

근해어업의 어획노력량에 따른 온실가스 배출량과 어업수입의 동태적 인과관계 분석

전용한 · 조훈석* · 남종오†

한국해양수산개발원(전문연구원) · *국립부경대학교(전임연구원) · *국립부경대학교(교수)

Analysis on Dynamic Causal Relationship between Greenhouse Gas Emissions and Fisheries Revenue based on Fishing Efforts in Offshore Fisheries

Yonghan JEON · Hoon-Seok CHO* · Jong-Oh NAM†

Korea Maritime Institute(senior researcher) · *Pukyong National University(associate researcher) ·

†Pukyong National University(professor)

Abstract

This study examines the dynamic causal relationships among fisheries revenue (FR), greenhouse gas (GHG) emissions, and vessel horsepower (HP) in the South Korean offshore fisheries sector. Utilizing panel vector autoregression (PVAR) analysis on data collected from 16 different fishing gears from 2003 to 2020, this research confirms the absence of panel unit roots and employs a PVAR(1) model, structuring the variables in the sequence of D.lnHP, D.lnGHG, and D.lnFR. The impulse response analysis results from the PVAR(1) model revealed that a 1% increase in HP tends to reduce the growth rate of GHG emissions over four years. To sustain these results, adopting energy-efficient and advanced technology vessels, such as electric-hybrid or LPG-powered, is crucial. Conversely, a 1% increase in GHG emissions slightly raises the growth rate of FR over three years. Improving these analysis results requires augmenting FR by transitioning to a total allowable catch-based policy and restoring fisheries resources.

Key words : Greenhouse gas(GHG), Offshore fisheries, Panel vector autoregression(PVAR) model, Impulse response analysis.

I. 서론

전 지구적으로 기후변화 문제가 갈수록 심각해지면서 ‘지구 온난화(global warming)’를 넘어 ‘지구 열대화 또는 열탕화(global boiling)’라는 용어까지 등장했다(UN, 2023). 이러한 표현의 등장 이전에도 국제사회는 기후변화 문제에 적극적으로 대응하기 위해 2019년 UN 기후정상회의에서 2050년까지 온실가스 배출량과 흡수량이 균형을

이루는 탄소중립(carbon neutral)을 새로운 기후변화 대응체제로 선언하였다(UN, 2019).

우리 정부도 2020년 12월 기후변화에 관한 유엔 기본협약(UNFCCC)에 ‘2050년 장기저탄소 발전전략’을 제출하기에 앞서 ‘2050 탄소중립’ 추진전략’을 발표하였다(ME, 2020). 해양수산부는 2021년 하반기에 온실가스 흡수량이 배출량을 넘어서는 탄소 네거티브(carbon negative)를 목표로 하는 ‘해양수산분야 2050 탄소중립 로드맵’을 마

† Corresponding author: 051-629-5317, namjo1234@pknu.ac.kr

련하였다(MOF, 2021). 이 로드맵에서는 2050년 온실가스 배출 목표를 -324만 톤으로 설정하고, 2018년 기준 수산·어촌부문에서 배출하는 304만 톤의 온실가스를 2050년까지 12만 톤으로 감축할 계획을 수립하였다(MOF, 2021). 동 계획에 따르면, 2018년 기준 수산·어촌부문에서 배출하는 온실가스 가운데 어로어업의 비중은 약 83%로 집계되었다(MOF, 2021). 특히, 근해어업은 2023년 기준 어로어업이 배출하는 온실가스의 상당 부분을 차지하는 것으로 추정되었다(NIFS, 2024).

정부는 2050년까지 수산과 어촌부문의 탄소 네거티브 달성을 위한 수단 중 하나로 어로어업의 온실가스 감축 정책을 제시하였다(MOF, 2021). 만약 온실가스 배출량이 가장 많은 근해어업의 온실가스 배출 저감을 위해 면세유 공급을 축소한다면, 수산자원 감소로 인해 경영이 악화되는 근해어업에 추가적인 규제로 작용하여 산업위축이 가속화될 우려가 있다. 따라서 근해어업의 산업규모 축소를 최소화하면서 온실가스 배출량을 감축하는 것은 시급히 해결해야 할 과제라 할 수 있다. 이를 위해 계량경제학적 분석기법을 활용하여 근해어업의 어획노력량 투입에 따른 온실가스 배출량과 어업수입 사이의 동태적 인과관계를 실증적으로 분석해보는 것은 시의적절이나 정책적으로 의미있는 시도라 판단된다.

수산부문 이외에 다른 분야에서는 연구 방법론적으로 패널 VAR(vector autoregression) 모형과 충격반응분석을 활용한 연구가 진행되어 왔다. Lee et al.(2021)은 우리나라 16개 광역시·도의 에너지 소비량이 증가하면 온실가스 배출량이 증가하며, 신재생에너지 생산량 증가는 지역내총생산을 증가시키는 것으로 분석되었다. Kang and Hwang (2016)은 88개 국가의 연구개발 투자가 증가하면, 일인당 온실가스 배출량 감소에 영향을 미치는 것을 밝혀냄으로써 연구개발 투자의 증가가 온실가스 배출량 감소에 효과적인 정책이 될 수 있음을 보였다. Charfeddine and Kahia(2019)는 중동과 북아프리카 지역 24개 국가의 에너지 소비량이

경제성장과 온실가스 배출량에 통계적으로 유의적인 영향을 미치지 못함을 보였다. 수산부문에서는 Jeon and Park(2022)이 패널회귀분석과 온실가스 탈동조화(decoupling) 지수를 이용하여 근해어업의 온실가스 배출량과 어업수입 간의 관계를 분석하였고, Jeon(2023)은 환경 쿠즈네츠 곡선을 적용하여 근해어업의 어업수입과 온실가스 배출량의 관계를 업종단위에서 살펴보았다. 이 연구들 외에 연안어업으로 연구범위를 확장하여 보아도 두 변수 사이의 관계를 분석한 연구는 제한적인 편이다. 또한, 근해어업의 온실가스 배출량과 어업수입 및 어획노력량 사이의 관계를 분석한 연구들은 분석기간 내에서 변수 간 영향을 살펴보는 정태적 모형이므로 향후 변화를 예상하지 못한 한계가 존재한다.

본 연구는 근해어업을 대상으로 한 선행연구의 한계를 극복하기 위해 패널 VAR 모형을 이용하여 근해어업의 온실가스 배출량과 어업수입 및 어획노력량 사이의 동태적인 인과관계를 분석하였다. 특히, 패널 VAR 모형에 기반한 충격반응분석을 이용하여 근해어업의 온실가스 배출량과 어업수입 및 어획노력량 사이의 향후 변화까지 추정해 보았다는 점에서 뚜렷한 연구의 차별성이 존재하는 것으로 판단된다. 또한, 몇몇 선행연구에서는 에너지 사용량까지 패널 VAR 모형에 포함하였으나 본 연구에서는 어업용 면세유 사용량으로 온실가스 배출량을 추정하였기 때문에 모형에 포함할 수 없었다. 이에 면세유 사용량과 상관관계(0.7332)가 높은 어획노력량인 어선 마력을 분석 모형에 포함하였다.

본 연구는 II장에서 패널 VAR 모형과 충격반응분석 이론을 설명하고, III장에서는 패널 VAR 모형 구축 결과와 충격반응분석 결과를 살펴보았다. 결론인 IV장에서는 분석결과를 요약 및 정리하고, 정책적 시사점과 연구 의의 및 한계점, 향후 연구과제를 언급하면서 글을 맺는다.

II. 연구 방법

1. 온실가스 배출량 추정

근해어업의 특성을 반영한 배출계수는 여전히 개발되지 못한 것으로 파악된다. 이에 따라 본 연구에서는 어업용 면세유 공급량과 국가고유 배출계수로 이산화탄소(CO_2) 배출량을 계산하는 Tier2 산정방법과 IPCC 기본 배출계수를 활용하여 메탄(CH_4)과 아산화질소(N_2O) 배출량을 계산하는 Tier1 산정방법을 활용하였다(Jeon, 2023).

다음의 식 (1)은 근해어업의 업종별·연도별·유종별 CO_2 배출량 추정식이다(EG-TIPS, 2024; GIR, 2024).

$$CO_{2i,t,k} = FS_{i,t,k} \times NCV_k \times CEF_k \times OF_k \times 10^{-6} \times (44/12) \quad (1)$$

여기서, FS 는 어업용 면세유 공급량, NCV 는 순발열량, CEF 는 탄소배출계수, OF 는 산화율을 의미한다. i 는 근해어업 16개 업종이며, t 는 연도(2003~2020년), k 는 유종(휘발유, 경유, 중유)을 나타낸다. 10^{-6} 은 탄소배출량을 톤으로 환산하는 상수를 의미하며, $(44/12)$ 를 곱하여 탄소배출량을 CO_2 배출량 단위로 환산한다. 아래의 식 (2)와 (3)은 근해어업의 업종별·연도별·유종별 CH_4 와 N_2O 배출량 산정식이다(GIR, 2024).

$$CH_{4i,t,k} = TOE_{i,t,k} \times 41.868 \times CF_k \times EF_k(CH_4) \times 10^{-3} \quad (2)$$

$$N_2O_{i,t,k} = TOE_{i,t,k} \times 41.868 \times CF_k \times EF_k(N_2O) \times 10^{-3} \quad (3)$$

여기서, TOE 는 어업용 면세유 공급량에 총발열량을 곱한 석유환산톤, CF 는 전환계수, $EF(CH_4)$ 와 $EF(N_2O)$ 는 각각 CH_4 와 N_2O 의 배

출계수이다. 10^{-3} 은 CH_4 와 N_2O 배출량을 톤으로 환산하는 상수이고, 41.868은 TOE를 Joule로 환산하는 계수를 의미한다. 끝으로 CH_4 와 N_2O 배출량은 $CH_4(29.8)$ 와 $N_2O(273)$ 의 지구온난화지수($CO_2 = 1$)를 곱하여 CO_2 단위로 변환 후(IPCC, 2024), 식 (1)~(3)의 결과를 합산한다.

2. 패널 그랜저 인과성 검정

Granger(1969)는 그랜저 인과성 검정을 처음으로 개발하였고, 이후 Sims(1972)는 이 검정을 일반화하였다. 시계열 자료를 기반으로 실시하는 그랜저 인과성 검정은 F-통계량을 이용하여 변수 간의 그랜저 인과관계를 검정하는 것이다(Sims, 1972). 반면 패널 그랜저 인과성 검정은 패널자료가 안정성을 가지고 있다는 전제하에 Wald 통계량을 이용하여 변수 간의 그랜저 인과관계를 검정하는 것이다(Jeon and Nam, 2021). 패널 그랜저 인과성 검정에 활용되는 추정식은 다음의 식 (4)와 같다.

$$x_{i,t} = C + \sum_{j=1}^p \alpha_j x_{i,t-j} + \sum_{j=1}^p \beta_j y_{i,t-j} + \sum_{j=1}^p \gamma_j z_{i,t-j} + \epsilon_{i,t} \quad (4)$$

이때, ‘모든 β_p 의 추정치가 0이다.’라는 귀무가설을 기각한다면, y 는 x 에 그랜저 인과하는 것으로 해석할 수 있다. 더불어 ‘모든 γ_p 의 추정치가 0이다.’라는 귀무가설을 기각한다면, z 는 x 에 그랜저 인과하는 것으로 해석할 수 있다. 식 (4)의 종속변수를 y 또는 z 로 교체한 후, 위의 과정을 거치면 상기 두 변수와 다른 변수 간 패널 그랜저 인과성 검정을 실시할 수 있다.

3. 패널 VAR 모형

패널 VAR 모형은 Holtz-Eakin et al.(1988)가 제안한 분석방법으로, 시계열 자료의 기간이 충분

히 길지 못하여 VAR 모형 추정시 발생하는 자유도 부족 문제를 해결하기 위해 횡단면 자료까지 분석에 활용한 추정방법이다. 패널 VAR 모형은 아래의 식 (5)와 같이 간략히 표현이 가능하다(Abrigo and Love, 2016).

$$Y_{i,t} = Y_{i,t-1}A_1 + Y_{i,t-2}A_2 + \dots + Y_{i,t-p}A_p + u_i + e_{i,t} \quad (5)$$

여기서, i 는 패널개체의 숫자로 16개 근해어업업종을 의미하며, t 는 로그차분한 자료의 분석기간으로 2004년부터 2020년까지 연도, p 는 시차(lag)를 나타낸다. $Y_{i,t}$ 는 종속변수가 3개인 (1×3) 벡터로 로그차분한 어업수입과 온실가스 배출량, 어선 마력이며, A_1 과 A_2, \dots, A_p 는 모두 (3×3) 행렬이다. u_i 는 종속변수별 패널 고정효과(fixed-effects)이고, $e_{i,t}$ 는 오차항을 의미하며, 각각 (1×3) 벡터이다.

식 (5)에서 보듯이 패널 VAR 모형은 시차종속변수가 설명변수로 포함되어 있기에 u_i 와 설명변수는 상관되어 있을 수밖에 없고, 이로 인해 고정효과 모형으로 분석을 실시하게 된다(Min and Choi, 2022). 그러나 평균차분을 통해 고정효과모형으로 분석을 진행한다고 하더라도 시차종속변수가 포함되어 있으므로 불편추정치를 얻을 수 없다는 문제가 발생한다(Min and Choi, 2022). 물론 t 가 커질수록 식 (5)를 고정효과로 추정할 결과의 편이가 0에 가까워지기는 하지만 Judson and Owen(1999)의 시뮬레이션에서는 t 가 30일 때에도 상당한 편이가 발생하였다(Abrigo and Love, 2016). 이러한 경우 도구변수를 이용하여 추정하는 방법을 적용할 수 있으나, 적절한 도구변수를 찾기 어렵다는 단점이 있다(Nickell, 1981).

상기의 문제점을 해결하는 방법으로 일반화적률법(generalized method of moment, GMM)이 이용되며, Anderson and Hsiao(1982)는 일계차분(first difference) 방법을 통해 시차종속변수의 과거값과

차분시차종속변수의 과거값을 도구변수로 사용하여 모형을 추정하였다. 그러나 이 방법은 결측치가 다수 존재하는 불균형 패널모형에서 시차종속변수를 도구변수로 사용하기 어렵고, 패널 VAR 모형의 시차가 하나씩 길어질수록 필요한 t 도 증가하게 된다(Abrigo and Love, 2016).

본 연구에서는 Arellano and Bover(1995)가 제안한 전진직교차이(forward orthogonal deviation)를 통해 모든 관측치에서 선행관측치의 평균을 제하는 방식을 활용하여 식 (5)를 추정하였다(Abrigo and Love, 2016). 이 방법은 패널 VAR 모형의 시차가 하나씩 길어지는 경우에도 필요한 t 의 증가를 최소화할 수 있다(Abrigo and Love, 2016). 또한, 전진직교차이로 변환한 변수와 시차종속변수의 과거값들간 상관되지 않아 도구변수 추정법의 활용이 가능하다(Min and Choi, 2022). 더불어 Hayakawa(2009)는 전진직교차이를 이용한 GMM 추정량이 일반적으로 더 효율적이지 불편추정치를 보였다. 끝으로 본 연구에서 로그차분한 자료의 분석기간(17)을 업종 수(16)로 나눈 값이 2 이하의 상수이기 때문에 전진직교차이를 기반으로 한 GMM 추정량이 더 일치성을 가질 것으로 판단하였다(Alvarez and Arellano, 2003).

4. 충격반응분석

패널 VAR 모형은 동반 행렬(companion matrix) 고유치(eigenvalue)의 절댓값(modulus)이 1보다 작아 단위원 내부에 위치할 때 안정적으로 판단한다(Hamilton, 1994; Abrigo and Love, 2016). 패널 VAR 모형의 안정성(stability)은 동 모형이 발산하지 않고, 무한 차수(infinite order)의 벡터 이동평균(vector moving-average)을 가지기 때문에 충격반응분석(impulse response analysis)이 가능함을 의미한다(Abrigo and Love, 2016). 단순 충격반응분석(ϕ_i)은 무한차수의 벡터 이동평균을 재작성하여 계산이 가능하며, ϕ_i 는 벡터 이동평균의 파라미터(parameter)이다(Abrigo and Love, 2016).

$$\Phi_i = \sum_{j=1}^i \Phi_{i-j} A_j \quad i = 1, 2, \dots \dots \dots (6)$$

여기서, 식 (6)의 단순 충격반응분석은 두 변수 간 충격과 반응을 인과적인 관계로 해석하기가 어려운데, 이는 오차항 $e_{i,t}$ 가 동시적으로 상관(correlated)되어 있어 한 변수에 대한 충격이 다른 변수에 대한 충격을 동반할 가능성이 크기 때문이다(Abrigo and Love, 2016). 이와 같은 문제를 해결하기 위해 식 (5)를 통해 얻을 수 있는 분산-공분산행렬 Σ 가 주대각선 성분 위쪽의 모든 성분이 0인 하삼각 행렬(lower triangular matrix) P 와 전치(transpose) 행렬인 P^T 의 곱과 같다는 Cholesky 분해(decomposition)를 이용한다(Abrigo and Love, 2016). $\Sigma = PP^T$ 를 통해 P 가 도출되면 역행렬 P^{-1} 도 계산이 가능한데, 이를 $e_{i,t}$ 에 곱하여 직교화된(orthogonalized) 오차항 $e_{i,t}P^{-1}$ 을 만들고, P 를 Φ_i 에 곱하여 $e_{i,t}$ 의 동시적 상관 문제를 해결한 직교화된 충격반응분석 $P\Phi_i$ 를 계산할 수 있다(Abrigo and Love, 2016). 단, 직교화된 충격반응분석에 활용되는 Cholesky 분해는 식 (5)의 변수 배치 순서에 따라 그 결과가 달라지게 된다(Sims, 1980). 따라서 패널 그랜저 인과성 검정을 통해 식 (5)의 변수 배치 순서를 결정해야 한다.

III. 연구 결과

1. 분석자료

본 연구의 분석대상은 「수산업법 시행령」에 따라 어선의 톤수가 10톤 이상인 근해어업 21개 업종 중 자료의 활용이 가능한 16개 업종(쌍끌이대형저인망, 외끌이대형저인망, 서남해구쌍끌이중형저인망, 서남해구외끌이중형저인망, 근해안강망, 근해연승, 근해자망, 근해채낚기, 근해통발, 기선권현망, 대형선망, 대형트롤, 동해구외끌이중형저인망, 동해구중형트롤, 소형선망, 잠수기)이다

(KLIC, 2024). 분석자료의 연도는 2003년부터 2020년까지 총 18개 연도이지만, 로그차분을 실시하여 실제 분석에 활용되는 자료의 시계열은 17개 연도이다.

다음으로 본 분석은 통계청 국가통계포털(KOSIS)에서 획득한 16개 근해어업의 2003년부터 2020년까지의 어업수입(FR)에 수산물 생산자물가지수(2020=100)를 적용하여 실질화하였고(KOSIS, 2024a; KOSIS, 2024b), 16개 업종의 어선 마력(HP)으로 표시된 어획노력량 자료 또한 KOSIS에서 추출하였다(KOSIS, 2024c). 온실가스 배출량(GHG) 자료는 수협중앙회의 어업용 면세유 공급량을 활용하여 직접 추정하였다. 이어서 본 연구에 활용되는 변수인 D.lnFR과 D.lnGHG, D.lnHP의 관측치 수(Obs.)와 평균(Avg.), 표준편차(S.D.), 최댓값(Max.), 최솟값(Min.)은 다음의 <Table 1>에 제시하였다.

<Table 1> Descriptive statistics

Statistics	D.lnFR	D.lnGHG	D.lnHP
Obs.	272	272	272
Avg.	0.001	0.007	0.004
S.D.	0.206	0.134	0.183
Max.	0.721	0.763	1.465
Min.	-0.625	-0.515	-1.167

Note: Obs.: Observation; Avg.: Average; S.D.: Standard deviation; Max.: Maximum; Min.: Minimum.

2. 패널단위근 검정 결과

패널 VAR 모형을 이용한 분석에 앞서 D.lnFR과 D.lnGHG, D.lnHP를 대상으로 패널 단위근 검정을 시행하였다. 본 연구에서는 각기 다른 귀무가설과 검정통계량을 이용한 Levin, Lin and Chu(LLC)와 Im, Pesaran and Shin(IPS), Augmented Dickey-Fuller(ADF)-Fisher, Phillips Perron(PP)-Fisher 검정을 실시하였다.

LLC 및 IPS 검정의 귀무가설은 ‘모든 패널이

단위근을 포함하고 있다.’로 동일하나 전자의 대립가설은 ‘모든 패널의 단위근이 존재하지 않는다.’인 반면, 후자는 ‘적어도 일부 패널에 단위근이 존재하지 않는다.’로 차이가 있다(Levin et al., 2002; Im et al., 2003). 또한, LLC 검정은 패널 단위근 검정 모형의 횡단면 계수가 동일한 것으로 가정하나 IPS 검정은 이질적인 것으로 가정한다(Levin et al., 2002; Im et al., 2003). ADF-Fisher 및 PP-Fisher 검정의 귀무가설은 LLC 및 IPS 검정과 같지만 대립가설은 두 검정 모두 ‘적어도 하나의 패널에 단위근이 존재하지 않는다.’로 다소 차이가 있다(StataCorp LLC, 2021). 더불어 ADF-Fisher 검정은 패널 단위근 검정에서 자기상관을 고려하지만 PP-Fisher 검정은 이분산까지 고려하여 더 강건한 검정으로 알려져 있다(StataCorp LLC, 2021).

상기 4가지 패널 단위근 검정을 통해 D.lnFR과 D.lnGHG, D.lnHP가 안정적인 패널자료인지 통계적으로 확인한 결과, 추세의 포함유무에 관계없이 1% 유의수준에서 통계적으로 유의하게 분석되어 패널 단위근이 존재하지 않는 안정적인 자료로 확인되었다(<Table 2>). 따라서 패널 VAR 모형을 추정하는데 이들 변수를 이용해도 무방함을 통계적으로 확인하였다(<Table 2>).

<Table 2> Results of panel unit root test

Test		D.lnFR	D.lnGHG	D.lnHP
IPS	No trend	-6.266***	-6.593***	-12.817***
	Trend	-5.908***	-5.634***	-10.561***
LLC	No trend	-5.949***	-7.021***	-13.631***
	Trend	-5.507***	-6.215***	-11.726***
ADF -Fisher	No trend	11.776***	12.901***	34.486***
	Trend	12.602***	11.165***	28.716***
PP -Fisher	No trend	30.388***	24.578***	49.909***
	Trend	30.591***	22.935***	39.178***

Note: *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1.

3. 패널 VAR 모형 추정 결과

패널 단위근 검정 이후 분석에 활용할 패널 VAR 모형 구축을 위해서는 적정 시차 선정이 선행되어야 한다. Andrews and Lu(2001)는 GMM을 이용하여 모형을 추정하는 경우, 과도식별제약(over-identifying restrictions)이 적절한지 검정하는 Hansen의 J 통계량에 바탕을 둔 모형 및 적률 조건 선정 기준(model and moment selection criteria, MMSC)을 새로운 시차 선정 기준으로 제안하였다. MMSC에 기초한 AIC(Akaike Information Criteria)와 BIC(Bayesian Information Criteria), HQIC(Hannan-Quinn Information Criteria)는 각각 MAIC와 MBIC, MQIC로 나타낸다. Andrews and Lu(2001)는 3가지 정보요인 중에서 MBIC와 MQIC를 시차 선정의 판단기준으로 참고할 것을 권고하였다. 이에 본 연구에서도 상기 기준을 참고하여 MBIC와 MQIC 통계량이 최소값인 1시차를 적정 시차로 선택하고, 1시차를 바탕으로 패널 VAR 모형을 구축하였다.

<Table 3> Results of optimal lag selection

Lag	MAIC	MBIC	MQIC
1	-38.641*	-177.023*	-94.833*
2	-38.470	-149.176	-83.424
3	-26.428	-109.458	-60.144
4	-14.739	-70.092	-37.216
5	-4.486	-32.162	-15.724

Note: Asterisk(*) means the minimum value of each statistics.

패널 VAR 모형 추정을 위한 적정 시차 결정이 완료된 후, D.lnFR과 D.lnGHG, D.lnHP 사이의 패널 그랜저 인과성 검정을 시행해야 한다. 이는 패널 VAR 모형 구축 시 변수의 배치순서에 따라 충격반응분석의 결과가 달라질 수 있기 때문이다. 패널 VAR 모형 추정에 활용되는 적정 시차 선정 결과인 1시차를 토대로 패널 그랜저 인과성 검정을 실시한 결과, 전체 6가지 패널 그랜저 인

과성 검정 가운데 4가지 경우에서 동 검정의 귀무가설을 기각하였다.

우선, ‘D.lnGHG는 D.lnFR에 그랜저 인과하지 않는다.’는 귀무가설을 5% 유의수준 하에서 기각하였고, ‘D.lnFR이 D.lnGHG에 그랜저 인과하지 않는다.’는 귀무가설을 10% 유의수준 아래에서 기각하는 것으로 분석되었다. 또한, ‘D.lnHP는 D.lnGHG에 그랜저 인과하지 않는다.’는 귀무가설과 ‘D.lnFR이 D.lnHP에 그랜저 인과하지 않는다.’는 귀무가설을 각각 10% 유의수준 아래에서 기각하는 것으로 나타났다. 이를 종합하여 본 연구에서는 패널 VAR 모형의 변수 배치순서를 D.lnHP→D.lnGHG→D.lnFR 순으로 결정하였다.

<Table 4> Results of panel Granger causality test

Null hypothesis (H_0)	Lag	Wald $\chi^2_{(1)}$
D.lnGHG \nRightarrow D.lnFR	1	5.019**
D.lnHP \nRightarrow D.lnFR	1	0.351
D.lnFR \nRightarrow D.lnGHG	1	3.119*
D.lnHP \nRightarrow D.lnGHG	1	3.138*
D.lnFR \nRightarrow D.lnHP	1	3.751*
D.lnGHG \nRightarrow D.lnHP	1	0.306

Note: *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1.

앞선 적정 시차 선정 결과와 패널 그랜저 인과성 검정 결과에 기초하여 패널 VAR 모형을 분석한 후, 패널 VAR 모형의 과도식별 제약(over-identifying restrictions)에 관한 검정을 추가적으로 실시해야 한다. Hansen의 J 검정 결과, 검정 통계량($\chi^2_{(36)} = 46.347$)의 유의확률은 0.116으로 나타나 10% 유의수준에서 ‘과도식별 제약이 적절하다’라는 귀무가설을 채택하였다. 이러한 검정 결과는 패널 VAR 모형 추정에 활용된 도구변수(instrumental variable)가 적절히 선택되었음을 의미하기 때문에 충격반응분석을 위한 패널 VAR 모형으로 사용하여도 무리가 없음을 통계적으로 확인하였다(Min and Choi, 2022).

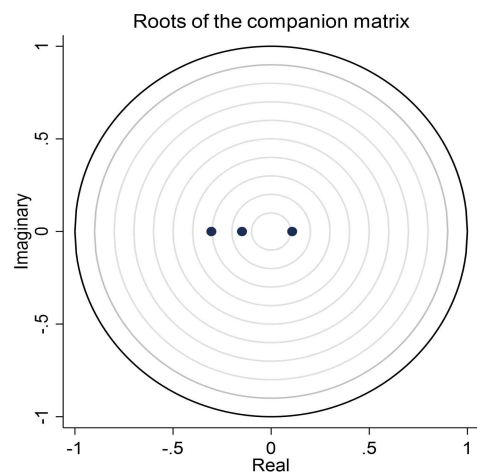
<Table 5> Estimating results of panel VAR model

Dependent Variable	Independent Variable	Coefficient	S.E.
D.lnFR	D.lnFR(-1)	-0.021	0.078
	D.lnGHG(-1)	0.260**	0.116
	D.lnHP(-1)	-0.034	0.057
D.lnGHG	D.lnFR(-1)	0.076*	0.043
	D.lnGHG(-1)	-0.027	0.061
	D.lnHP(-1)	-0.040*	0.022
D.lnHP	D.lnFR(-1)	0.089*	0.046
	D.lnGHG(-1)	-0.031	0.056
	D.lnHP(-1)	-0.299**	0.124

Note 1: S.E.: Standard error.

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

추가적으로 패널 VAR 모형은 동반 행렬 고유치의 절댓값이 1보다 작아서 단위원 내부에 위치할 때, 패널 VAR 모형이 안정적인 것으로 판단할 수 있다(Abrigo and Love, 2016). 본 연구에서도 이러한 기준에 따라 패널 VAR 모형의 안정성을 검정한 결과, 동반 행렬의 고유치 절댓값은 1 미만으로 나타났고, 모두 단위원 내부에 위치하였기 때문에 안정적인 패널 VAR 모형으로 판단하였다(Fig. 1).



[Fig. 1] Results of the stability test for the panel VAR model.

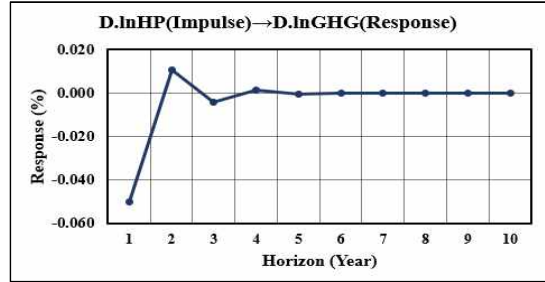
4. 충격반응분석 결과

앞선 패널 VAR 모형 추정 결과를 바탕으로 충격반응분석을 실시하였다. 본 연구에서는 패널 VAR 모형으로부터 오차항의 분산-공분산 행렬을 추출하여 방정식별 오차항의 표준편차를 계산하였다(Lee, 2011). 이후, 개별 오차항에 표준편차 1 단위 상승 충격으로 나타난 반응을, 표준편차의 1% 상승 충격에 따른 반응으로 환산하였다(Lee, 2011) 더불어 금융부문 선행연구에서 로그차분한 변수의 충격반응분석 결과를 해석하는 방법을 준용하여 본 연구에서도 하나의 수준변수에 1% 상승 충격이 발생하였을 때, 다른 수준변수의 % 증감으로 충격반응분석 결과를 해석하였다(Lee, 2011).

먼저 D.lnHP에 충격이 발생하였을 경우 D.lnGHG에 나타나는 변화를 살펴보았다. 근해어업의 어선 마력에 1%의 상승 충격이 발생하면, 1년 후 온실가스 배출량은 약 0.05% 감소하는 것으로 분석되었으며, 2년 후에는 약 0.01% 증가, 3년 후에는 약 0.004% 감소, 4년 후에는 약 0.001% 증가한 것으로 나타났다. 그리고 5년 후부터는 근해어업의 온실가스 배출량 변화율이 0%에 수렴하는 것으로 분석되었다(<Table 6>, [Fig. 2]).

<Table 6> Results of the impulse response analysis (D.lnHP→D.lnGHG)

Horizon (Year)	Response (%)
1	-0.050
2	0.010
3	-0.004
4	0.001
5	0.000
6	0.000
7	0.000
8	0.000
9	0.000
10	0.000



[Fig. 2] Trends in impulse response analysis results(D.lnHP→D.lnGHG).

정부는 우리나라 해역의 수산자원 회복을 위해 1994년부터 근해어업을 대상으로 어선감척사업을 실시해왔다. 그러나 잔존한 어선은 조업경쟁력을 갖추고자 엔진의 마력을 높여 어장과 어항으로 이동하는 시간을 단축해 왔다(Kim et al., 2020). 이처럼 근해어선들의 엔진 고(高)마력화가 진행되어왔음에도 불구하고, 향후 4년 동안 온실가스 배출량은 오히려 감소하거나 마력에 비해 그 증가폭이 크지 않을 것으로 추정되었다. 이는 근해어선의 마력이 높아졌지만 새롭게 교체한 엔진의 연비가 과거에 비해 개선되면서 온실가스 배출량이 감소함에 기인한 것으로 풀이된다.

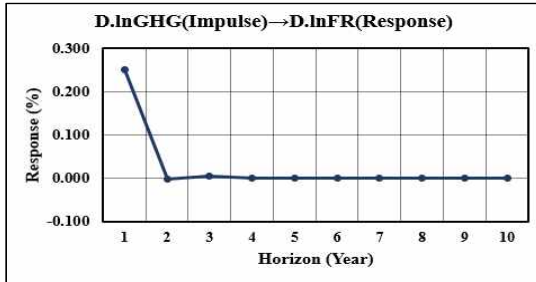
다음으로 D.lnGHG에 충격이 발생하였을 경우 D.lnFR에 나타나는 변화를 추정하였다. 근해어업의 온실가스 배출량에 1%의 상승 충격이 발생하면, 1년 후 어업수입은 약 0.25% 증가하는 것으로 분석되었으나 2년 후에는 약 0.003% 감소, 3년 후에는 약 0.004% 증가하였다. 그리고 4년 후부터는 근해어업의 어업수입 변화율이 0%에 수렴하는 것으로 추정되었다(<Table 7>, [Fig. 3]).

Jeon and Park(2022)은 2015년부터 2020년까지 근해어업의 온실가스 배출량이 전년대비 증가하였으나, 어업수입은 전년대비 감소한 것으로 분석하였다. 본 연구에서 예측한 결과가 상기 선행연구에 비해 다소 긍정적인 결과이기는 하지만 향후 3년까지 근해어업의 온실가스 배출량 증가율보다 어업수입 증가율이 상당히 낮은 것으로 나타났다. 최근 Yoo(2022)는 우리나라의 2020년

수산자원량이 296만 톤이며, 2008년 395만 톤에 비해 수산자원량이 99만 톤이나 감소한 것으로 보고하였다. 이러한 충격반응분석 결과는 우리나라 해역의 수산자원상태 악화가 어업수입 감소에 상당부분 영향을 미쳤기 때문일 수 있다.

<Table 7> Results of the impulse response analysis (D.lnGHG→D.lnFR)

Horizon (Year)	Response (%)
1	0.250
2	-0.003
3	0.004
4	0.000
5	0.000
6	0.000
7	0.000
8	0.000
9	0.000
10	0.000



[Fig. 3] Trends in impulse response analysis results(D.lnGHG→D.lnFR).

IV. 결론

본 연구는 패널 VAR 모형을 이용하여 근해어업의 온실가스 배출량과 어업수입, 어선 마력 사이의 동태적 인과관계를 분석하였다. 이를 위해 동 모형에 기초하여 충격반응분석을 실시함으로써 근해어업의 온실가스 배출량과 어업수입의 향후 변화까지도 추정하였고, 그 결과를 바탕으로 정책적 시사점도 제시해 보았다.

본 연구의 패널 VAR 모형 구축 결과를 요약하면 다음과 같다. 우선, 근해어업의 로그차분한 어선 마력(D.lnHP)과 온실가스 배출량(D.lnGHG), 어업수입(D.lnFR)은 IPS와 LLC, ADF-Fisher, PP-Fisher 검정에서 모두 패널 단위근이 존재하지 않는 안정적인 패널자료로 확인되었다. 다음으로 MAIC와 MBIC, MQIC가 1시차일 경우 각 기준의 통계량이 최소가 되는 것으로 분석되어 패널 VAR 모형의 시차를 1로 선정하였다. 이어서, 패널 그래저 인과성 검정을 통해 D.lnHP→D.lnGHG→D.lnFR 순으로 패널 VAR 모형의 변수를 배치하는 것이 통계적으로 타당함을 확인하였다. 마지막으로, 추정된 패널 VAR 모형의 과도식별 제약 검정과 모형의 안정성 검정을 통해 패널 VAR 모형의 도구변수가 적절하게 선택되었으며, 동 모형은 안정적인 모형으로 확인되었다.

본 연구의 충격반응분석 결과를 토대로 정책적 시사점을 제시하면 다음과 같다. 첫째, 근해어업의 어선 마력에 1% 상승 충격이 발생하였을 때, 온실가스 배출량의 변화율은 향후 4년 동안 대체로 감소하였다. 따라서 이와 같은 결과가 지속될 수 있도록 단기적으로는 에너지 효율이 개선된 어선의 기관을 보급하고, 중장기적으로는 근해어선의 온실가스 배출량을 줄일 수 있는 전기복합어선이나 LPG 어선 등으로 노후화된 어선을 현대화할 필요가 있다. 특히, 어선현대화 사업 참여 어업인의 상환기간 연장이나 이자 부담을 경감하는 정책을 통해 동 사업의 참여도를 제고할 필요가 있다. 둘째, 근해어업의 온실가스 배출량에 1% 상승 충격이 발생하면, 향후 3년 동안 어업수입의 변화율이 대체로 증가하였으나, 그 증가율은 상승 충격에 비해 상대적으로 작았다. 이는 우리나라 수산자원의 감소에 기인한 것으로 보여지며, 이러한 충격반응분석 결과를 개선하기 위해서는 총허용어획량(total allowable catch, TAC) 제도가 중심이 된 정책으로 수산자원관리체계를 시급히 전환해야 한다. 단기적으로는 자원평가모형을 고도화하여 TAC 대상어종의 소진율을 제고

할 필요가 있다. 중장기적으로는 수산자원평가 전문가 확보 및 수산자원조사선 확충을 통해 수산자원의 생태정보 수집 역량을 강화해야 하며, 어획량 통계에 집계되는 모든 상업적 어종을 TAC 대상으로 포함할 수 있는 제도적 기반을 구축해야 한다.

본 연구는 패널 VAR 모형에 바탕을 둔 충격 반응분석을 실시하여 근해어업의 온실가스 배출량과 어업수입, 어선 마력 사이의 동태적인 인과 관계를 분석하였다는 점에서 연구의 의의가 있다. 또한, 본 연구의 결과가 비록 상기 변수들 사이의 단기적인 영향 예측에 머물러 있기는 하지만 정책입안자가 의사결정에 참고할 만한 여러 기초자료 중 하나로 활용할 수 있다는 점은 연구의 의의일 것이다. 끝으로 수산부문에 처음으로 시도된 온실가스 배출량과 어업수입 간 충격 반응분석 외에도 어선 마력과 온실가스 배출량 간 충격반응분석을 시도하였고, 이 결과들을 바탕으로 여러 정책적 시사점을 제시하였다는 점도 연구의 의의라 할 수 있다.

앞서 제시한 연구의 의의에도 불구하고 본 연구는 한계점 또한 존재한다. 우선 연구에 활용할 자료 확보에 한계가 존재하여 2003년부터 2020년까지의 자료로만 근해어업의 온실가스 배출량과 어업수입, 어선 마력 사이의 동태적 인과관계 분석을 시도하였다는 점이다. 또한, 21개로 분류된 근해어업의 모든 업종을 분석에 포함하려 하였으나 자료수집의 한계로 16개 업종만을 분석대상에 포함하는 데 그쳤다는 점이다. 향후 연구에서는 분석기간 전후의 자료를 더 확보하고, 자료 구축의 한계로 누락된 근해어업의 업종을 추가하여 분석한다면 한층 더 진전된 연구가 될 것으로 판단된다.

References

Abrego MR and Love I(2016). Estimation of panel vector autoregression in Stata. *The Stata Journal*,

16(3), 778~804.
<https://doi.org/10.1177/1536867X1601600314>
 Alvarez J and Arellano M(2003). The time series and cross section asymptotics of dynamic panel data estimators. *Econometrica*, 71(4), 1121~1159.
<https://doi.org/10.1111/1468-0262.00441>
 Anderson TW and Hsiao C(1982). Formulation and estimation of dynamic models using panel data. *Journal of econometrics*, 18(1), 47~82.
[https://doi.org/10.1016/0304-4076\(82\)90095-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(82)90095-1)
 Andrews D and Lu B(2001). Consistent Model and Moment Selection Procedures for GMM Estimation with application to dynamic panel data models. *Journal of Econometrics*, 101(1), 123~164.
[https://doi.org/10.1016/S0304-4076\(00\)00077-4](https://doi.org/10.1016/S0304-4076(00)00077-4)
 Arellano M and Bover O(1995). Another look at the instrumental variable estimation of error-components models. *Journal of econometrics*, 68(1), 29~51.
[https://doi.org/10.1016/0304-4076\(94\)01642-D](https://doi.org/10.1016/0304-4076(94)01642-D)
 Charfeddine L and Kahia M(2019). Impact of renewable energy consumption and financial development on CO2 emissions and economic growth in the MENA region: a panel vector autoregressive (PVAR) analysis. *Renewable energy*, 139, 198~213.
<https://doi.org/10.1016/j.renene.2019.01.010>
 EG-TIPS(2024). EG-TIPS Energy Greenhouse Gas Integrated Information Platform. Retrieved from <http://tips.energy.or.kr> on July 7.
 GIR(2024). 2023 National Greenhouse Gas Inventory Report(1990~2021). Ministry of Environment, 1~435.
 Hamilton JD(1994). *Time Series Analysis*. Princeton University Press, 291~350.
 Hayakawa K(2009). First difference or forward orthogonal deviation-which transformation should be used in dynamic panel data models?: A simulation study. *Economics Bulletin*, 29(3), 2008~2017.
 Holtz-Eakin D, Newey W and Rosen HS(1988). Estimating vector autoregressions with panel data. *Econometrica: Journal of the econometric society*, 1371~1395.
<https://doi.org/10.2307/1913103>
 Im KS, Pesaran MH and Shin Y(2003). Testing for unit roots in heterogeneous panels. *Journal of Econometrics*, 115(1), 53~74.

- [https://doi.org/10.1016/S0304-4076\(03\)00092-7](https://doi.org/10.1016/S0304-4076(03)00092-7)
 IPCC(2024). IPCC Sixth Assessment Report. Retrieved from <http://ipcc.ch> on June 17.
- Jeon YH(2023). Analysis on the Decoupling of Greenhouse Gas Emissions in Offshore Fisheries. *Ocean and Policy Research*, 37(2), 181~204.
<https://doi.org/10.35372/kmiopr.2022.37.2.007>
- Jeon YH and Nam JO(2021). A Dynamic Causality Analysis of Oliver Flounder Producer Price by Region using the Panel VAR Model. *J Fish Bus Adm*, 52(1), 47~63.
<https://doi.org/10.12939/FBA.2021.52.1.047>
- Jeon YH and Park YJ(2022). Testing the Environmental Kuznets Curve Hypothesis in Offshore Fisheries. *JFMSE*, 35(3), 430~441.
<https://doi.org/10.13000/JFMSE.2023.6.35.3.430>
- Judson RA and Owen AL(1999). Estimating dynamic panel data models: a guide for macroeconomists. *Economics letters*, 65(1), 9~15.
[https://doi.org/10.1016/S0165-1765\(99\)00130-5](https://doi.org/10.1016/S0165-1765(99)00130-5)
- Kim DH, Jin SH, Lee JH, Hong JB and Song YN(2020). Innovative Measures for Sustainable Offshore and Coastal Fisheries. *PCAFRP*, 1~87.
- Kang HC and Hwang SY(2016). R&D and Environmental Kuznets Curve Hypothesis: CO2 Case. *KEREA*, 25(1), 89~112.
<http://dx.doi.org/10.15266/KEREA.2016.25.1.089>
- KLIC(2024). Enforcement decree of the fisheries act. Retrieved from <https://law.go.kr> on July 6.
- KOSIS(2024a). Fishery production survey. Retrieved from <http://kosis.kr> on July 1.
- KOSIS(2024b). Producer price Index. Retrieved from <http://kosis.kr> on July 1.
- KOSIS(2024c). Registered fishing vessel statistics. Retrieved from <http://kosis.kr> on July 1.
- Lee JS, Lee KD and Yu BK(2021). Analysis of the Relationships among Energy, Economic Growth and Greenhouse Gas Emissions Using Metropolitan City/Province Level Data. *KEREA*, 30(3), 503~533.
<https://doi.org/10.15266/KEREA.2021.30.3.503>
- Lee KY(2011). The Effects of Oil Price Shocks on the Macroeconomic Variables. *JMF*, 25(4), 59~93.
- Levin A, Lin CF and Chu CSJ(2002). Unit Root Test in Panel Data: Asymptotic and Finite Sample Properties. *Journal of Econometrics*, 108(1), 1~24.
[https://doi.org/10.1016/S0304-4076\(01\)00098-7](https://doi.org/10.1016/S0304-4076(01)00098-7)
- ME(2020). 2050 Carbon Neutral Strategy of the Republic of Korea: Towards a Sustainable and Green Society. Retrieved from <http://me.go.kr> on July 2.
- Min IS and Choi PS(2022). STATA Time Series Data Analysis version16-17, 2nd edition, JIPHIL Media, 265~276.
- MOF(2021). 2050 Carbon Neutral Roadmap for Oceans and Fisheries. Retrieved from <http://mof.go.kr> on July 2.
- NIFS(2024). Annual report for Climate change Trends in Fisheries, 2024. Retrieved from <http://nifs.go.kr> on September 12.
- Nickell(1981). Biases in Dynamic Models with Fixed Effects. *Econometrica*, 49(6), 1417~1426.
<https://doi.org/10.2307/1911408>
- Sims CA(1972). Money, Income, and Causality. *The American Economic Review*, 62(4), 540~552.
<https://www.jstor.org/stable/1806097>
- Sims CA(1980). Macroeconomics and reality. *Econometrica*, 48(1), 1~48.
<https://doi.org/10.2307/1912017>
- StataCorp LLC(2021). Stata Longitudinal-data/Panel data Reference Manual Release 17, Stata Press, 592~622.
- UN(2023). Hottest July ever signals 'era of global boiling has arrived' says UN chief. Retrieved from <https://news.un.org> on July 7.
- UN(2023). UN Climate Action Summit 2019. Retrieved from <https://un.org> on July 7.
- Yoo JB(2022). Legislative impact analysis of the offshore and coastal fishing vessel buy-back project according to the Act on the restructuring of and support for offshore and coastal fisheries. *National Assembly Research Service*, 43~44.

-
- Received : 02 October, 2024
 - Revised : 28 October, 2024
 - Accepted : 01 November, 2024