Atmosphere, **17**(4), 327-337 December 2007

단시간 다중모델 앙상블 바람 예측

윤지원[1,*] · 이용희[1] · 이희춘[1] · 하종철[1] · 이희상[1] · 장동언[2]
[1]국립기상연구소 예보연구팀
[2]기상청 수치예보센터
(2007년 6월 30일 접수; 2007년 11월 1일 승인)

Wind Prediction with a Short-range Multi-Model Ensemble System

Ji Won Yoon[1,*], Yong Hee Lee[1], Hee Choon Lee[1], Jong-Chul Ha[1], Hee Sang Lee[1] and Dong-Eon Chang[2]
[1]*Forecast Research Laboratory, National Institute of Meteorological Research, KMA*
[2]*Numerical Prediction Center, KMA*
(Manuscript received 30 June 2007; in final form 1 November 2007)

Abstract

In this study, we examined the new ensemble training approach to reduce the systematic error and improve prediction skill of wind by using the Short-range Ensemble prediction system (SENSE), which is the mesoscale multi-model ensemble prediction system. The SENSE has 16 ensemble members based on the MM5, WRF ARW, and WRF NMM. We evaluated the skill of surface wind prediction compared with AWS (Automatic Weather Station) observation during the summer season (June - August, 2006). At first stage, the correction of initial state for each member was performed with respect to the observed values, and the corrected members get the training stage to find out an adaptive weight function, which is formulated by Root Mean Square Vector Error (RMSVE). It was found that the optimal training period was 1-day through the experiments of sensitivity to the training interval. We obtained the weighted ensemble average which reveals smaller errors of the spatial and temporal pattern of wind speed than those of the simple ensemble average.

Key words: wind prediction, Short range Multi-Model Ensemble, ensemble training, ensemble weighted average

1. 서 론

우리나라에서는 해마다 단시간 내에 발생하는 국지적인 악천후 사례가 더욱더 빈번해지고 있어 인적, 경제적인 피해가 매우 크게 증가하고 있다 (김성진 · 류찬수, 2006). 따라서 악천후에 대한 신속하고 정확한 예측의 필요성이 증가하고, 이에 따라 강수, 기온, 바람 등과 같은 기상요소들의 정확한 예보의 중요성이 더욱 강조되고 있다. 그 중 바람은 다른 기상요소들과 달리 순간변동이 심하고 국지성이 강하여 정확한 예측을 하기가 어려운 기상요소이다. 그러나 바람은 인간의 생활 및 환경, 그리고 사회 · 경제적으로도 많은 분야와 밀접하게 관련되어 있어 바람의 정확한 예측은 더욱 필요하다. 예를 들어 농업, 어업, 건설업, 조선업, 항공업 그리고 스포츠 경기 등과 밀접한 관련이 있으며, 최근 매우 많은 관심이 집중되고 있는 황사현상의 예측과 대기오염물질의 이동 · 확산의 예측은 바람 예측 결과에 따라 달라진다.

이렇듯 다양한 분야에서 정확한 바람 예측이 요구되므로 최근에는 미세규모, 중규모 및 허리케인 (태풍)에 대한 연구 등 바람 예측 분야의 특성에 따른 연구가 활발하게 진행되고 있다. 기존의 국지규모 바람장의

*Corresponding Author: Ji Won Yoon, Forecast Research Laboratory, National Institute of Meteorological Research, KMA, Seoul 156-720, Korea.
Phone : +82-2-834-5920, Fax : +82-2-834-5922
E-mail : jwyoon@metri.re.kr

ⓒ Korean Meteorological Society, 2007

연구들에서는 모델의 분해능이 수백 m ~ 수 km로 제한되어 미세규모 바람순환에서 중요한 역할을 하는 건물 등을 분해하여 미세규모 바람순환의 특성을 상세히 밝히는데 어려움이 있었다. 이를 극복하고자 수 m ~ 수십 m의 분해능을 가지는 미세규모 모델 (MUKLIMO)을 중규모 모델 (MM5)과 연동하여 고해상도의 바람 예보자료를 산출한 바 있다 (안광득 등, 2003). 그리고 중규모 모델 (MM5)을 기반으로 한 MOS (Model Ouput Statistics) 시스템의 바람 예측 결과는 12 km, 4 km 분해능을 가지는 중규모 모델의 바람 예측보다 더 나은 예측 수준을 보였다 (Hart *et al.* 2003). 또한 허리케인의 지상 바람을 정확하게 예측하기 위해 기존의 Holland 모델에 비대칭항을 추가하여 새로운 비대칭 Holland 모델 (new asymmetric Holland model)을 개발하고 수행하였다. 그 결과 대칭 바람 예측 모델 (symmetric wind forecast model)보다 더 정확한 허리케인의 바람 예측 결과를 보였다 (Xie *et al.*, 2006). 그러나 이러한 바람 예측에서는 단일 수치 모델의 초기조건, 경계조건과 모델에 내재되어 있는 불확실성으로 인한 오차를 줄이고, 예측 수준을 향상시키기 위해 다양한 방법들을 제시하였으나 여전히 수치모델의 불확실성은 존재하고 있다. 따라서 이러한 불확실성으로 인한 오차를 줄이고자 다양한 통계적인 접근 방법들이 제시되고 있는데, 그 중 현재 많이 활용되고 있는 것이 앙상블 방법이다 (Kalnay, 2003).

앙상블 예보는 최고 성능을 보이는 모델 (best model)을 사용한 규준모델 (control model)의 초기 조건에 섭동을 주거나 물리과정을 달리하여 다수의 멤버를 구성하고, 확률 예보를 하므로 예보의 신뢰도를 높일 수 있다. 최근에는 독립적인 초기조건과 물리과정으로 구성된 서로 다른 특성과 예측성을 가지는 최상의 모델들로 앙상블 멤버가 구성되고, 각각의 멤버로부터 생산되는 예측결과를 조합하여 예측하는 다중모델 앙상블 예보에 관심이 많아지고 있는 추세이다 (Krishnamurti *et al.*, 2000). 그리고 다양한 최상의 앙상블 멤버로부터 구해진 앙상블 예보는 개별 예보보다 더 숙련되어 있고, 단시간 예측에 더 유용하다 (Kalnay and Ham, 1989; Hamill and Colucci, 1997; Fritsch *et al.*, 2000).

이러한 앙상블 바람 예측에 대한 선행 연구로는 Grimit and Mass (2002)가 00 UTC를 초기시각으로 3시간 간격의 48시간 앙상블 예측을 수행하였고, Yussouf *et al.* (2004)은 00 UTC, 12 UTC를 초기시각으로 3시간 간격의 48시간 앙상블 예측을 수행하였다. 그리고 Jones *et al.* (2007)은 00 UTC를 초기시각으로 1시간 간격의 48시간 앙상블 예측을 수행하였다. 그 결과 앙상블 예측은 앙상블 멤버들에 비해 작은 오차를 나타내어 앙상블 예측의 장점이 잘 나타났다. 그러나 대부분의 선행 연구에서는 바람만을 중점적으로 앙상블 예측을 수행한 것이 아니라 여러 가지 기상 요소들과 같이 앙상블 예측이 수행되어 바람의 특성을 적절히 고려한 앙상블 예측을 수행하는데 한계가 있었다.

따라서 본 연구에서는 MM5 (Grell *et al.*, 1994), WRF (Weather Research and Forecasting) ARW (Advanced Research WRF; Skamarock *et al.*, 2005), WRF NMM (Nonhydrostatic Mesoscale Model)의 3개의 역학체계로 구성된 총 16개의 멤버로 다중모델 앙상블 예측시스템을 구축하고, 00, 06, 12, 18 UTC를 초기시각으로 1시간 간격의 24시간 앙상블 바람 예측을 수행하였다 (기상연구소, 2006). 또한 기존의 앙상블 바람 예측이 포함하는 오차를 평가하고 보정하여 예측숙련도를 높이기 위해 바람 특성에 맞는 다중모델 슈퍼앙상블 기법의 앙상블 훈련 (ensemble training)을 개발하고 수행하였다. 앙상블 훈련은 모델의 예측 자료와 고해상도 자료인 AWS (automatic weather station) 자료를 사용하여 구한 RMSVE (Root Mean Square Vector Error; Cox *et al*, 1998)를 이용하여 예측 전 훈련 기간별로 최신화 된 가중치를 멤버별로 적용하여 이루어지며, 앙상블 훈련 후 예측된 바람은 AWS의 바람 관측 자료와 검증을 수행하였다.

2. 다중모델 앙상블 멤버와 검증방법

2.1 앙상블 멤버

앙상블 바람 예측을 위해 운영된 앙상블 멤버는 총 16개이며, 각 멤버는 독립적인 초기조건과 물리과정으로 구성된 다중모델이다. 다중모델을 구성하고 있는 MM5, WRF ARW, WRF NMM 모델의 역학체계는 다음과 같다. MM5는 비압축성 비정수계 (non-compressible non-hydrostatic) 모델로 수평격자는 Arakawa B 격자체계를 사용하고, 연직격자는 지형을 따라가는 시그마 좌표계 (σ coordinate)를 사용한다. WRF ARW는 NCAR에서 개발한 수치모델로 완전 압축성 비정수계 (fully compressible non-hydrostatic) 모델이다. 수평격자는 Arakawa C 격자체계를 사용하고, 연직격자는 Eulerian 질량 좌표계 (mass-based terrain following coordinate)

를 사용한다. WRF NMM은 NCEP에서 개발한 수치 모델로 WRF ARW와 마찬가지로 완전 압축성 비정수계 모델이다. 수평격자는 Arakawa E 격자체계를 사용하고, 연직격자는 하이브리드 좌표계 (pressure-sigma coordinate)를 사용한다.

이러한 3가지의 역학체계로 총 16개의 앙상블 멤버를 구성하고, 다중모델 앙상블 예측시스템을 구축하였다. 각 멤버들은 MM5 기반의 6개 (M1～M6), WRF ARW 기반의 7개 (W1～W7), WRF NMM 기반의 3개 (N1～N3)로 각각 구성되었다. 각 멤버들의 구름 물리 과정, 적운 대류 모수화 과정, 행성 경계층 모수화 방안과 한반도 국지규모 기상자료 분석시스템 (Korea Local Analysis and Prediction System, KLAPS)의 이용여부에 대해서는 Table 1에 자세하게 나타내었다. 그리고 앙상블 멤버 중 M5와 W5는 Lee *et al.* (2006)의 연구 결과에 따라 기존의 Kain-Fritsch Ⅱ의 대류가용에너지 소모율을 수정한 멤버이다.

앙상블 멤버 중 M4와 M6은 기상연구소의 단시간 분석 및 예측시스템 (Short Range Analysis and Prediction System, SRAPS)을 근간으로 산출하였고 (기상연구소, 2003), SRAPS의 분석시스템에서는 KLAPS를 이용하여 자료동화가 이루어졌다. KLAPS는 미국 NOAA의 FSL (Forecast Systems Laboratory)에서 개발한 국지분석 시스템 (Albers *et al.*, 1996)을 기반으로 기상연구소에서 개발한 국지 분석 시스템으로 종관 및 비종관 자료를 이용하여 지상 및 3차원 바람, 온도, 습도, 구름, 강수, 토양 등의 분석 과정을 통하여 3차원 기상 분석장을 제공하게 된다. 이때 기상 분석에 사용되는 자료는 GTS (Global Telecommunication System)를 통해 수신되는 각종 종관 관측자료와 항공 지상 관측자료, 민간 항공기 관측자료인 ACARS (Aircraft Communications, Addressing, and Reporting System) 자료 등이 사용된

Table 1. Configuration of 16 ensemble members in the Short-range Multi-Model Ensemble (SMME).

Member	Core	MicroPhysics Scheme	Convective Parameterization Scheme	PBL	KLAPS
M1	MM5	Schultz	KF2	YSU	
M2		WSM5	BMJ	MYJ	
M3		WSM5	KF2	YSU	
M4		WSM5	KF2	YSU	○
M5		WSM5	KF2*	YSU	
M6		Schultz	KF2	YSU	○
W1	WRF ARW	WSM3	BMJ	MYJ	
W2		WSM3	KF2	YSU	
W3		WSM5	KF2	YSU	
W4		WSM5	BMJ	MYJ	
W5		WSM5	KF2*	YSU	
W6		WSM5	NOC	YSU	
W7		Ferrier	BMJ	MYJ	
N1	WRF NMM	Ferrier	BMJ	MYJ	
N2		Ferrier	KF2	MYJ	
N3		Ferrier	SAS	MYJ	

WSM3 : WRF single moment 3 class
WSM5 : WRF single moment 5 class
KF2 : Kain-Fritsch Ⅱ
KF2* : revised Kain-Fritsch Ⅱ
YSU : Yonsei university
BMJ : Betts-Miller-Janjic
NOC : No Convective Scheme
SAS : Simplified Awakawa-Shubert
MYJ : Meller-Yamada-Janjic

다. 그리고 지상 기온장의 보정은 정지 기상 위성 (Geostationary Satellite)의 휘도온도 자료에 변분법을 적용하여 이루어지고 있다 (김용상 등, 2005). KLAPS의 초기 추정장은 모델의 6시간 예측장을 사용한 자체 자료동화 사이클을 가지고 독자적인 예보를 수행한다.

모델 영역은 한반도를 중심으로 한 동아시아 지역으로 181 × 210의 수평격자로 구성되어 있으며 (Fig. 1a), 모델의 수평 해상도는 18 km이다. 모델의 연직층은 35층으로 구성되었으며, 연직 상단은 50hPa이다. 초기값과 경계값은 수평격자 간격이 1° × 1° 이고, 6시간마다 자료가 생산되는 NCEP FNL (final analysis) 자료를 사용하였다.

2.2 검증 방법

2006년 여름철 (6～8월)에 대하여 1일 4회 (00, 06, 12, 18 UTC) 1시간 간격의 24시간 앙상블 예측이 지상 바람에 대해 수행되었다. 예측 결과에 대한 검증은 610개의 AWS 관측지점 (Fig. 1b)의 지상 바람을 사용하였다. 검증 방법은 식 (1)과 같이 u, v 벡터값을 고려한 RMSVE를 적용하였다 .

$$RMSVE = [\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}((u_{model}-u_{obs})_i^2 + (v_{model}-v_{obs})_i^2)]^{0.5} \quad (1)$$

여기서 u_{model}, v_{model}은 u, v 각 성분의 예측값이며 u_{obs}, v_{obs}는 관측값을 각각 나타낸다. 그리고 멤버별로 u, v 각 성분의 예측값과 관측값의 차이를 각각 제곱하여 나온 u, v 두 성분을 더하고, 이렇게 계산된 모든 멤버들의 값을 더하여 평균한 값의 제곱근으로 나타낸다. 이는 예측값과 관측값의 차이인 오차의 크기를 나타내는 RMSE와 유사한 개념이지만 RMSE는 스칼라값을 고려하고 RMSVE는 벡터값을 고려한다. 그리고 u, v 성분으로부터 구한 풍향, 풍속은 BIAS와 RMSE를 사용하여 검증하였다.

3. 바람 예측 설계 및 기법

앙상블 바람 예측이 가지는 초기 오차와 모델에 내재된 예측 오차를 보정하기 위하여 통계적인 기법인 초기 오차 보정기법을 이용하였다. 초기 오차를 보정한 후에는 다중모델의 결과를 후처리하여 결정론적이고 확률적인 예측을 산출하는 다중모델 슈퍼앙상블 기법의 앙상블 훈련을 실시하였다. 모델이 1시간 간격으로 24시간 예측을 수행하므로 예측 시각은 F01～F24로 나타내었다.

첫 번째로 수행된 초기 오차 보정은 F01～F24의 예측 자료 중에서 예측 초기 시각 F01의 u, v 각 성분의 값을 사용하여 보정하였다. 즉, 모든 개별 멤버에 대하여 관측 지점별로 F01의 u, v 성분의 예측값과 관측값의 차이를 모든 예측 시각에 대하여 공통적으로 보정하였다. 이렇게 u, v 각 성분이 보정된 개별 멤버로부터 다시 앙상블 평균을 산출함으로서 초기 오차가 보정된 앙상블 바람 예측을 수행하였다.

두 번째는 초기 오차가 보정된 멤버별 u, v를 다중모

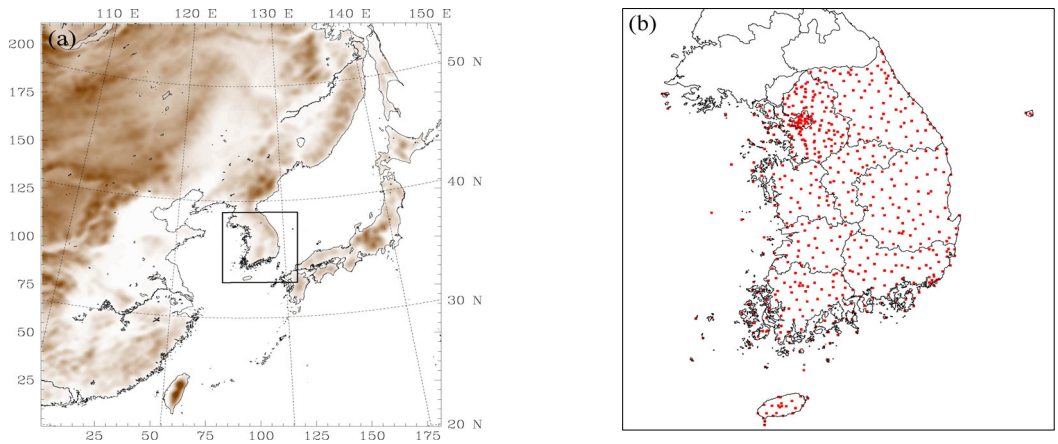

Fig. 1. (a) The model domain and topography. The inner box indicates the verification area. (b) The location of the 610 AWS sites.

델 슈퍼앙상블 기법을 이용하여 다시 보정한 후 앙상블 바람 예측을 수행하였다. 이 기법에서 사용되는 슈퍼앙상블 알고리즘은 훈련 및 학습 단계와 예보 단계의 두 부분으로 구성된다. 훈련 및 학습단계에서는 앙상블 훈련이 이루어진다. 앙상블 훈련은 예측 전 일정한 훈련 기간동안 개별 멤버들의 예측숙련도를 이용하여 멤버별 가중치를 구하는 과정으로 각 멤버에 최신화 된 가중치를 부여하게 된다. 매 예보단계에서는 최신화 된 가중치가 부여된 앙상블 멤버들로부터 앙상블 가중 평균을 산출하여 앙상블 예측을 수행한다. 즉, 다중모델 앙상블 훈련을 통한 앙상블 예측은 정해진 훈련 기간 동안 앙상블 훈련이 매회 수행되면서 나온 최신화 된 훈련 결과를 이용하여 예측을 수행한다. 최근에는 이러한 기법을 이용하여 앙상블 멤버에 가중치를 부여한 다중모델 예측에 대한 연구가 다양하게 수행되어 왔다 (Kharin and Zwiers, 2002; Stefanova and Krishnamurti, 2002; Yun *et al*., 2003).

본 연구에서는 앙상블 바람 예측을 위하여 초기 오차 보정된 u, v를 이용하여 예측 전 1일, 2일, 3일, 5일, 10일, 20일, 한 달 동안 앙상블 훈련을 수행하고, 각 훈련 기간별로 예측 전 최신화 된 멤버들의 가중치를 구하였다. 훈련 과정에서 각 멤버의 가중치는 식 (2)로 구하였다.

$$Weight_m = \frac{\frac{1}{RMSVE_m}}{\sum_{m=1}^{16} \frac{1}{RMSVE_m}} \qquad (2)$$

여기서 m은 개별 멤버를 의미하며, $Weight_m$은 개별 멤버의 RMSVE를 이용하여 구한 멤버별 가중치이다. 즉, $Weight_m$는 RMSVE의 값이 작을수록 오차가 작으므로 개별 멤버의 1/RMSVE를 모두 더한 값과 각 개별 멤버가 차지하는 1/RMSVE의 비로 나타낼 수 있다. 각 훈련 기간별 앙상블 훈련 이후 예측 과정에서는 각 멤버의 가중치가 훈련 후의 24시간 예보에도 계속적으로 유효하다는 가정을 하였다. 그리고 앙상블 훈련을 통하여 구한 개별 멤버들의 가중치를 예측 전 멤버별로 적용하여 앙상블 가중 평균을 구한 뒤 앙상블 바람 예측을 수행하였다.

4. 검증 결과

초기 오차 보정 후에 수행될 앙상블 훈련의 기간이 예측 전 최소 1일에서 최대 한 달이므로 훈련 후 앙상블 예측의 검증 기간은 2006년 7월 1일 0000 UTC ~ 8월 31일 1800 UTC로 정하였다.

Fig. 2에서는 초기 오차 보정 전의 개별 멤버들 (M1 ~N3)과 앙상블 단순평균 (AVG)의 오차에 대한 정량적인 평가를 하기 위해서 u, v 성분의 RMSVE를 나타내었다. 개별 멤버들 중 M5의 RMSVE는 3.31 m s^{-1}로 나타나 가장 작은 오차를 보이고 있으며, AVG는 3.43 m s^{-1}로 나타났다. 따라서 AVG는 M5를 제외한 15개의 나머지 멤버들 보다 가장 작은 오차를 보이고 있어 앙상블 예측의 장점이 잘 나타나고 있음을 알 수 있다.

Fig. 3에서는 u, v 각 성분의 초기 오차가 보정된 후 수행될 앙상블 훈련을 위하여 각 멤버별로 2006년 6월 1일 0000 UTC ~ 8월 30일 1800 UTC (91일간) 기간

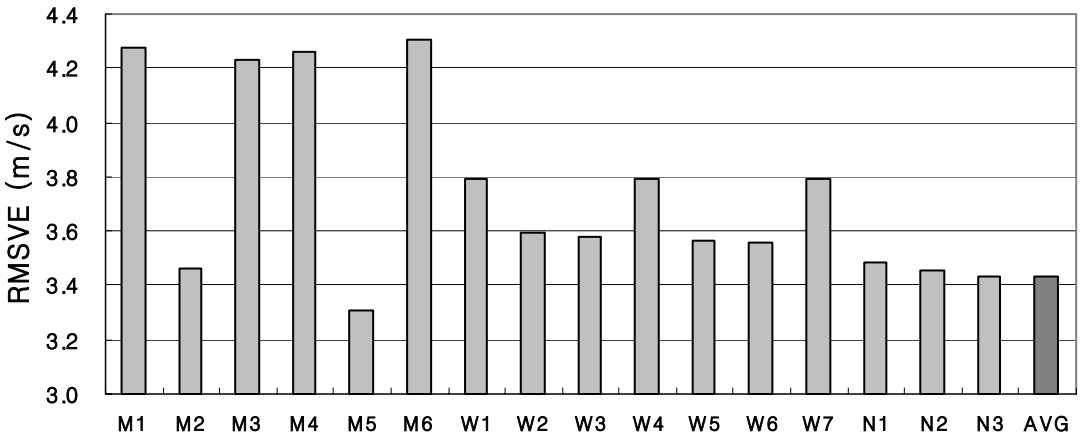

Fig. 2. RMSVE of each members and ensemble average (AVG) from July to August 2006.

의 일별 가중치를 구하고 각 멤버별 가중치의 평균을 나타내었다. 그 결과 개별 멤버 16개 중에 M5의 가중치가 6.88%로 가장 높고, M6가 5.14%로 가장 낮게 나타나 앙상블 바람 예측에서 멤버별 예측숙련도의 차이를 알 수 있다. 그리고 이러한 멤버별 예측 숙련도의 차이는 앙상블 훈련을 통한 앙상블 바람 예측의 정확성에 영향을 준다.

Fig. 2와 Fig. 3의 결과를 보면 AVG는 개별 멤버들 중 가장 좋은 예측 결과를 보인 M5에 강하게 의존한 것처럼 보이나 실제로 영향은 크지 않았다. 그림을 제시하지는 않았지만 M5를 제외한 나머지 15개의 앙상블 멤버로 앙상블 바람 예측을 수행한 결과 RMSVE는 3.46 m s^{-1}로 나타나 AVG에 비해 0.03 m s^{-1} 정도로 미미하게 증가하였다. 따라서 M5가 앙상블 평균에 미치는 영향은 크지 않음을 알 수 있으며, M5를 제외한 앙상블 평균을 다른 멤버들과 비교하였을 때도 여전히 앙상블 평균의 장점이 잘 나타나고 있다.

훈련 기간별 앙상블 바람 예측의 예측숙련도를 알아보기 위해 예측 전 1일 동안 훈련한 후의 앙상블 가중평균을 WAVG-01, 2일 동안 훈련한 후의 앙상블 가중평균을 WAVG-02, 그리고 각 훈련 기간별로 각각 WAVG-03, WAVG-05, WAVG-10, WAVG-20, WAVG-30으로 나타내었다. Fig. 4에서는 앙상블 단순평균 (AVG), 초기 오차 보정 후의 앙상블 단순평균 (CAVG), 그리고 훈련 기간별로 구한 앙상블 가중평균 (WAVG-01~WAVG-30)의 예측숙련도를 알아보기 위해 각 앙상블 예측의 RMSVE를 나타내었다. CAVG의 RMSVE는 AVG의 RMSVE에 비해 약 0.29 m s^{-1} 감소하였으며,

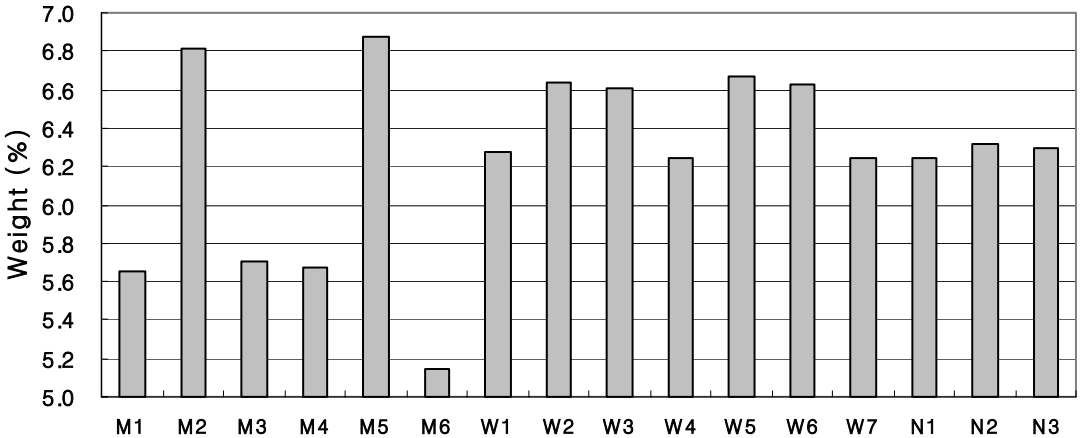

Fig. 3. The average of weight percentile of each member with initial correction from 1 June to 30 August 2006.

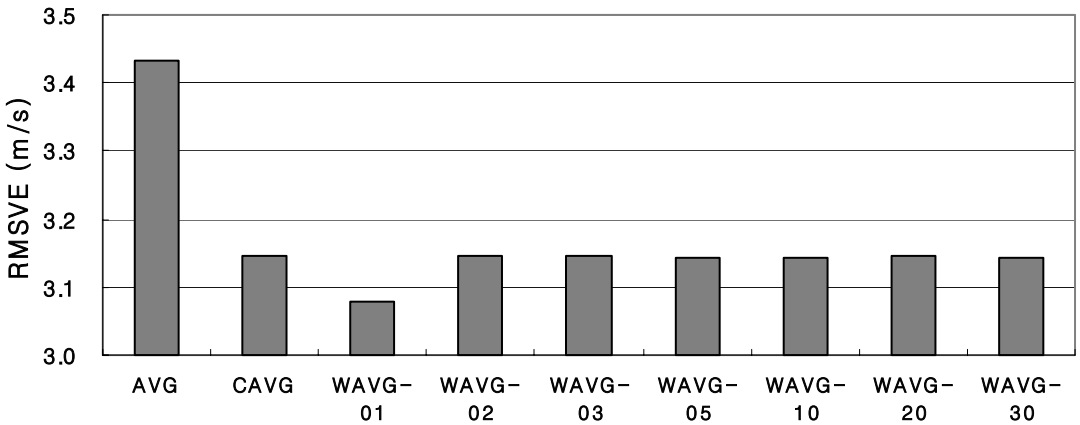

Fig. 4. RMSVE of ensemble average (AVG), ensemble average with initial correction (CAVG), and ensemble weighted average (WAVG) from July to August 2006.

초기 오차 보정 전의 모든 멤버의 RMSVE에 대해서도 가장 작게 나타나 초기 오차 보정의 효과가 뚜렷하게 나타났다. 따라서 초기값에 의한 오차가 전체 오차에서 차지하는 비중이 비교적 큰 것을 알 수 있다 (최정희 등, 2005). 초기 오차 보정 후 앙상블 훈련을 통한 앙상블 바람 예측에서는 WAVG-01의 RMSVE가 3.08 m s^{-1}로 나타나 각 앙상블 멤버, AVG, CAVG와 비교하였을 때 가장 작은 값을 나타냈으며, 특히 AVG의 RMSVE에 비해서는 0.35 m s^{-1}만큼 감소하였다. 그러나 WAVG-02의 RMSVE는 다시 증가하여 CAVG와 비슷한 값을 나타내었고, WAVG-03, WAVG-05 등 그 이상의 훈련 기간의 앙상블 예측도 큰 변화 없이 WAVG-02와 비슷한 경향을 나타내었다. 따라서 다중 모델 앙상블 훈련을 통한 앙상블 바람 예측에서는 예측 전 훈련기간이 1일인 경우에 앙상블 예측의 장점이 가장 잘 나타났다.

위의 결과를 바탕으로 앙상블 훈련 기간을 1일로 선택하고, AVG와 WAVG-01를 자세히 비교 · 분석하여 앙상블 훈련을 통한 예측의 장점을 알아내고자 앙상블 예측 수행 기간을 2006년 6월 2일 0000 UTC ~ 8월 31일 1800 UTC로 하였다. Fig. 5는 풍속에 대한 AVG와 WAVG-01의 검증 결과를 BIAS와 RMSE로 나타낸 것이다. 풍속의 경우 WAVG-01의 BIAS는 AVG에 비해 0.39 m s^{-1}, RMSE는 0.20 m s^{-1}만큼 감소하여 초기 오차 보정과 앙상블 훈련을 통한 앙상블 예측의 유용성을 알 수 있다.

바람은 야간에 무풍 (calm)이 자주 관측되고 풍속과 달리 무풍 시 나타나는 풍향의 오차 특성은 크게 나타나므로 Fig. 6에서는 검증 기간 중 풍향의 AVG와 WAVG-01을 비교하기 위하여 무풍인 경우를 제외한 풍향의 BIAS와 RMSE를 나타내었다. AVG의 BIAS는 4.0°, WAVG-01의 BIAS는 4.0°로 나타났으며,

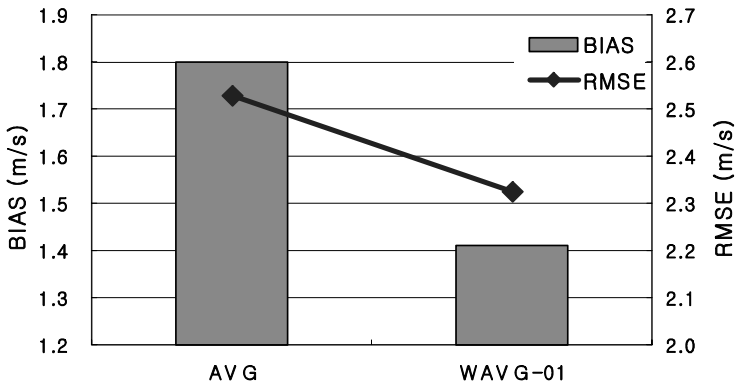

Fig. 5. BIAS and RMSE of ensemble average (AVG) and ensemble weighted average (WAVG-01) of wind speed from 2 June to 31 August 2006.

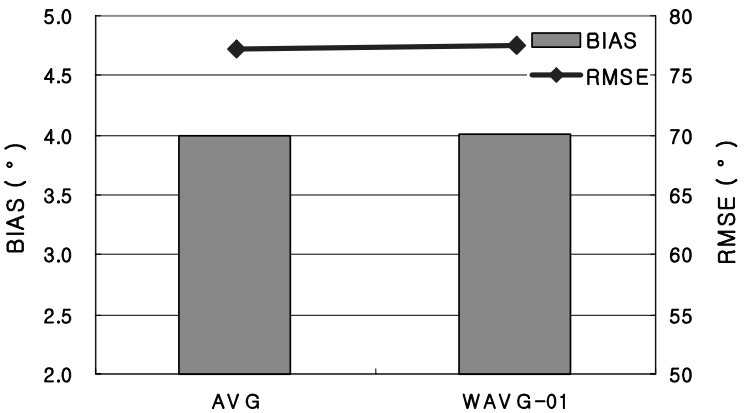

Fig. 6. Same as in Fig. 5 except for wind direction.

AVG의 RMSE는 77.3°, WAVG-01의 RMSE는 77.5°로 나타나 BIAS, RMSE 모두 보정 전후의 차이가 거의 없이 나타났다. 따라서 풍향보다는 풍속의 경우에 보정 효과가 뚜렷하게 잘 나타남을 알 수 있다.

Fig. 7에서는 u, v 성분의 공간적인 오차 특성을 살펴보고자 AVG와 WAVG-01에 대한 RMSVE의 공간분포를 나타내었다. WAVG-01의 전 지점 평균값은 3.25 m s^{-1}로 AVG의 3.50 m s^{-1}에 비해 0.25 m s^{-1} 만큼 작아졌고, 공간적으로도 전 지역에서 비교적 고르면서 낮은 RMSVE를 나타내고 있어 오차가 작아졌음을 알 수 있다. 특히 AVG는 동해안을 따른 산맥지역과 전라북도의 덕유산 지역에서 RMSVE가 크게 나타났고, 서해안 지역과 영주, 대구, 거창 지역에서는 RMSVE가 작게 나타났다. 따라서 지형적인 영향이 뚜렷하게 나타나고 있음을 알 수 있다.

마찬가지로 Fig. 8에서는 풍속의 공간적인 오차 특성을 살펴보고자 AVG와 WAVG-01에 대한 BIAS의 공간분포를 나타내었고, Fig. 9에서는 RMSE의 공간

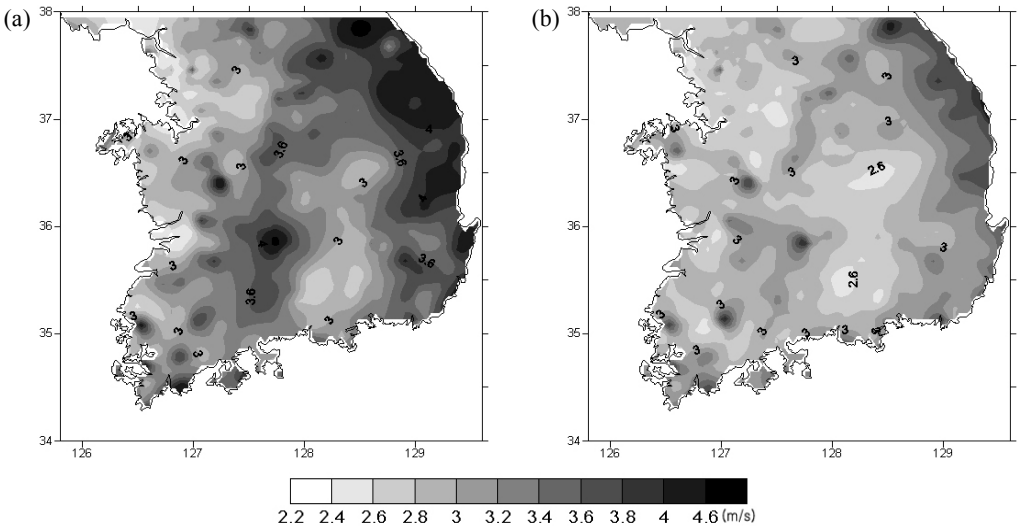

Fig. 7. The spatial distributions of RMSVE of experiments a) AVG and b) WAVG-01 from 2 June to 31 August 2006.

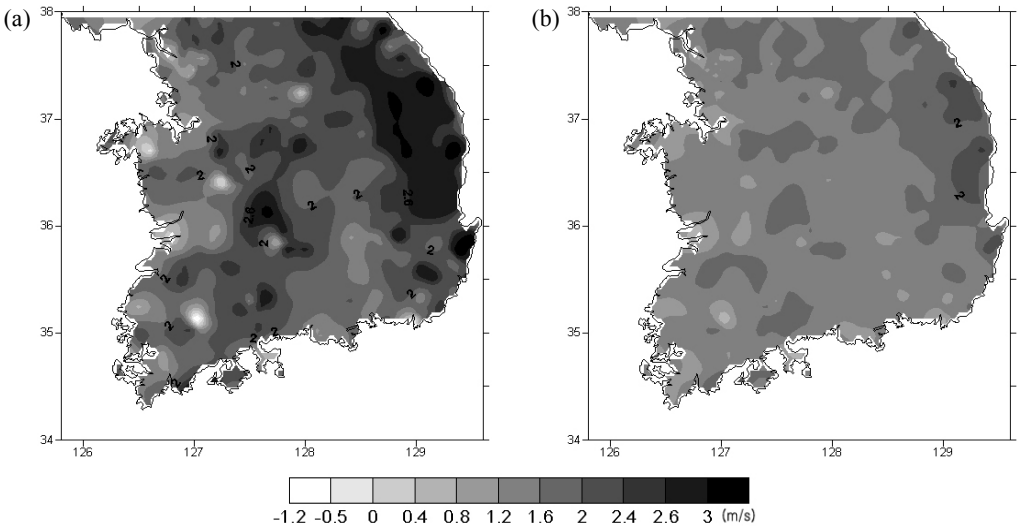

Fig. 8. Same as in Fig. 7 except for BIAS of wind speed.

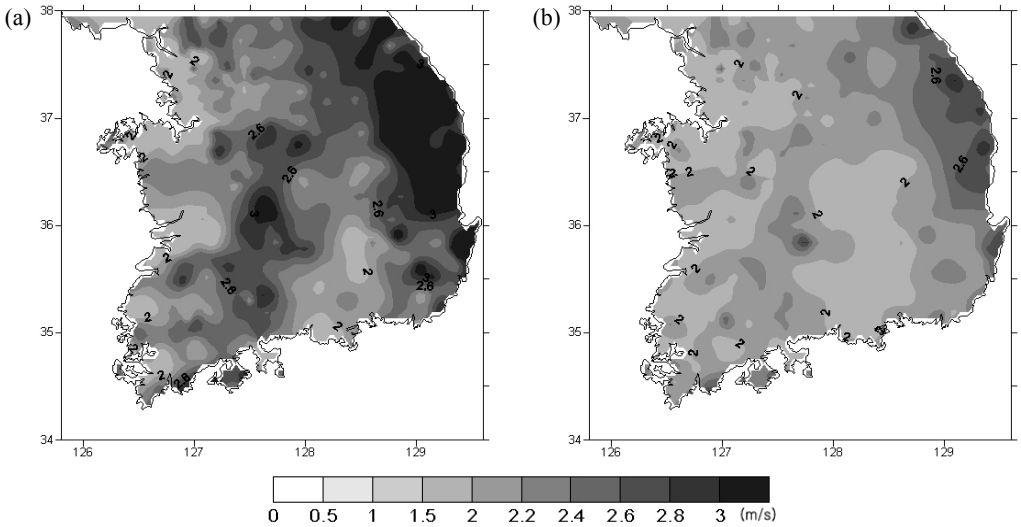

Fig. 9. Same as in Fig. 7 except for RMSE of wind speed.

분포를 나타내었다. 그 결과 풍속의 BIAS와 RMSE 모두 RMSVE와 비슷한 경향을 나타내었다. 그리고 WAVG-01은 AVG에 비해 BIAS, RMSE의 전 지점 평균값이 각각 약 0.4 m s^{-1}, 0.2 m s^{-1} 만큼 작게 나타나 공간적으로도 모두 고르고 작은 오차를 나타나고 있다. 그리고 대부분의 BIAS의 값이 (+)이므로, 다중모델 앙상블 바람 예측에서는 모델이 관측에 비해 다소 강하게 예측함을 알 수 있다.

Fig. 10에서는 예측시간에 따른 바람의 오차 특성을 살펴보고자 00, 06, 12, 18 UTC를 초기시각으로 1시간 간격의 24시간 앙상블 예측의 RMSVE, BIAS, RMSE를 3시간 간격으로 나타내었으며 막대그래프는 AVG를 나타내고, 실선은 WAVG-01을 나타낸다. RMSVE를 살펴보면 AVG는 예측시간에 따른 오차가 크게 특징적이지 않고 전반적으로 그 값이 큰 편이나 WAVG-01은 예측시간이 길어질수록 오차가 서서히 증가하는 경향을 나타내고 있다. 따라서, 예측시간이 짧을수록 WAVG-01은 AVG에 비해 상대적으로 작은 RMSVE를 나타내었으며, 13시간 예보부터는 반대로 WAVG-01가 AVG에 비해 상대적으로 큰 RMSVE를 나타내고 있다 (Fig. 10a). BIAS의 경우에도 RMSVE와 비슷한 경향을 나타내었으며, 특히 17시간 예보부터는 WAVG-01이 AVG에 비해 상대적으로 큰 BIAS를 나타내었다 (Fig. 10b). RMSE도 전반적으로 비슷한 경향을 나타내고 있으며, RMSVE와 마찬가지로 13시간 예보부터는 WAVG-01가 AVG에 비해 상대적으로 조금 더 큰 RMSE를 나타내었다 (Fig. 10c). 따라서 앙상블 바람 예측에서 앙상블 훈련을 통한 앙상블 예측 (WAVG-01)은 12시간 이내의 단시간 예보에 더 유용하다고 볼 수 있다. 이는 앙상블 훈련을 통해 나온 각 멤버의 가중치가 훈련 후 24시간 예보에도 계속적으로 유효하다는 가정을 하고, 1일 동안의 평균 가중치를 각 예측 시각 (F01～F24)에 부여한 방법이 12시간 이내의 단시간 예측에 유용한 결과를 나타내는 것으로 사려된다. 그리고 본 연구에서는 00, 06, 12, 18 UTC를 초기시각으로 하루에 4 번, 1시간 간격으로 24시간 예측이 수행되었으므로, 각 초기시각에서 12시간 이내의 단시간 앙상블 바람 예측 결과를 이용하게 된다면 앙상블 훈련을 통한 예측의 유용성을 충분히 더 가질 수 있다. 따라서 단시간 앙상블 바람 예측에서 초기 12시간까지의 예측은 앙상블 훈련을 통해 수행하고, 12시간 이후의 예측에서는 단순 앙상블 평균을 사용하는 등의 블랜딩을 통해 예측성을 유지할 수 있을 것으로 사려된다.

5. 결론

이 연구에서는 여러가지 기상요소들 중 순간변동이 심하고 국지성이 강하여 정확한 예측을 하기가 어려운 바람에 대하여 다중모델 앙상블 예측을 수행하였다. 앙상블 예측이 가지는 초기 오차와 모델에 내재된 예측 오차를 보정하기 위한 통계적인 기법으로 초기 오

차 보정기법을 수행하였고, 초기 오차 보정 후 예측의 정확성을 더욱 높이기 위해 바람 특성에 맞는 앙상블 훈련을 실시하였다.

앙상블 바람 예측을 위하여 서로 다른 역학 체계를 가지는 MM5, WRF ARW, WRF NMM의 3개 모델을 기반으로 16개의 앙상블 멤버들을 구성하여 다중모델 앙상블 예측시스템을 구축하였다. 그리고 2006년 여름철 00, 06, 12, 18 UTC를 초기시각으로 1시간 간격의 24시간 앙상블 바람 예측을 수행하였으며, 검증은 610개의 기상청 AWS 관측지점의 바람자료를 사용하였다.

앙상블 훈련은 초기 오차가 보정된 u, v 성분으로 RMSVE를 계산하고 이를 이용하여 앙상블 멤버별 가중치를 구하였다. 이렇게 구한 가중치를 예측 전 다양한 훈련 기간별로 최신화시켜 멤버에 적용하는 방법으로 앙상블 훈련이 수행되었다. 훈련 후의 u, v에 대하여 RMSVE를 이용하여 검증한 결과 예측 전 훈련기간이 1일 (WAVG-01)인 경우에 가장 작은 오차를 나타

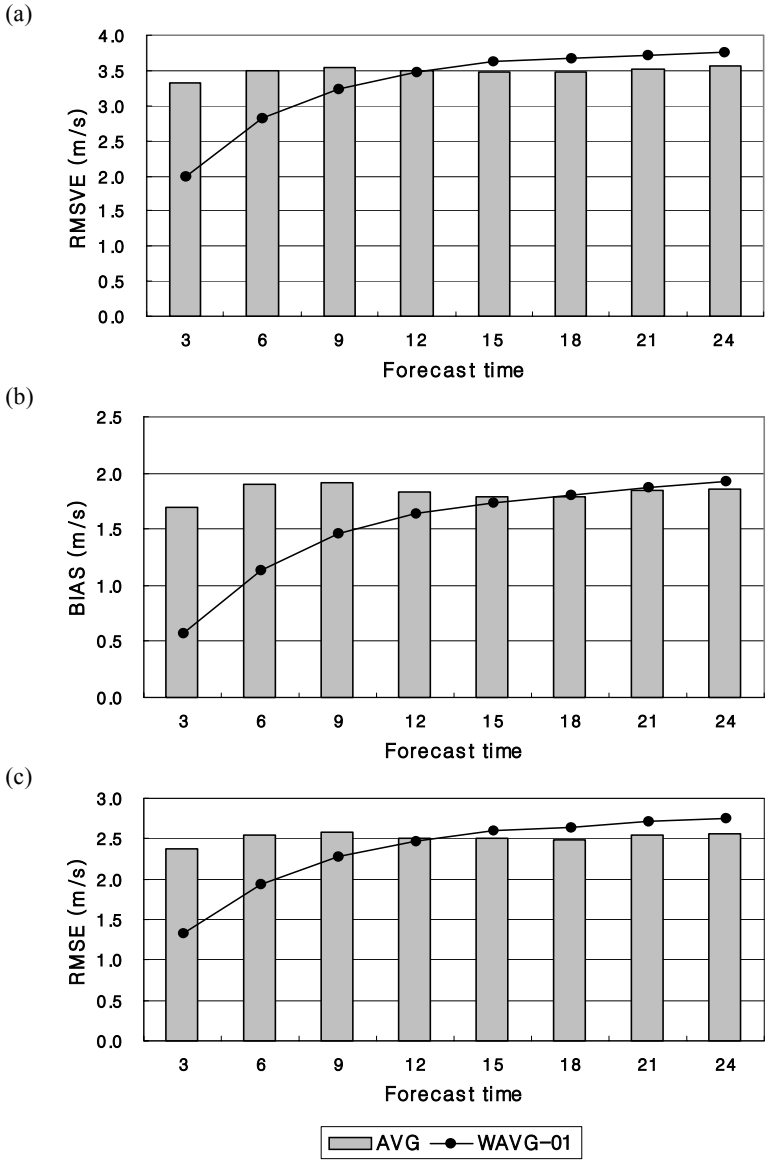

Fig. 10. The comparison of a) RMSVE, b) BIAS, and c) RMSE between AVG (bar) and WAVG-01 (solid lines) from 2 June to 31 August 2006.

내었고, 특히 풍향보다는 풍속의 보정효과가 뚜렷하게 나타났다. 앙상블 훈련을 통한 바람 예측은 RMSVE, BIAS, RMSE의 공간분포에서도 기존의 앙상블 단순 평균에 의한 예측 결과보다 더 작은 오차를 보이고 시 · 공간적으로도 편중된 오차가 완화된 높은 예측숙련도를 나타냈다.

따라서 RMSVE를 이용한 새로운 앙상블 훈련은 기존의 앙상블 바람 예측의 예측숙련도를 높일 수 있는 새로운 방법으로 앙상블 바람 예측에 매우 유용함을 확인할 수 있었다. 하지만 국지성이 강한 바람의 특성상 풍향에 대한 보정이 쉽지 않은 단점이 있어 이에 대한 연구가 필요하다.

감사의 글

이 연구는 국립기상연구소의 주요사업 “metri-2007-B-2”의 일환으로 수행되었다.

참고문헌

기상연구소, 2003: 초단시간 강수 특성 분석 및 예측 모델 개발 (Ⅳ). MR030F04, 319 pp.

기상연구소, 2006: 단시간 강수예측능력 향상연구(Ⅲ), MR060F39, 247 pp.

김성진, 류찬수, 2006: 기상재해 대응체계 발전방안 연구, *2006년 한국지구과학회 추계학술발표회.*

김용상, 박옥란, 조천호, 2005: 위성 휘도온도 자료의 변분법 적용을 통한 지상 온도장 보정, *한국기상학회지*, **41**, 115-212.

안광득, 이용희, 조천호, 민경덕, 2003: 미세규모 모델을 이용한 2002 월드컵 경기장 주변의 국지순환 모의, *한국기상학회지*, **39**, 587-604.

최정희, 이용희, 장동언, 조천호, 2005: 동적오차보정기법을 적용한 단시간 앙상블 기온예측, *한국기상학회지*, **41**, 17-27.

Albers, S. C., J. A. McGinley, D. L. Birkenheuer, and J. R. Smart, 1996: The Local Analysis and Prediction System (LAPS): Analyses of clouds, precipitation, and Temperature, *Wea. Forecasting*, **11**, 273-287.

Cox, R., B. L. Bauer, and T. Smith, 1998: A Mesoscale Model Intercomparison, *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **79**, 265-283.

Fritsch, J. M., J. Hilliker, J. Ross and R. L. Vislocky, 2000: Model consensus. *Wea. Forecasting*, **15**, 571-582.

Grell, G. A., J. Dudhia, and D. R. Stauffer, 1994: A description of the fifth-generation Penn State/NCAR Mesoscale Model (MM5), NCAR Tech. Note TN-398+STR, 138pp.

Grimit, E. P. and C. F. Mass, 2002: Initial results of a mesoscale short-range ensemble forecasting system over the Pacific Northwest. *Wea. Forecasting*, **17**, 192-205.

Hamill, T. M. and S. J. Colucci, 1997: Verification of Eta-RSM short-range ensemble forecasts. *Mon. Wea. Rev.*, **125**, 1312-1327.

Hart, Kenneth A., W. James Steenburgh, Daryl J. Onton, and Andrew J. Siffert, 2003: An Evaluation of Mesoscale-Model-Based Model Output Statistics(MOS) during the 2002 Olympic and Paralympic Winter Games, *Wea. Forecasting*, **19**, 200-218.

Jones, Matthew S., Brian A. Colle, and Jeffrey S. Tongue, 2007; Evaluation of a Mesoscale Short-Range Ensemble Forecast System over the Northeast United States, *Wea. Forecasting*, **22**, 36-55.

Kalnay, E. and M. Ham, 1989: Forecasting forecast skill in the Southern Hemisphere. Preprints of the 3rd International Conference on Southern Hemisphere Meteorology and Oceanography, Buenos Aires, 13-17 November 1989. Boston, MA: Amer. Meteor. Soc..

_____, 2003: Atmospheric modeling, data assimilation and predictability, *Cambridge Univ. press*., 341 pp.

Kharin, V. V and F. W. Zwiers, 2002; Climate Predictions with Multimodel Ensembles, *J. Climate*, **15**, 793-799.

Krishnamurti, T. N., C. M. Kishtawal, Z. Zhang, T. LaRow, D. Bachiochi, E. Williford, S. Gadgil, and S. Surendran, 2000: Multimodel ensemble forecasts for weather and seasonal climate. *J. Climate*, **13**, 4196-4216.

Lee, Y. H., S. K. Park, and D. E. Chang, 2006: Parameter estimation using the genetic algorithm and its impact on quantitative precipitation forecast, *Ann. Geophys*., **24**, 3185-3189.

Skamarock, W. C, J. B. Klemp, J. Dudhia, D. O. Gill, D. M. Barker, W. Wang, and J. G. Powers, 2005: A description of the advanced research WRF version 2. NCAR/TN-468+STR, 88pp.

Stefanova, L. and Krishnamurti T. N., 2002: Interpretation of Seasonal Climate Forecast Using Brier Skill Score, The Florida State University Superensemble, and the AMIP-I Dataset, *J. Climate*, **15**, 537-544.

Xie, Lian, Shaowu Bao, Leonard J. Pietrafesa, Kristen Foley, and Montserrat Fuentes, 2006: A Real-Time Hurricane Surface Wind Forecasting Model: Formulation and Verification, *Mon. Wea. Rev.,* **134**, 1355-1370.

Yun, W.-T., L. Stefanova, and T. N. Krishnamurti, 2003: Improvement of the superensemble technique for seasonal forecasts. *J. Climate*, **16**, 3834-3840.

Yussouf, N., D. J. Stensrud, and S. Lakshmivarahan, 2004: Cluster analysis of multimodel ensemble data over New England. *Mon. Wea. Rev.,* **132,** 2452-2462.