

## KIM 예보시스템에서의 Aeolus/ALADIN 수평시선 바람 자료동화

이시혜<sup>1)\*</sup> · 권인혁<sup>1)</sup> · 강전호<sup>1)</sup> · 전형욱<sup>2)</sup> · 설경희<sup>1)</sup> · 정한별<sup>1)</sup> · 김원호<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>차세대수치예보모델개발사업단, <sup>2)</sup>기상청 수치모델링센터

(접수일: 2021년 11월 9일, 수정일: 2022년 1월 25일, 게재확정일: 2022년 2월 11일)

### Data Assimilation of Aeolus/ALADIN Horizontal Line-Of-Sight Wind in the Korean Integrated Model Forecast System

Sihye Lee<sup>1)\*</sup>, In-Hyuk Kwon<sup>1)</sup>, Jeon-Ho Kang<sup>1)</sup>, Hyoung-Wook Chun<sup>2)</sup>,  
Kyung-Hee Seol<sup>1)</sup>, Han-Byeol Jeong<sup>1)</sup>, and Won-Ho Kim<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>Korea Institute of Atmospheric Prediction Systems, Seoul, Korea

<sup>2)</sup>Numerical Modeling Center, Korea Meteorological Administration, Seoul, Korea

(Manuscript received 9 November 2021; revised 25 January 2022; accepted 11 February 2022)

**Abstract** The Korean Integrated Model (KIM) forecast system was extended to assimilate Horizontal Line-Of-Sight (HLOS) wind observations from the Atmospheric Laser Doppler Instrument (ALADIN) on board the Atmospheric Dynamic Mission (ADM)-Aeolus satellite. Quality control procedures were developed to assess the HLOS wind data quality, and observation operators added to the KIM three-dimensional variational data assimilation system to support the new observed variables. In a global cycling experiment, assimilation of ALADIN observations led to reductions in average root-mean-square error of 2.1% and 1.3% for the zonal and meridional wind analyses when compared against European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) Integrated Forecast System (IFS) analyses. Even though the observable variable is wind, the assimilation of ALADIN observation had an overall positive impact on the analyses of other variables, such as temperature and specific humidity. As a result, the KIM 72-hour wind forecast fields were improved in the Southern Hemisphere poleward of 30 degrees.

**Keywords:** KIM, ADM-Aeolus, ALADIN, HLOS wind, Data assimilation

## 1. 서 론

수치예보모델에서 바람은 구름, 강수, 태풍 등의 현상을 예측하는데 중요한 대기 변수 중 하나이다. 위성에서 산출한 바람 자료는 시-공간 해상도가 우수하기 때문에 자료동화를 통해 수치예보의 성능을 향상시키는데 크게 기여할 수 있으며, 수치예보모델에서는 주로 정지궤도 및 극궤도 위성에서 산출한 대기운동벡터(Atmospheric Motion Vector, AMV)와 Advanced

Scatterometer (ASCAT)의 해상풍 자료 등이 사용되어져 왔다. 최근에는 Atmospheric Laser Doppler Instrument (ALADIN) 자료와 같이 위성에 능동 센서(active sensor)인 라이다(lidar)를 장착하여 바람 자료를 관측하기도 하는데, ALADIN 자료는 위성에서 산출한 대기운동벡터 보다 연직 해상도가 좋다고 알려져 있다(Stoffelen et al., 2005; Baars et al., 2020). 라디오존데(radiosonde) 또는 항공기에서 관측한 바람 자료는 북반구 대륙에 집중되어 있는 반면, ALADIN 자료는 다른 위성자료와 마찬가지로 남반구 해양과 극 지역에서 높은 시-공간 해상도를 가진 관측을 제공한다(Baars et al., 2020).

2018년 8월에 발사된 Atmospheric Dynamics Mission (ADM)-Aeolus 위성에 탑재된 ALADIN은 50.5 Hz의 레이저를 대기 중으로 발사하여 후방산란 되는 빛의

\*Corresponding Author: Sihye Lee, Data Assimilation Group, Korea Institute of Atmospheric Prediction Systems (KIAPS), 4F, 35 Boramaero 5-gil, Dongjak-gu, Seoul 07071, Korea.  
Phone: +82-2-6480-6231, Fax: +82-2-6480-6297  
E-mail: shlee@kiaps.org

도플러 효과를 이용해 3차원의 수평시선(Horizontal-Line-Of-Sight, HLOS) 바람 자료를 생산한다(Durand et al., 2006; Baars et al., 2020). ALADIN 수평시선 바람은 최대 90 km의 수평 해상도와 지표에서 30 km (~10 hPa)까지 고도에 따라 25 m~2 km의 연직 해상도를 가진 고해상도 프로파일 자료이다(Reitebuch et al., 2014). 일반적으로 도플러 라이다 관측은 대기 중 산란 물질에 따라 에어로졸에 의한 Mie 산란과 공기 분자에 의한 Rayleigh 산란으로 나뉜다. 에어로졸의 속도는 바람장에 의한 것만 존재하나 공기 분자는 바람장에 의해 움직이는 것 말고도 열에너지 때문에 Maxwell-Boltzmann 속도 분포를 갖는다(Marseille and Stoffelen, 2003). ALADIN의 후방산란 스펙트럼은 대기 중 에어로졸에 의한 뾰족한 Mie 산란 신호와 가장 자리에 넓게 퍼진 Rayleigh 신호로 구성된다. ALADIN 바람 자료는 Rayleigh 채널 보다 Mie 채널에서 산출한 바람의 품질이 우수하며, Aeolus 위성 궤도의 하강 구간(descending node) 보다 상승구간(ascending node)에서 편차(bias)가 작다고 알려져 있다(Martin et al., 2021).

세계 최고의 예보 성능을 가진 유럽중기예보센터(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, ECMWF; Haiden et al., 2016)에서 현업예보시스템에 ALADIN 자료를 추가로 동화하였을 때 바람과 온도 예측장의 오차가 약 2% 감소하였으며, 주로 적도와 극지역의 예측 성능이 개선되었다(Rennie et al., 2021). 고해상도 지역 모델에서도 ALADIN 관측은 라디오존데와 항공기 관측과 유사한 품질의 바람 자료를 제공하며, 자료동화를 통해 분석장의 개선을 이끈 것으로 나타났다(Hagelin et al., 2021).

본 연구는 Aeolus 위성에 탑재된 ALADIN에서 생산한 수평시선 바람 자료를 기상청 전지구 현업 수치예보모델인 Korean Integrated Model (KIM; Choi and Hong, 2016)에 적용하기 위한 기초 연구로 수행되었다. 2장에서는 KIM Package for Observation Processing (KPOP; Kang et al., 2018) 시스템에서 ALADIN 관측에 대한 품질검사 과정 및 KIM 자료동화시스템(Song and Kwon, 2015; Sung et al., 2020)에서 신규 관측을 동화하기 위한 변수변환 과정을 소개하고자 한다. 3장에서는 KIM-자료동화 순환예측 실험을 통해 신규 관측인 ALADIN 자료동화가 KIM의 분석장 및 예측장의 성능에 미치는 영향을 살펴보았다.

## 2. 연구방법

### 2.1 KPOP ALADIN 품질관리체계 구축

본 연구에서는 ALADIN 수평시선 바람 자료의 전처리를 위해 KPOP ALADIN 모듈을 Fig. 1과 같은

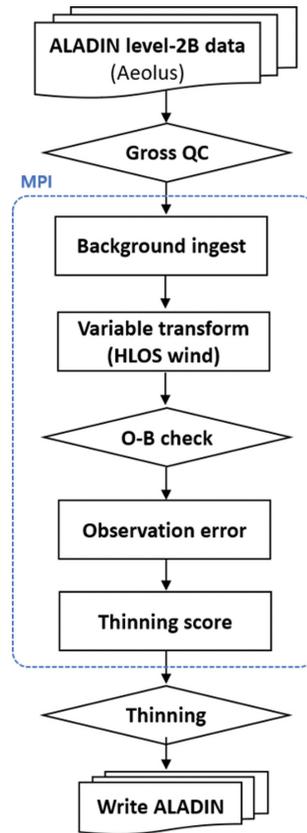
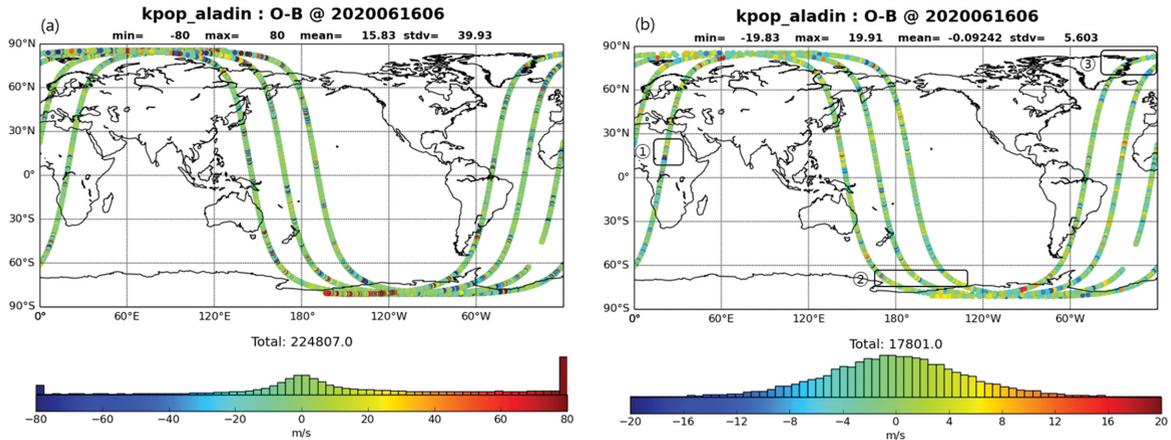


Fig. 1. Flowchart of Aeolus/ALADIN pre-processing in KPOP.

흐름도로 개발하였다. Level 2B Binary Universal Form for the Representation of meteorological data (BUFR)에서 추출한 원시자료는 과대오차 검사(gross check), 배경장 검사(background check), 솟아내기(thinning) 등 주요 품질검사를 거쳐 KIM 자료동화시스템에 적합한 고품질 자료로 선별된다. Level 2B BUFR에는 오류 추정값(estimated error), 신뢰도 정보(confidence flag), 구름 정보(classification flag) 등 관측의 품질과 관련된 중요한 변수들이 포함되어 있다. KPOP 공통 유틸리티인 ECMWF BUFR 디코더를 이용해 이들 변수를 추출한 후 과대오차 검사를 수행하였다. KPOP에서는 BUFR에 포함된 구름 정보를 이용해 구름 유무에 따른 채널별 통계값을 비교한 후, 다른 현업 기관과 마찬가지로 구름 지역의 Mie 채널 자료와 청천(clear-sky) 지역의 Rayleigh 채널 자료를 선택하였다(Rennie et al., 2021). ALADIN은 후방산란 되는 빛을 감지하는 과정에서 지면에서 반사되는 빛의 간섭을 받기 때문에 지면에 가까운 관측의 품질이 좋지 않다(Rennie and Isaksen, 2020). 과대오차 검사에서 1 km



**Fig. 2.** Spatial distributions and histograms of innovations (i.e., O-B) for ALADIN HLOS wind observations (a) before and (b) after quality control at 0600 UTC on 16 June 2020 (Note the different x-axis ranges for the histograms).

이하의 관측을 제거하였고, 이 밖에도 위치 정보가 없는 관측, 오류추정값이 지나치게 크거나 신뢰도가 낮은 관측, 무풍(calm wind) 관측 등을 제거하였다.

ALADIN의 수평시선 바람 자료( $HLOS_{wind}$ )를 직접 동화하기 위해 본 연구에서는 식(1)을 관측연산자로 사용하였다(Rennie and Isaksen, 2020).

$$HLOS_{wind} = -u \sin(\phi) - v \cos(\phi) \quad (1)$$

여기서,  $\phi$ 는 위성의 방위각(azimuth angle)이고,  $u$ 와  $v$ 는 동서바람(zonal wind)과 남북바람(meridional wind)이다. 즉, 배경장의  $u$ ,  $v$ 와 Aeolus의 방위각을 이용하면 수평시선 바람으로의 변수변환이 가능하다. 관측 공간에서 배경장 검사를 위해 수치모델 변수들을 수평 및 연직 방향으로 내삽하여 관측 위치와 일치시키고 변수 변환하였다. 배경장 검사에서는 관측과 배경장의 차이가  $20 \text{ m s}^{-1}$  보다 큰 관측을 제거하였고, 분석창(analysis window) 범위를 초과하는 관측( $\pm 3.5$ 시간 이상)도 함께 제거하였다.

다양한 품질검사를 통과한 좋은 품질의 관측이라도 관측들 사이의 간격이 너무 조밀하면 공간상관성 오차가 증가하여 분석장의 성능이 떨어질 수 있으므로 자료동화를 위한 전처리시스템에는 대부분 숨아내기 과정이 포함되어 있다. KPOP ALADIN 모듈에서는 병렬로 처리된 관측을 하나의 코어에서 계산할 수 있도록 모아서 수평으로  $1.0$ 도 간격과 연직으로  $50 \text{ hPa}$  간격으로 하나의 관측을 선택하였다. 숨아내기를 마친 ALADIN 관측은 자료동화를 위한 공통 형식으로 출력하였다. 최종적으로 BUFR 관측의 약 3%가 KPOP을 거쳐 KIM 자료동화시스템에 제공되었다. 자료동화에 필요한 관측오차는 다른 관측종(예, 대기운동벡터 또는 종관 바람자료)과 마찬가지로 관측중분

(innovation; Observation - Background, O-B)의 통계값을 모니터링 한 후, BUFR에 포함된 오류추정값과 관측중분의 통계값을 비교하여 결정하였다. 한편, ALADIN 관측은 Rayleigh 채널과 Mie 채널에서 각각  $1.8\sim 2.3 \text{ m s}^{-1}$ 와  $1.3\sim 1.9 \text{ m s}^{-1}$ 의 편차가 존재한다고 알려져 있다(Martin et al., 2021). 본 연구에서는 KIM 배경장을 이용한 ALADIN 관측의 편차를 분석하지 않았기 때문에 KPOP에서 결정한 관측오차에 팽창지수(inflation factor)를 곱해 자료동화를 수행하였다.

Figure 2에서는 2020년 6월 16일 0600 UTC에 품질검사를 수행하기 전과 KPOP ALADIN을 통과한 관측중분의 전구 공간분포를 보여준다. 품질검사를 수행하기 전에서는 관측중분이 양의 방향 또는 음의 방향으로 큰 값들이 다양한 지역에서 나타났지만(Fig. 2a), 품질검사 이후 비정상적인 값들이 대부분 제거되었다(Fig. 2b). 관측중분의 전구 평균은 품질검사 전에  $15 \text{ m s}^{-1}$  이상이었지만 품질검사 후 거의 0에 가까운 값이 되었으며, 표준편차 역시  $40 \text{ m s}^{-1}$ 에서 약  $6 \text{ m s}^{-1}$ 로 감소하였다. KPOP을 통과한 ALADIN 자료의 관측중분은 Jarque-Bera Normality test (Jarque and Bera, 1987)를 수행하여 5% 유의수준(즉, 95% 신뢰도)에서 정규분포를 이루고 있음을 확인하였다. 한편, 남·북반구 60도 이상의 고위도에서 관측중분의 표준편차가 다른 위도대에 비해 상대적으로 크게 나타났으며, 오류추정값 역시 큰 것을 알 수 있었다(그림 생략).

## 2.2 자료동화에서 ALADIN 관측 연산자 모듈

KIM 자료동화시스템에서 ALADIN의 수평시선 바람 변수를 직접 동화하기 위하여 본 연구에서는 관측의 변수변환과 관련된 부분을 수정하였다. 수평시선

바람은 모델 변수가 아니기 때문에 자료동화 모듈에서도 변수변환을 위한 관측연산자가 필요하다. 배경장 변수를 관측 공간으로 변환하기 위한 관측연산자는 식(1)과 동일한 식을 사용하여 변수변환을 수행하였다. 수평시선 바람은  $u$ 와  $v$  자코비안을 이용해 식(2)와 같이 선형화 된 식으로 표현이 가능하며, 이를 수평시선 바람 변수의 선형관측연산자(tangent-linear observation operator,  $TL_{HLOS}$ )로 사용하였다(Rennie and Isaksen, 2020). 이 때, 각 변수의 정의는 식(1)과 동일하며,  $\delta u$ 와  $\delta v$ 는 KIM 자료동화 최소화 과정에서 발생하는  $u$ 와  $v$  변수의 증분을 의미한다.

$$TL_{HLOS} = -\delta u \sin(\varphi) - \delta v \cos(\varphi) \quad (2)$$

식(2)의 수반관측연산자(adjoint observation operator,  $AD_u$  or  $AD_v$ )는 다음과 같다.

$$AD_u = -\delta HLOS \sin(\varphi) \quad (3)$$

$$AD_v = -\delta HLOS \cos(\varphi) \quad (4)$$

선형관측연산자와 수반관측연산자에 대한 오프라인 검증을 거친 후 KIM 자료동화시스템의 변수변환 모듈에 ALADIN 관측과 관련된 변수를 추가하였다. 그 후 다른 관측종과 함께 비용함수 최소화 계산을 수행하도록 비용함수 관련 모듈을 수정하였다. 비용함수 최소화 과정에서는 내부순환과 외부순환을 통해 반복 계산을 거친 후 최적의 모델 초기장을 계산하게 된다.

### 2.3 KIM 순환예측시스템의 ALADIN 자료동화

ALADIN 자료동화 성능을 살펴보기 위해 기상청 현업예보모델인 KIM 버전 3.6을 이용해 2020년 6월 16일 0600 UTC부터 7월 31일 1800 UTC까지 KIM 순환예측 실험을 수행하였다. KIM 현업 자료동화는 하이브리드 4차원 앙상블-변분(Hybrid four-dimensional ensemble variational, Hybrid-4DEnVar) 기법임에 비해 본 연구에서는 계산 비용을 절감하기 위해 앙상블을 포함하지 않는 3차원 변분 자료동화(three-dimensional variational data assimilation and First Guess at Appropriate Time, 3DVar-FGAT) 기법으로 실험을 수행하였다. 이 때, 6시간 분석창 내의 매시간 배경장을 자료동화에 이용하며, KIM의 수평해상도는 25 km (현업은 12 km)이고 자료동화의 해상도는 50 km이다. 규준 실험(CTL)에서는 중관 관측인 라디오존데, 윈드 프로파일러, 지상(SURFACE), 항공기 자료와 위성 관측인 Advanced Microwave Sounding Unit-A (AMSU-A), Advanced Technology Microwave Sounder (ATMS), Microwave Humidity Sounder (MHS), Infrared Atmospheric Sounding Interferometer (IASI), Cross-track Infrared Sounder (CrIS), Scatwind, GPS Radio

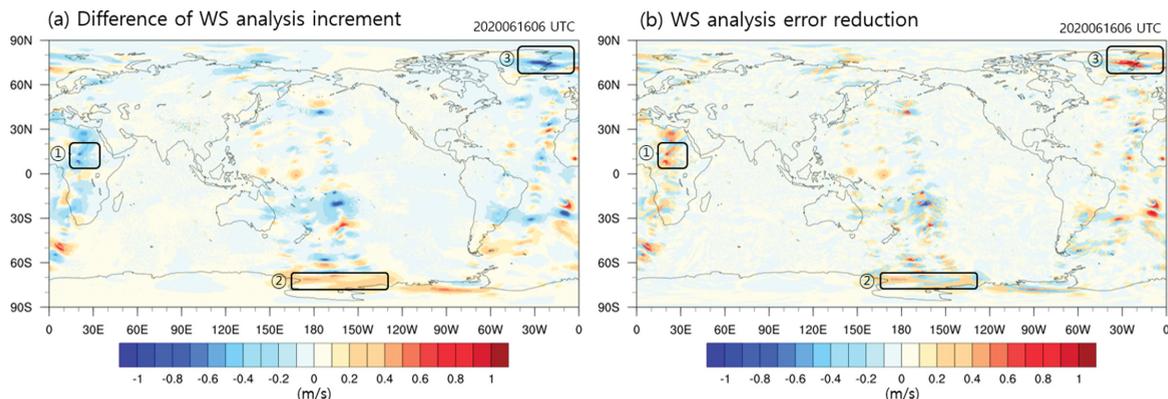
Occultation (GPS-RO), 대기운동벡터 자료를 동화하였고, ALADIN 성능 분석을 위한 비교 실험(EXP)에서는 CTL과 동일한 실험 설정에 ALADIN 자료동화를 포함하였다. CTL과 EXP의 분석장 성능은 Integrated Forecast System (IFS) 분석장을 기준으로 한 평균제곱근오차(Root-Mean-Square-Error, RMSE)로 평가하였으며, 이를 위해 모든 분석장을 0.25도 간격으로 내삽하였다. KIM 예측장에 대한 성능은 KIAPS 검증시스템(KIM Analysis/evaluation Tools, KAT; Lee et al., 2016) 버전 3.6을 이용하여 자기분석장 통계검증 및 IFS 분석장 대비 연직층의 전구 공간분포에 대한 검증을 수행하였다.

## 3. 결과 및 토의

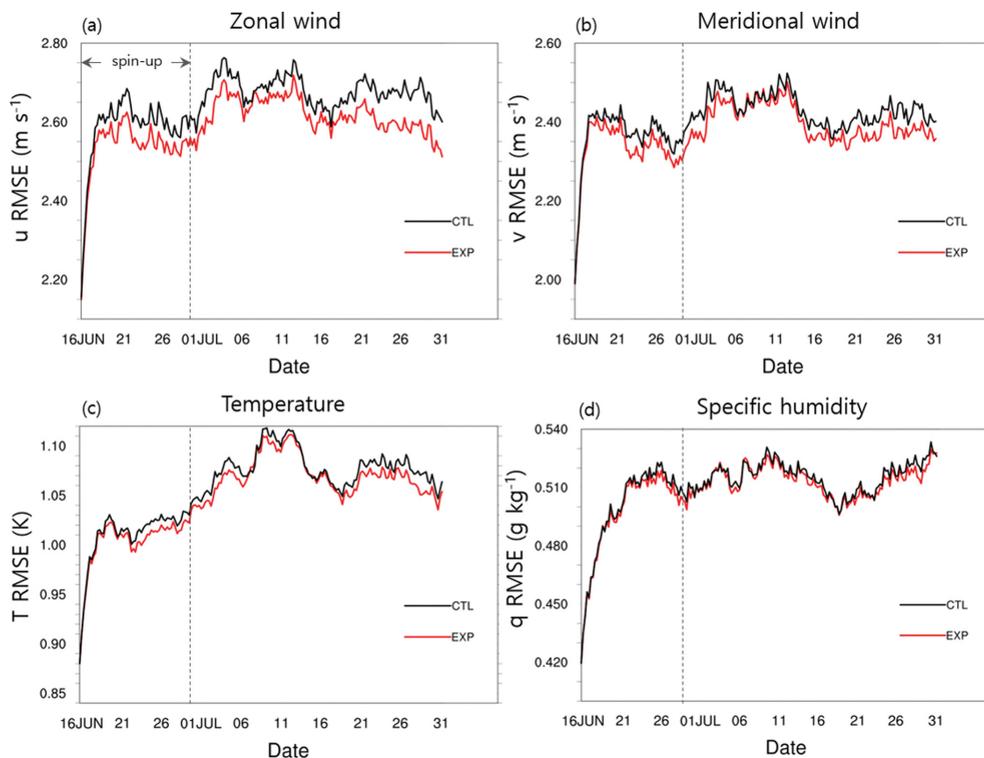
### 3.1 ALADIN 자료동화 성능 검증

ALADIN의 수평시선 바람 자료가 정상적으로 동화되었는지 살펴보기 위하여 CTL과 EXP의 분석증분(analysis increment; Analysis - Background, A-B)과 IFS 분석장 대비 KIM 분석장의 오차 감소를 비교해 보았다. ECMWF에서는 2019년부터 현업시스템에 ALADIN 자료를 포함하여 IFS 분석장을 생산 중이며, 본 연구의 실험기간에 ALADIN 자료동화가 포함되었다. Figure 3은 사이클 시작 시간인 2020년 6월 16일 0600 UTC의 500 hPa 바람(풍속) 변수에 대한 두 실험의 분석증분 차이(EXP-CTL)와 분석장의 오차 감소이다. Figure 3a의 ①~③은 ALADIN 관측이 포함된 지역으로(Fig. 2 참고) 동일한 배경장을 사용한 CTL과 EXP의 분석증분 차이는 ALADIN 자료동화에 의한 것으로 볼 수 있다. 일부 지역에서 ALADIN을 포함한 EXP의 분석장 오차 감소가 CTL의 분석장 오차 감소 보다 큰 것으로 나타났다. 예를 들어, ③ 지역에서 EXP의 음의 방향 분석증분이 CTL에 비해 더 강하게 생성되었고(Fig. 3a의 푸른색), 분석장의 오차 감소가 EXP에서 더 크게 구해졌다(Fig. 3b의 붉은색).

ALADIN 자료가 제공하는 바람 정보는 다양한 기상 변수들과 물리적 기작을 통해 서로 영향을 주고받을 수 있다. ALADIN 자료동화의 성능을 살펴보기 위해 Fig. 4에서는 사이클이 진행되는 동안 CTL 분석장과 EXP 분석장의 동서바람, 남북바람, 온도, 비습(specific humidity)의 오차를 IFS 분석장으로 검증하였다. 스핀업(spin-up) 기간에 해당하는 14일 이후에 모든 변수에서 ALADIN을 포함한 EXP의 전구 평균 오차가 CTL의 오차 보다 작게 나타났다. 이 때, 바람, 온도 및 비습 변수의 개선은 사이클 초반에 시간 차가 존재하는 것을 볼 수 있다. ALADIN의 수평시선 바람 자료 추가로 바람 분석장이 즉각 개선되었고, 사이클이 진행됨에 따라 온도와 비습 분석장도 따



**Fig. 3.** (a) EXP - CTL analysis increment differences for the first analyses in each trial (which have identical backgrounds), and (b) the consequent reduction in differences with the corresponding IFS analysis, for wind speed at 500 hPa on 16 June 2020. Red colors in (b) indicate where the analysis increment using ALADIN has brought the wind speed closer to the IFS analysis wind speed.

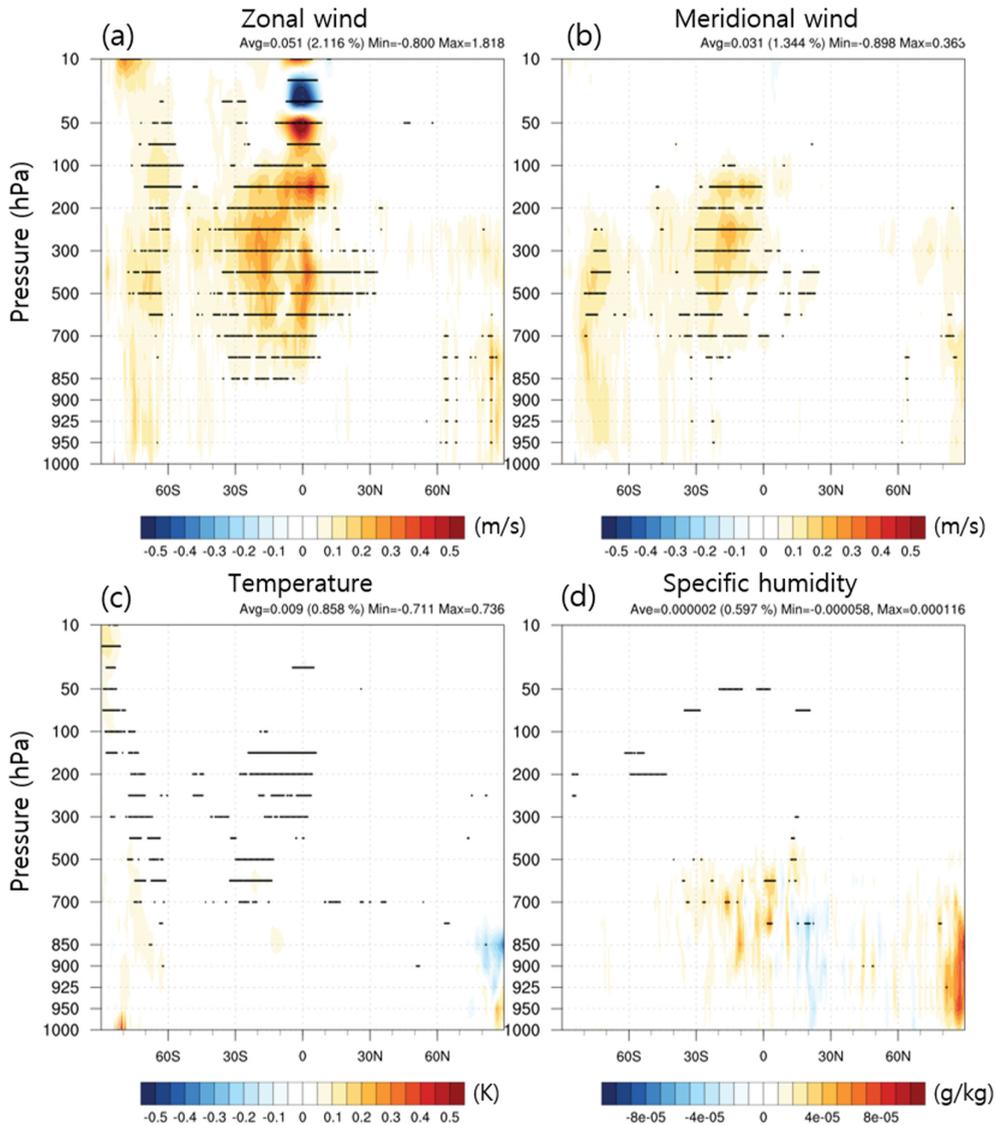


**Fig. 4.** Time-series of globally-averaged analysis RMSEs against IFS analyses for (a) zonal wind, (b) meridional wind, (c) temperature and (d) specific humidity during the cycling period. Black and red lines denote the CTL trial and the EXP trial, respectively.

라서 개선되었다. 이는 3DVar에 포함된 바람과 질량에 관한 비선형 균형방정식을 통해 바람 변수의 개선이 질량 변수인 온도와 비습의 개선을 이끈 것으로

여겨진다(Song et al., 2017; Lee and Song, 2018).

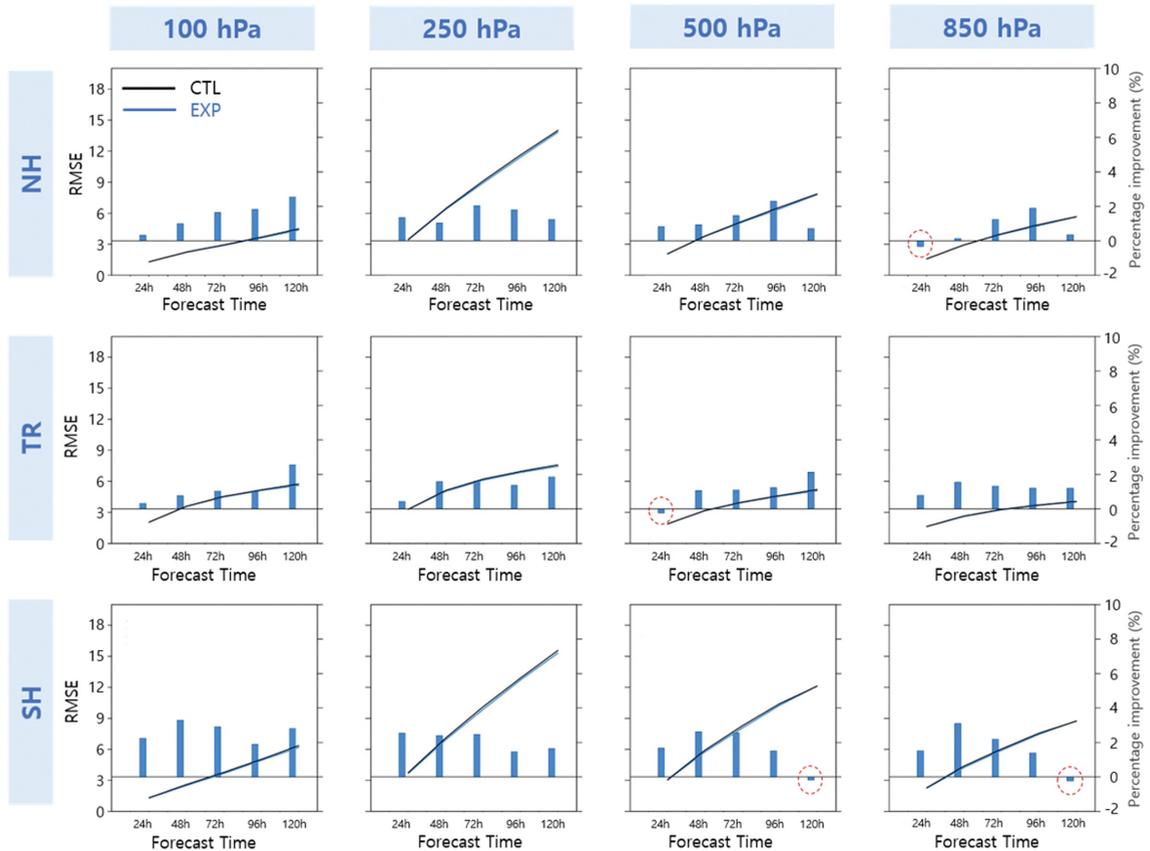
이어서 ALADIN 자료동화에 의한 분석장의 개선이 구체적으로 어느 지역에서 나타나는지 살펴보았다.



**Fig. 5.** Vertical cross sections of zonally-averaged analysis error reduction against IFS analysis for (a) zonal wind, (b) meridional wind, (c) temperature and (d) specific humidity during the cycling period, excluding the spin-up period. Analysis error reduction is  $(\text{CTL RMSE}) - (\text{EXP RMSE})$ , so red colors show areas where the assimilation of ALADIN observations has brought the KIM analyses closer to the IFS analyses on average. The small black dots identify differences that are significant at the 95% level, as calculated using a  $t$ -test.

Figure 5는 스핀업을 제외한 사이클 전 기간에 대해 각 변수별로 IFS 분석장 대비 CTL과 EXP의 분석장 오차를 연직층과 동서방향으로 평균한 차이(CTL RMSE - EXP RMSE)를 나타낸 결과이다. 즉, 양의 값인 붉은 색이 강할수록 ALADIN 자료동화의 긍정적인 영향이 크다는 것을 의미한다. 이 때, 검은색 점들은 CTL과 EXP에 대해  $t$ -test를 수행한 후 95% 신뢰구간에 포함되는 영역을 표시한 것이다. Figure 5a에서 50 hPa 이

상의 적도 상층을 제외한 대부분의 지역에서 EXP의 동서바람 오차 감소가 통계적으로 유의하게 나타나 ALADIN 자료동화는 바람 분석장에 긍정적인 영향을 준다는 것을 알 수 있었다. 특히, 850 hPa 이상의 30도 이하 저위도와 남반구 전 층에서 바람 분석장의 오차가 크게 감소하였고(전구 평균 1.3~2.1% 감소), 유사한 영역의 온도 분석장 오차(0.9%)와 비습 분석장 오차(0.6%)도 감소하였다.



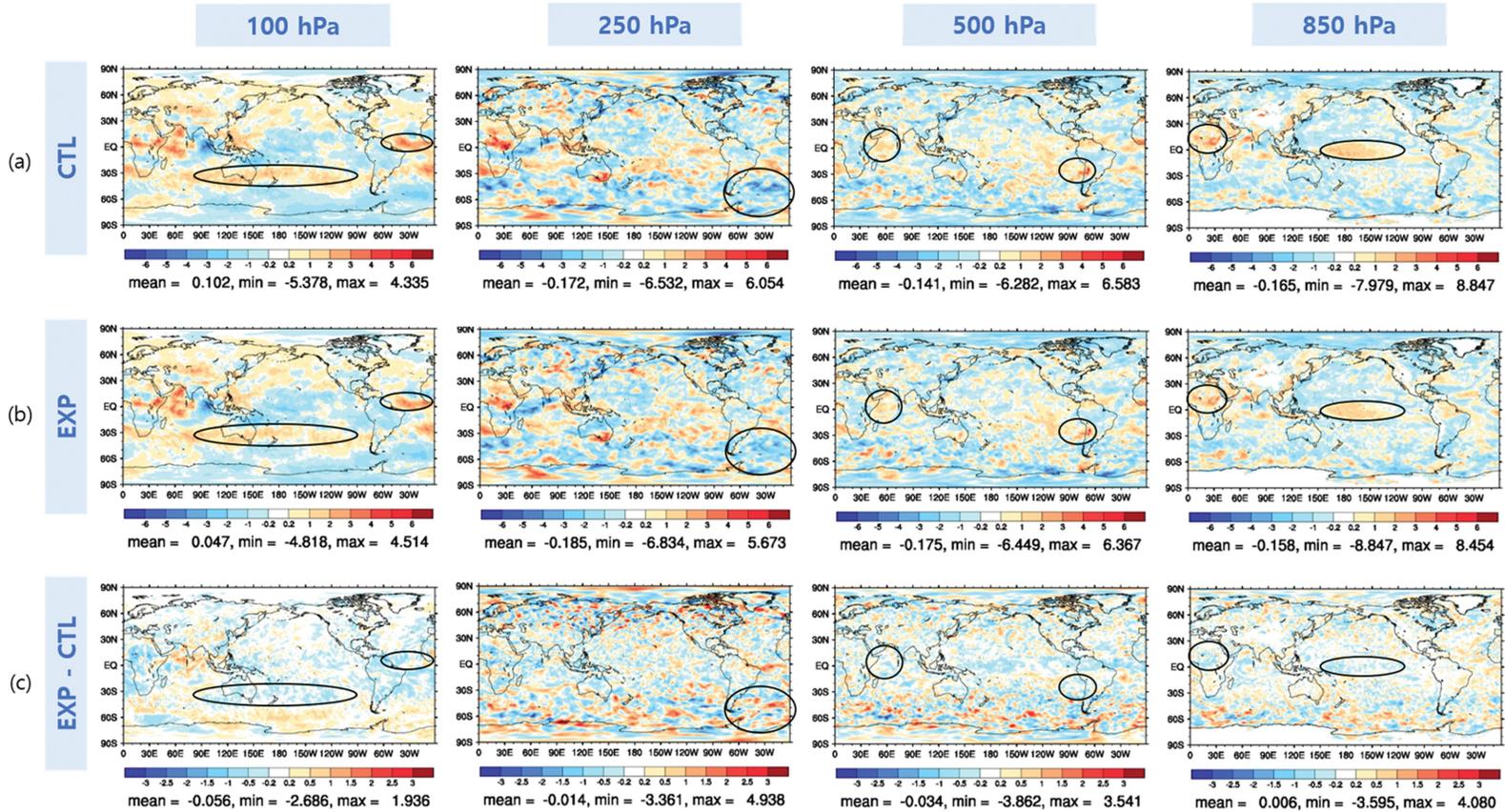
**Fig. 6.** RMSEs against own analyses of CTL and EXP wind speed forecasts at 100, 250, 500 and 850 hPa for the Northern-Hemisphere (NH; upper), Tropics (TR; middle) and Southern-Hemisphere (SH; bottom). Blue bars are percentage RMSE reductions in the EXP trail relative to the CTL trial, with red dotted circles added to indicate relatively poor RMSE scores in the EXP trial.

### 3.2 ALADIN 자료의 KIM 예측 기여도

ALADIN 자료동화에 의한 KIM의 예측 성능을 알아보기 위해 2020년 7월 1일부터 7월 31일까지 0000 UTC의 120시간 예측장 자료를 이용해 바람(풍속)에 대한 자기분석장 통계검증과 IFS 분석장 대비 검증을 수행하였다. Figure 6은 120시간 예측에 대한 자기분석장 검증 결과로 100, 250, 500, 850 hPa에서의 북반구, 적도, 남반구의 바람 오차이다. 이 때, ALADIN 자료동화(EXP)의 영향은 막대바로 표기하였으며, 0보다 클 때 EXP 예측장의 오차 감소를 의미한다. 예측 시간에 따른 바람 오차는 윈드 시어(wind shear)가 강한 남·북반구 250 hPa에서 급격히 증가하며, 적도에서의 오차 증가 속도는 상대적으로 완만하게 나타났다. 연직층에 상관없이 전 지역에 걸쳐 ALADIN 자료동화는 KIM의 바람 예측장 개선에 긍정적인 것으로 나타났으며, 전 지역에서 72시간 예측까지 개선효과가 지속됨을 알 수 있었다. 특히, 남반구에서 EXP

의 오차 개선 정도가 가장 크지만, 아쉽게도 ALADIN의 긍정적인 영향은 500 hPa 이하에서 96시간 예측까지 지속되다가 120시간 예측에서 다소 부정적으로 바뀌었다.

Figure 7과 Fig. 8는 CTL과 EXP의 72시간 예측장을 IFS 분석장으로 검증한 각 연직층(100, 250, 500, 850 hPa)에서의 바람 편차와 오차의 공간분포이다. Figure 7에서 (a)와 (b)는 CTL과 EXP의 바람 편차이고, (c)는 두 실험의 차이(EXP Bias - CTL Bias)를 나타낸다. Figure 7a에서 양의 편차(붉은색) 지역이 Fig. 7c에서 음의 방향(푸른색)인 경우 ALADIN 자료동화가 바람 오차를 감소시켜 예측장에 긍정적인 영향을 미쳤음을 의미한다. Figures 7a, b에서 CTL과 EXP의 바람 편차의 형태는 유사하지만, 적도 또는 남반구 일부 해양 지역에서 EXP에 의한 편차 개선이 나타났다(Fig. 7의 검은색 동그라미). 전반적으로 북반구에 비해 중관관측이 부족한 적도와 남반구에서 ALADIN에



**Fig. 7.** Spatial distributions of KIM biases against IFS analyses for 72-hour forecast wind speed at 100, 250, 500 and 850 hPa, for (a) the CTL trial, and (b) the EXP trial. (c) shows the change in bias due to assimilation of ALADIN observations. The black circles indicate regions of bias reduction.

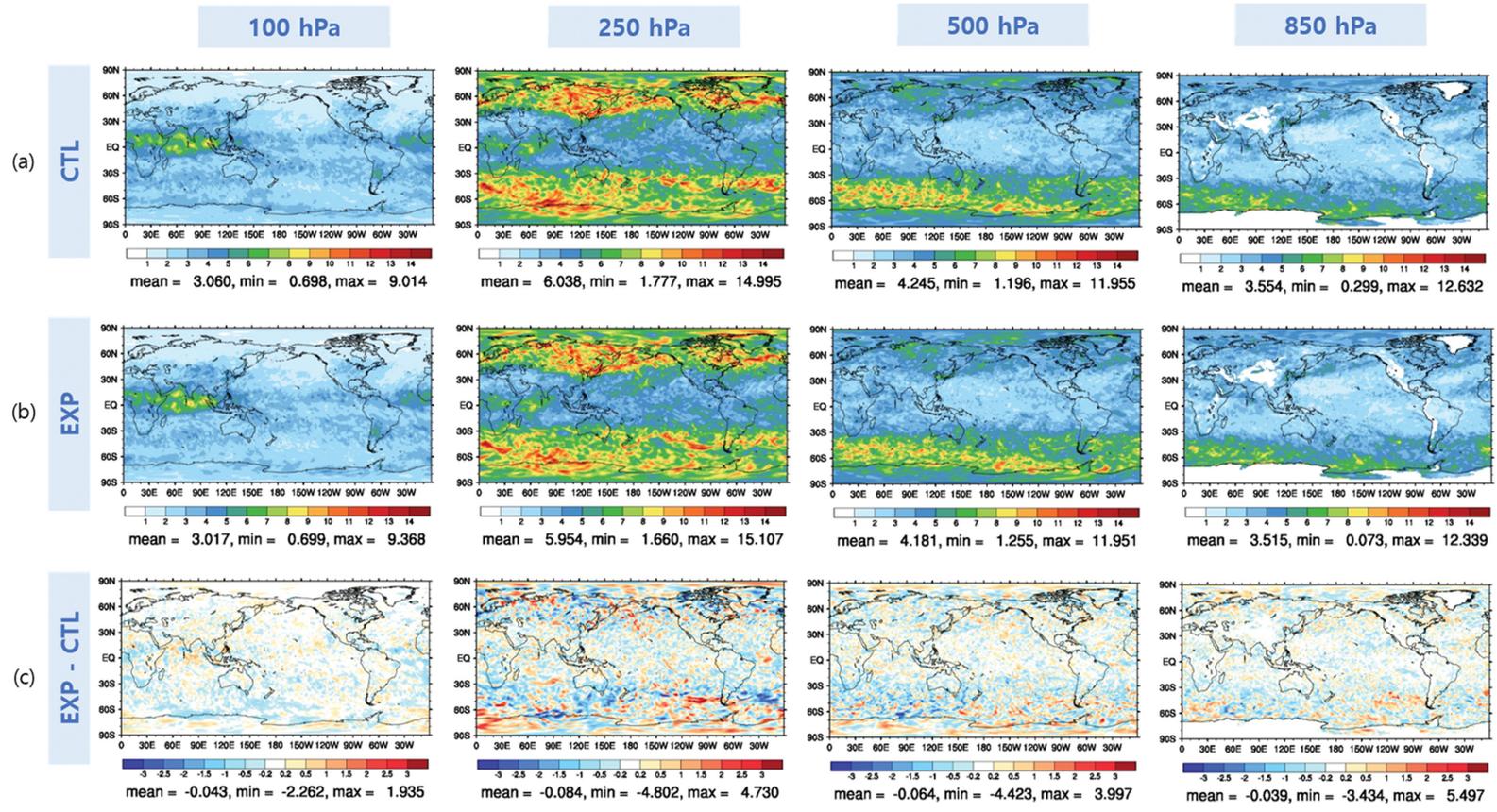


Fig. 8. The same as Fig. 7, but for RMSEs rather than biases against IFS analyses.

의한 바람 편차 개선이 더 큰 것을 알 수 있다.

Figures 8a, b에서는 CTL과 EXP의 각 연직층에서의 72시간 바람 예측 오차에 대한 공간분포를 보여준다. 100 hPa에서는 적도의 바람 오차가 크게 나타났으며, 250 hPa에서는 남-북반구 중위도의 바람 오차가 크게 구해졌다. 500 hPa과 850 hPa에서는 남반구 30도 이상의 위도대에서 바람 오차가 큰 것을 알 수 있다. Figures 8a, b에서 CTL과 EXP의 바람 오차의 공간분포가 유사하지만, Fig. 8c에서 두 실험의 오차 차이(EXP RMSE - CTL RMSE)를 보면 ALADIN 자료동화가 남반구 30도 이상의 바람 오차 감소에 기여한 것을 알 수 있다(푸른색 지역). 윈드 시어가 강한 250 hPa에서는 남반구에서 ALADIN 자료동화에 의한 긍정적인 영향(푸른색)과 부정적인 영향(붉은색)이 섞여서 나타나며, 극 지역으로 갈수록 부정적인 영향이 일부 증가하는 것을 볼 수 있다.

#### 4. 결 론

본 연구에서는 기상청 전지구 현업예보모델인 KIM 버전 3.6에 신규 관측인 ALADIN 수평시선 바람을 동화할 수 있도록 추가한 후 ALADIN 자료동화의 성능을 IFS 분석장으로 검증하였다. KIM-자료동화 순환예측 실험이 진행됨에 따라 ALADIN 자료를 포함한 실험에서 적도를 포함한 30도 이하의 저위도 중-상층과 남반구 전역의 바람 분석장이 개선됨을 알 수 있었다. ALADIN 자료동화에 의한 바람 분석장의 긍정적인 영향은 질량 변수인 온도와 비습 분석장의 개선으로 이어졌다. KAT 버전 3.6을 이용한 120시간 예측의 자기분석장 검증에서 ALADIN 자료동화는 연직층에 상관없이 전 지역에 걸쳐 바람 오차 감소에 기여하였다. 72시간 예측에 대한 IFS 분석장 대비 검증에서도 ALADIN 자료동화는 지역별로 바람 편차 개선에 기여하고 있으며, 특히, 남반구의 바람 오차 개선에 긍정적인 영향을 끼치고 있음을 알 수 있었다.

ALADIN 관측 추가에 의한 KIM 순환예측 실험 및 분석은 종관관측이 부족한 지역(예, 적도와 남반구 해양)에 신규 관측이 추가되었을 때 수치예보모델의 분석장 개선을 거쳐 예측장까지 개선되는 과정을 살펴볼 수 있는 좋은 연구 주체라고 생각한다. 본 연구에서 ALADIN 자료동화에 대한 KIM의 성능 검증은 2020년 여름철에 대해서만 이루어졌기 때문에 실제 현업에 적용하기 위해서는 장기간에 걸친 사이클 실험 및 다른 계절 실험이 추가로 필요할 것이다. 장기간 실험에서는 ALADIN 자료의 편차에 의한 부정적인 영향이 커질 수 있으므로 시계열 편차 분석에 따른 편차 보정 또는 관측오차 팽창지수의 최적화 등을 통해 ALADIN 자료동화의 성능을 높여야 할 것이다. 기상

청 현업 자료동화 체계(Hybrid-4DEnVar)와 동일한 실험을 추가로 수행하여 자료동화 기법이 달라질 때 ALADIN 자료동화의 성능이 어떻게 달라지는지 비교해 보는 것도 흥미로운 연구가 될 것이다.

#### 감사의 글

본 연구에 도움을 주신 (재)차세대수치예보모델개발사업단의 Adam Clayton과 한현준 연구원에게 감사드립니다. 본 연구는 기상청 출연사업인 (재)차세대수치예보모델개발사업단의 4차원 고품질 기상분석을 위한 최신 자료동화기술 개발(KMA2020-02211)의 지원을 받아 수행되었음.

#### REFERENCES

- Baars, H., A. Herzog, B. Heese, K. Ohneiser, K. Hanbuch, J. Hofer, Z. Yin, R. Engelmann, and U. Wandinger, 2020: Validation of Aeolus wind products above the Atlantic Ocean. *Atmos. Meas. Tech.*, **13**, 6007-6024, doi:10.5194/amt-13-6007-2020.
- Choi, S. J., and S. Y. Hong, 2016: A global non-hydrostatic dynamical core using the spectral element method on a cubed-sphere grid. *Asia-Pac. J. Atmos. Sci.*, **52**, 291-307, doi:10.1007/s13143-016-0005-0.
- Durand, Y., E. Chinal, M. Endemann, R. Meynart, O. Reitebuch, and R. Treichel, 2006: ALADIN airborne demonstrator: a Doppler Wind lidar to prepare ESA's ADM-Aeolus Explorer mission. *Proc. SPIE 6296, Earth Observing Systems XI*, 62961D, doi:10.1117/12.680958.
- Hagelin, S., R. Azad, M. Lindskog, H. Schyberg, and H. Körnich, 2021: Evaluating the use of Aeolus satellite observations in the regional numerical weather prediction (NWP) model Harmonie-Arome. *Atmos. Meas. Tech.*, **14**, 5925-5938, doi:10.5194/amt-14-5925-2021.
- Haiden, T., M. Janousek, J. Bidlot, L. Ferranti, F. Prates, F. Vitart, P. Bauer, and D. S. Richardson, 2016: Evaluation of ECMWF forecasts, including the 2016 resolution upgrade. ECMWF Tech. Memo. No.792, 53 pp, doi:10.21957/vltarm3ql.
- Jarque, C. M., and A. K. Bera, 1987: A test for normality of observations and regression residuals. *Int. Stat. Rev.*, **55**, 163-172.
- Kang, J.-H., and Coauthors, 2018: Development of an observation processing package for data assimilation in KIAPS. *Asia-Pac. J. Atmos. Sci.*, **54**, 303-318, doi:10.1007/s13143-018-0030-2.
- Lee, E.-H., J. Lee, and I.-J. Choi, 2016: Verification of the

- medium-range forecasts of KIAPS integrated model. *Abstract, EGU General Assembly 2016*, Vienna, Austria, EPSC2016-11706 [Available online at <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2016EGUGA..1811706L/abstract>].
- Lee, S., and H.-J. Song, 2018: Impacts of LEOGEO Atmospheric Motion Vectors on East Asian weather forecasts. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **144**, 1914-1925, doi:10.1002/qj.3392.
- Marseille, G. J., and A. Stoffelen, 2003: Simulation of wind profiles from a space-borne doppler wind lidar. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **129**, 3079-3098.
- Martin, A., M. Weissmann, O. Reitebuch, M. Rennie, A. Geiß, and A. Cress, 2021: Validation of Aeolus winds using radiosonde observations and numerical weather prediction model equivalents. *Atmos. Meas. Tech.*, **14**, 2167-2183, doi:10.5194/amt-14-2167-2021.
- Reitebuch, O., D. Huber, and I. Nikolaus, 2014: ADM-Aeolus Algorithm Theoretical Basis Document ATBD Level 1B Products. AE-PR-DLR-L1B-001, 117 pp [Available online at [https://earth.esa.int/pi/esa?type=file&table=aotarget&cmd=image&alias=ADM\\_Aeolus\\_L1B\\_Algorithm\\_TBD](https://earth.esa.int/pi/esa?type=file&table=aotarget&cmd=image&alias=ADM_Aeolus_L1B_Algorithm_TBD)].
- Rennie, M. P., and L. Isaksen, 2020: The NWP impact of Aeolus Level-2B Winds at ECMWF. ECMWF Tech. Memo. No. 864, 110 pp.
- \_\_\_\_\_, \_\_\_\_\_, F. Weiler, J. de Kloe, T. Kanitz, and O. Reitebuch, 2021: The impact of Aeolus wind retrievals on ECMWF global weather forecasts. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **147**, 3555-3586, doi:10.1002/qj.4142.
- Song, H.-J., and I.-H. Kwon, 2015: Spectral transformation using a cubed-sphere grid for a three-dimensional variational data assimilation system. *Mon. Wea. Rev.*, **143**, 2581-2599, doi:10.1175/MWR-D-14-00089.1.
- \_\_\_\_\_, J. Kwun, I.-H. Kwon, J.-H. Ha, J.-H. Kang, S. Lee, H.-W. Chun, and S. Lim, 2017: The impact of the nonlinear balance equation on a 3D-Var cycle during an Australian-winter month as compared with the regressed wind-mass balance. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **143**, 2036-2049, doi:10.1002/qj.3065.
- Stoffelen, A., and Coauthors, 2005: The Atmospheric Dynamics Mission for global wind field measurement. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **86**, 73-87.
- Sung, K., H.-J. Song, and I.-H. Kwon, 2020: A local unscented transform Kalman filter for nonlinear systems. *Mon. Wea. Rev.*, **148**, 3243-3266, doi:10.1175/MWR-D-19-0228.1.