

한국 연근해 고등어(*Scomber japonicus*) 자원의 시공간과 환경요인을 고려한 CPUE 표준화

김무진 · 윤석진 · 지환성 · 방민경¹ · 김창신² · 강희중*

국립수산과학원 수산자원연구부 연근해자원과, ¹한국해양과학기술원 해양순환기후연구부, ²국립수산과학원 기후환경연구부 기후변화연구과

CPUE Standardization Considering Spatio-temporal and Environmental Variables of Chub Mackerel *Scomber japonicus* in Korean Waters

Moo-Jin Kim, Seokjin Yoon, Hwan-Sung Ji, Minkyong Bang¹, Chang Sin Kim² and Heejoong Kang*

Coastal Water Fisheries Resources Research Division, National Institute of Fisheries Science, Busan 46083, Republic of Korea

¹Ocean Circulation and Climate Research Department, Korea Institute of Ocean Science and Technology, Busan 49111, Republic of Korea

²Ocean Climate & Ecology Research Division, National Institute of Fisheries Science, Busan 46083, Republic of Korea

The chub mackerel *Scomber japonicus* is the most important commercial species caught primarily by large purse seine fisheries. The effective management of chub mackerel resources requires a thorough understanding of the current stock status and the factors driving its fluctuations. The catch per unit effort (CPUE) is a crucial index representing the relative abundance of resources, and CPUE standardization was applied using a generalized linear model and generalized linear mixed model (GLMM). This study adopted various explanatory variables including spatio-temporal factors of *Year*, *Month* and *Area* (spatial clustering), and environmental factors of seawater temperature at a depth 50 m (*T50*) and Tsushima Warm Current transport (*TWC*) and catch ratio of chub mackerel (*Ratio*). The GLMM, which incorporates random effects, was identified as the optimal model. *Ratio* had the most significant effect on the CPUE, and environmental and spatio-temporal factors had significant influences. Although the nominal CPUE showed an increasing trend across different areas, the standardized CPUE either decreased or exhibited a decreasing rate of increase. These findings serve as fundamental data for stock assessment and contribute to the spatiotemporal and environmentally informed management of chub mackerel resources in Korean waters.

Keywords: Chub mackerel, CPUE, Standardization, Spatio-temporal factors, Environmental factors

서론

우리나라 연근해에 서식하는 고등어(*Scomber japonicus*)는 대마계군에 속하며, 남해, 동해남부해역, 제주 주변해역은 그들의 산란장 및 성육장으로 알려져 있다(Lee et al., 2016; Kim et al., 2019). 고등어는 연근해어업 평균 어획 생산량(2009–2023년)에서 멸치에 이어 두 번째로 높은 비중을 차지하며, 주로 대형선망으로 어획이 이루어진다(KOSIS, 2024). 상업적으로 중요한 고등어의 지속가능한 이용과 관리를 위해 금어기(4–6월 중 한달), 포획금지체장(전장 21 cm)과 더불어 총허용어획량

(total allowable catch) 제도가 시행되고 있다(KLIC, 2024). 이러한 수산자원관리 제도를 효과적으로 적용하기 위해서는 현재 자원상태와 변동원인을 정확하게 파악하는 것이 필수적이다.

단위노력당어획량(catch per unit effort, CPUE)은 자원의 상대적 풍부도를 나타내는 중요한 지수로 활용되며(Bishop et al., 2004; Maunder and Punt, 2004), 시험조사와 상업어선을 통해 수집된다. 시험조사로 얻은 자료는 더 높은 신뢰도를 제공하지 만, 연속적으로 수집되는 상업어선의 대규모 자료를 대체하기에는 어려움이 따르므로 주로 상업어선의 자료를 활용하게 된다. CPUE는 다양한 외부 요인(환경요인, 어장 특성, 어구, 조업

*Corresponding author: Tel: +82. 51. 720. 2293 Fax: +82. 51. 720. 2277

E-mail address: kanghj87@korea.kr



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

<https://doi.org/10.5657/KFAS.2024.0589>

Korean J Fish Aquat Sci 57(5), 589-597, October 2024

Received 4 September 2024; Revised 27 September 2024; Accepted 15 October 2024

저자 직위: 김무진(박사후연구원), 윤석진(연구사), 지환성(연구사), 방민경(연수연구원), 김창신(연구사), 강희중(연구사)

시기 등)에 의해 영향을 받으므로, 자료의 효과적 사용을 위해서는 이들 요인을 보정하는 표준화 작업이 필수적이다(Hinton and Maunder, 2004).

해양환경 변화는 어류의 초기생활사 단계에서 높은 사망률을 유발할 수 있으며, 이 시기의 생존율은 다음 세대의 가입량에 중요한 영향을 미칠 수 있다(Sassa and Tsukamoto, 2010). 특히, 수온과 해류와 같은 환경요인은 어류의 산란과 분포에 큰 영향을 미치기 때문에(Kim et al., 2019), 이를 반영한 표준화 과정이 필요하다. 또한, 어종 밀도의 공간적 이질성(spatial heterogeneity)은 해역 간 자원 분포의 불균형을 의미하여, 이를 고려하지 않으면 표준화된 CPUE가 자원의 변동성을 반영하지 못할 수 있다. 따라서 공간적 이질성을 반영하여 해역 간 차이를 고려하는 것은 필수적이다(Bishop et al., 2004; Ducharme-barth et al., 2022). 이러한 해양환경 변화와 어종 밀도의 공간적 이질성은 일반화선형모델(generalized linear model, GLM), 일반화가법모델(generalized additive models, GAM), 일반화선형복합모델(generalized linear mixed model, GLMM) 등 다양한 모델에서 변수로 선정되어 반영되어왔다(Maunder and Punt, 2004).

어류 밀도의 공간적 차이를 파악하고 분석하기 위해 해역을 여러 계층(strata)으로 구분하며, 이렇게 구분된 해역별 계층은 CPUE 표준화 모델에 범주형 변수로 활용된다(Hsu et al., 2022; Shi et al., 2023). 많은 연구에서 해역을 임의적으로 구분하는 임의적 접근법(ad hoc approach)의 편향되는 결과를 보완하기 위해 AIC (akaike information criteria) 또는 BIC (bayesian information criterion)를 기반으로 연구 지역을 자동으로 층화하는 이진 재귀 분할 접근법(binary recursive partitioning approach)이 사용되어 왔다(Ichinokawa and Brodziak, 2010). 그러나 이는 직사각형으로 해역을 구조화하기 때문에 공간적 복잡성을 완벽하게 반영하지 못하는 한계가 있어 공간 군집화 접근법(spatial clustering approach)을 통한 CPUE 자료의 표준화 접근법이 제안되었다(Ono et al., 2015).

우리나라 선행연구는 주로 다랑어류를 대상으로 GLM을 활용하여 CPUE 자료를 표준화하였다(Kwon et al., 2008; Yoo et al., 2010; Lee et al., 2018). 이 연구들은 CPUE 표준화에 영향을 주는 환경 인자 및 어획 비율과 같은 다양한 요인을 고려하였지만, 특정 지역 구분이 없거나 임의로 구분된 소해역을 기준으로 표준화하여 공간적 복잡성을 상세하게 반영하는데 한계가 있었다. 최근 Owiredu et al. (2024)의 연구에서는 대형선망에서 수집된 선박자동식별장치(automatic identification system, AIS)와 어획 자료를 사용하여 고등어 CPUE 자료의 표준화에 GLM과 GAM을 적용하였다. 이 연구는 기존의 어선 CPUE 자료보다 구체적이고 정확한 위치정보를 제공한다. 하지만 분석 기간이 2019년부터 2022년까지로 제한되어 있고, 특정 해역에 국한되어 있어 장기적인 어업 활동의 변화나 공간적 이질성을 반영하는 데 한계가 있다.

본 연구에서는 1994년부터 2021년까지 대형선망으로 조업이

이루어진 해역에서 표본조사로 수집된 고등어의 CPUE 자료를 수집하여, 이를 공간 군집화를 통해 해역별로 계층화하였다. 계층화된 소해역, 환경요인 등 CPUE에 영향을 미치는 변수들을 설명변수로 채택하여 다양한 모델(GLM, GLMM)을 사용하여 CPUE를 표준화하고, 모델들의 성능을 비교 분석함으로써, 우리나라 연근해 고등어 자원에 대한 보다 정확한 CPUE 표준화 결과를 제공하고자 한다.

재료 및 방법

본 연구에서 사용된 고등어 어획 자료는 1994년 1월부터 2021년 12월까지 우리나라 연근해 대형선망에 대하여 표본조사로 수집된 자료이다. 이 표본 자료는 통계청 어획량의 약 93.8%에 해당되는 자료이며, 조업 시기(연도, 월), 조업 위치(위도, 경도), 노력량(양망 수), 어획량(kg)으로 구성된다. 고등어 CPUE 표준화를 위한 목적변수인 CPUE는 어획량에서 양망 수로 나눈 값이며, 설명변수로는 시공간 요인인 연도(Year), 월(Month), 소해역(Area), 환경요인인 수온(T50), 대마난류 수송량(TWC), 그리고 고등어 어획 비율(Ratio)이 선정되었다(Table 1).

시공간 요인 중 소해역에 대한 변수 Area는 특정 어획 장소에서 수집된 CPUE 자료가 어류의 풍도를 왜곡하여 반영할 수 있다(Conn et al., 2017; Hsu et al., 2022). 이에 본 연구에서는 Ono et al. (2015)에 의해 제안된 k-medoids 알고리즘을 활용한 공간 군집화 접근법(spatial clustering approach)을 적용하여 계층화된 해역을 범주형 설명변수로 활용하였다. 이를 위해 고등어 어획 자료의 위도, 경도, 그리고 어획량을 변수로 설정하여 군집화하였으며, 군집의 중심으로 실제 데이터 포인트를 사용하는 k-medoids 알고리즘을 적용하였다. 유클리드(Euclidean) 거리를 사용하여 데이터 포인트 간의 직선 거리를 측정하였고, 군집 내 모든 포인트와의 평균 거리가 최소화된 점을 중심으로 선택하였다. 최적의 군집화 결과를 나타내는 소해역 개수를 결정하기 위해 군집 내 응집력과 군집 간 분리도를 나타내는 실루엣 점수(silhouette score)를 계산하였다(Rousseeuw, 1987). 이를 위해 군집화 개수(k)를 2-5개의 군집으로 나누어 총 4개의 시나리오에 대하여 각각 실루엣 점수를 산출하고, 가장 높은 실루엣 점수를 가지는 군집화 개수를 최종 군집화 결과로 활용하였다. 여기서, 실루엣 점수는 -1에서 1 사이의 값을 가지며, 값이 클수록 군집화가 잘 이루어졌음을 의미한다.

환경요인에 해당하는 수온 및 해류는 어류의 산란 및 분포에 큰 영향을 주므로(Kim et al., 2019), 우리나라 연근해 고등어의 주 어획 수심인 50 m 수온(Lee, 2018)과 대마난류 수송량이 설명변수로 포함하였다. 50 m 수온에 대한 변수 T50은 Hybrid coordinate ocean model (HYCOM)에서 제공하는 global ocean forecasting system (GOFS) 3.1 reanalysis와 analysis를 사용하였으며, 1994-2015년은 reanalysis (HYCOM, 2024a)를, 2016-2021년은 analysis (HYCOM, 2024b)를 사용하였다. 우리나라 고등어의 주요 산란장이자 어획량이 가장 많은 제주

도 주변해역(125.5–127.5°E, 32.5–34.0°N)의 50m 수온을 사용하였으며, 해구와 격자를 일치시키기 위하여 이중선형보간(bi-linear interpolation)을 적용하였고, 월평균을 계산하여 활용하였다. 이후, 계산된 수온 자료는 특정 온도 범위별로 변화를 살펴보기 위해 16°C 미만(*T50_1*), 16°C에서 20°C 미만(*T50_2*), 20°C 이상(*T50_3*)의 세 범주로 나누어 분석에 사용하였다. 대마난류 수송량에 대한 변수 *TWC*는 Shin et al. (2022)의 연구에서 직접 관측한 해류와 조위계(tide gauge) 자료를 기반으로 역학적으로 추정된 자료를 사용하였으며, 2019년 이후 자료는 국립수산물과학원에서 같은 방법으로 산정하여 제공하고 있는 해류 세기 정보를 활용하였다(NIFS, 2024).

고등어 어획 비율에 대한 변수(*Ratio*)는 고등어 목표조업 여부 확인을 위해 설명변수로 선정하였다. 고등어 어획 비율에 대한 변수(*Ratio*)는 고등어 목표조업 여부 확인을 위해 설명변수로 선정하였다. 본 연구 기간 동안의 대형선망으로 어획된 고등어 비율은 전체 대형선망 어획량의 약 65.3% (표준편차 9.2%)를 차지하였다(KOSIS, 2024). 대형선망은 고등어류를 주 어획 대상으로 하지만, 전갱이, 삼치, 방어, 다랑어류 등도 어획 또는 혼

획되고 있다. 대형선망에서의 특정 어종의 어획 비율은 CPUE에 영향을 미칠 수 있으므로(Lee et al., 2018) 통계청에서 제공하는 1994년부터 2021년까지 대형선망의 어종별 어획 자료를 활용하였다(KOSIS, 2024).

본 연구에서는 다양한 모델의 비교분석을 통해 보다 정확한 CPUE 표준화 모델을 선정하기 위해 범주형 및 연속형 예측변수의 선형 조합을 사용하는 GLM과 임의효과(random effect)를 추가하여 GLM을 확장한 것으로 자료의 변동성을 반영하는 GLMM을 사용하였다. 이 모델들의 목적변수로는 고등어 CPUE 자료에 자연로그를 취한 값(*ln CPUE*)을 사용하였다. 설명변수는 연도(*Year*), 월(*Month*), 50 m 수온(*T50*) 및 소해역(*Area*)은 범주형 변수로, *TWC* 및 *Ratio*는 연속형으로 지정하였다(Table 1). GLMM 모델에서는 앞서 언급된 기본 설명변수 5개를 고정효과로 활용하고, *Year-Area* 및 *Month-Area*와의 상호작용을 임의효과로 추가하여 3개의 시나리오로 구성하였다(Table 2). 이는 R statistical platform의 “lme4” function으로 수행하였다.

분석에 앞서 고등어 어획자료의 신뢰성 보장을 위해 자료 전

Table 1. Employed explanatory variables with type and description for CPUE standardization models

Factor	Type	Explanatory variable	Description
Spatio-temporal factors	Categorical	<i>Year</i>	1994–2021
	Categorical	<i>Month</i>	1–12
	Categorical	<i>Area</i>	Classified into three areas
		(<i>Area_1</i>)	Area 1: South-east coast of Korea
(<i>Area_2</i>)		Area 2: South-west coast of Korea	
(<i>Area_3</i>)	Area 3: West coast of Korea		
Environmental factors	Categorical	<i>T50</i>	Classified into three ranges
		(<i>T50_1</i>)	T50<16°C
		(<i>T50_2</i>)	16°C≤T50<20°C
		(<i>T50_3</i>)	T50≥20°C
	Continuous	<i>TWC</i>	1.34–4.04
Catch	Continuous	<i>Ratio</i>	0.08–0.98

Area, The regions (Area 1, Area 2, Area 3) distinguished by spatial clustering using longitude, latitude, and catch data; *T50*, Temperature at a depth 50 m; *TWC*, Tsushima Warm Current; *Ratio*, Catch proportion of chub mackerel *Scomber japonicus* by large purse seine fishery; CPUE, Catch per unit effort.

Table 2. Description of generalized linear model (GLM) and generalized linear mixed model (GLMM) used for the standardization of CPUE for chub mackerel *Scomber japonicus* in Korean waters

Method	Model no.	Model
GLM	Model 1	<i>ln CPUE</i> ~ <i>Year</i> + <i>Month</i> + <i>Area</i> + <i>T50</i> + <i>TWC</i> + <i>Ratio</i>
	Model 2	<i>ln CPUE</i> ~ <i>Year</i> + <i>Month</i> + <i>Area</i> + <i>T50</i> + <i>TWC</i> + <i>Ratio</i> + <i>Year-Area</i>
GLMM	Model 3	<i>ln CPUE</i> ~ <i>Year</i> + <i>Month</i> + <i>Area</i> + <i>T50</i> + <i>TWC</i> + <i>Ratio</i> + <i>Month-Area</i>
	Model 4	<i>ln CPUE</i> ~ <i>Year</i> + <i>Month</i> + <i>Area</i> + <i>T50</i> + <i>TWC</i> + <i>Ratio</i> + <i>Year-Area</i> + <i>Month-Area</i>

The models incorporate various fixed effects including *Year*, *Month*, *Area*, *T50*, *TWC*, and *Ratio*. Interaction terms (bold) for random effect such as *Year-Area* and *Month-Area* were also included in GLMM models. CPUE, Catch per unit effort.

처리를 수행하였다. 표본의 크기가 작을 경우 분석 결과의 신뢰성이 낮아질 수 있으므로(Riley et al., 2019), CPUE 자료의 개수가 30개 미만인 해구에 대한 어획자료는 분석에서 제외하였다. 또한, 상자수염 그림(boxplot)에서 이상치로 판별된 값, CPUE가 0인 값, 그리고 결측치(missing data)가 있는 자료도 제외하였다. 이러한 절차를 통해 최소 표본 크기 기준을 충족한 59개의 해구를 선정하였으며, 총 6,264개의 자료를 분석에 활용하였다. 본 연구에서는 모델의 적합성과 성능을 평가하기 위해 결정계수(R^2), AIC, BIC를 추정하고 비교함으로써, 네 가지 모델 중 가장 적합도가 높은 모델을 선정하고, 그 결과를 고등어의 CPUE 표준화에 적용하였다.

결 과

군집화 및 분석자료 검정

어획량, 위도, 경도 세 가지 변수를 고려하여 공간적 군집화 분석을 통해 해역을 계층화하였다. 가장 높은 실루엣 점수를 가지는 최적의 군집화 결과를 도출하기 위해 2-5개의 군집화 개수(k)에 대하여 각각 군집화 분석을 수행하고 실루엣 점수를 계산하였다. 그 결과 3개의 군집(k=3)에서 가장 높은 점수(0.445)를 받아(Table 3), 최종적으로 3개의 소해역으로 구분된 자료가 본 연구의 공간적 설명변수로 사용되었다(Table 1). Fig. 1과 같이 3개의 소해역 군집 중 Area 1은 남해동부 해역으로 구분되었고, Area 2는 남해서부와 남부 해역, Area 3는 서해 해역으로 구분되는 것으로 분석되었다. 또한 3개 Area 간의 표준화되지 않은 기존 CPUE 평균은 통계적으로 유의한 차이를 보였다(ANOVA, $P < 0.001$).

설명변수들의 다중공산성(multicollinearity)을 평가하기 위해 분산팽창요인(variance inflation factor, VIF)을 분석한 결과, 모든 설명변수의 VIF가 3 미만으로 나타났다(Table 4). 이는 일반적으로 알려진 다중공산성의 판단기준($VIF < 10$) 보다 낮아 설명변수들에 대한 다중공산성이 존재하지 않는 것으로 평가되었다(Hair et al., 1995).

Table 3. Silhouette scores for different numbers of clusters (k) used in the k-medoids clustering of chub mackerel *Scomber japonicus* CPUE data.

The number of cluster (k)	k=2	k=3	k=4	k=5
Silhouette score	0.355	0.445	0.302	0.368

CPUE, Catch per unit effort.

Table 4. VIF for explanatory variables for CPUE standardization models.

	Year	Month	Area	T50	Ratio	TWC
Variance inflation factor	1.131	2.640	1.151	2.497	1.419	1.718

VIF, Variance inflation factor; CPUE, Catch per unit effort.

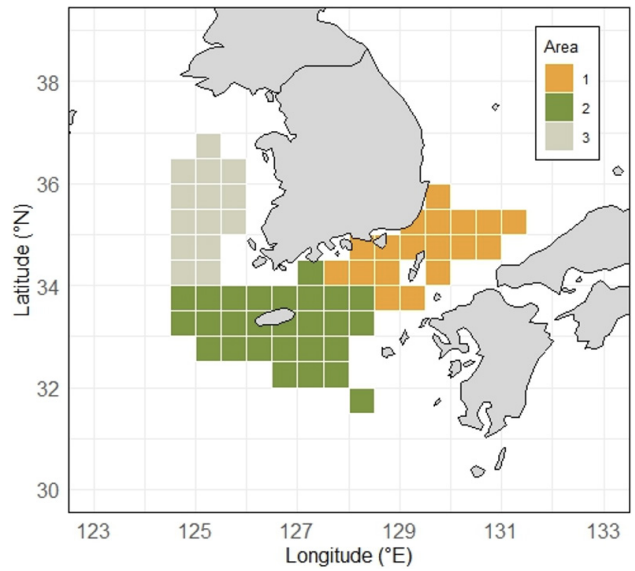


Fig. 1. The resulting area stratification determined by spatial clustering approach by using the chub mackerel *Scomber japonicus* data in Korean waters during 1994–2021.

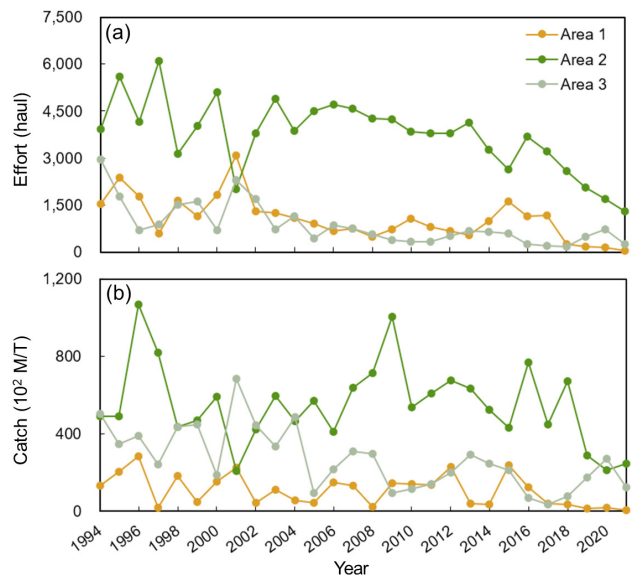


Fig. 2. Annual effort and catch of chub mackerel *Scomber japonicus* by areas defined through spatial clustering analysis in Korean waters. a, Effort; b, Catch.

군집화 분석으로 구분된 소해역별로 대형선망으로 어획된 고등어의 어획노력량 및 어획량을 살펴보았다(Fig. 2). 우리나라 남서쪽에 해당하는 Area 2의 어획노력량은 1997년에 최대치를 기록한 이후, 변동폭은 크지만 10년간 점진적으로 감소하는 추세를 보였다. Area 3와 Area 1에서도 전반적으로 감소하는 경향

을 나타내고 있다. 평균 어획노력량은 Area 2가 Area 1보다 약 3.5배, Area 3보다 약 4.3배 높았다. 어획량을 살펴보면, Area 2는 1996년에 최고치를 기록한 이후 변동폭은 크지만 감소 추세를 보였다. Area 1과 3도 유사한 감소 경향을 나타냈으며, 평균 어획량은 Area 2는 Area 1보다 약 5.1배, Area 3보다 약 2.1배 높았다. 대형선망을 이용한 고등어 어획 노력과 어획량은 Area 별로 차이가 확인되었으며, Area 2는 다른 소해역보다 어업 활동이 집중되고 있음을 보여준다.

CPUE 표준화 모델 비교 및 최적 모델 선정

1994년부터 2021년까지 우리나라 해역에서 수집된 고등어 CPUE 자료를 표준화하기 위해 사용된 네 가지 모델의 피팅(fitting) 결과는 Table 5와 같았다. 연도(Year) 변수에서는 몇몇 특정 연도(예: 1996년, 2009년, 2012년)의 경우 양의 유의미한 계수를 보였으며, 이는 이 시기에 고등어 자원이 기준 연도(1994년)에 비해 CPUE가 상대적으로 증가했음을 나타냈다. 반면 음의 유의미한 계수를 보인 연도(예: 1995년, 2017년, 2019년)들은 해당 연도 동안 CPUE가 기준 연도에 비해 감소한 것으로 분석되었다. 월(Month) 변수는 대부분의 모델에서 중요한 영향을 미쳤다. 특히, 4월, 5월, 6월의 계수는 모든 모델에서 유의미하게 음수로 나타났으며, 이는 이 시기 동안 CPUE가 기준 1월보다 유의미하게 낮은 것을 보여주었다. 소해역(Area) 변수에서는 모든 모델에서 Area 2와 Area 3이 기준 소해역 Area 1에 비해 유의미하게 높은 CPUE를 나타냈다. 이는 고등어 자원의 분포가 해역별로 차이가 있으며, 공간적 이질성이 존재함을 보여주었다.

50m 수온(T50) 변수의 경우, 16°C 이상 수온 범주에 해당하는 T50_2와 T50_3은 기준 수온 범주(T50_1)에 비해 유의미하게 음의 값으로 추정되었으며, 이는 16°C 이상의 수온 조건에서 고등어 자원이 감소하는 경향을 나타냈다. TWC 변수는 모든 모델에서 유의미한 영향을 미치지 않았지만, 이는 연구 기간 동안 대마난류의 변동성이 상대적으로 작았거나 CPUE에 직접적으로 나타나기 어려운 영향을 미쳤을 가능성이 있다. 반면 어획비율(Ratio) 변수는 모든 모델에서 매우 유의미한 양의 영향을 미치는 것으로 분석되었다.

GLMM 모델을 적용한 모델(Model 2, Model 3, Model 4)에 대한 임의효과 분석 결과, Model 4는 Year-Area과 Month-Area의 임의효과를 모두 포함함에 따라 가장 낮은 잔차 분산을 보였지만, Model 3과의 잔차 분산 차이는 0.036에 불과하여 모델 복잡성이 증가해도 통계적으로 큰 개선을 가져오지는 않았다.

모델의 적합성과 성능을 평가하기 위해 R², AIC, BIC를 추정하고 비교분석 하였다. 구체적으로, GLM은 조정된 결정계수(adjusted R²)과 AIC를, GLMM의 경우 임의효과를 반영하므로 조건부 결정계수(conditional R²)과 조건부 AIC(conditional AIC)를 선정하여 살펴보았다(Table 6). R²은 GLMM이 GLM 보다 상대적으로 높은 값을 보였으며, Model 4가 가장 높

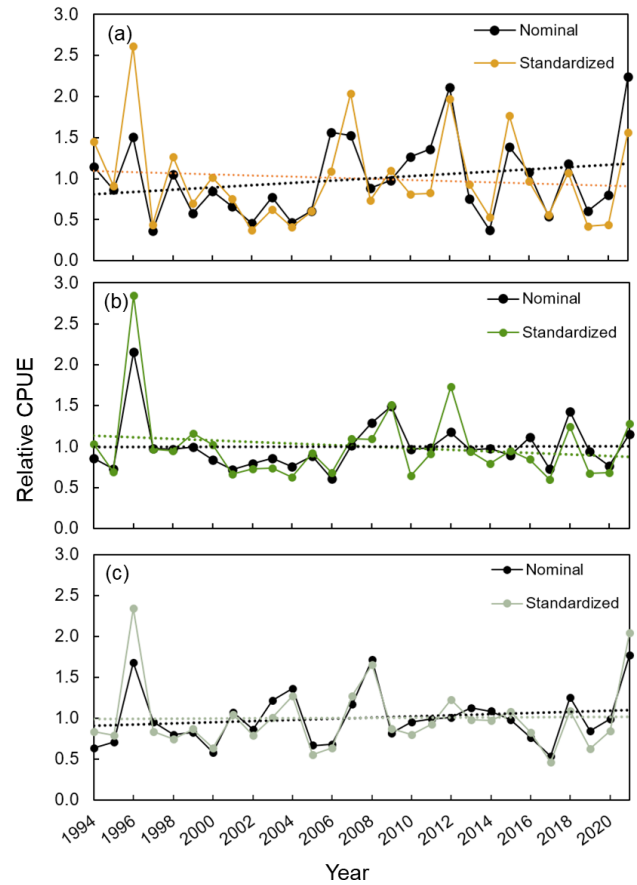


Fig. 3. Relative nominal and standardized CPUE trends by area. a, Area 1; b, Area 2; c, Area 3. Dotted lines representing the trend for each CPUE. CPUE, Catch per unit effort.

았다. AIC와 BIC에서도 GLMM이 GLM 보다 낮은 값을 보였다. 네 가지 모델 중에서 Model 4의 R²이 가장 높은 동시에 AIC와 BIC 값이 가장 낮아 통계적 적합성이 가장 높은 것으로 분석되었다. 하지만 R² 값이 상대적으로 가장 낮은 Model 1을 제외하고 GLMM 모델을 적용한 Model 2, Model 3, Model 4의 적합성은 유의미한 차이가 없었다. 따라서 최적 모델을 선정하기 위해 Model 2, Model 3, Model 4 모델의 회귀계수 추정치(estimate)와 유의수준(P-value)을 검토한 결과, Model 3이 설명변수와 ln CPUE 간의 회귀계수가 통계적으로 유의미한 경우가 가장 많았다(Table 5). 따라서 변수들과의 상호작용과 ln CPUE에 대한 설명변수들의 유의성, 즉 설명가능성을 고려했을 때, Model 3이 CPUE 표준화를 위한 최적의 모델로 선정되었다.

표준화된 CPUE

본 연구에서는 표준화되지 않은 기존 CPUE (nominal CPUE)와 Model 3으로 추정된 표준화된 CPUE (standardized CPUE)를 소해역별(Area 1, Area 2, Area 3)로 비교 분석하였다(Fig.

Table 5. Summary of models for ln CPUE data for chub mackerel *Scomber japonicus* in Korean waters (1994–2021)

Variable	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4			
	Estimate	Estimate	Estimate	Estimate			
(Intercept)	7.358***	7.395***	7.350***	7.429***			
Year_1995	-0.305*	-0.283	-0.322*	-0.317			
Year_1996	0.664***	0.643*	0.666***	0.629*			
Year_1997	-0.137	-0.256	-0.175	-0.324			
Year_1998	0.026	0.014	-0.010	-0.046			
Year_1999	0.101	0.013	0.080	-0.022			
Year_2000	0.004	-0.085	-0.057	-0.177			
Year_2001	-0.244	-0.219	-0.281*	-0.276			
Year_2002	-0.327*	-0.393	-0.368**	-0.470			
Year_2003	-0.303*	-0.291	-0.362**	-0.382			
Year_2004	-0.324*	-0.330	-0.381**	-0.423			
Year_2005	-0.275*	-0.397	-0.305*	-0.448			
Year_2006	-0.277*	-0.292	-0.302*	-0.314			
Year_2007	0.214	0.307	0.163	0.241			
Year_2008	0.164	0.146	0.125	0.092			
Year_2009	0.626***	0.517	0.607***	0.497			
Year_2010	-0.143	-0.133	-0.163	-0.153			
Year_2011	0.086	0.050	0.037	-0.019			
Year_2012	0.507***	0.446	0.462***	0.386			
Year_2013	0.103	0.085	0.029	-0.020			
Year_2014	-0.201	-0.220	-0.238	-0.278			
Year_2015	0.189	0.214	0.141	0.148			
Year_2016	0.024	0.042	-0.026	-0.019			
Year_2017	-0.428**	-0.454	-0.476***	-0.510			
Year_2018	0.366*	0.308	0.326*	0.253			
Year_2019	-0.524***	-0.683*	-0.558***	-0.731*			
Year_2020	-0.261	-0.340	-0.323*	-0.442			
Year_2021	0.483**	0.574	0.417*	0.468			
Month_2	-0.537***	-0.539***	-0.494	-0.507			
Month_3	-0.606***	-0.606***	-0.651	-0.666			
Month_4	-1.190***	-1.185***	-1.127**	-1.117**			
Month_5	-1.177***	-1.184***	-1.217**	-1.220**			
Month_6	-1.023***	-1.028***	-1.046*	-1.057*			
Month_7	-0.657***	-0.643***	-0.861*	-0.844*			
Month_8	-0.318*	-0.319*	-0.429	-0.440			
Month_9	0.085	0.098	-0.084	-0.073			
Month_10	-0.032	-0.016	-0.334	-0.334			
Month_11	0.211	0.218	0.043	0.038			
Month_12	0.296**	0.285**	0.333	0.311			
Area_2	0.725***	0.751***	0.802***	0.827***			
Area_3	1.360***	1.396***	1.472***	1.516***			
T50_2	-0.260**	-0.250**	-0.254**	-0.246**			
T50_3	-0.226*	-0.232*	-0.214	-0.223*			
TWC	0.102	0.095	0.128	0.119			
Ratio	1.474***	1.435***	1.434***	1.383***			
	Variable	Variance	Std.Dev	Variance	Std.Dev	Variance	Std.Dev
Random effects	Year-Area	0.067	0.258			0.074	0.271
	Month-Area			0.136	0.369	0.145	0.380
	Residual	2.044	1.430	2.020	1.421	1.984	1.409

Model 1 represents a generalized linear model (GLM), while Models 2, 3, and 4 are generalized linear mixed models (GLMMs) with different random effects specifications. Significance codes: *** is $P < 0.001$, ** is $P < 0.01$, * is $P < 0.05$, is $P < 0.1$, and no symbol is $P \geq 0.1$.

Table 6. Summary statistics of R^2 , AIC and BIC for comparative analysis of models fitted to chub mackerel *Scomber japonicus* CPUE data in Korean waters

Model no.	R^2	AIC	BIC
Model 1	0.278	22,400	22,710
Model 2	0.303	22,337	22,814
Model 3	0.315	22,244	22,726
Model 4	0.339	22,167	22,684

AIC, Akaike information criteria; BIC, Bayesian information criterion; CPUE, Catch per unit effort.

3). 모든 소해역에서 기존 CPUE와 표준화된 CPUE는 전체적으로 유사한 경향을 보였지만, 선형회귀를 통한 세부적인 추세에서는 일부 차이가 있었다. Area 1에서는 기존 CPUE가 증가하는 경향(기울기 0.0137)을 보인 반면, 표준화된 CPUE는 감소하는 경향(기울기 -0.007)을 나타냈다. 이는 표준화된 CPUE가 시간 경과에 따라 감소 추세를 보임을 의미한다. Area 2에서는 기존 CPUE의 기울기가 0.0004로 평형적인 추세를 보였으나, 표준화된 CPUE의 기울기는 -0.0095로 나타나 상대적으로 시간이 지남에 따라 감소하는 경향을 보였다. Area 3에서는 기존 CPUE와 표준화된 CPUE 모두 증가하는 경향을 보였으나, 기존 CPUE의 기울기(0.0069)가 표준화된 CPUE의 기울기(0.0009)보다 더 큰 것으로 나타났다.

고 찰

본 연구에서는 우리나라 고등어 CPUE 자료를 사용하여 GLM과 GLMM에 대하여 네 가지 시나리오를 각각 적용하여 다양한 설명변수를 통한 표준화를 수행하였다. 이 중에서 GLMM을 활용하여 *Month-Area*와의 상호작용을 임의효과로 고려한 Model 3이 시공간 및 환경 요인에 대한 변수에 있어서 가장 유의미한 결과를 보였다. 특히, 연속형 변수인 *Ratio*와 범주형 변수인 *Area*가 고등어 CPUE에 큰 영향을 미치는 변수로 나타났으며, 그 외에도 범주형 변수인 *T50*도 CPUE에 유의미하게 영향을 미치는 것으로 확인되었다. 이와 같이 시공간 및 환경 요인 등을 종합적으로 고려하여 우리나라 연근해 고등어 CPUE를 표준화한 연구결과는 CPUE 자료에 대한 신뢰도를 향상시키고, 어장환경 변화에 대응한 자원관리전략 수립에 필요한 기초자료로 활용될 수 있다.

Lee et al. (2018)은 GLM을 이용해 태평양참다랑어(Pacific bluefin tuna, *Thunnus orientalis*)의 CPUE를 표준화하였고, 그 결과 참다랑어의 어획 비율이 CPUE에 가장 큰 영향을 미치는 요인으로 나타났다. 이는 본 연구에서 *Ratio*가 CPUE에 큰 영향을 주는 결과와 일치한다. 그러나 Lee et al. (2018)은 환경 요인을 고려하지 않았으며, 임의로 구분된 해역에서 연구를 수행하였다. Owiredu et al. (2024)의 연구에서는 AIS 데이터를 활용

하여 GLM과 GAM을 통해 환경적 변수들이 고등어 CPUE에 미치는 영향을 분석하였고 GLM에서 해수면온도(sea surface temperature)가 고등어 CPUE와 강한 관계를 보였다. 그러나 분석 기간이 2019년부터 2022년으로 변동성을 충분히 파악하는데 한계가 있었다. 반면, 본 연구에서는 공간 군집화 접근법을 적용하여 해역을 계층화하고, 고등어에 영향을 미치는 다양한 환경 요인들을 변수로 고려하였다. 또한, 장기적인 데이터를 바탕으로 GLM, GLMM 등 여러 모델을 활용하여 최적의 CPUE 표준화 결과를 도출함으로써, 기존 선행 연구에서의 한계를 보완하고 보다 신뢰할 수 있는 결과를 제시하였다.

수온, 해류와 같은 해양환경의 변화는 큰 영향을 미치며(Sugimoto and Tameishi, 1992; Sassa and Tsukamoto, 2010; Kim et al., 2019), 이는 어획량 변동과 직결된다. Model 3의 분석 결과에서 50 m 수온이 16°C 미만일 때 고등어의 CPUE가 가장 높은 것으로 나타났는데, 이는 Lee (2018)의 연구에서 15°C 등온선 부근에 어군 밀도가 높게 나타난 결과와 일치한다. 또한, Shin et al. (2018)의 연구에서도 제주도 주변 해역에서 수심 50 m의 수온이 15–16°C일 때 가장 높은 어획량과 CPUE를 보인다고 보고한 바 있어, 본 연구의 결과와 일관성을 보인다.

대마난류 수송량이 증가하면 대형선망의 주 어장인 서해 남부와 제주 주변해역으로 회유하는 고등어 자원량이 증가하는 것으로 알려져 있어(Sugimoto and Tameishi, 1992; MOF, 2022), 고등어 CPUE에 영향을 미칠 것으로 예상하였나, 본 연구에서는 *TWC* 변수가 CPUE에 유의미한 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다. 반면, Tu et al. (2015)은 대마난류가 50 m 수온에 큰 영향을 미쳐 어류 군집에 영향을 줄 수 있음을 시사하였다. VIF 분석 결과, *TWC*와 *T50* 변수 모두 다중공선성 기준치인 10 미만을 나타내어 두 변수 간의 상관성이 낮다는 것이 확인되어, 본 연구에서는 두 변수를 독립적인 설명변수로 사용하여 분석하였다. 향후 연구에서는 대마난류와 수온 간의 잠재적 상관성을 고려하여 보다 정교한 모델을 설계함으로써, 다양한 해양환경 변화가 고등어 CPUE에 미치는 복합적인 영향을 보다 명확하게 규명할 필요가 있다.

본 연구의 표준화된 CPUE는 모든 표준화된 CPUE는 소해역 별로 차이를 보였으며, 감소하는 경향을 보였다. 이는 소해역마다 자원의 상태와 어업 활동의 특성이 다르다는 것을 의미한다. 이러한 결과는 고등어 자원 관리를 위해 소해역별 어업 압력을 재조정하거나, 지역 특성에 맞는 규제를 도입하는 데 중요한 근거자료로 활용될 수 있다.

최근 연구에서는 CPUE 표준화에 선장의 영향을 고려하고 있으며(Hoyle et al., 2016), 특히 대형선망에서는 어군 탐지와 조업 전략 결정이 선장의 기술에 크게 좌우된다. 따라서 선장의 경험과 기술이 CPUE에 미치는 영향을 분석하기 위한 자료 수집과 연구가 필요하다(Lee et al., 2018). 또한, 지난 30년간 대형선망에서는 총 선박수는 감소했지만, 평균 마력은 증가하였다(KOSIS, 2024). 이러한 어선 성능의 향상은 어업 효율성 향상

으로 이어져 CPUE에 영향을 미칠 수 있을 것이다.

어업 기술뿐만 아니라 어업 규제 및 정책변화와 같은 관리 전략도 시공간적으로 CPUE에 중요한 영향을 미칠 수 있다(Cosgrove et al., 2014; Chiarini et al., 2022). 고등어의 지속 가능한 이용과 관리를 위해 산란기인 4-6월 중 한달을 금어기로 지정하여 시행하고 있으며, 어민들이 자체적으로 휴어기도 실시하고 있다. 이로 인해 일부 연도의 월에서 CPUE가 0으로 계산되어 표준화된 CPUE가 실제 자원량 변화를 반영하지 못하는 결과를 초래할 수 있다(Hilborn and Walters, 1992; Hsu et al., 2022). 이러한 영향을 고려하기 위해, 향후 연구에서는 어업 기술 발전, 규제 정책 변경, 조업 방식의 변화 등 다양한 요인을 통합하는 분석이 필요하다.

고등어의 CPUE 표준화를 위해 연구 해역을 3개의 소해역으로 구분하고, 이를 GLMM 모델에 범주형 변수로 포함하여 해역별 고등어 자원의 분포와 밀도 차이를 반영하고자 하였다. 최근에는 CPUE를 표준화하기 위해 시공간 벡터 자기회귀모델(vector autoregressive spatio-temporal, VAST)이 많이 사용되고 있으며(Hsu et al., 2022), 이 모델은 장기적 공간 자기상관과 시간적 자기상관을 모두 적용할 수 있어 더 정밀한 추정치를 제공한다(Shelton et al., 2014; Thorson et al., 2015). 향후 연구에서는 공간적 및 시간적 자료를 보완하여 VAST 모델을 적용함으로써, 더 정확하고 정밀한 CPUE 표준화가 가능할 것이다.

고등어는 회유성 어종으로, 대마계군은 우리나라와 동중국해와 일본 서부 해역까지 널리 분포한다. 따라서 고등어 자원의 정확한 평가를 위해서는 여러 국가에서 수집된 어획 자료를 포함한 CPUE 표준화가 필요하다. 본 연구는 우리나라에서 수집된 자료만을 사용하여 CPUE 표준화를 수행했기 때문에, 주변국 자료를 고려하지 못한 한계가 있다. 향후 연구에서는 주변국의 어획 자료를 포함하여 보다 포괄적인 자원 평가가 이루어져야 하며, 이를 통해 더욱 정확하고 신뢰할 수 있는 자원 관리와 보존 전략이 마련될 것으로 기대된다.

사 사

본 연구는 2024년도 국립수산물과학원 수산과학연구사업(R2024006)으로 수행되었습니다.

References

- Bishop J, Venables WN and Wang YG. 2004. Analysing commercial catch and effort data from a penaeid trawl fishery: A comparison of linear models, mixed models, and generalised estimating equations approaches. *Fish Res* 70, 179-193. <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2004.08.003>.
- Chiarini M, Guicciardi S, Angelini S, Tuck ID, Grilli F, Penna P, Penna P, Domenichetti F, Canduci G, Belardinelli A, Santojanni A, Arneri E, Isajlovic I, Vrgoc N and Martinelli M. 2022. Accounting for environmental and fishery management factors when standardizing CPUE data from a scientific survey: A case study for *Nephrops norvegicus* in the Pomo Pits area (Central Adriatic Sea). *PLoS One* 17, e0270703. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0270703>.
- Conn PB, Thorson JT and Johnson DS. 2017. Confronting preferential sampling when analysing population distributions: Diagnosis and model-based triage. *Methods Ecol Evol* 8, 1535-1546. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.12803>.
- Cosgrove R, Sheridan M, Minto C and Officer R. 2014. Application of finite mixture models to catch rate standardization better represents data distribution and fleet behavior. *Fish Res* 153, 83-88. <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2014.01.005>.
- Ducharme-Barth ND, Grüss A, Vincent MT, Kiyofuji H, Aoki Y, Pilling G, Hampton J and Thorson JT. 2022. Impacts of fisheries-dependent spatial sampling patterns on catch-per-unit-effort standardization: A simulation study and fishery application. *Fish Res* 246, 106169. <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2021.106169>.
- Hair JF, Black WC, Babin RJ and Anderson RE. 2018. *Multivariate Data Analysis*, 8th Edition. Cengage Learning EMEA, Andover, England.
- HYCOM (Hybrid Coordinate Ocean Model). 2024a. GOFS 3.1: 41-layer HYCOM + NCODA Global 1/12° Reanalysis. Retrieved from <https://www.hycom.org/dataserver/gofs-3pt1/reanalysis> on Jul 20, 2024.
- HYCOM (Hybrid Coordinate Ocean Model). 2024b. GOFS 3.1: 41-layer HYCOM + NCODA Global 1/12° Analysis. Retrieved from <https://www.hycom.org/dataserver/gofs-3pt1/analysis> on Jul 20, 2024.
- Hilborn R and Walters CJ. 1992. Choice, dynamics and uncertainty. In: *Quantitative Fisheries Stock Assessment*. Springer New York, NY, U.S.A. <https://doi.org/10.1007/978-1-4615-3598-0>.
- Hinton MG and Maunder MN. 2004. Methods for standardizing CPUE and how to select among them. *Col Vol Sci Pap ICCAT* 56, 169-177. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:11000905>.
- Hoyle SD, Kim DN, Lee SI, Matsumoto T, Satoh K and Yeh YM. 2016. Collaborative study of tropical tuna CPUE from multiple Indian Ocean longline fleets in 2016. In: *IO Tropical Tuna Joint CPUE 2016*. <http://doi.org/10.13140/RG.2.2.22918.16962>.
- Hsu J, Chang YJ and Ducharme-Barth ND. 2022. Evaluation of the influence of spatial treatments on catch-per-unit-effort standardization: A fishery application and simulation study of Pacific saury in the Northwestern Pacific Ocean. *Fish Res* 255, 106440. <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2022.106440>.
- Ichinokawa M and Brodziak J. 2010. Using adaptive area stratification to standardize catch rates with application to North Pacific swordfish (*Xiphias gladius*). *Fish Res* 106, 249-260. <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2010.08.001>.
- Kim SR, Kim JJ, Stockhausen WT, Kim CS, Kang S, Cha HK,

- Ji HS, Jang SH and Baek HJ. 2019. Characteristics of the eggs and larval distribution and transport process in the early life stage of the chub mackerel *Scomber japonicus* near Korean waters. Korean J Fish Aquat Sci 52, 666-684. <https://doi.org/10.5657/KFAS.2019.0666>.
- KOSIS (Korean Statistical Information Service). 2024. Fishery Production Survey. Retrieved from <https://kosis.kr/> on Jun 1, 2024.
- KLIC (Korea Law Information Center). 2024. Enforcement Decree of the Fishery Resources Management Act. Retrieved from <https://www.law.go.kr/LSW/main.html> on Jul 28, 2024.
- Kwon YJ, An DH, Lee JB, Zhang CI and Moon DY. 2008. Standardization of CPUE for bigeye (*Thunnus obesus*) and yellowfin (*Thunnus albacares*) tunas by the Korean longline fishery in the Indian Ocean. J Korean Soc Fish Ocean Technol 44, 194-206. <https://doi.org/10.3796/KSFT.2008.44.3.194>.
- Lee CH. 2018. The characteristics of fluctuation on fishing condition of chub mackerel (*Scomber japonicus*) in 2008-2016. M. S. Thesis, Pukyong National University, Busan, Korea.
- Lee SJ, Kim JB and Han SH. 2016. Distribution of mackerel, *Scomber japonicus* eggs and larvae in the coast of Jeju Island, Korea in spring. J Korean Soc Fish Ocean Technol 52, 121-129. <https://doi.org/10.3796/KSFT.2016.52.2.121>.
- Lee SI, Kim DN, Lee MK, Jo HJ, Ku JE and Kim JJ. 2018. CPUE standardization of Pacific bluefin tuna caught by Korean offshore large purse seine fishery (2003-2016). J Korean Soc Fish Ocean Technol 54, 116-123. <https://doi.org/10.3796/KSFOT.2018.54.2.116>.
- Maunder MN and Punt AE. 2004. Standardizing catch and effort data: A review of recent approaches. Fish Res 70, 141-159. <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2004.08.002>.
- MOF (Ministry of Oceans and Fisheries). 2022. Marine and Fisheries Statistics System - Statistical News: 2021 Fisheries Production in Korea Increased by 1.2% Compared to the Previous Year. Retrieved from <https://www.mof.go.kr/stat-Portal/main/portalMain.do> on Sep 2, 2024.
- NIFS (National Institute of Fisheries Science). 2024. Forecast-news-Korea Strait Transport Volume. Retrieved from <https://www.nifs.go.kr/main.do> on Jun 1, 2024.
- Ono K, Punt AE and Hilborn R. 2015. Think outside the grids: An objective approach to define spatial strata for catch and effort analysis. Fish Res 170, 89-101. <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2015.05.021>.
- Owiredu SA, Onyango SO, Song EA, Kim KI, Kim BY and Lee KH. 2024. Enhancing chub mackerel catch per unit effort (CPUE) standardization through high-resolution analysis of Korean large purse seine catch and effort using AIS data. Sustainability 16, 1307. <https://doi.org/10.3390/su16031307>.
- Riley RD, Snell KI, Ensor J, Burke DL, Harrell Jr FE, Moons KG and Collins GS. 2019. Minimum sample size for developing a multivariable prediction model: Part I-Continuous outcomes. Stat Med 38, 1262-1275. <https://doi.org/10.1002/sim.7993>.
- Rousseeuw PJ. 1987. Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. J Comput Appl Math 20, 53-65. [https://doi.org/10.1016/0377-0427\(87\)90125-7](https://doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7).
- Sassa C and Tsukamoto Y. 2010. Distribution and growth of *Scomber japonicus* and *S. australasicus* larvae in the southern East China Sea in response to oceanographic conditions. Mar Ecol Prog Ser 419, 185-199. <https://doi.org/10.3354/meps08832>.
- Shelton AO, Thorson JT, Ward EJ and Feist BE. 2014. Spatial semiparametric models improve estimates of species abundance and distribution. Can J Fish Aquat Sci 71, 1655-1666. <https://doi.org/10.1139/cjfas-2013-0508>.
- Shi Y, Zhang X, Yang S, Dai Y, Cui X, Wu Y, Zhang S, Fan W, Han H, Zhang H and Tang F. 2023. Construction of CPUE standardization model and its simulation testing for chub mackerel (*Scomber japonicus*) in the Northwest Pacific Ocean. Ecol Indic 155, 111022. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.111022>.
- Shin A, Yoon SC, Lee SI, Park HW and Kim S. 2018. The relationship between fishing characteristics of Pacific bluefin tuna (*Thunnus orientalis*) and ocean conditions around Jeju Island. Fish Aquat Sci 21, 1-12. <https://doi.org/10.1186/s41240-017-0078-4>.
- Shin HR, Lee JH, Kim CH, Yoon JH, Hirose N, Takikawa T and Cho K. 2022. Long-term variation in volume transport of the Tsushima warm current estimated from ADCP current measurement and sea level differences in the Korea/Tsushima Strait. J Mar Syst 232, 103750. <https://doi.org/10.1016/j.jmarsys.2022.103750>.
- Sugimoto T and Tameishi H. 1992. Warm-core rings, streamers and their role on the fishing ground formation around Japan. Deep Sea Res A Oceanogr Res Pap 39, S183-S201. [https://doi.org/10.1016/S0198-0149\(11\)80011-7](https://doi.org/10.1016/S0198-0149(11)80011-7).
- Thorson JT, Shelton AO, Ward EJ and Skaug HJ. 2015. Geostatistical delta-generalized linear mixed models improve precision for estimated abundance indices for West Coast groundfishes. ICES J Mar Sci 72, 1297-1310. <https://doi.org/10.1093/icesjms/fsu243>.
- Tu CY, Tian Y and Hsieh CH. 2015. Effects of climate on temporal variation in the abundance and distribution of the demersal fish assemblage in the Tsushima Warm Current region of the Japan Sea. Fish Oceanogr 24, 177-189. <https://doi.org/10.1111/fog.12101>.
- Yoo JT, Hwang SJ, An DH, Kim JB and Kim ZG. 2010. Standardization of catch per unit effort (CPUE) for bigeye tuna (*Thunnus obesus*) by the Korean longline fishery in the Pacific ocean. Korean J Fish Aquat Sci 43, 740-746. <https://doi.org/10.5657/kfas.2010.43.6.740>.