: \*  $p < 0.1$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*\*\*  $p < 0.01$ .

## 3. 적정모형 선정

2027년까지 지표의 변화를 예측하기 위해서는 적절한 ETS 지수평활법 모형과 ARIMA 모형의 선정이 필요하다.

ETS 지수평활법 모형은 앞서 언급한 바와 같이 30개의 모형이 가능하며, 표본 외 예측 구간인 2017년부터 2021년까지의 예측력이 AMSE 기준에서 가장 높은 모형을 선정하였다. 또한 ARIMA 모형의 AR(p)와 MA(q)의 시차 선정을 위해 모형의 크기와 설명력을 동시에 고려하는 정보요인 AIC 기준을 사용하였다. 본 연구에서는 자료의 길이가 짧아 AR(p)와 MA(q) 시차를 각각 1로 한정하여 ARIMA(1,1,0), ARIMA(0,1,1), ARIMA(1,1,1) 모형 중 정보요인이 가장 작은 모형을 선정하였다.

<Table 3> Selecting Appropriate Models

Variable	Gyeongnam		Jeonnam	
	ETS	ARIMA	ETS	ARIMA
Total Fisheries Production	A,MD,N	(0,1,1)	A,M,A	(1,1,0)
Total Fisheries Production value	A,MD,A	(1,1,1)	A,MD,M	(1,1,0)
Inshore and Offshore Fisheries Production	A,MD,A	(0,1,1)	A,MD,A	(1,1,1)
Inshore and Offshore Fisheries Production Value	A,MD,N	(1,1,1)	A,MD,M	(0,1,1)
Aquaculture Production	A,MD,N	(0,1,1)	A,M,A	(1,1,0)
Aquaculture Production Value	A,M,A	(1,1,0)	A,MD,N	(0,1,1)
Vessel	A,MD,M	(1,1,0)	A,M,A	(1,1,0)
Ton	A,MD,M	(1,1,1)	A,A,M	(1,1,1)
Hp	A,MD,A	(0,1,1)	A,MD,A	(1,1,1)

Note 1: The ETS model selects the model with the lowest Average MSE out of 30 models.

Note 2: The ARIMA model selects the model with the smallest AIC out of 3 models.

경남과 전남의 ETS 지수평활법 모형은 A,MD, A 모형이 가장 많이 선정되었으며, ARIMA 모형은 모두 균등하게 선택되었다.

#### 4. ETS 모형을 이용한 수산지표 예측 결과

우선, ETS 지수평활법 모형을 이용하여 우리나라 수산업을 대표하는 경남과 전남 지역을 대상으로 2027년까지 9개의 주요 수산지표 변화 예측을 시행하였다. 지역별 수산지표 예측은 <Table 3>에서 제시된 적정모형 선정 결과를 바탕으로 수행되었다.

지역별로 살펴보면 경남 지역에서는 2027년 수산물 총생산량이 573,680톤으로 2021년 556,358톤에 비해 3.11% 증가할 것으로 예측되었다. 총생산금액은 약 899,861백만 원으로 2021년 약 794,991백만 원 대비 13.19% 증가가 전망되었다. 연근해어업의 생산량은 2027년에 201,943톤으로 2021년 192,483톤 대비 4.91% 증가가 예측되며, 생산금액은 약 427,820백만 원으로 2021년 약 373,901백만 원 대비 14.42% 증가할 것으로 예상되었다. 천해양식업 생산량은 2027년 360,432톤으로 2021년 360,113톤 대비 약 0.09%의 미비한 증가가 예측되나, 생산금액은 약 10.65% 감소할 것으로 예측되었다. 2027년 연근해어업의 어선세력의 경우 척수는 13,613척으로 2021년 13,598척 대비 0.11% 증가, 톤수는 66,679톤으로 2021년 67,969톤 대비 1.90% 감소, 마력수는 3,131마력으로 2021년 3,310마력 대비 5.39% 감소할 것으로 예상되었다([Fig. 1] 참조).

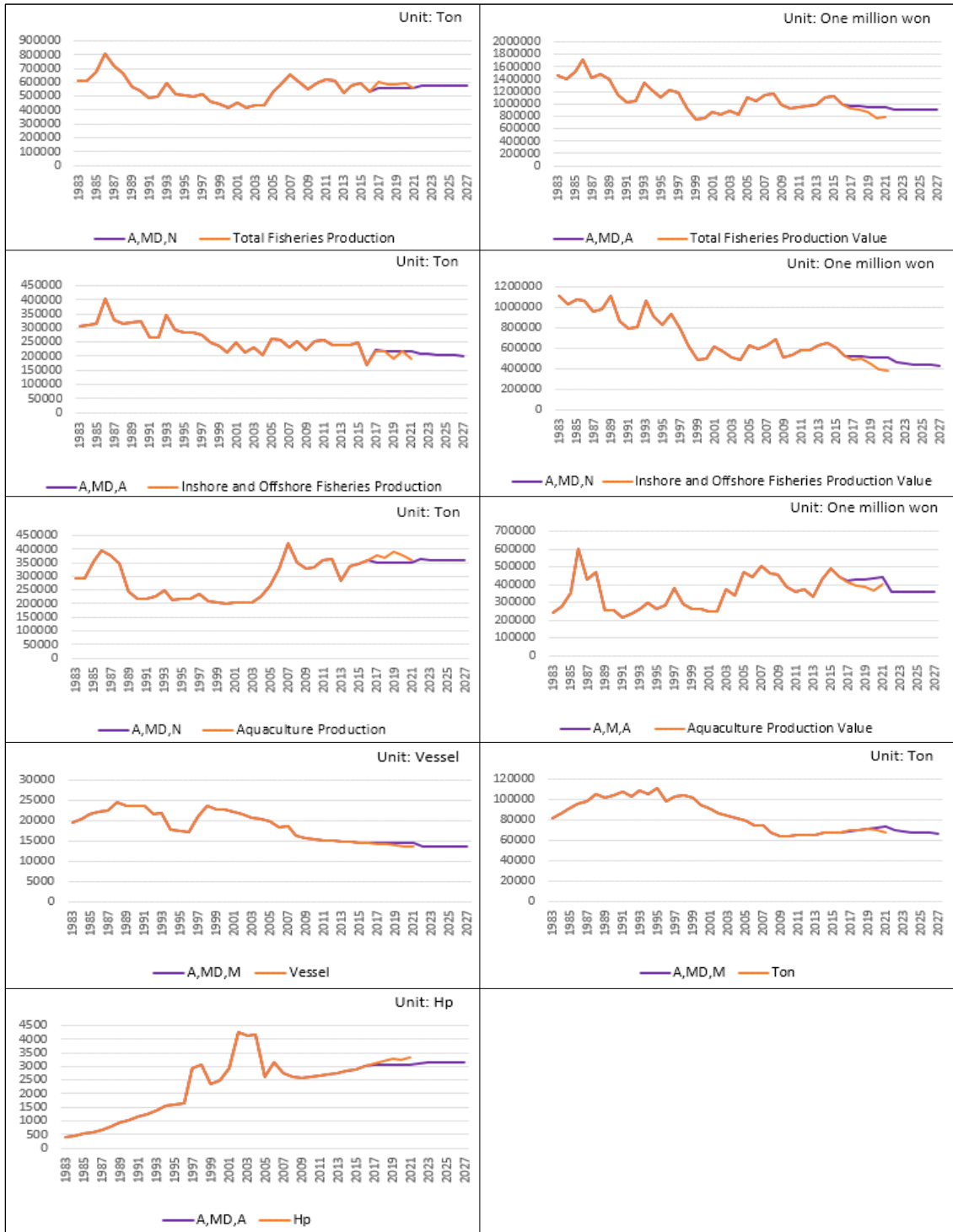
전남 지역에서는 2027년 수산물 총생산량이 2,580,783톤으로 2021년 1,992,190톤 대비 29.55% 대폭 증가할 것으로 보이나, 총생산금액은 약 1,988,899백만 원으로 2021년 약 1,993,668백만 원 대비 0.24% 감소할 것으로 예측되었다. 연근해어업의 생산량은 2027년에 123,438톤으로 2021년 162,911톤 대비 24.16% 감소할 것으로 전망되나, 생산금액은 약 620,166백만 원으로 2021년 약

605,660백만 원 대비 2.40% 증가할 것으로 예측되었다. 천해양식업 생산량은 41.40%의 대폭 증가가 예측되며, 생산금액 또한 5.62% 증가할 것으로 보인다. 2027년 연근해어업의 어선세력의 경우 척수는 25,784척으로 2021년 27,807척 대비 7.28% 감소, 톤수는 126,366톤으로 2021년 124,024톤 대비 1.89% 증가, 마력수는 6,193마력으로 2021년 6,258마력 대비 1.04% 감소할 것으로 예측되었다([Fig. 2] 참조).

#### 5. ARIMA 모형을 이용한 수산지표 예측 결과

다음으로 ARIMA 모형을 이용하여 2027년까지 경남, 전남 두 지역의 9개의 주요 수산지표 변화 예측을 하였다. 예측모형은 <Table 3>에서 제시된 적정모형 선정 결과를 바탕으로 수행하였으며, 분석을 위해 차분한 결괏값을 실질 결괏값으로 변환 후 예측하였다.

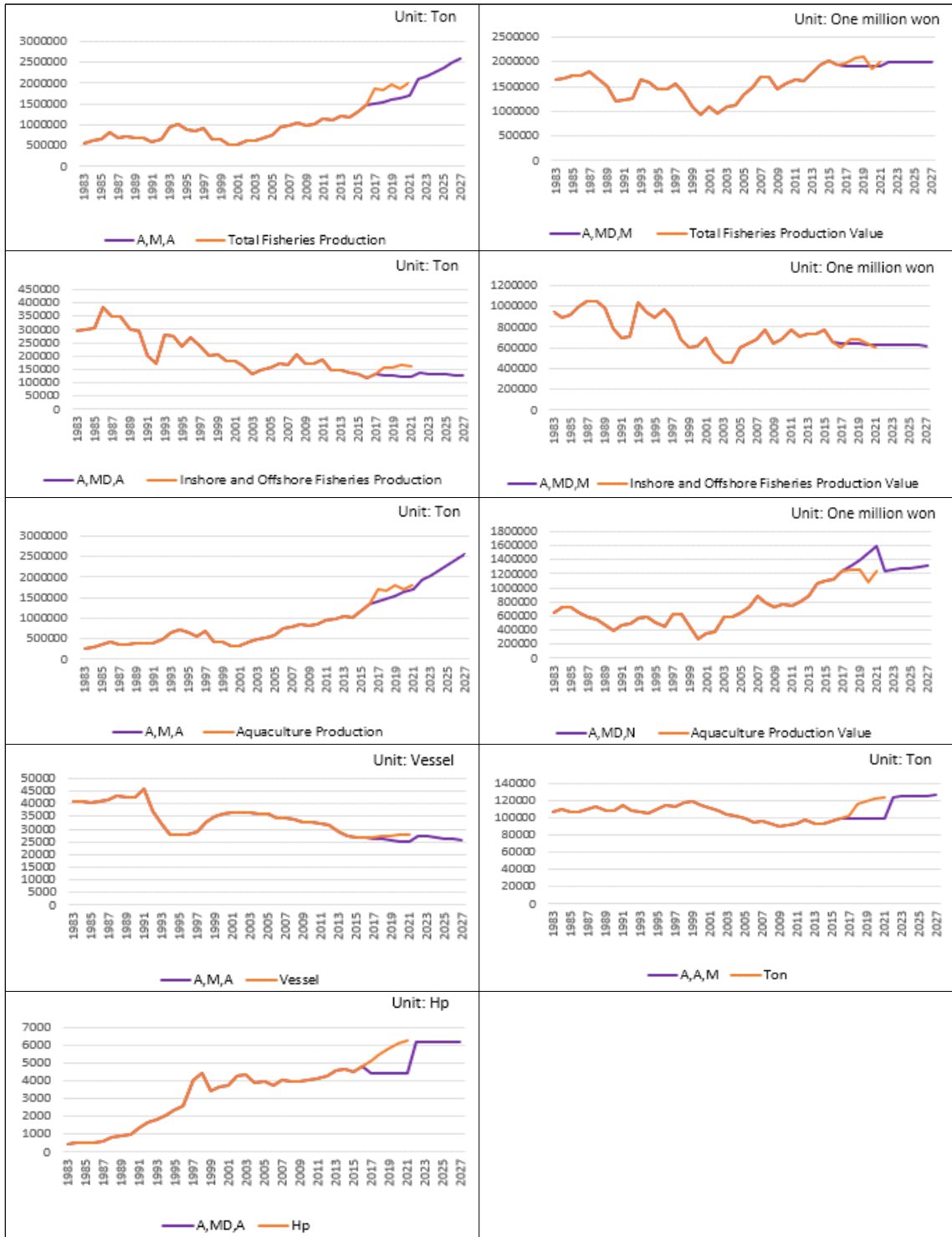
지역별 예측결과를 살펴보면, 먼저 경남 지역에서는 2027년 수산물 총생산량이 541,082톤으로 2021년 556,358톤에 비해 2.75% 감소할 것으로 예측되었다. 총생산금액은 약 716,543백만 원으로 2021년 약 794,991백만 원 대비 9.87% 감소할 것으로 전망되었다. 연근해어업의 생산량은 2027년에 178,115톤으로 2021년 192,483톤 대비 7.46% 감소하며, 생산금액은 약 270,511백만 원으로 2021년 약 373,901백만 원 대비 27.65%로 대폭 줄어들 것으로 보인다. 천해양식업 생산량은 2027년 369,750톤으로 2021년 360,113톤 대비 2.68% 증가가 예측되며, 2027년 생산금액은 약 419,982백만 원으로 2021년 약 403,357백만 원 대비 4.12% 증가할 것으로 예측되었다. 2027년 연근해어업의 어선세력의 경우 척수는 12,724척으로 2021년 13,598척 대비 6.42% 감소, 톤수는 65,433톤으로 2021년 67,969톤 대비 3.73% 감소, 마력수는 3,268마력으로 2021년 3,310마력 대비 1.26% 감소할 것으로 예상되었다([Fig. 3] 참조).



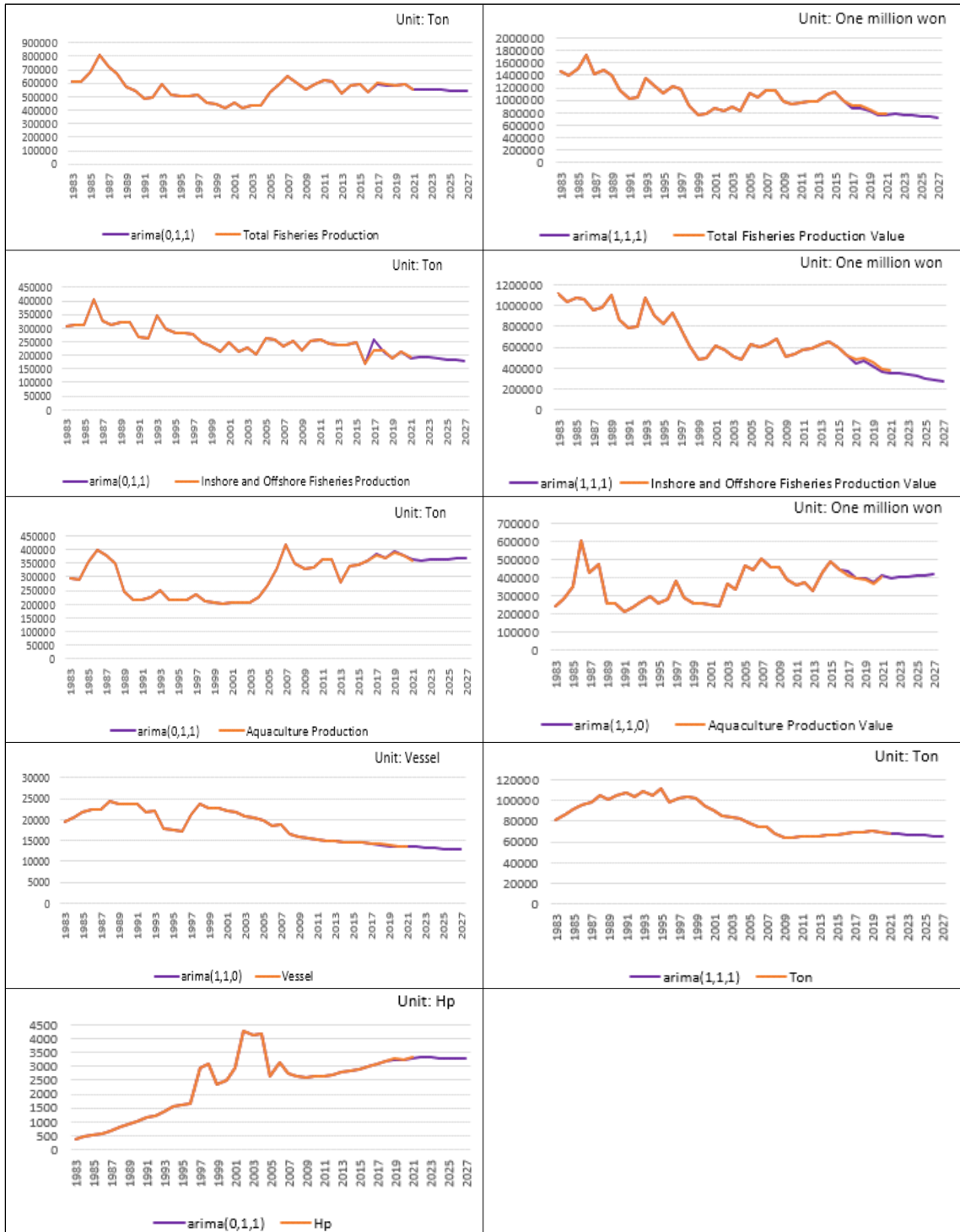
[Fig. 1] Results of Gyeongnam ETS.



경상남도과 전라남도의 수산업 관련 주요 지표에 대한 비교 예측

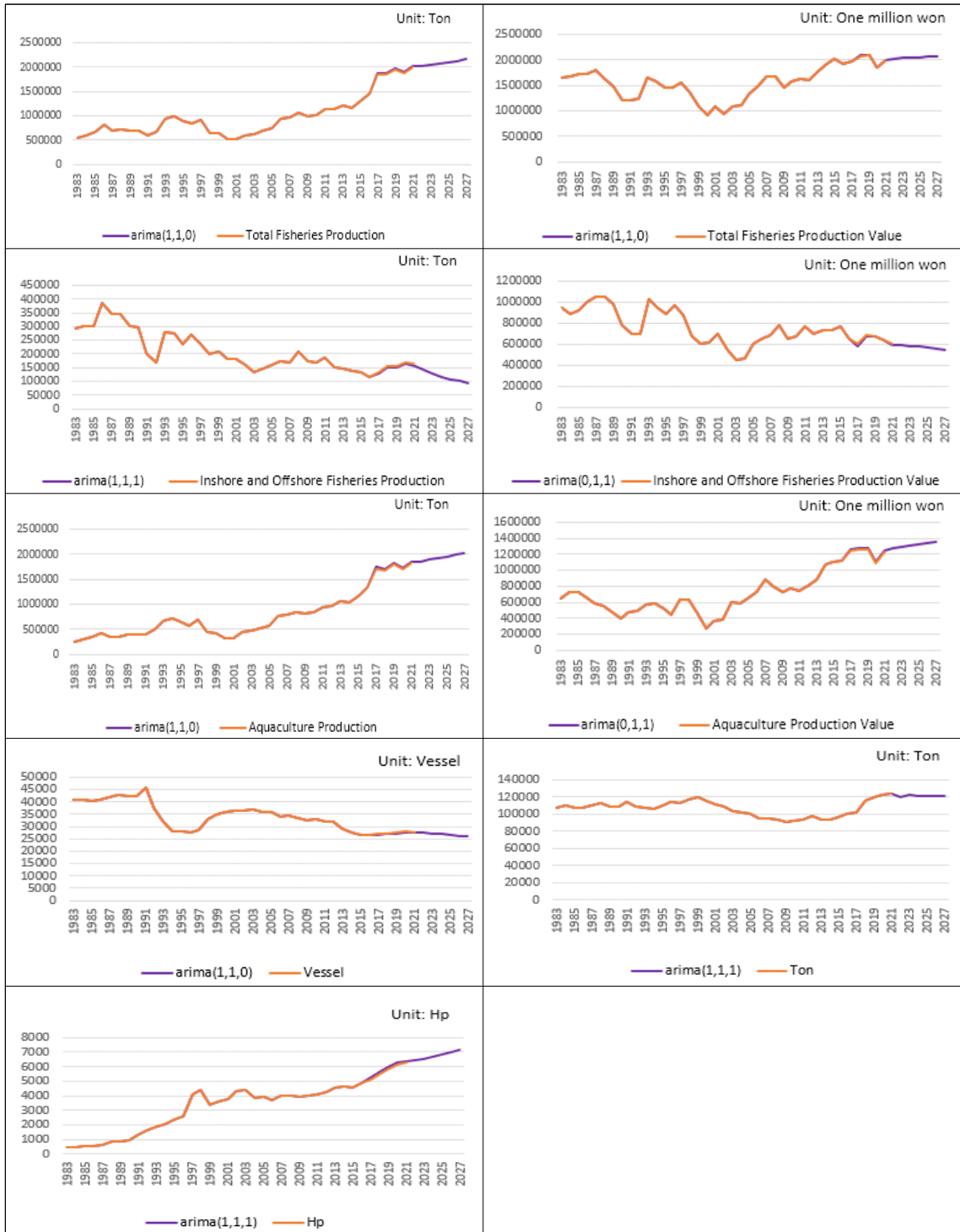


[Fig. 2] Results of Jeonnam ETS.



[Fig. 3] Results of Gyeongnam ARIMA.

경상남도과 전라남도의 수산업 관련 주요 지표에 대한 비교 예측



[Fig. 4] Results of Jeonnam ARIMA.

전남 지역에서는 2027년 수산물 총생산량이 2,160,373톤으로 2021년 1,992,190톤 대비 8.44% 증가, 총생산금액은 약 2,070,372백만 원으로 2021년 약 1,993,669백만 원 대비 3.85% 증가할 것으로 보인다. 연근해어업 생산량은 2027년에 94,709톤으로 2021년 162,911톤 대비 41.87% 대폭 감소하며, 생산금액은 약 546,028백만 원으로 2021년 약 605,660백만 원 대비 9.85% 감소할 것으로 예측되었다. 천해양식업 생산량은 11.13% 증가를 예측하며, 생산금액 또한 9.55% 증가할 것으로 보인다. 전남은 천해양식업이 연근해어업 보다 규모가 크기 때문에 연근해어업의 생산량과 생산금액이 큰 폭으로 감소할 것으로 예측되지만, 천해양식업은 증가할 것으로 예측되어 수산물 총생산량과 총생산금액도 증가하는 것으로 전망된다. 2027년 연근해어업의 어선세력의 경우 척수는 25,885척으로 2021년 27,807척 대비 6.91% 감소, 톤수는 121,023톤으로 2021년 124,024톤 대비 2.42% 감소, 마력수는 7,168마력으로 2021년 6,258마력 대비 14.55% 증가할 것으로 예측되었다([Fig. 4] 참조).

## 6. 예측력 검증

본 연구에서는 MAPE 지표를 사용하여 ETS 지수평활법 모형과 ARIMA 모형의 예측 성능을 비교하였다(<Table 4> 참조).

평균적으로 경남 ARIMA 모형, 전남 ARIMA 모형, 경남 ETS 지수평활법 모형, 전남 ETS 지수평활법 모형 순으로 예측력이 높은 것으로 나타났다. 전남의 MAPE 값이 경남보다 일반적으로 높게 나타났는데, 이는 전남의 데이터가 표본 외 예측 구간에서 더 큰 변화 폭을 보이기 때문으로 해석된다.

세부적으로 살펴보면, 경남의 연근해어업 생산량과 전남의 연근해어업 생산금액을 예측할 때 ETS 지수평활법 모형이 더 정확한 결과를 보였으나, 그 외 다른 모든 변수에 대한 예측은

<Table 4> Results of MAPE (Unit: %)

Variable	Gyeongnam		Jeonnam	
	ETS	ARIMA	ETS	ARIMA
Total Fisheries Production	4.06	1.95	15.98	2.64
Total Fisheries Production value	11.97	5.93	4.23	3.69
Inshore and Offshore Fisheries Production	5.22	9.97	19.09	6.04
Inshore and Offshore Fisheries Production Value	16.63	9.23	1.03	5.61
Aquaculture Production	6.16	2.57	10.79	2.74
Aquaculture Production Value	9.22	4.18	15.87	5.02
Vessel	4.41	2.04	6.50	1.51
Ton	2.25	1.29	14.40	5.37
Hp	4.44	1.71	23.07	6.61
Avg.	7.15	4.32	12.33	4.36

ARIMA 모형이 더 우수함을 확인할 수 있었다.

가장 예측력이 높은 지표는 ETS 지수평활법 모형을 이용한 전남의 연근해어업 생산금액이며, 다음으로 ARIMA 모형을 이용한 경남의 어선세력 톤수, ARIMA 모형을 이용한 전남의 어선세력 척수인 것으로 분석되었다.

가장 예측력이 낮은 지표는 ETS 지수평활법 모형을 이용한 전남의 어선세력 마력수이며, 다음으로 ETS 지수평활법 모형을 이용한 전남의 연근해어업 생산량, ETS 지수평활법 모형을 이용한 경남의 연근해어업 생산금액인 것으로 분석되었다.

이러한 결과를 통해 ARIMA 모형이 대체로 더 높은 예측 성능을 가지지만, 특정 조건에서는 ETS 모형이 더 적합할 수 있음을 알 수 있었다. 더불어 지역 특성에 따라 예측 성능이 달라질 수 있음을 확인하였다.

#### IV. 결론

본 연구는 우리나라 수산업을 대표하는 경남과 전남 지역의 수산물 총생산량·총생산금액, 연근해 어업 생산량·생산금액, 천해양식업 생산량·생산금액, 연근해어업의 어선세력인 척수·톤수·마력수 자료를 통해 향후 6년간 이들 지역의 수산업 지표에 어떠한 변화가 있을지를 살펴보았다.

본 분석을 위해 ETS 지수평활법 모형과 ARIMA 모형이 사용되었으며, 표본 외 구간의 실제치와 추정치에 기반한 MAPE 지표를 가지고 이들 모형의 예측 성능도 비교하였다.

분석 결과, 경남의 연근해어업 생산량과 전남의 연근해어업 생산금액을 제외하고는 ETS 지수평활법 모형보다 ARIMA 모형의 예측력이 더 우수한 것으로 나타났다.

예측력이 우수한 모형을 기준으로 지역별 예측 결과를 요약하면, 첫째, 경남 지역의 수산물 총생산량과 총생산금액은 향후 6년간 감소할 것으로 예측된 반면, 전남 지역의 수산물 총생산량과 총생산금액은 향후 6년간 증가할 것으로 예측되었다. 둘째, 경남과 전남 지역 모두 천해양식 생산량과 생산금액은 향후 6년간 증가할 것으로 예측되었으나, 전남 지역의 증가 폭이 경남 지역보다 상대적으로 높았다. 셋째, 전남과 경남 지역의 어선세력인 척수와 톤수는 모두 감소할 것으로 예측되었으나, 마력수의 경우 전남 지역은 오히려 증가할 것으로 예측되었다.

종합하면, 우리나라 수산업을 대표하는 경남과 전남 지역의 향후 6년간의 주요 수산업 지표를 살펴볼 때, 경남 지역이 전남 지역에 비해 생산량과 생산금액, 그리고 마력 기반 어업세력 등에 있어 상대적으로 더 크게 위축될 것으로 예측되었다.

다만, 연근해어업의 생산량과 생산금액에 있어 경남의 생산량은 ETS 지수평활법 모형이, 전남의 생산금액은 ARIMA 모형의 예측력이 높아 생산

량과 생산금액에 대한 상호 비교의 어려움이 있었다.

본 연구는 우리나라 수산업을 대표하는 경남과 전남 지역의 향후 6년간의 수산업 주요 지표의 변화를 확인해 보았다는 점에서 의미가 있다. 특히, 전남 지역에 비해 경남 지역의 수산업이 향후 더 위축될 수 있다는 점에서 경남 지역의 수산업 활성화를 위한 다각적 노력이 필요할 것으로 보인다. 특히, 경남 지역의 총생산량과 총생산금액이 감소하고, 어선세력도 함께 위축되고 있는 만큼, 경남 지역 수산업 기반 유지를 위한 정책적 노력과 함께 관련 산업의 지속성 강화에 더 많은 관심을 가져야 할 것으로 보인다.

다만, 본 연구의 예측치는 향후 기후변화, 자연재해 또는 정책적 변화 등 수산업 대내외 여건 변화에 따라 실제 결괏값과 크게 다를 수 있다. 또한 분석에 이용된 ETS 지수평활법 모형과 ARIMA 모형으로 예측 성능을 제시한 일부 지표에 있어 여전히 예측 성능이 낮은 모형이 있다는 점이다. 이는 모형에 활용된 시계열 자료 수의 한계와 예측력 제고를 위한 더 나은 모형 개발의 한계에 기인한다. 이에 이를 극복하고자 외생변수들을 활용하여 예측 성능을 높일 수 있는 ARIMA-X 모형 등을 추후 고려해 볼 필요가 있다.

#### References

- Bako HY, Rusiman MS, KaneIL and Matias-Peralta HM(2013). Predictive modeling of pelagic fish catch in Malaysia using seasonal ARIMA models. *Agriculture, Forestry and Fisheries*, 2(3), 136~140. <https://doi.org/10.11648/j.aff.20130203.13>
- Box GEP and Jenkins GM(1976). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, Halden-Day, Michigan, U.S.A., 1~575.
- Cho YJ, Cho YH and Kim JO(2006). Time series analysis of general marine fisheries. *Journal of Rural Development*, 29(1), 123~134.

- Chris B(2008). *Introductory Econometrics for Finance*, (2), Cambridge University Press, Cambridge, U.K. 1~674.
- Dickey DA and Fuller WA(1979). Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root. *J Am Stat Assoc*, 74, 427~431.  
<https://doi.org/10.2307/2286348>
- Diebold FX(1998). *Elements of Forecasting*, South Westren College Pub, U.S.A., 1~392.
- Han DJ and Park CH(2018). Comparative Analysis on the Forecasting Power of Squid Retail Price Forecasting Models by Processing Types Considering Seasonality, *JFMSE*, 30(4): 1471~1483.  
<https://doi.org/10.13000/JFMSE.2018.08.30.4.1471>
- Hyndman RJ, Koehler AB, Snyder RD, and Grose S(2002). A state space framework for automatic forecasting using exponential smoothing methods. *International Journal of forecasting*, 18(3), 439~454.  
[https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(01\)00110-8](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(01)00110-8)
- Kim TH and Choi SD(2021). Comparison of Forecast Models for Purple Laver Producer Price, Jeollanam-do - Exponential Smoothing Technique and ARIMA Model, *JFMSE*, 33(4): 831~843.  
<https://doi.org/10.13000/JFMSE.2021.8.33.4.831>
- KOSIS(2023). Retrieved from <https://kosis.kr/index/index.do> on March 5.
- Nahm JW, Lee CS and Heo I(2016). *Econometrics*, (4), Hongmoonsa, K.R., 232~348.
- Nam JO and Nho SG(2012). A Study on Forecast of Oyster Production using Time Series Models. *Ocean and Polar Research*, 34(2), 185~195.  
<http://dx.doi.org/10.4217/OPR.2012.34.2.185>
- Nam JO, Nho SG and Pakr EY(2012). A Study on Forecasting Oyster Price with Time Series Analysis. *Ocean Policy Research*, 27(1), 65~94.  
<https://doi.org/10.35372/kmiopr.2012.27.1.003>
- Nam JO, Baek EY and Nho SG(2014). Forecast for Laver Producer Price Using Time Series Models. *Ocean Policy Research*, 29(2), 271~303.  
<https://doi.org/10.35372/kmiopr.2014.29.2.010>
- Phillips PCB and Perron P(1988). Testing for A Unit Root in Time Series Regression, *Biometrika*, 75(2), 335~346.  
<https://doi.org/10.1093/biomet/75.2.335>

- 
- Received : 11 September, 2023
  - Revised : 25 September, 2023
  - Accepted : 02 October, 2023