

# 초단기 파랑예측시스템 구축 및 예측성능 검증 Development and Verification of a Rapid Refresh Wave Forecasting System

노민\* · 라나리\*\* · 오상명\*\*\* · 강기룡\*\*\*\* · 장필훈\*\*\*\*\*  
Min Roh\*, NaRy La\*\*, SangMyeong Oh\*\*\*, KiRyong Kang\*\*\*\* and PilHun Chang\*\*\*\*\*

**요지** : 한반도 대기모델의 해상풍을 입력자료로 사용하는 초단기 파랑예측시스템을 구축하고, 예측성능을 결정하는 중요한 요소인 입력바람장-파랑 상호작용을 고려하여, 수치모델실험을 수행하였다. 예측성능을 검증하기 위해 비태풍시기와 태풍시기에 대한 파랑모델의 예측결과를 기상청 계류부이 관측자료와 비교하였다. 비태풍시기에는 전반적으로 모델의 과소모의 경향이 나타났으며, 입력바람장과 파랑의 상호작용 물리계수를 증가시키면 과소모의하는 예측경향과 평균제곱근오차(RMSE)는 감소하는 것을 확인할 수 있었다. RMSE가 최소가 되는 실험조건을 적용하여 태풍시기를 분석한 결과, 비태풍시기와 비교하여 예측오차가 증가하였다. 이는 파랑모델이 상대적으로 약한 비태풍시기의 바람장 영향을 고려했기 때문으로 보이며, 강한 바람장 형성으로 인한 파랑의 비선형효과와 파랑에너지 소산효과가 충분히 반영되지 않았던 것으로 판단된다.

**핵심용어** : 한반도 대기모델, 초단기 파랑예측시스템, 입력바람장-파랑 상호작용

**Abstract** : A rapid refresh wave forecasting system has been developed using the sea wind on the Korea Local Analysis and Prediction System. We carried out a numerical experiment for wind-wave interaction as an important parameter in determining the forecasting performance. The simulation results based on the seasons of with typhoon and without typhoon has been compared with the observation of the ocean data buoy to verify the forecasting performance. In case of without typhoon, there was an underestimate of overall forecasting tendency, and it confirmed that an increase in the wind-wave interaction parameter leads to a decrease in the underestimate tendency and root mean square error (RMSE). As a result of typhoon season by applying the experiment condition with minimum RMSE on without typhoon, the forecasting error has increased in comparison with the result without typhoon season. It means that the wave model has considered the influence of the wind forcing on a relatively weak period on without typhoon, therefore, it might be that the wave model has not sufficiently reflected the non-linear effect and the wave energy dissipation due to the strong wind forcing.

**Keywords** : Korea Local Analysis and Prediction System, rapid refresh wave forecasting system, wind-wave interaction

## 1. 서론

기상청에서 현업으로 운영되고 있는 전지구, 지역, 국지연안 그리고 지역 확률 파랑예측모델은 시시각각 변화하는 해양기상상황을 예측하고, 위험기상을 대비하여 안전한 해상활동을 지원하는데 크게 기여하고 있다. 하지만 이러한 파랑예측시스템을 갖추고 있음에도 위험기상으로 인한 재난사고 및

해양재난은 매년 발생하고 있고, 다양한 해상활동 등의 증가로 국민의 안전한 해상활동이 위협받고 있는 상황이며, 신속한 대응 및 대책 마련을 위한 파랑 예측 정보 생산에 대한 수요가 증가하고 있다.

현업에서 운영하고 있는 파랑예측모델은 미국 기상청에서 개발한 WAVEWATCH3(WW3)를 기반으로 구축되었으며, WW3는 전 세계적으로 현업 운영 및 파랑 연구에 활용되고

\*국립기상과학원 현업운영개발부 예측모델연구팀 선임연구원(Corresponding author: Min Roh, Senior Researcher, Marine & Asian Dust Modelling Team, Operational Systems Development Department, National Institute of Meteorological Science, 33, Seohobuk-ro, Seogwipo-si, Jeju-do 63568, Korea, Tel: +82-64-780-6587, Fax: +82-64-738-6514, rohmin@korea.kr)

\*\*국립기상과학원 현업운영개발부 예측모델연구팀 연구원(Researcher, Marine & Asian Dust Modelling Team, Operational Systems Development Department, National Institute of Meteorological Science)

\*\*\*국립기상과학원 현업운영개발부 예측모델연구팀 연구사(Research Scientist, Marine & Asian Dust Modelling Team, Operational Systems Development Department, National Institute of Meteorological Science)

\*\*\*\*국립기상과학원 현업운영개발부 예측모델연구팀 연구관(Senior Research Scientist, Marine & Asian Dust Modelling Team, Operational Systems Development Department, National Institute of Meteorological Science)

\*\*\*\*\*국립기상과학원 현업운영개발부 예측모델연구팀 연구관(Senior Research Scientist, Marine & Asian Dust Modelling Team, Operational Systems Development Department, National Institute of Meteorological Science)

있는 대표적인 파랑예측모델 중 하나이다. 특히, WW3는 다양한 물리패키지를 포함하고 있기 때문에 모델의 최적화 과정을 통해 정확도 높은 수치모의가 가능하며, 조석, 해류, 해빙 등의 영향을 고려할 수 있도록 구성되어있다. 반면에 물리패키지와 물리변수 변화에 민감하기 때문에 민감도실험을 통해 적절한 물리패키지와 변수를 결정해야 한다(Tolman and Chalikov, 1996; Arduin and Herbers, 2005; Tolman, 2014). 파랑모델의 물리패키지에 관한 영향 연구로는 파랑과 파랑의 상호작용, 파랑에너지 소산, 연안지형에 의한 쇄파현상 등의 물리현상이 모델 내에서 구현되도록 하는 연구가 있으며(Booij et al., 1999; Babanin and Makin, 2008; Rogers et al., 2012; Rascle and Arduin, 2013), 파랑의 분산효과 및 비선형효과에 관한 연구결과도 보고되어있다(Hasselmann et al., 1985; Janssen, 1991; van Vledder, 2006). 또한, 예측모델의 정확도를 결정하는 중요한 요소인 대기입력장에 대한 정확도를 개선하기 위한 연구도 활발히 진행되고 있다(Donelan et al., 2006; Zieger et al., 2009; Liu et al., 2016). 하지만 대부분의 연구가 전지구 규모에서 나타나는 물리현상에 집중되어 있으며, 빠르게 변화하는 국지영역에 대한 대기상황을 반영한 파랑모델에 대한 연구는 그 수요가 증가하고 있음에도 충분히 이루어지지 않고 있다.

본 연구에서는 한반도 영역에 대한 초단기 대기모델을 사용하여, 빠르게 변화하는 대기상황을 반영한 초단기 파랑예측시스템을 구축하였으며, 예측성능을 검증하기 위해 모델의 물리변수 변화에 대한 영향을 고려하여 수치실험을 수행하였다. 모델예측결과와 관측자료를 비교하여, 입력바람장-파랑 상호작용이 반영된 최적의 실험조건을 확인하였고, 평상시 해양기상 상황뿐만 아니라 대기 상황이 급변하는 태풍시기에 대한 예측성능도 검증하였다.

## 2. 수치모델 및 실험방법

### 2.1 모델 Set-up

WW3를 기반으로 구축된 초단기 파랑예측시스템의 모델영역은 한반도 근해를 포함하고, 입력바람장 예측자료가 있는 위도 32°~44°, 경도 120°~132°로 설정하였으며(Fig. 1), 해양수심격자는 NGDC(National Geophysical Data Center)의 ETOPO1 전 지구 자료가 사용되었으며, 고해상도 해안선 자료는 GSHHS(Global Self-consistent Hierarchical High-resolution Shoreline) 자료를 이용하였다. 파랑모델의 예측성능을 검증하기 위해 기상청에서 운영하는 17개소의 해양기상부이에서 30분 간격으로 관측되는 유의파고를 사용하였다. 유의파고 이외에도 파향, 풍속, 압력 등의 해양기상관측자료를 제공하고 있으며, 실시간으로도 관측자료가 제공되기 때문에 신속하게 해양기상 상황을 파악하고, 대응하는 데 매우 유용하다.

Table 1은 초단기 파랑예측시스템의 개요를 정리한 것이다. 초단기 파랑 예측 정보를 생산하기 위해서는 매우 빠르게 변

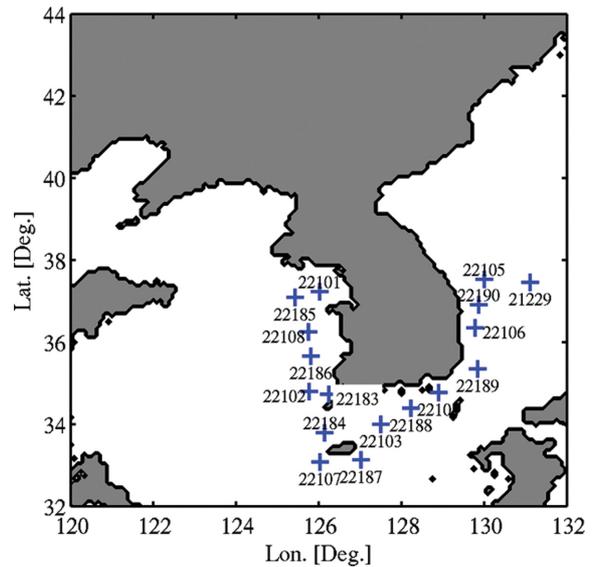


Fig. 1. Numerical model domain and locations of ocean data buoy (+: KMA ocean data buoy).

Table 1. Numerical model description

Model name	WAVEWATCHIII ver. 4.18
Coordinate	Spherical coordinate
Domain	120°E-132°E, 32°N-44°N
Resolution	1/12° × 1/12° (145 × 145)
Forecast time	+12 hours (1 hourly cycle)
Initial condition	1 hour forecast from the previous run
Boundary condition	From the regional wave model
Forcing data	Korea Local Analysis and Prediction System sea winds (5 km L40)
Model cycle	24/day

화하는 대기 상황을 반영하여 예측할 수 있는 대기모델의 예측결과가 필요하다. 따라서 1시간 간격으로 12시간까지 예측하고, 매시간 예측모델이 수행되는 한반도 대기모델이 적합하다고 판단하고, 대기모델의 예측결과( $U_{10}$ ,  $V_{10}$ )를 입력바람장으로 사용하였다. 초단기 파랑모델의 경우, 대기모델의 수행시간과 예측시간을 고려하여, 매시간 예측모델을 수행하고, 수행 시점으로부터 12시간까지 예측하도록 설계하였다. 경계조건으로는 12시간 간격으로 수행되는 지역 파랑예측모델(RWW3)에서 추출한 예측결과를 사용하였으며, 지역 파랑예측모델과 같은 격자체계로 초단기 파랑모델을 구성하였다. 초기조건은 1시간 전 모델수행을 통해 예측한 결과를 사용하였다. Fig. 2는 초단기 파랑예측시스템 운영으로 한반도 대기모델의 예측결과를 입력받아 초단기 파랑모델이 수행되는 과정을 나타낸 것이다.

특히, 예측결과는 입력바람장으로 사용되는 대기모델의  $U_{10}$ ,  $V_{10}$ 의 정확도에 영향을 받기 때문에 이를 보완할 수 있는 입력바람장-파랑 상호작용 물리변수( $\beta_{max}$ )에 대해 자세히 검토해야 한다(Arduin et al., 2010). 많은 물리변수 중  $\beta_{max}$ 는 입력바람장이 파랑 발달에 주는 직접적인 영향을 수치화한 것

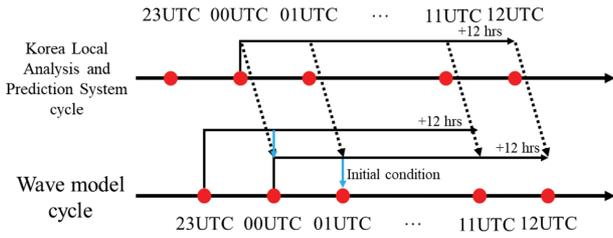


Fig. 2. Forecasting system cycle of a rapid refresh wave model using Korea Local Analysis and Prediction System.

으로, 파랑 발달 및 전파과정에 있어서 지배적인 역할을 한다고 알려져 있다. 따라서 본 연구에서는 초단기 파랑모델의 물리변수 변화에 따른 영향을 검토하기 위해  $\beta_{max}$ 를 1.15~3.25까지 다양하게 변화시키며, 파랑모델을 수행하고, 예측결과를 검증하였다.

2.2 실험방법

앞서 제시한  $\beta_{max}$ 에 대한 실험조건을 적용하여, 2019년 12월 1일 00 UTC부터 2020년 2월 29일 23 UTC까지 파랑모델을 수행하고, 동일기간에 관측된 유의파고와 비교하여, 각 실험조건에서의 예측성능을 평가한다. 파고계급별 분석을 통해 파고구간에 따른 재현성 및 정확도를 평가하며, 파랑모델의 예측성능을 평가하기 위해 전체 모델 수행시간과 관측지점에 대한 파랑모델의 유의파고 결과를 예측시간별로(+00HR~+12HR)

구분하고, 관측유의파고를 기준으로 평균오차(bias)와 평균제곱근오차(RMSE)를 식(1)과 식(3)을 사용하여 산정한다.

$$bias = \left( \sum_{i=1}^n w_i D_i \right) / \sum_{i=1}^n w_i \tag{1}$$

$$D_i = F_i - A_i \tag{2}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n w_i D_i^2}{\sum_{i=1}^n w_i}} \tag{3}$$

여기서,  $F_i$  = 예측값,  $A_i$  = 관측값,  $w_i$  = 가중치이다.

각 실험조건에서 산정된 RMSE를 전체 파랑모델 수행기간에 대해 평균하여, 예측오차가 최소인 물리변수를 파악한다. 최소오차를 나타내는  $\beta_{max}$ 를 결정하면, 태풍시기에도 적용하여, 전반적인 초단기 파랑모델의 예측성능을 검증한다. 예측성능을 검증하기 위해 관측유의파고와 모델의 유의파고를 비교하여, bias와 RMSE를 산정하였으며, 본 연구에서는 파고 이외에도 다양한 해상정보가 있지만, 해상상황을 빠르게 판단할 수 있는 요소인 유의파고에 대해서만 분석하였음을 밝힌다.

3. 결 과

3.1 입력바람장 특성분석

$\beta_{max}$  변화에 따른 파랑모델 예측성능을 평가하기에 앞서 한

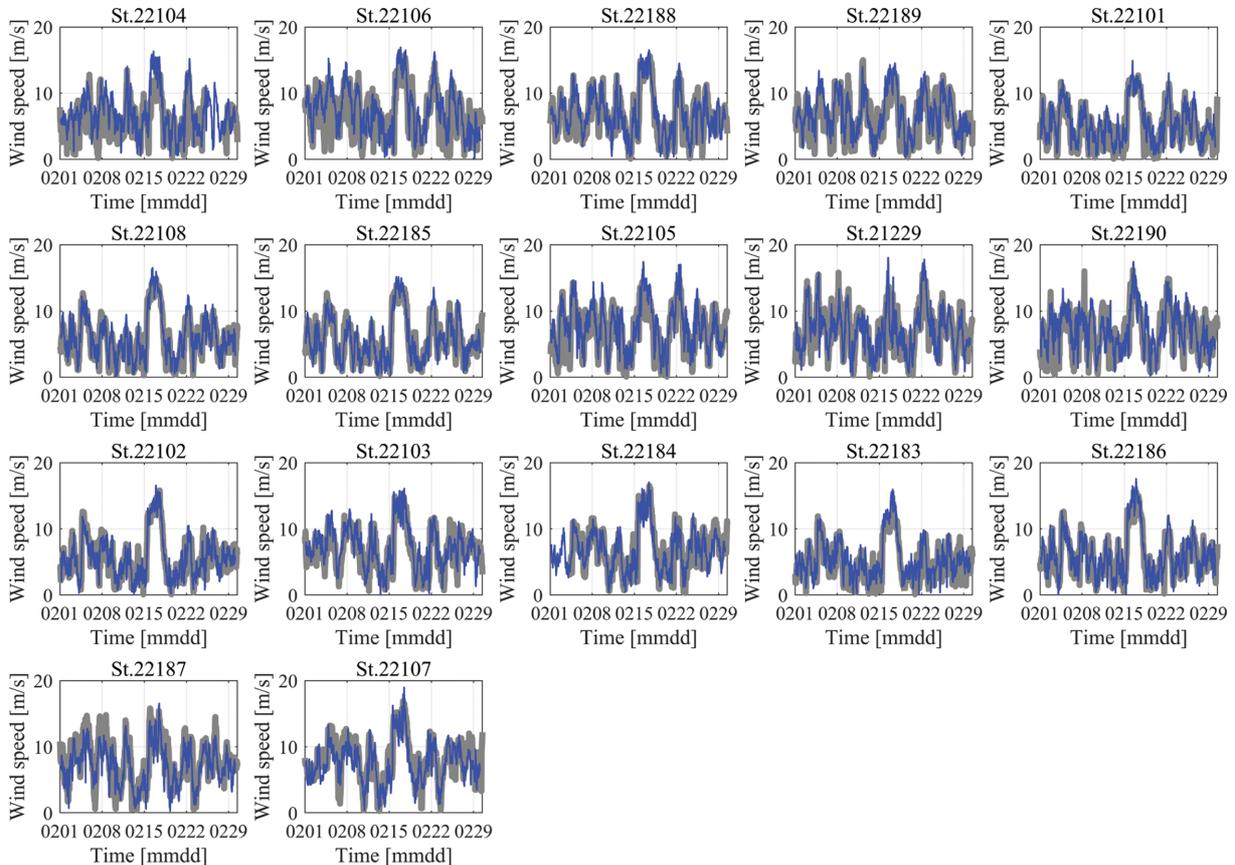


Fig. 3. Comparisons of wind speeds on the forecast lead time 3 hours between the observation (gray line) and numerical model (blue line).

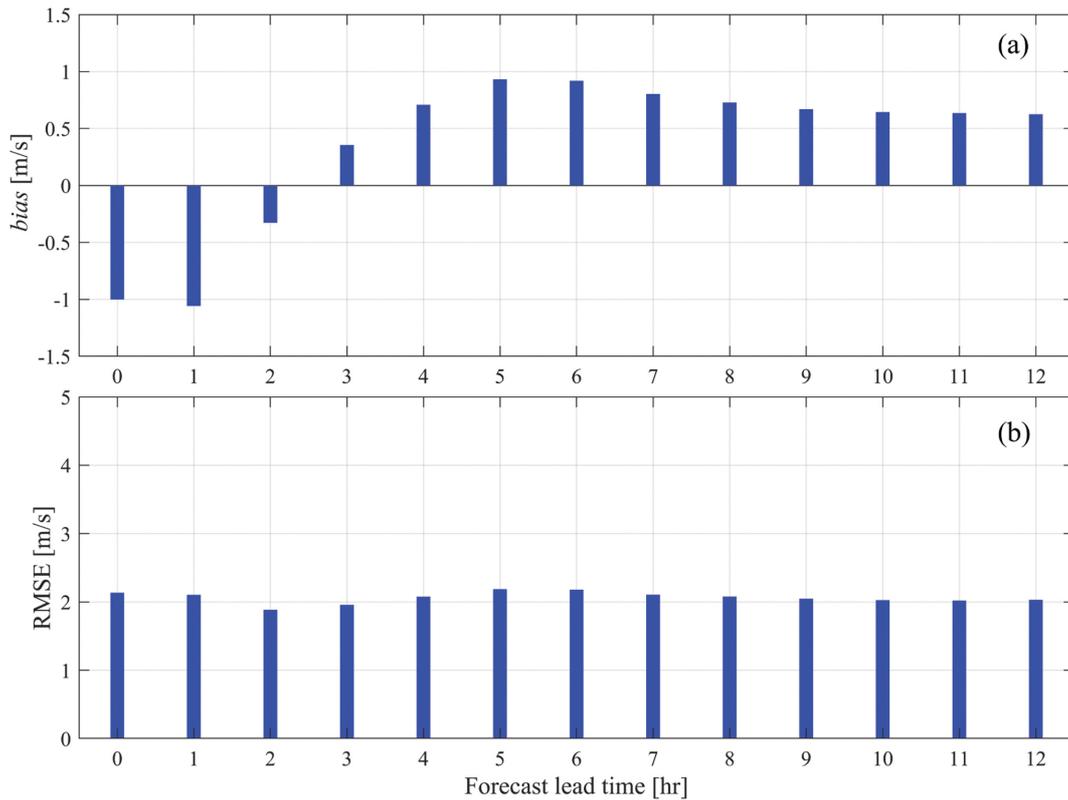


Fig. 4. bias and RMSE for surface wind speeds during the winter season (2019. 12. 1.~2020. 2. 29.) around the Korea Peninsula.

반도 근해에서의 겨울철 3개월에 대한 대기모델의 예측 특성을 파악하였다. Fig. 3은 매 정시에 수행된 한반도 대기모델의 12시간 예측결과 중 3시간 후의 예측결과를 동일시간 관측한 풍속과 비교한 것이다. 전반적으로 분석시간에 대해 대기모델의 예측결과가 관측과 유사한 패턴을 보였으며, 12월과 1월의 비교결과를 포함하여 전체 기간에 대한 예측시간별 bias와 RMSE를 Fig. 4에 나타냈다. 예측시간별 bias를 보면 예측시간 초반부에는 과소모의하는 경향을 보이다가, 예측시간이 증가할수록 모델의 과대모의하는 예측경향을 나타냈다 (Fig. 4(a)). RMSE는 대략 2.0 m/s로 예측시간에 따른 차이

가 크지 않았으며, 일관된 예측오차를 가지고 있는 대기모델임을 확인할 수 있었다(Fig. 4(b)). 따라서, 대기모델의 예측 오차에 대한 영향을 최소화하고, 파랑모델의 입력자료에 대한 정확도를 보완할 수 있는 모델의 물리변수 변화에 따른 영향을 검토해야 한다.

### 3.2 파랑모델 물리변수 영향 평가

$\beta_{max}$  변화에 따른 영향을 평가하기 위해 각 실험조건에서의 예측결과를 예측시간별로 구분하고, 동일한 시간에 관측한 유의파고와 비교하였다. Fig. 5는 Case00의 파랑모델 수

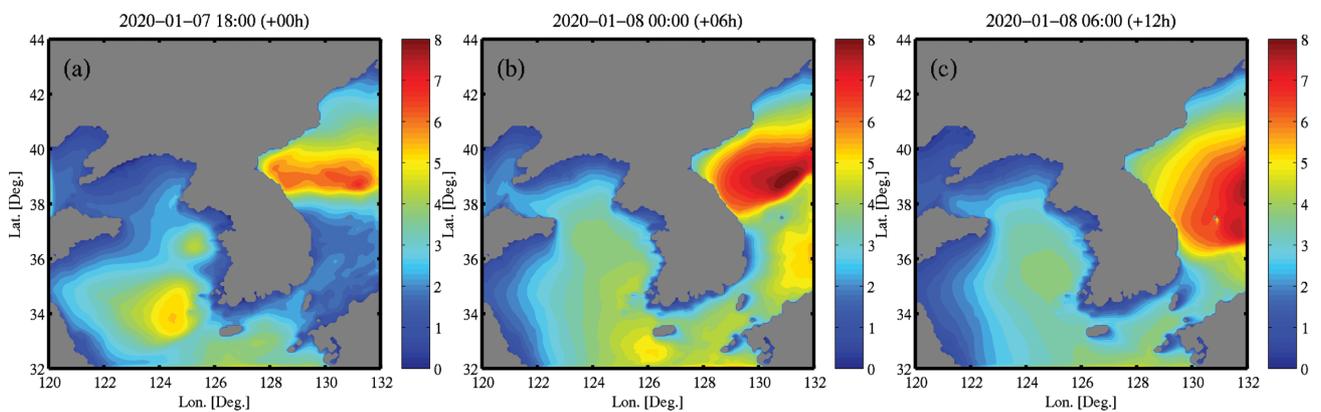


Fig. 5. Simulated significant wave height distributions ((a): forecasting lead time +00HR, (b): forecasting lead time +06HR, and (c): forecasting lead time +12HR).

행결과로  $\beta_{max}$ 는 1.65이며, 초기설정 값으로 사용되었다. Fig. 5(a)-(c)는 모델이 수행된 시점으로부터 6시간 후, 12시간 후의 예측결과를 나타낸 것이며, 입력바람장의 크기 및 방향을 나타내지는 않았지만, 대체적으로 입력바람장의 크기가 클수

록, 유의파고도 크게 나타났다.  $\beta_{max}$ 의 실험조건에 따라 관측 지점별 유의파고를 예측시간별로 추출하여, bias와 RMSE를 산정하였다.

Fig. 6은 관측지점 22105에서의 관측유의파고와  $\beta_{max}$ 의 실

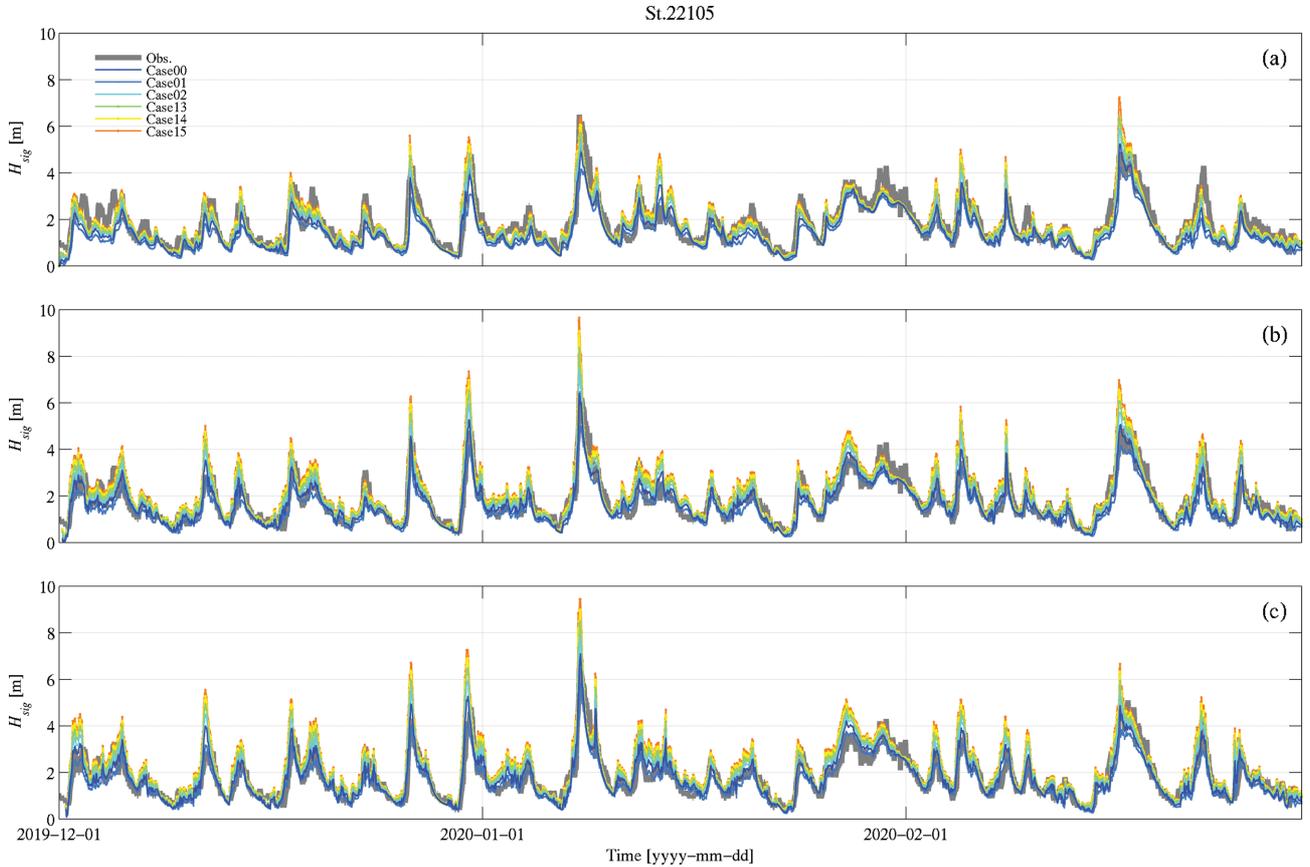


Fig. 6. Comparison of significant wave heights due to  $\beta_{max}$  variation at St.22105 ((a): forecasting lead time is +00HR, (b): forecasting lead time is +06HR, (c): forecasting lead time is +12HR).

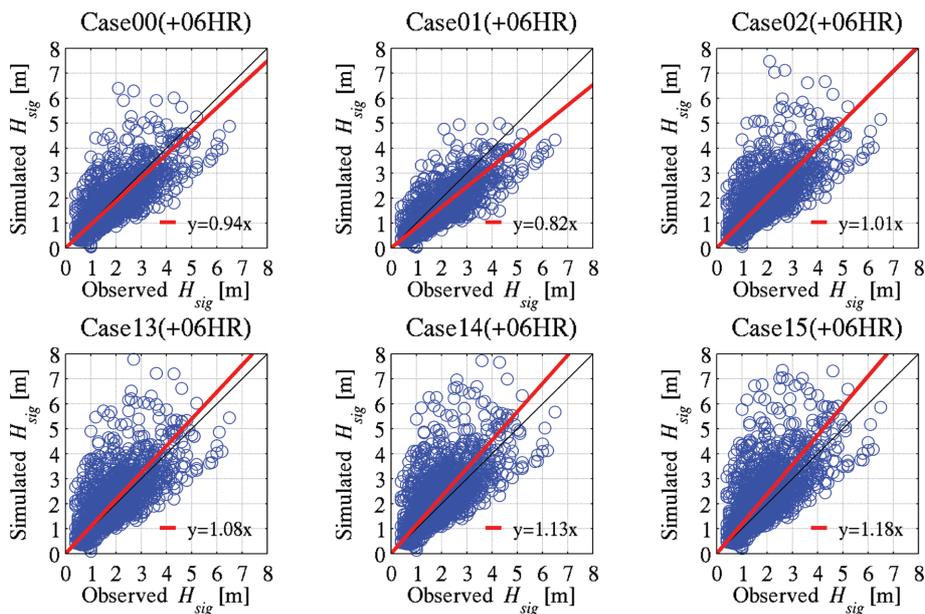


Fig. 7. Comparison of significant wave height ratio between the model simulation and observation on the forecasting lead time +06HR.

협조건에 따라 수행된 모델예측결과이다. 매시간 모델이 수행하면서 출력한 1시간 간격으로 구성된 12시간 예측장에서 동일한 예측시간(+00HR, +06HR, +12HR)에 해당하는 유의파고를 나열하여 시계열자료로 나타낸 것이다. 위 실험조건으로 Case01의  $\beta_{max}$  설정값은 1.15, Case02는 2.05, Case13은 2.45, Case14는 2.85, 그리고 Case15는 3.25이며,  $\beta_{max}$ 의 설정값이 커질수록 모델의 예측유의파고가 커지는 것을 확인할 수 있으며, 특히 관측된 유의파고가 상대적으로 큰 경우, 실험조건에 따라 유의파고에 대한 예측결과의 차이가 뚜렷하게 나타났다.

각 실험조건별 예측결과와 관측결과를 Fig. 7과 같이 나타내어,  $\beta_{max}$  설정값에 따른 예측유의파고의 변화량을 파악하였다.  $\beta_{max}$ 가 증가하면, 모델의 예측결과는 과대모의 하는 것으로 보이며, Case02( $\beta_{max} = 2.05$ )에서 예측성능이 가장 높게 나타났다. 이러한 파랑모델의 예측경향은 본 연구의 실험조건하의 모든 예측시간에서 동일하게 나타났으며, 관측위치와 예측시간에 대한 전체 평균을 통해 최소 RMSE를 갖는  $\beta_{max}$ 는 2.05임을 확인하였다.

### 3.3 파랑모델 물리변수 변화에 따른 예측성능 비교

파랑모델에서  $\beta_{max}$ 의 영향을 파악할 수 있는 실험조건으로 Case00, Case01, Case02, Case13을 선정하고, 위 실험조건하의 예측결과를 식(1)과 식(3)을 사용하여, 파고계급에 따른 예측시간별 bias와 RMSE를 17개소 관측지점에 대해 평균하여 나

타냈다(Fig. 8). Fig. 8(a)와 Fig. 8(b)는 유의파고가 1 m보다 작은 경우의 bias와 RMSE를 나타낸 것이고, Fig. 8(c)와 Fig. 8(d)는 유의파고가 1 m보다 크고, 3 m보다 작은 경우이다. Fig. 8(e)와 Fig. 8(f)는 유의파고가 3 m보다 큰 경우의 bias와 RMSE를 각각 나타낸 것이다. 유의파고가 1 m보다 크고, 3 m보다 작은 구간(Fig. 8(c), (d))에서  $\beta_{max}$ 에 의한 영향을 가장 크게 받았음을 알 수 있으며, 파랑모델의 과소모의 경향도 가장 크고, 17개소 관측지점에 대한 예측오차의 편차도 크게 나타났다. 또한,  $\beta_{max}$ 에 의한 영향으로 예측시간이 6 시간 이내일 때, 예측오차가 가장 크게 변화하는 것을 확인할 수 있다. 그리고 유의파고가 3 m 이상일 경우(Fig. 8(e), (f))에는 발생빈도가 높지 않았지만, 상대적으로 파랑모델의 예측오차와 관측지점별 편차가 크게 나타났다.

각 실험조건에 대한 예측오차를 종합적으로 비교하기 위해 전체 파고구간에 대한 각각의 관측위치에서의 bias와 RMSE를 전체 관측위치에 대해 월별로 평균하여, Fig. 9~Fig. 11에 나타났다. Fig. 9는 2019년 12월 1일 00 UTC부터 2019년 12월 31일 23 UTC까지 수행한 예측결과를 동일시간에 관측한 유의파고와 비교하여, 산정한 bias와 RMSE이다. Fig. 10은 2020년 1월 1일 00 UTC부터 2020년 1월 31일 23 UTC까지의 분석결과이며, Fig. 11은 2020년 2월 1일 00 UTC부터 2020년 2월 29일 23 UTC까지의 결과이다.

전체 분석기간에 대해 대체로  $\beta_{max}$ 가 초기설정값(1.65)보다 작아지면, 모델의 과소모의 경향과 예측오차가 증가하였으며,

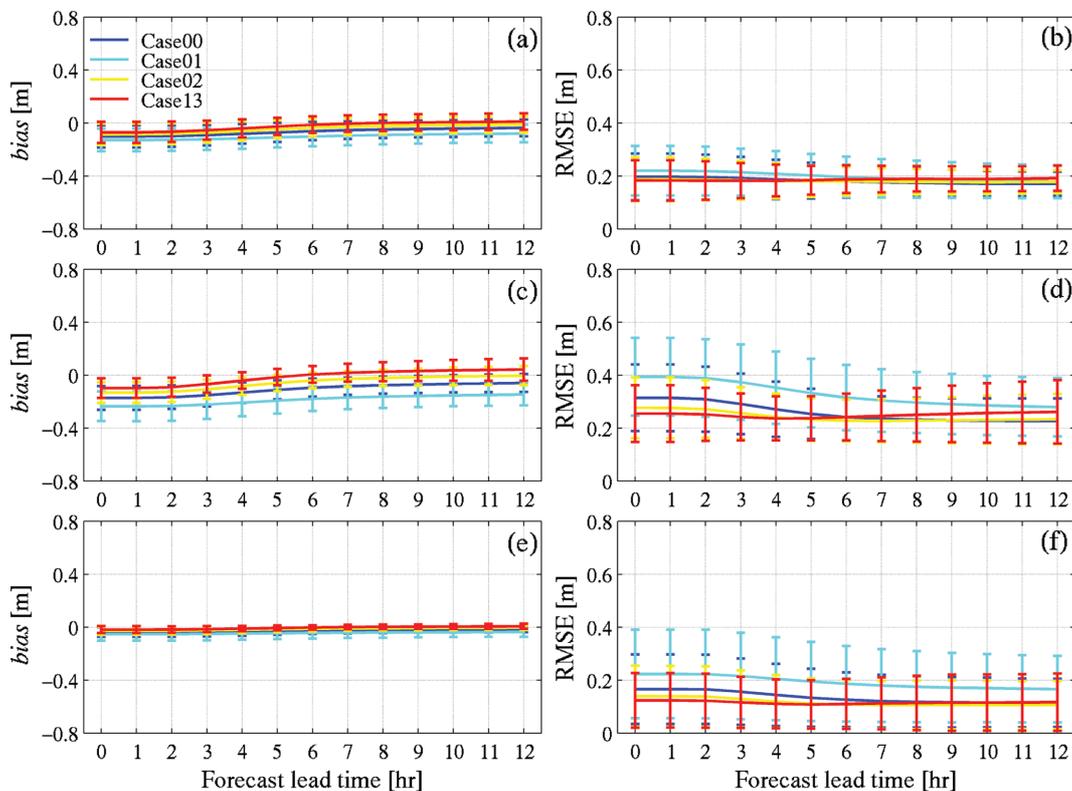


Fig. 8. Forecasting performance due to  $\beta_{max}$  conditions (Case00 - 1.65, Case01 - 1.15, Case02 - 2.05, Case13 - 2.45) for three different threshold values for significant wave height ((a), (b) -  $H_{sig} < 1$  m, (c), (d) -  $1 \text{ m} \leq H_{sig} < 3$  m, (e), (f) -  $H_{sig} \geq 3$  m).

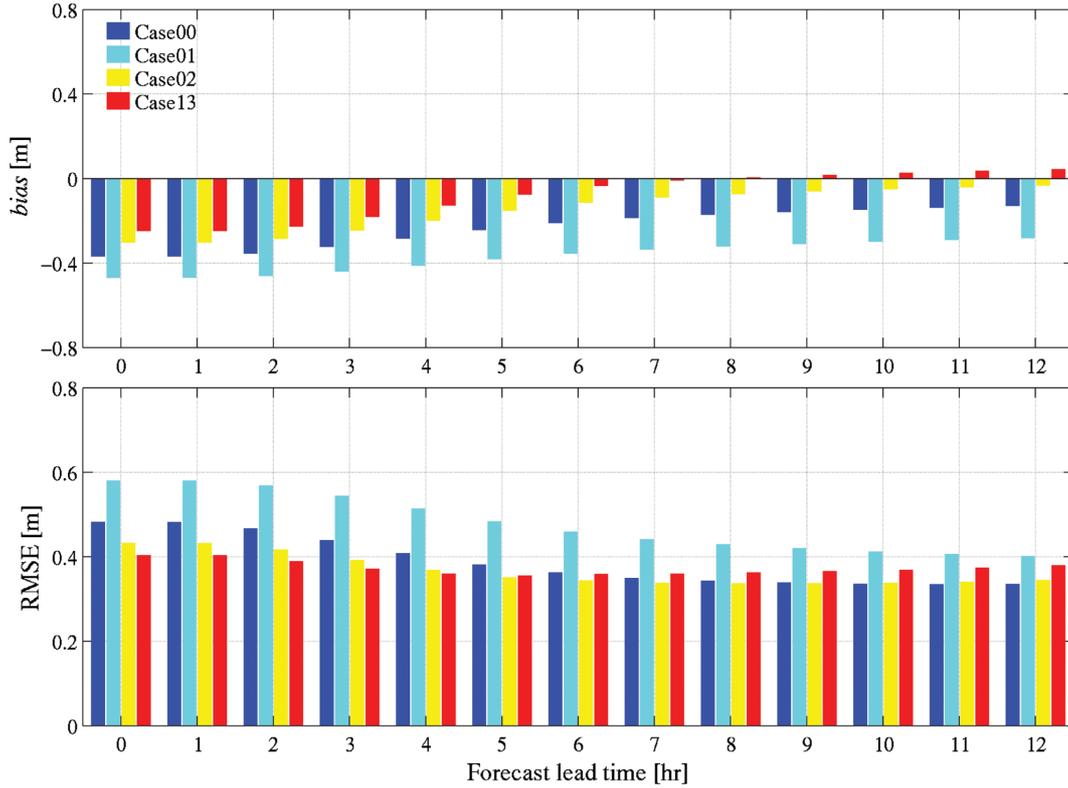


Fig. 9. bias and RMSE due to the  $\beta_{max}$  condition (00 UTC 1, Dec.~23 UTC 31, Dec., 2019).

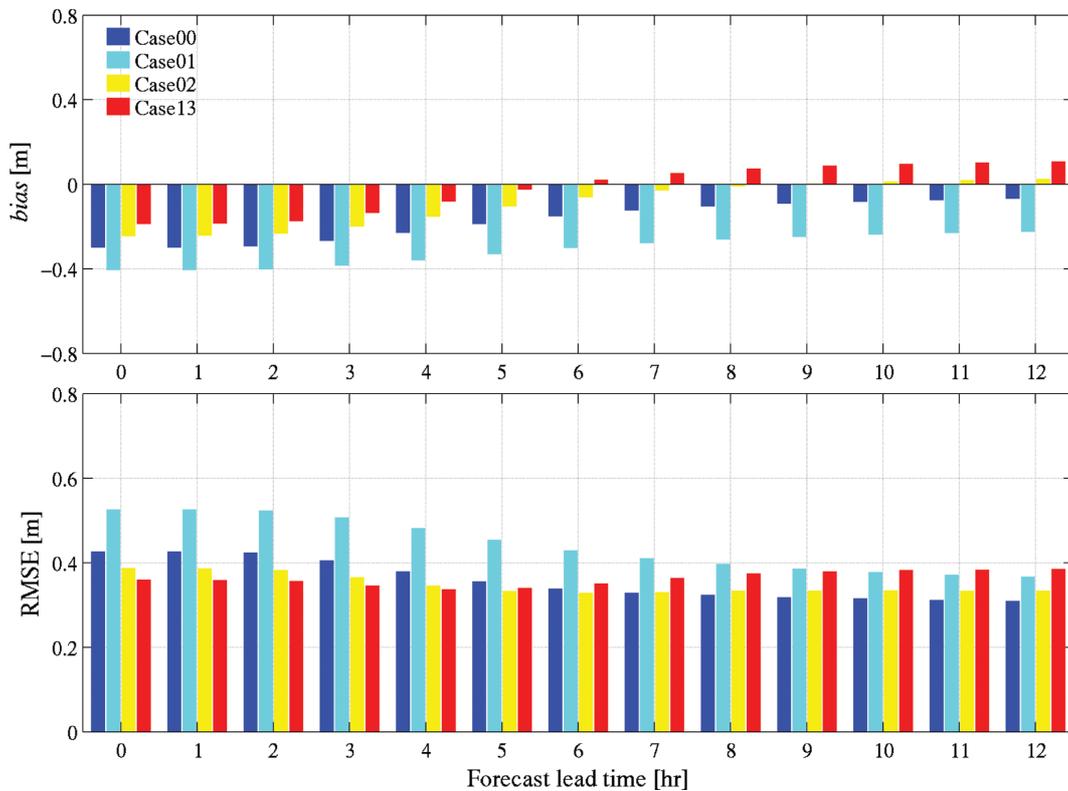


Fig. 10. bias and RMSE due to the  $\beta_{max}$  condition (00 UTC 1, Jan.~23 UTC 31, Jan., 2020).

반대로  $\beta_{max}$ 를 초기설정값보다 크게 설정하게 되면, 모델의 과소모의 경향과 예측오차는 감소하였다. 하지만,  $\beta_{max}$ 를 일정 범위 이상으로 크게 설정하면, 예측시간과  $\beta_{max}$ 의 설정값에 따

라 예측경향이 과소모의에서 과대모의로 나타났으며, 예측오차도 증가하였다.

Case14와 Case15의 예측결과를 추가하여, 파랑모델 물리변

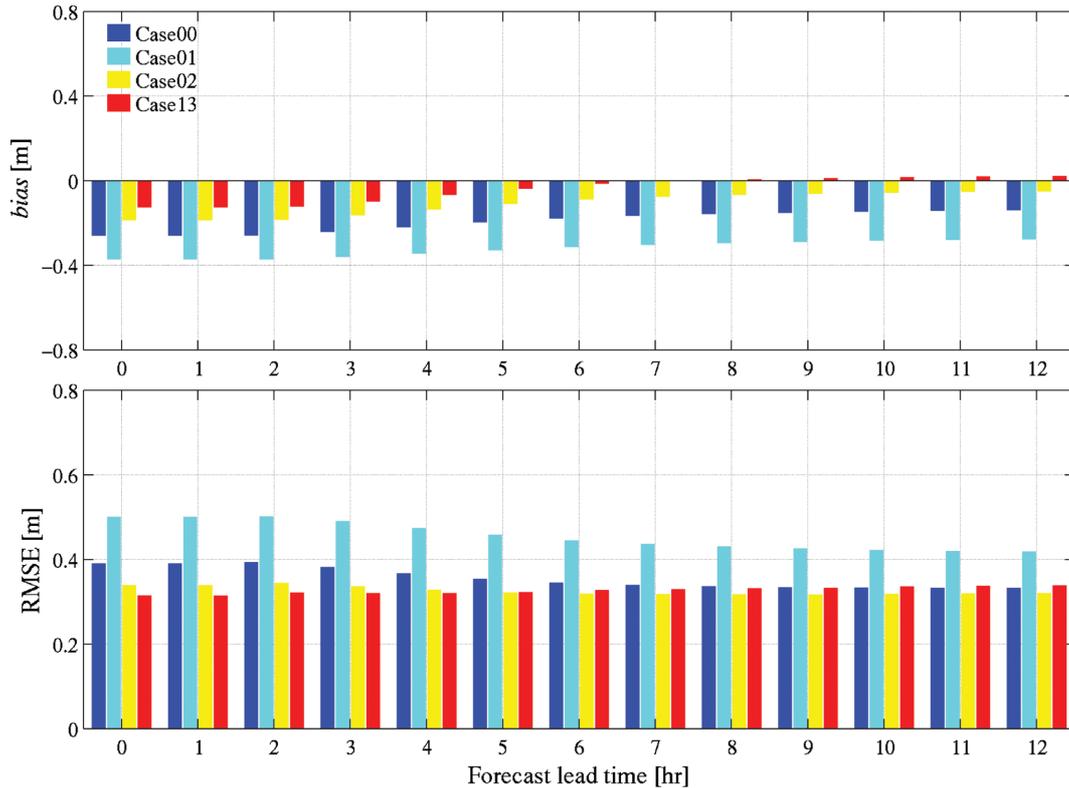


Fig. 11. bias and RMSE due to the  $\beta_{max}$  condition (00 UTC 1, Feb.~23 UTC 31, Feb., 2020).

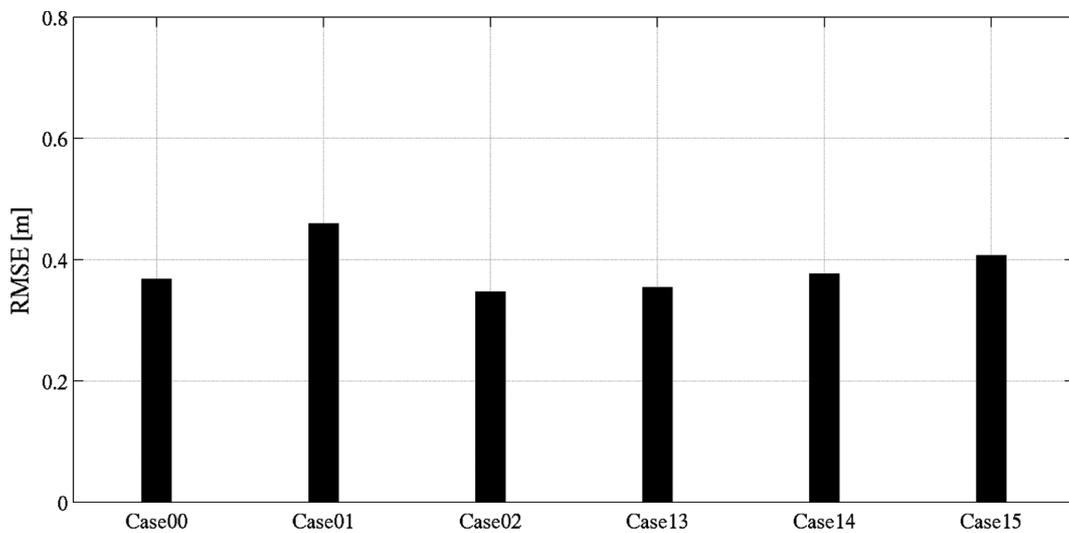


Fig. 12. Comparison of RMSE based on  $\beta_{max}$  conditions (Case00 - 1.65, Case01 - 1.15, Case02 - 2.05, Case13 - 2.45, Case14 - 2.85, Case15 - 3.25).

수 변화에 따른 전반적인 예측성능을 평가하였다. 전체 모델 수행기간 3개월에 대한 모든 관측지점에서의 RMSE를 평균한 결과를 Fig. 12에 나타냈다. 결과를 보면 Case02의 실험 조건에서 전체 예측시간에 대해 가장 적은 예측오차를 보였으며,  $\beta_{max}$ 가 증가하면, 예측오차도 증가하는 것을 확인할 수 있다. 본 연구에서는 겨울철 3개월에 대한 예측성능을 검증하고, 가장 적은 예측오차를 보이는 Case02의 설정값을 적용하여, 태풍사례를 분석하였다.

### 3.4 태풍사례 수치모의 결과

2019년 9월에 발생한 제13호 태풍 링링(LINGLING)과 제17호 태풍 타파(TAPAH)를 수치 모의하였다. 2019년 9월은 태풍으로 인해 대기가 급변하는 날이 많았으며, 태풍의 직접적인 영향으로 큰 피해를 받았다. 따라서 초단기 파랑모델의 예측성능을 평가하기에 가장 적합한 시기라고 판단하고, Case02의 실험조건을 사용하여 파랑모델을 수행하였다.

Fig. 13은 해역별 관측지점에서의 예측결과와 관측결과를

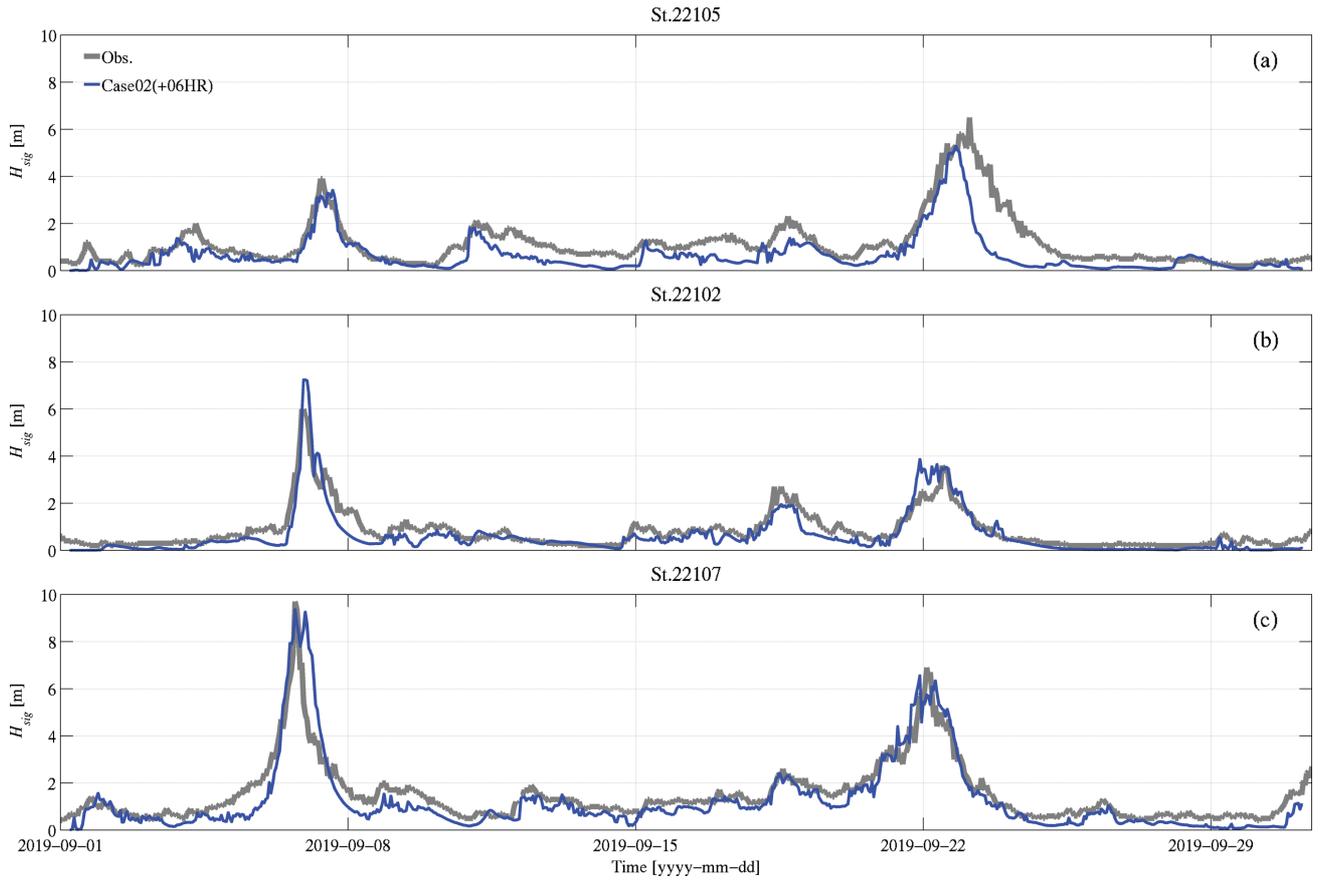


Fig. 13. Comparison of significant wave height between observation and numerical simulation result from forecasts after 6 hours ((a): St.22105, (a): St.22102, and (c): St.22107).

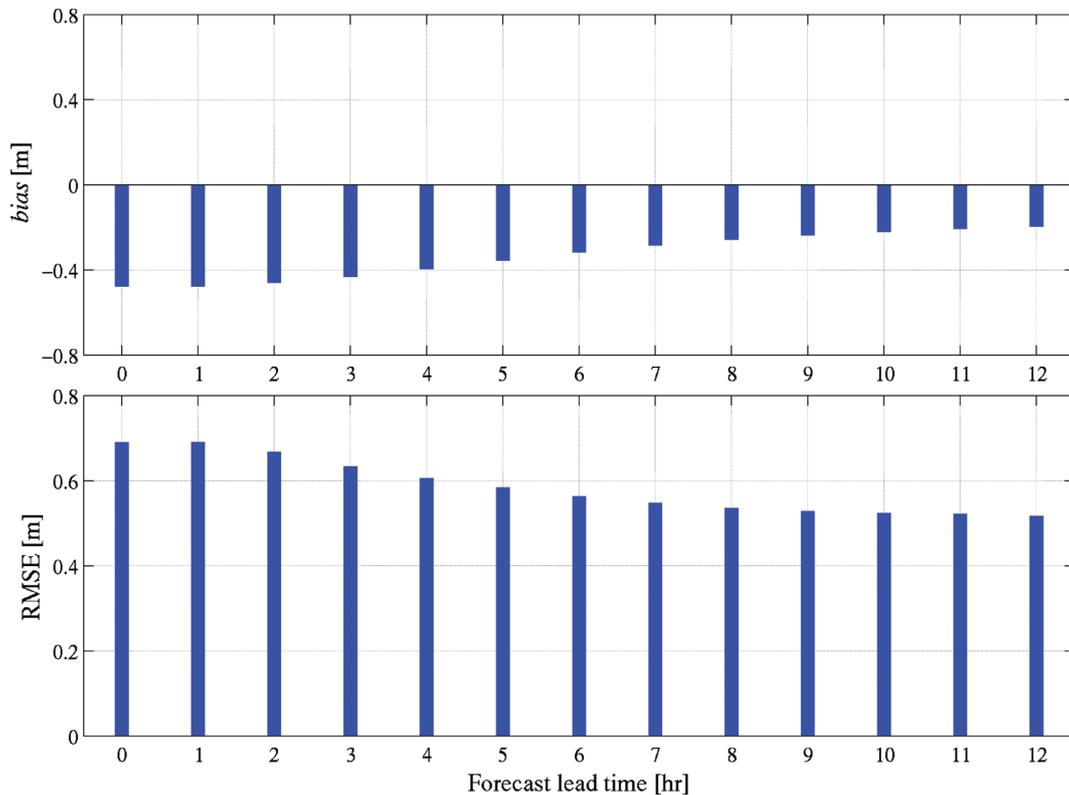


Fig. 14. bias and RMSE based on Case02 model parameter ( $\beta_{max} = 2.05$ ).

나타낸 것이다. 비교적 유의과고가 크지 않으면 예측결과와 관측결과가 큰 차이를 보이지 않았지만, 태풍이 북상하면서 수면변위가 급격하게 커지면, 예측오차는 증가하였다. 특히 동해안에서 관측된 유의과고는 최대유의과고에 도달한 이후에도 높은 과고가 관측되었으며, 모델의 예측결과와 비교하여 큰 차이를 나타냈다. 이는 태풍이 이동하면서 상대적으로 큰 수면변위가 지속됨에 따라 모델의 예측보다도 더 큰 파랑에너지를 유지하고 있는 것으로 보인다. 또한, 태풍 링링의 경우, 제주도 앞바다를 지나 서해안을 통과하면서 높은 과고가 관측되었으며, 태풍 타파의 경우, 제주도 앞바다에서 동해안으로 이동하면서 6 m 이상의 높은 유의과고가 관측되었다. 이는 태풍의 진로와 수심의 영향 등으로 실제로 관측된 유의과고는 파랑모델이 예측하는 것보다 복잡한 비선형효과에 의한 것으로 판단된다(Moon et al., 2003; Cardone and Cox, 2009).

Fig. 14는 9월 1일 00 UTC부터 9월 30일 23 UTC까지의 모델예측결과와 관측결과를 예측시간별로 검증한 결과이다. 초반부 예측시간에서의 오차는 비태풍시 예측오차보다 크게 나타났으며, 예측시간이 길어질수록 평상시 예측오차와 유사하게 나타났다. 이는 강한 바람장이 형성될 때, 실제 현상은 모델이 예측한 것보다 빠르게 상호작용을 하고, 반응했기 때문으로 보인다. 또한, 비태풍시기를 기준으로 설정된  $\beta_{max}$ 를 사용했기 때문에, 태풍에 의한 파랑 발달 및 전파과정이 충분히 반영되지 않은 것으로 추측되며, 대기모델의 예측오차와 경향성이 파랑모델의 예측결과에 영향을 주었을 것으로 생각한다.

#### 4. 결 론

본 연구에서는 한반도 대기모델의 예측장을 사용한 초단기 파랑예측시스템을 구축하고, 입력대기장과 파랑의 상호작용 물리계수( $\beta_{max}$ ) 변화에 따른 예측성능을 평가하였다. 입력바람장에 대한 검증과 함께 비태풍시기인 2019년 12월부터 2020년 2월까지  $\beta_{max}$ 를 다양하게 변화시켜가면서 파랑모델을 수행하여, 과고계급별, 실험조건별 *bias*와 RMSE를 산정하고, 예측오차가 최소가 되는  $\beta_{max}$ 를 파악하였다.

비태풍시기에는  $\beta_{max}$ 가 일정 범위 이상 증가하면, 예측시간이 길어짐에 따라 과대모의하는 경향을 보였으며, 동시에 예측오차도 증가하였다. 또한,  $\beta_{max}$ 의 초기설정값인 1.65보다 작은 경우, 예측오차가 증가하는 것을 볼 수 있었으며, 실험조건에 따라 예측오차는 차이가 났지만, 대략 0.4 m의 오차를 나타냈다. 이들 실험조건 중에서 예측오차가 최소가 되는  $\beta_{max}$ 를 적용하여, 태풍시기에 대한 예측성능을 검증하였다. 태풍시기에는 예측시간 초반부에 예측오차가 높게 나타나며, 예측시간이 증가할수록 예측오차는 감소하는 경향을 보였다. 이는 비태풍시기에 수행된 예측결과를 기반으로 결정한  $\beta_{max}$ 를 사용했기 때문에 태풍과 같이 강한 바람장과 파랑의 상호작

용이 충분히 이루어지지 않아 나타난 것으로 보이며, 대기모델이 가지고 있는 고유의 예측오차와 경향성이 파랑모델의 예측결과에 영향을 주었을 것으로 생각한다. 그리고 태풍시기에 관측 유의과고가 큰 경우, 태풍의 진로, 바닥마찰, 수심, 등의 영향으로 인한 파랑에너지의 소산과 파랑-파랑 비선형 상호작용이 모델의 예측성능을 결정하는 데 중요한 역할을 한다고 판단되며, 이와 관련한 후속 연구를 통해 지속해서 예측모델의 성능을 개선해 나갈 계획이다.

본 연구의 결과는 급변하는 해양기상 상황을 반영한 초단기 파랑 예측 정보와 해양기상 실황정보 생산에 효율적으로 활용될 수 있을 것으로 기대되며, 나아가 위험기상 상황에 신속히 대응할 수 있는 기술개발에 기여할 것으로 생각한다.

#### 감사의 글

본 연구는 기상청 국립기상과학원 「해양기상감시 및 차세대 해양예측시스템 개발」(KMA2018-00420)의 지원으로 수행되었습니다.

#### References

- Ardhuin, F. and Herbers, T.H.C. (2005). Numerical and physical diffusion: can wave prediction models resolve directional spread. *J. Atmos. Ocean Technol.*, 22(7), 886-895.
- Ardhuin, F., Rogers, E., Babanin, A., Filipot, J.F., Magne, R., Roland, A., van der Westhuysen, A., Queffelec, P., Lefevre, J.M., Aouf, L. and Collard, F. (2010). Semiempirical dissipation source functions for ocean waves. Part I: definition, calibration and validation. *J. Phys. Oceanogr.*, 40(9), 1917-1941.
- Babanin, A.V. and Makin, V.K. (2008). Effects of wind trend and gustiness on the sea drag: Lake George study. *J. Geophys. Res.*, 113(C2), C02015.
- Booij, N., Ris, R.C. and Holthuijsen, L.H. (1999). A third-generation wave model for coastal regions: 1. Model description and validation. *J. Geophys. Res.*, 104(C4), 7649-7666.
- Cardone, V.J. and Cox, A.T. (2009). Tropical cyclone wind field forcing for surge models: critical issues and sensitivities. *Nat. Hazards*, 51(1), 29-47.
- Donelan, M.A., Babanin, A.V., Young, I.R. and Banner, M.L. (2006). Wave-Follower field measurements of the wind-input spectral function. Part II: parameterization of the wind input. *J. Phys. Oceanogr.*, 36(8), 1672-1689.
- Hasselmann, S., Hasselmann, K., Allender, J.H. and Barnett, T.P. (1985). Computations and parameterizations of the nonlinear energy transfer in a gravity-wave spectrum. Part II: parameterizations of the nonlinear energy transfer for application in wave models. *J. Phys. Oceanogr.*, 15(11), 1378-1392.
- Janssen, P.A.E.M. (1991). Quasi-linear theory of wind-wave generation applied to wave forecasting. *J. Phys. Oceanogr.* 21(11), 1631-1642.
- Liu, Q., babanin, A.V., Guan, C., Zieger, S., Sun, J. and Jia, Y.

- (2016). Calibration and validation of HY-2 altimeter wave height. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, 33(5), 919-936.
- Moon, I.-J., Ginis, I. and Hara, T. (2003). Numerical simulation of sea surface directional wave spectra under typhoon wind forcing. *J. Phys. Oceanogr.*, 33(8), 1680-1706.
- Raschle, N. and Ardhuin, F. (2013). A global wave parameter database for geophysical applications. Part 2: model validation with improved source term parameterization. *Ocean Modell.*, 70, 174-188.
- Rogers, W.E., Babanin, A.V. and Wang, D.W. (2012). Observation-consistent input and whitecapping dissipation in a model for wind-generated surface waves: description and simple calculations. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, 29(9), 1329-1346.
- Tolman, H.L. (2014). User Manual and System Documentation of WAVEWATCH III Version 4.18. Techn., 316.
- Tolman, H.L. and Chalikov, D. (1996). Source terms in a third-generation wind wave model. *J. Phys. Oceanogr.*, 26, 2497-2518.
- van Vledder, G.P. (2006). The WRT method for the computation of non-linear four-wave interactions in discrete spectral wave models. *Coastal Eng.*, 53 (2-3), 223-242.
- Zieger, S., Vinoth, J. and Young, I.R. (2009). Joint calibration of multiplatform altimeter measurements of wind speed and wave height over the past 20 years. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, 26, 2549-2564.

---

Received 28 August, 2020

Revised 28 September, 2020

Accepted 13 October, 2020