



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

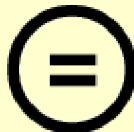
다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

이 학 석 사 학 위 논 문

SSM 기법 기반 정량적 일 강수량 예보의
검증에 관한 연구



2014년 2월

부 경 대 학 교 대 학 원

환 경 대 기 과 학 과

장 지 연

이 학 석 사 학 위 논 문

SSM 기법 기반 정량적 일 강수량 예보의 검증에 관한 연구

지도교수 오 재 호

이 논문을 이학석사학위논문으로 제출함.

2014년 2월

부 경 대 학 교 대 학 원

환 경 대 기 과 학 과

장 지 연

장지연의 이학석사 학위논문을 인준함.

2014년 2월 21일



주	심	이학박사	김 재 진 (인)
위	원	이학박사	정 형 빈 (인)
위	원	이학박사	오 재 호 (인)

목 차

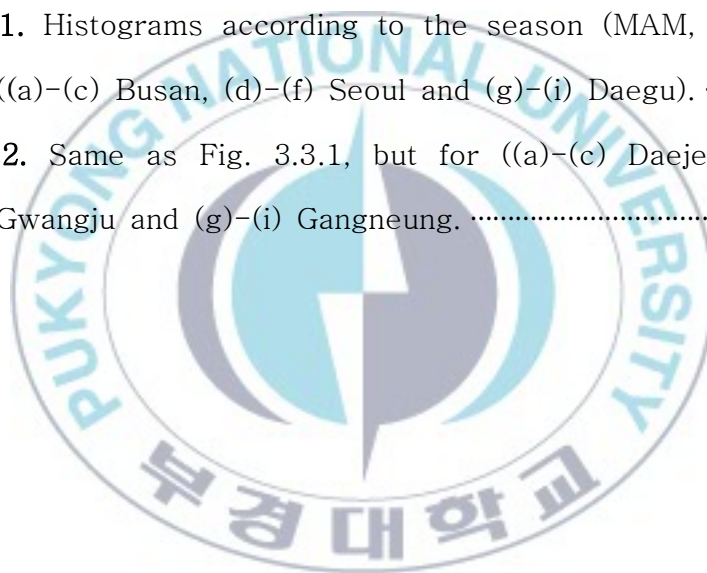
그 립 목 차	ii
표 목 차	v
Abstract	vi
1. 서 론	1
2. 연구 방법	4
2.1. SSM 기법	4
2.2. 검증 방법	12
3. 결 과	20
3.1. 공간규모에 따른 검증 결과	20
3.2. 분할표를 이용한 검증 결과	24
3.3. 관측 값과 예보 값의 차이에 대한 검증 결과	49
4. 요약 및 결론	54
5. 참고문헌	57

List of Figures

Fig. 2.1.1. Domain of (a) WRF (116.76° E $\sim$ 137.23° E / 29.50° N $\sim$ 45.61° N) (b) QPM (123.76° E $\sim$ 131.64° E / 31.79° N $\sim$ 43.39° N).	5
Fig. 2.1.2. Quantitative daily precipitation forecast based on SSM technique (Busan).	6
Fig. 2.1.3. Diagram of Quantitative daily precipitation forecast system based on SSM technique. X-axis is forecast axis, Y-axis is verification axis.	6
Fig. 2.2.1. Location of (a) 4 river basins (Nakdong, Han, Geum, Yeongsan) and stations that are included on the river basin (b) Observational Stations (Seoul, Daejeon, Daegu, Busan, Gwangju, Gangneung).	12
Fig. 2.2.2. For the observation in the domain at (a), whereas Neighborhood verification considers a Neighborhood surrounding the observations (b) (Ebert, 2008).	13
Fig. 3.1.1. Changes in FSS according to precipitation thresholds by Neighborhood size (Busan, MAM), (a) Short-range forecast, (b) Medium-range forecast, (c) Long-range	

hindcast and (d) Long-range forecast.	21
Fig. 3.1.2. Same as in Fig. 3.1.1, but for Busan, JJA.	21
Fig. 3.1.3. Same as in Fig. 3.1.1, but for Busan, SON.	21
Fig. 3.2.1. Performance Diagrams summarizing the SR, POD, bias, and CSI. Dashed lines represent bias score, solid contours are CSI. (a)–(c) Nakdong river basin according to season (MAM, JJA, SON) (d)–(f) Han river basin according to season (MAM, JJA, SON).	25
Fig. 3.2.2. Same as Fig. 3.2.1, but for Geum river and Yeongsan river.	26
Fig. 3.2.3. Performance Diagrams summarizing the SR, POD, bias, and CSI. Dashed lines represent bias score, solid contours are CSI. (a)–(c) Nakdong river basin according to season (MAM, JJA, SON) (d)–(f) Han river basin according to season (MAM, JJA, SON).	29
Fig. 3.2.4. Same as Fig. 3.2.3, but for Geum river and Yeongsan river.	30
Fig. 3.2.5. ROC Curves and ROCSS at Nakdong river basin ((a) MAM, (b) JJA, (c) SON and (d) ROCSS).	33
Fig. 3.2.6. Same as Fig. 3.2.5, but for Han river basin.	34
Fig. 3.2.7. Same as Fig. 3.2.5, but for Geum river basin.	35

Fig. 3.2.8. Same as Fig. 3.2.5, but for Yeongsan river basin.	36
Fig. 3.2.9. ACC and CSI at Nakdong[(a)-(b)], Han[(c)-(d)], Geum[(e)-(f)] and Yeongsan[(g)-(h)] river basin.	40
Fig. 3.2.10. ETS at Nakdong[(a)-(c)], Han[(d)-(f)], Geum[(g)-(i)] and Yeongsan[(j)-(l)] river basin (80th, 85th and 90th percentile threshold).	45
Fig. 3.3.1. Histograms according to the season (MAM, JJA, SON) ((a)-(c) Busan, (d)-(f) Seoul and (g)-(i) Daegu).	50
Fig. 3.3.2. Same as Fig. 3.3.1, but for ((a)-(c) Daejeon, (d)-(f) Gwangju and (g)-(i) Gangneung.	51



List of Tables

Table 2.2.1. 2×2 Contingency Table.	16
Table 2.2.2. Percentile threshold according to the season.	16
Table 3.2.1. Null hypothesis (ACC, CSI)	38
Table 3.2.2. Hypothesis test results(ACC, CSI), Bold numbers indicate that null hypothesis can be adopted.	41
Table 3.2.3. Null hypothesis (ETS)	43
Table 3.2.4. Hypothesis test results (ETS), Bold numbers indicate that null hypothesis can be adopted.	46

Study on an evaluation for quantitative daily precipitation forecast
based on the SSM technique.

Ji Yeon Jang

Department of Environmental Atmospheric Sciences,
The Graduate School,
Pukyong National University

Abstract

Recently, severe weather phenomenon such as heavy rainfall and typhoon occurred frequently due to the climate change. So, the water management is more important than before. The efficient water management accompanied by meteorological information is needed. Especially, quantitative precipitation prediction which is the unit of monthly or seasonal is necessary for long-term water management. For this, In previous study, daily precipitation with unit of one month was predicted and verified from June 2009 to August 2009 (Moon, 2010).

But, verification period of previous study is limit to the summer. So, we need to reverify during longer period.

In this study, we forecasted and reverified from January 2012 to December 2012 using the SSM(Slice Step Method) technique which is forecast system of daily precipitation with unit of one month based on short-range forecast and medium-range forecast using NWP model and long-range forecast using statistical model.

To verify the high-resolution precipitation data, we used the Neighborhood which is verification method (Theis et al, 2005; Ebert, 2008) and checked the change of FSS (Fractions Skill Score) (Roberts

and Lean, 2008) according to percentile thresholds by the Neighborhood size. We used a contingency table to verify whether precipitation occurred or not and category divided by precipitation thresholds. Using a contingency table, we calculated skill score which is ACC (Accuracy), CSI (Critical Success Index), POD (Probability of Detection), SR (Success Ratio), FAR (False Alarm Rate), and ETS (Equivalent Threat Score) to evaluate the accuracy. The results were expressed as the Performance Diagram and ROC (Relative Operating Characteristic) curve. Using monthly skill score, the hypothesis test was performed (Hamill, 1999; Jolliffe, 2007; Mason, 2008). Through the hypothesis test, we determined the distinction of skill scores according to the forecast process. To check the difference between observation and forecast, we expressed as the Histogram (Brooks and Doswell, 1996).

In the results of verification, through the analysis of the Performance diagram, ROC curve and Histogram, the accuracy of short-range forecast process was the highest. The hypothesis test results showed that there is some difference between short and long-range forecast process but no difference has been found between medium and long-range forecast process in the 95% confidence level.

From this study, it shows that daily precipitation forecast based on the SSM technique has high accurate forecast before 10 days and in spite of over a period of two weeks that is forecast limit proposed by Lorenz (1963, 1982), maintains confidence of medium-range forecast process.

1. 서 론

최근 강수로 인한 자연재해 현상의 빈번한 발생으로 이를 극복하기 위한 효율적 수자원 관리의 필요성이 대두되고 있다. 기상 정보는 이러한 수자원의 효율적 관리에 직접적인 도움이 된다. 국내·외에서 기상정보의 수자원 활용과 관련하여 많은 연구 결과들이 있었다. Yao and Geogakakos(2001)에서는 단기, 중기, 장기 예보자료를 미국 서부의 Folsom Lake에 대해 유출 및 저수지 운영과 연계하여 기상정보의 수자원 활용 효율성을 시스템적으로 규명한 바 있으며, 정창삼 등(2004)에서는 국내 유역에 대하여 GCM 정보의 수자원 활용성에 대해 평가한 바 있다. 현재 우리나라 수자원 관리에는 초단기, 단기, 장기에보자료의 기상정보가 이용되고 있다. 그 중에서 장기에보자료로는 1개월간의 순별, 3개월간의 월별 전망의 정성적 예보자료가 물 관리 이수 계획 수립에 활용되고 있다 (기상기술정책, 2010).

하지만 장기적 수자원 관리를 위해 활용되는 정성적인 예보는 적음과 많음만을 나타내고, 수자원 운영에는 정량적인 정보가 직접적으로 요구되므로 정성적 예보자료를 수자원 관리에 활용하기에 제약이 따른다. 이를 해결하고자 장기적인 정량적 강수를 산출하기 위한 연구들이 있었다. Bae et al.(2007)은 장기간의 강수 예측을 위하여 적응형 뉴로-퍼지 시스템(Adaptive neuro-fuzzy inference system) 기술을 이용하여 월 강수량을 예측하고 검증 한 바 있다. 또한 Moon(2010)에서는 수치모델과 통계모형을 사용한 월단위의 정량적 강수-온도 예측 시스템을 이용하

여 2009년 6월부터 8월까지 고해상도의 정량적 일 강수량 예보자료를 산출하고 검증한 바 있다. 그러나 Bae et al,(2007)에서 사용한 월 강수량 예측 방법은 기후자료와의 연관성이 작은 강수가 발생한 경우 예측한계를 보였다. 이에 비해 Moon(2010)에서 사용한 방법은 수치모델과 통계모형을 함께 이용함으로써 집중호우나 태풍 발생 시, 즉 기후학적으로 연관이 없는 경우에도 예측 한계가 보이지 않았다. 하지만 Moon(2010)에서 산출된 예보자료를 활용하기에 검증한 기간이 여름철로 한정되어 있기 때문에 장기간에 대한 재검증이 필요하다.

본 연구에서는 Moon(2010)에서 사용한 월 단위의 정량적 일 강수량 예보시스템을 이용하여 2012년 1월부터 12월까지 월 단위의 정량적 일 강수량을 산출하고 그 결과를 검증하고자 한다.

고해상도 수치 예보자료는 고전적인 검증방법을 사용하여 검증할 때 관측 격자 값과 예보 격자 값이 정확하게 일치되기 어렵기 때문에 지점별로 검증할 때 저해상도 예보자료보다 Skill Score가 낮게 계산되는 등의 검증에 어려움이 있다(Ebert, 2008). 이를 해결하고자 Theis et al,(2005)에서 관측지점과 가장 가까운 격자의 주변 격자를 함께 고려하는 Neighborhood 방법을 제안하였고 Ebert(2008)에서 Neighborhood 방법을 적용하였을 때 사용되는 검증 방법을 제시하였다. Theis et al,(2005)은 Neighborhood 방법을 적용하여 Brier score를 통해 예보 성능을 평가하였으며 Ebert(2009)는 4개의 서로 다른 강수 현상에 대해 Neighborhood 방법을 적용하고 FSS(Fractions Skill Score)를 이용하여 검증한 바 있다. 또한 Mittermaier et al,(2013)은 Neighborhood 방법을

적용하고 FSS를 이용하여 서로 다른 두 예보시스템에 대하여 해상도 별로 공간규모에 따라 예보성능을 평가한 바 있다.

Murphy(1993)은 좋은 예보를 정의하는 세 요소로 Consistency, Quality, Value를 제시하였다. Consistency는 예보관의 판단과 예보가 일치하는 정도를 나타내고 Quality는 실제로 일어난 사건과 예보가 일치하는 정도를 나타내며 Value는 예보를 활용하여 예보관이 경제적 혹은 다른 종류의 이익을 인식하도록 도울 수 있는 정도를 의미한다.

따라서 고해상도 예보자료의 검증에 대한 선행연구를 바탕으로 예보의 Quality에 초점을 맞추어 월 단위의 정량적 일 강수량 예보결과를 검증하고자 한다.

2장에서는 월 단위 정량적 일 강수량 예보시스템인 SSM(Slice Step Method) 기법과 예보 자료 산출을 위해 사용한 모델에 대해 설명하고 3장에서는 예보 자료를 검증하기 위해 사용한 검증 방법과 그 결과를 제시하였다.

2. 연구 방법

2.1. SSM 기법

SSM(Slice Step Method) 기법은 수치모델과 통계모형을 이용하여 월 단위로 정량적 일 강수량을 산출하는 시스템이다 (Moon, 2010). 이는 월간 일 강수량 예보 과정을 3단계로 구분하고 각 과정별 세부과정을 고안하여 맞춤형 수문기상정보를 제공하며 단기, 중기, 장기 예보과정으로 나누어진다. 단기, 중기 예보과정에서는 수치모델로 강수량을 예측하고 장기 예보과정에서는 보통 열흘 이상의 시간 규모에서는 수치 예보모델의 신뢰도가 저하되기 때문에(Lorenz, 1963, 1982) 통계모형을 활용하여 강수량을 예측한다.

본 연구에서 사용한 SSM 기법의 상세 기법 중 단기, 중기 예보과정에서 이용한 수치모델의 nesting 기법은 Kim(2010)에서 검증한 nesting 기법을 근거로 구성하였다.

단기 예보과정에서는 전 지구모델 GME(40km 해상도)에서 중규모 모델 WRF(8km 해상도)로 다운스케일링한 후 강수진단모델 QPM(1km 해상도)으로 다운스케일링한 결과자료를 이용하여 1~2일의 일 강수량을 산출한다. 중기 예보과정은 전 지구모델 GME에서 강수진단모델 QPM으로 다운스케일링한 결과자료를 이용하여 3~10일의 일 강수량을 산출한다. 이 때 사용한 WRF와 QPM의 도메인은 아래 Fig. 2.1.1과 같다.

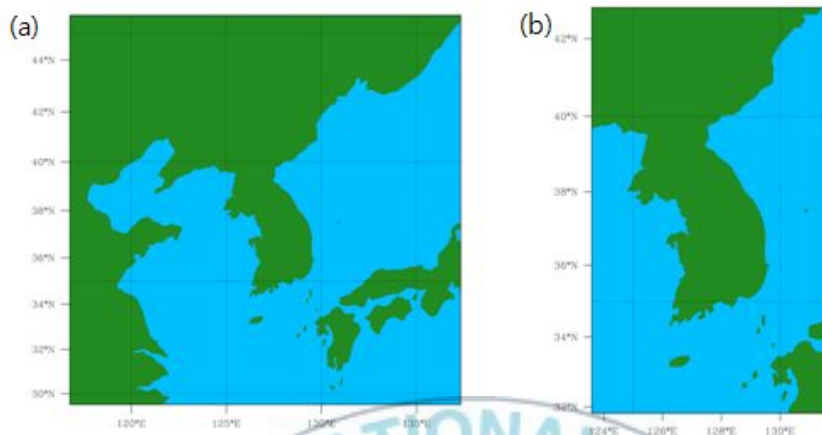


Fig. 2.1.1. Domain of (a) WRF ($116.76^{\circ} \text{ E} \sim 137.23^{\circ} \text{ E} / 29.50^{\circ} \text{ N} \sim 45.61^{\circ} \text{ N}$) (b) QPM ($123.76^{\circ} \text{ E} \sim 131.64^{\circ} \text{ E} / 31.79^{\circ} \text{ N} \sim 43.39^{\circ} \text{ N}$).

장기 예보과정은 통계 모형의 결과자료를 이용하여 11~30일의 일 강수량을 산출한다. 본 연구에서는 월 단위의 일 강수예보를 2012년 1월 1일부터 2012년 12월 31일까지 산출하였다.

SSM 기법을 이용한 예보는 Fig. 2.1.2와 같으며 이는 부산지점에 대한 2012년 8월 10일에서 13일까지의 예보자료이다.

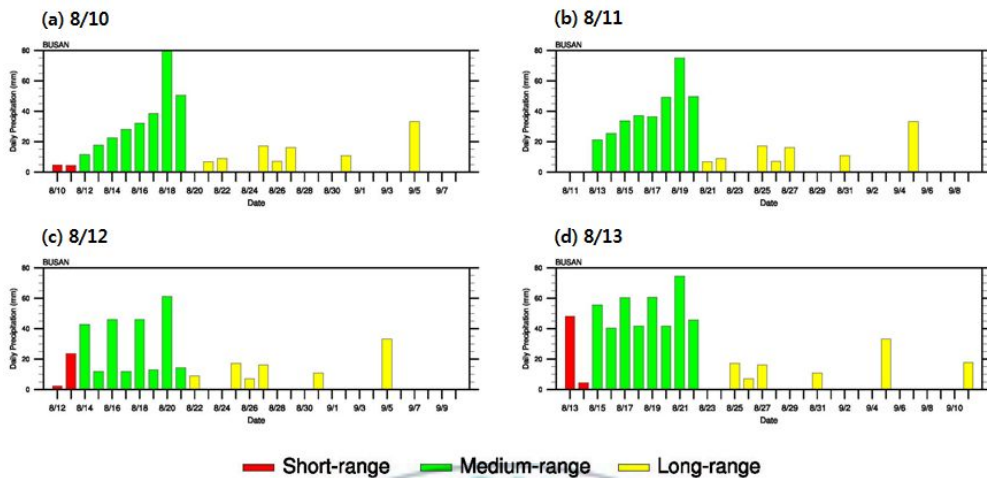


Fig. 2.1.2. Quantitative daily precipitation forecast based on SSM technique (Busan).

Fig. 2.1.2와 같이 예보된 자료는 Fig. 2.1.3의 예보축(가로축) 방향으로 예보되며 그에 대한 검증은 검증축(세로축) 방향으로 실시하였다.

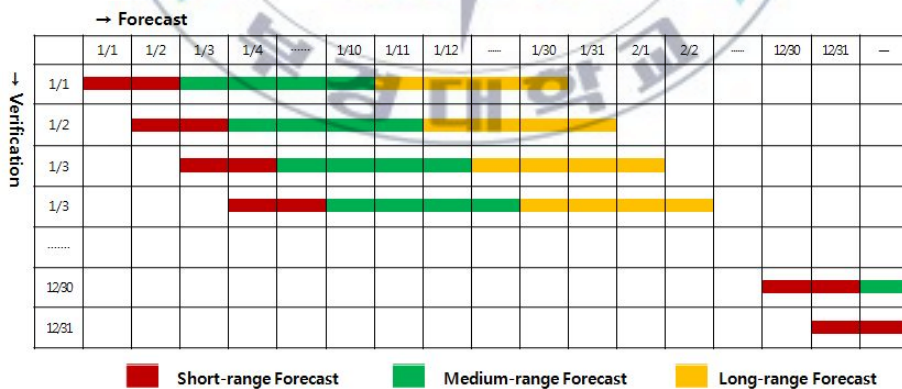


Fig. 2.1.3. Diagram of Quantitative daily precipitation forecast system based on SSM technique. X-axis is forecast axis, Y-axis is verification axis.

2.1.1 수치모델 및 통계모형

SSM 기법을 적용하기 위하여 전지구 모델 GME, 중규모 모델 WRF, 강수진단모델 QPM, 통계 모형을 사용하였다.

고해상도 전지구 모델 GME는 독일 DWD(Deutscher Wetterdienst)의 NWP(Numerical Weather Prediction)에서 현업으로 사용 중인 모델로서 HPC(High Performance Computing) 환경에서 효율성이 높은 Icosahedral-Hexagonal grid를 활용하여 전구를 삼각형으로 된 20면체로 격자화 시킴으로서 실제 지구와 가장 근접하게 격자화 시킨다. 이 방법은 전구의 격자가 거의 동일한 크기를 가지고 있게 만들기 때문에 일반적인 카테시안 격자가 가지고 있는 CFL(Courant-Friderich-Lewy) 불안정 조건이 해소되는 장점을 가지고 있다. 또한 격자 조절이 가능하여 전구 모델임에도 불구하고 상세한 지역에서의 모의가 가능하며 같은 해상도에서 다른 모델에 비해 병렬 컴퓨터 환경에서 최고의 효율을 나타내기 때문에 수행 시간 단축에도 큰 장점을 보인다 (Majewski et al, 2002).

중규모 모델 WRF(Weather Research and Forcasting) 모델은 미국 국립대기환경연구소와 펜실베니아 주립대학에서 공동 개발한 비정역학적 중규모 모델이다. WRF는 완전 압축, 비정수계 (Fully compressible non-hydrostatic) 모형으로 수평격자는 Arakawa-C 격자 체계를 가지고 있으며 연직 격자는 Eulerian 질량 좌표계를 사용한다. 수치계는 3차 Runge-Kutta split-explicit 시간적분을 사용하여 이류항에 대해서는 6차 중심 차분법을 도입한다 (Skamarock, 2008).

강수진단모델 QPM(Quantitative Precipitation Model)은 Misumi et al,(2001), Bell(1978), Collier(1975) 등이 제안한 Collier-type 모형으로 배경 강수량에 소규모 지형 효과를 더하여 지역적 강수를 얻는 강수진단모형이다. QPM은 물방울의 움직임을 쉽게 산출하기 위하여 terrain-following 좌표계를 이용한다. 물방울 혼합비를 Kessler(1995)에 의해 제안된 moisture continuity equation(식 2.2.1)을 바탕으로 계산하여 대기 중 기상상태를 진단한다.

$$\frac{\partial Q_r}{\partial t} = -u \frac{\partial Q_r}{\partial x} - v \frac{\partial Q_r}{\partial y} - w \frac{\partial Q_r}{\partial z} + \frac{1}{\rho} \frac{\partial}{\partial z} (\rho V_r Q_r) + P_1 - E_1 \quad (2.1.1)$$

식 (2.1.1)에서 x(towards east), y(towards north), z(vertically upwards)는 각각 수평 및 연직좌표, t는 시간, u, v, w는 x, y, z 방향의 바람성분, ρ 는 대기 밀도, V_r 은 물방울의 최종 낙하속도를 의미한다. 식 우변의 첫 번째, 두 번째, 세 번째 항은 moisture의 이류률, 네 번째 항은 대류, P_1 , E_1 은 각각 응결률, 증발률을 의미한다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial(\overline{Q_r} + Q'_r)}{\partial t} = & -\overline{u} \frac{\partial(\overline{Q_r} + Q'_r)}{\partial x} - \overline{v} \frac{\partial(\overline{Q_r} + Q'_r)}{\partial y} - \overline{w} \frac{\partial(\overline{Q_r} + Q'_r)}{\partial z} \\ & + \frac{1}{\rho} \frac{\partial}{\partial z} [\overline{\rho} V_r (\overline{Q_r} + Q'_r)] + (\overline{P_1} + P'_1) - (\overline{E_1} + E'_1) \end{aligned} \quad (2.1.2)$$

물방울 혼합비 및 응결률, 증발률과 같은 물리적인 항은 크게 평균

장과 섭동장으로 나눌 수 있는데(식 2.1.2), 실제 물방울의 움직임은 소규모의 섭동성분에 의해 결정된다. 대기가 정상상태(Steady-state)임을 가정 하에 시간에 따른 물방울 혼합비의 변화는 일정하다. Q'_r 은 지형의 강제력에 의한 추가적인 응결(P'_1)과 증발(E'_1)에 의해 발생하는 물방울 혼합비 편차를 의미한다. 바람 성분과 공기 밀도($\bar{u}, \bar{v}, \bar{w}, \bar{\rho}$)는 중규모 모형에서 얻어지는 값으로 근사할 수 있고 Q'_r 은 terrain-following 좌표계 상에서 $V_r, \bar{Q}_r, P'_1, E'_1$ 의 모수화 과정을 거쳐 산출되어진다. 이 때 지형의 영향으로 인한 수증기와 물방울 사이의 변화율을 Sinclair(1994)에 의해 제안된 방법을 이용하며, 지형에 의한 상승류가 수평 바람장 및 지형의 차이에 비례한다고 가정 하에 실제 지형에 의한 연직바람과 중규모 모형의 지형에 의해 생성된 연직바람의 차이(w')에 따라 응결과 증발의 형태를 결정할 수 있다. 따라서 상승류 및 하강류에 따른 수증기의 응결 및 증발의 과정을 고려하여 각 격자마다 강우강도를 산출(식 2.1.3)하고 최종적으로 상세 지역의 강수량 값을 얻을 수 있다.

$$I = V_r(\bar{Q}_r + Q'_r) \quad (2.1.3)$$

마지막으로 본 연구에서 사용한 통계 모형은 일별 강수량을 정량적으로 예측하는 기법으로 장기 예측 순별 전망을 기반으로 관측된 기후 통계량을 사용하여 매월 상순, 중순, 하순별 일 강수량을 예측하는 모형이다.

통계 모형의 입력 자료는 관측 지점별 1992년부터 2011년(과거 20년)까지의 관측 일 강수량 자료 (기상청 제공, 총 65개의 관측지점)를 이용한다. 입력 자료를 토대로 20년 평균 일 강수량, 순별 표준편차를 아래 식 (2.1.4) ~ (2.1.7)을 통해 계산한다.

$$P_d = \frac{1}{n_y} \sum_{y=1}^{n_y} \sum_{d=k}^{k+n_d} P_{d,y} \quad (k = 1, 11, 21) \quad (2.1.4)$$

$$P_y = \sum_{d=k}^{k+n_d} P_d \quad (k = 1, 11, 21) \quad (2.1.5)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{d=k}^{k+n_d} (P_d - m)^2}{n_y}} \quad (k = 1, 11, 21) \quad (2.1.6)$$

$$m = \frac{P_y}{n_d} \quad (k = 1, 11, 21) \quad (2.1.7)$$

P_d 는 순별 일 강수량이고 P_y 는 순별 총 강수량을 의미한다. σ 는 P_d 의 순별 표준편차이고 m 은 순별 평균 강수량을 의미한다. $P_{d,y}$ 는 과거 20년 연별 일강수량을 의미하며 n_d 는 순별 날짜 수를 의미하고 n_y 는 총 년도수 즉 과거 20년을 의미한다. 위 식에서 계산된 순별 20년 평균 일 강수량에 순별 강우일수를 고려하기 위하여 전망별로 순별 강우일수를 계산한다. 이는 과거 20년에 대하여 강우일수가 많은 5년을 평균하여 above 전망에, 그 다음 10년을 평균하여 normal 전망에, 마지막 5년을

평균하여 below 전망의 순별 강우일수를 계산한다. 계산된 강우일수를 토대로 강우일을 정하게 된다. 예를 들어 강우일수가 3일일 때, 각 지점별로 순별 강우일수를 적용하는 방법은 가장 비가 많이 온 3일을 선택하여 강수가 있는 날로 결정하고 그 외 나머지 날은 강수가 없는 날로 정하게 된다. 이 때 총 강수량을 평년 강수량으로 유지하기 위해 강수가 없는 날의 해당 강수량을 모두 합하여 강우일수로 나누어 준 후 그 값을 강수가 있는 날로 분배한다. 계산된 일 강수량을 바탕으로 각 지점별 장기예측 순별 전망을 적용하여 순별 전망(Above(평균 $+2\sigma$), Normal(평균), Below(평균 -2σ))에 따른 일 강수량을 산출한다.

본 연구에서는 기상청에서 제공하는 1개월 순별 전망을 적용한 결과(Forecast)와 검증에 위해 실제로 평년과 비교한 관측 값을 적용한 결과(Hindcast) 두 가지를 이용하였다.

2.2. 검증 방법

본 연구에서 산출한 SSM 기법이 적용된 월 단위의 정량적 일 강수량 자료의 검증은 유역별, 지점별로 이루어졌다. 유역은 수계별 4개의 유역[낙동강, 한강, 금강, 영산강, Fig. 2.2.1(a)]에 대하여 검증하였으며 지점은 총 6개의 지점[서울, 대전, 대구, 부산, 광주, 강릉, Fig. 2.2.1(b)]에 대하여 이루어졌다.

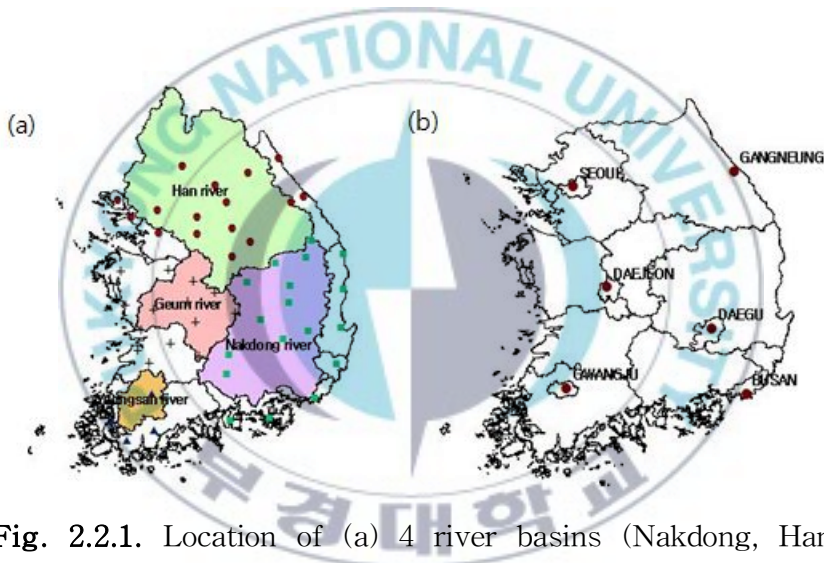


Fig. 2.2.1. Location of (a) 4 river basins (Nakdong, Han, Geum, Yeongsan) and stations that are included on the river basin (b) Observational Stations (Seoul, Daejeon, Daegu, Busan, Gwangju, Gangneung).

본 연구에서 산출한 월 단위의 정량적 일 강수량 자료는 우리나라 지역의 고해상도 1 km 격자 자료이기 때문에 이를 관측 자료와 비교하여 공간적으로 비교·검증하기 위해 Neighborhood 방법을 사용하였다(Theis

et al, 2005).

Neighborhood 방법은 예측 자료와 관측 자료를 공간적으로 비교하기 위한 방법으로 관측 지점과 가장 가까운 격자 주변의 격자를 함께 고려하여 비교한다. 이는 관측 지점 자료와 그 지점과 가장 가까운 격자를 1:1로 비교하는 전통적인 방법에서 발전된 방법으로써 전통적인 방법을 사용하였을 때 발생하는 double penalty 문제, 고해상도 예보의 성능이 저해상도 예보자료보다 더 좋지 않게 판단될 수 있는 문제를 해결할 수 있는 방법이다.

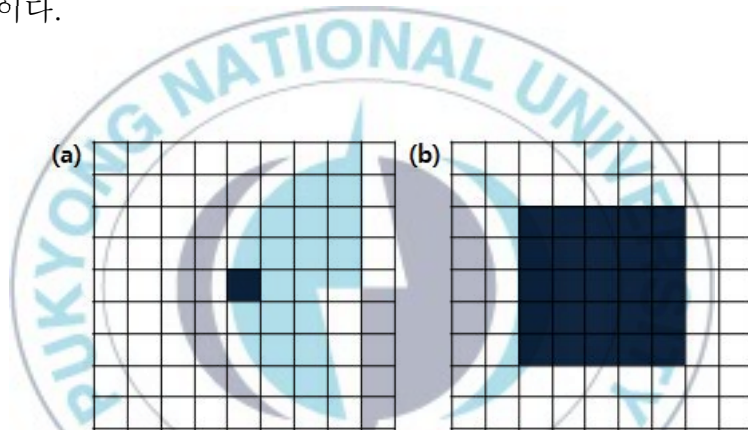


Fig. 2.2.2. For the observation in the domain at (a), whereas Neighborhood verification considers a Neighborhood surrounding the observations (b) (Ebert, 2008).

검증이 이루어진 각 지점에 대하여 Neighborhood 방법을 적용하였으며, 유역별로 검증하기 위해서 유역에 해당하는 지점들에 대하여 Neighborhood 방법을 적용한 후 그 비율을 평균하였다.

Neighborhood 방법을 적용하기에 앞서 본 연구에서 산출한 예보

자료 중 단기, 중기 예보자료는 격자 자료이지만 장기 예보자료는 지점 자료이므로 이를 Barnes 객관분석법(1964)을 이용하여 지점 자료를 격자 자료로 변환하였다. 또한 관측 자료도 Neighborhood 방법을 적용하기 위해 같은 방법으로 변환하였다.

Neighborhood 방법을 적용하여 공간 규모에 따라 예보 과정별 예측 성능을 판단하기 위하여 FSS(Fraction Skill Score) (Roberts and Lean, 2007; Mittermaier et al, 2013)를 이용하여 Neighborhood size에 따른 계절별, 강수 임계값 별로 FSS의 변화를 살펴보았다.

$$FSS = 1 - \frac{FBS}{FBS_{worst}} \quad (2.2.1)$$

$$FBS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (O_i - F_i)^2 \quad (2.2.2)$$

$$FBS_{worst} = \frac{1}{N} \left[\sum_{i=1}^N O_i^2 + \sum_{i=1}^N F_i^2 \right] \quad (2.2.3)$$

FSS의 산출방법은 식 2.2.1과 같고 0에서 1사이의 값을 가지며 1은 완벽한 예보를 뜻한다. FBS(Fraction Brier Score)는 예보와 관측 차이의 제곱 평균을 가리키며 FBS_{worst} 는 FBS의 최대 값으로 reference로 사용되는 값이다 (식 2.2.2, 2.2.3). 위 식의 O_i 와 F_i 는 각각 Neighborhood 방법이 적용된 관측과 예보된 자료에서 임계값을 넘는 비율을 나타내며 N은 자료의 수를 뜻한다.

본 연구에서는 계절별 관측 강수량의 percentile thresholds를 이용하여 강수 임계값을 설정하였다.

다음으로 강수 유무, 강수 범주별 검증을 위해 분할표(Contingency Table)를 구성하여 검증하였다. 분할표는 양분 예보, 즉 예보와 관측에 대해 “예”와 “아니오”로 구성된 4개의 조합으로 나누는 표로 아래 Table 2.2.1과 같으며 그 4개의 조합은 각각 현상이 발생할 것으로 예측하고 실제로도 발생한 맞힘(Hit, H), 현상이 발생하지 않을 것으로 예측하고 실제로는 발생한 놓침(Miss, M), 현상이 발생할 것으로 예측하고 실제로 발생하지 않은 거짓 알람(False Alarm, F), 그리고 현상이 발생하지 않을 것으로 예측하고 실제로도 발생하지 않은 부의 정확(Correct negative, R)이다. 분할표를 구성할 때 예보자료는 Neighborhood 방법을 적용하고 관측 자료는 station data로 유지하여 구성하였다(Ebert, 2008; Ceyhan, 2010). 분할표를 2×2로 구성하여 강수 유무에 대한 검증을 하였으며 강수가 발생한 경우에 대해서는 다중 분할표를 구성하여 강수 임계값별로 각각의 강수 범주를 나누어 검증을 실시하였다. 이때의 임계값은 계절별 percentile thresholds (50th, 60th, 70th, 80th, 85th, 90th, 93rd, 95th percentile)를 이용하였으며 계절별 percentile thresholds에 대한 강수 값은 아래 Table. 2.2.2와 같다.

Table 2.2.1. 2X2 Contingency Table.

		예보		
		YES	NO	소계
관측	YES	H	M	H+M
	NO	F	R	F+R
	소계	H+F	M+R	T

Table 2.2.2. Percentile threshold according to the season.

Percentile threshold (mm)	50	60	70	80	85	90	93	95
봄	0.2	0.5	1.0	2.0	4.0	7.0	10.0	20.0
여름	1.0	2.0	5.0	10.0	20.0	30.0	37.0	45.0
가을	0.2	0.5	1.0	3.0	6.0	10.0	20.0	30.0

분할표를 이용하여 이진변수의 정확도를 나타내는 ACC(Accuracy)와 현상이 일어나지 않은 경우에 적중한 경우의 표본을 제외한 임계 성공지수인 CSI(Critical Success Index)를 산출하였고 예보와 관측에 대한 각각의 대상 현상의 발생 빈도를 비교하여 비율을 구한 편중도를 의미하는 Bias, 적중률을 의미하는 POD(Probability of Detection, hit rate)와 성공률인 SR(Success Ratio), 그리고 관측에 중점을 오보율 FAR(False Alarm Rate)를 구하여 검증하였다(식 2.2.4 ~ 2.2.9). 위의 Skill Score 중 Bias를 제외한 모든 score가 0에서 1까지의 범위를 가지며 0에 가까우면 예보 성능이 없다는 것을 의미하고 1에 가까울수록 완벽한 예보를

의미한다. Bias는 0에서 무한대의 양의 값을 가지며 이 값이 1 이상이면 실제보다 현상에 대한 예보가 남발되는 경향이 있고, 1 이하이면 인색함을 뜻한다 (Wilks, 2006; Jolliffe and Stephenson, 2012).

$$ACC = \frac{H + R}{H + M + F + R} \quad (2.2.4)$$

$$CSI = \frac{H}{H + M + F} \quad (2.2.5)$$

$$Bias = \frac{H + F}{H + M} \quad (2.2.6)$$

$$POD = \frac{H}{H + M} \quad (2.2.7)$$

$$SR = \frac{H}{F + H} \quad (2.2.8)$$

$$FAR = \frac{F}{F + R} \quad (2.2.9)$$

강수유무에 대한 검증 결과는 유역별로 SR, POD, Bias, CSI를 함께 나타내는 Performance diagram을 통하여 살펴보았으며(Roebber, 2009) 강수가 발생한 경우에 대한 검증 결과는 ROC(Relative Operating Characteristic) 곡선을 통하여 살펴보고 ROCSS(ROC Skill Score) 값을 통하여 정량적으로 살펴보았다(Hamil and Juras, 2006). ROCSS는 식 2.2.10으로 계산되며 Hit rate와 False alarm rate가 일치하는 선과 ROC곡선 사이의 면적과 관련된 score로 -1에서 1의 값을 가진다.

$$ROC_{SS} = \frac{AUC_f - AUC_{dim}}{AUC_{perf} - AUC_{dim}} = \frac{AUC_f - 0.5}{1.0 - 0.5} = 2AUC_f - 1 \quad (2.2.10)$$

$$\text{여기서, } AUC_f = \sum_{i=1}^{n+1} \frac{(FAR_i - FAR_{i-1})(HR_i + HR_{i-1})}{2}$$

AUC_f 의 $i=1$ 일 때, $FAR_0 = 0.0$, $HR_0 = 0.0$ 를 이용하고 $i=n+1$ 일 때, $FAR_{n+1} = 1.0$, $HR_{n+1} = 1.0$ 을 이용하여 계산한다.

또한 공정 임계 지수, ETS(Equivalent Threat Score)를 이용하였다. 이는 Gilbert Skill Score로도 불리며 CSI에서 우연에 의해서 예보가 적중한 경우를 고려한 score이다. ETS는 식 2.2.11로 계산되며 그 값은 -1/3에서 1까지의 값을 가지며 1은 완벽한 예보를, 0은 예측 능력이 없음을 의미하고 우연에 의해 맞히는 경우보다 예측 능력이 없다면 음의 값을 갖게 된다. 이는 강수검증에 주로 이용되며 우연히 적중할 예보 확률까지 고려하기 때문에 다양한 예보 상황을 공정하게 비교할 수 있어 널리 사용되는 score이다.

$$ETS = GSS = \frac{H - a_r}{H + M + F - a_r} \quad (2.2.11)$$

$$\text{여기서, } a_r = \frac{(H - M)(H + F)}{H + M + F + R}$$

검증된 결과를 판단하기 위하여 각 예보 과정별로 계산된 월별 Skill Score를 가설 검정을 통해 예보 시스템에 따른 예측성의 차이를 확인하고자 하였다(Hamill, 1999; Jolliffe, 2007; Mason, 2008) 단기, 중기, 장기 예보 과정에 대하여 월별로 계산된 Skill Score를 이용하여 각 예보 과정별 Skill Score의 차이가 있는지 없는지에 대한 가설검정을 실시하였으며 귀무가설로 차이가 없다는 가설을 설정하고 표본의 개수가 30개 미만이므로 t-test를 이용하여 가설검정을 실시하였다.

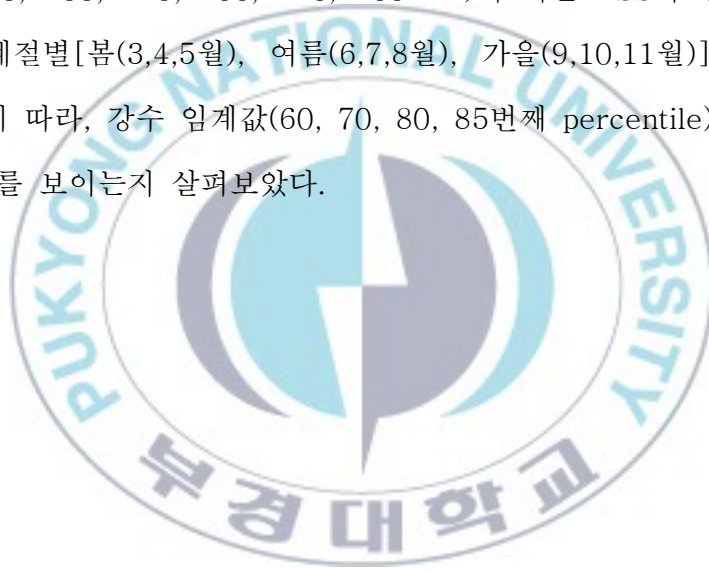
마지막으로 강수자료의 정량적 값의 비교를 위하여 관측 값과 예측 값의 차이를 각 예보 과정별로 히스토그램을 나타내어 결과를 확인하였다 (Brooks and Doswell, 1996).



3. 결 과

3.1. 공간규모에 따른 검증 결과

공간 규모에 따른 강수 예측성을 검증하기 위하여 Neighborhood 방법을 적용하고 FSS를 이용하여 임계값 별로 Neighborhood size(10, 20, 30, 50, 100, 150, 200, 250, 300 km)에 따른 FSS의 변화를 살펴 보았다. 계절별[봄(3,4,5월), 여름(6,7,8월), 가을(9,10,11월)]로 지점별, 예보과정에 따라, 강수 임계값(60, 70, 80, 85번째 percentile)에 따라 어떠한 차이를 보이는지 살펴보았다.



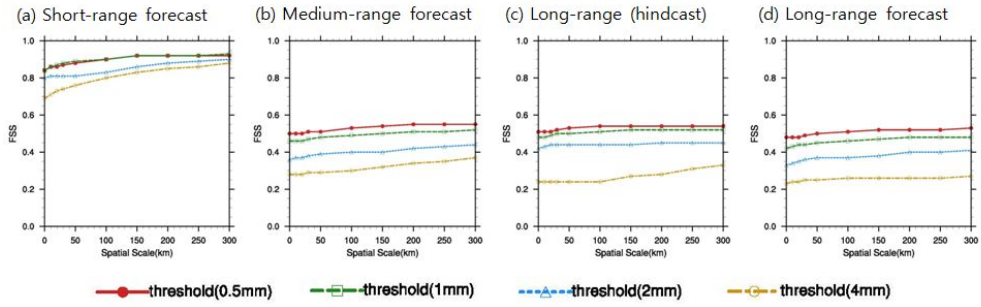


Fig. 3.1.1. Changes in FSS according to precipitation thresholds by Neighborhood size (Busan, MAM), (a) Short-range forecast, (b) Medium-range forecast, (c) Long-range hindcast and (d) Long-range forecast.

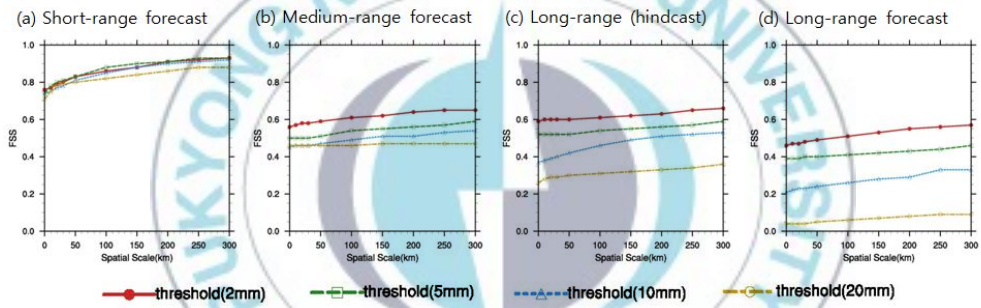


Fig. 3.1.2. Same as in Fig. 3.1.1, but for Busan, JJA.

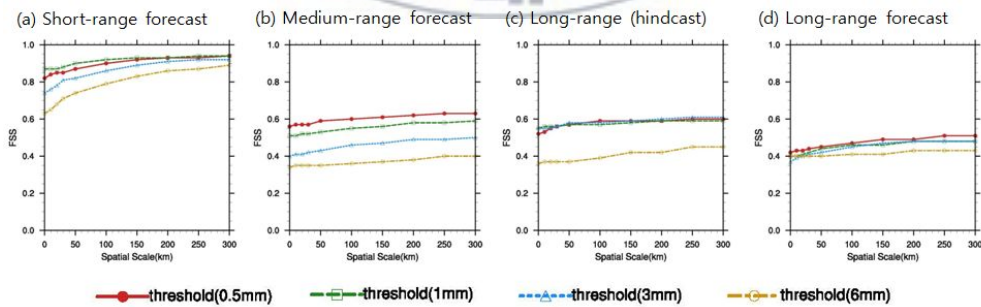


Fig. 3.1.3. Same as in Fig. 3.1.1, but for Busan, SON.

Fig. 3.1.1에서 3.1.3은 부산지점에 대한 계절별(봄, 여름, 가을), 예보 과정별[단기, 중기, 장기(hindcast, forecast) 예보과정] Neighborhood size에 따른 FSS의 변화이다. 가로축은 Neighborhood size를 의미하며 세로축은 FSS를 의미한다.

부산 지점의 봄철 결과는 단기 예보과정에서 모든 경우 0.6이상의 FSS 값을 가졌으며 Neighborhood size에 따른 증가폭도 가장 컸다. 중기, 장기 예보과정에서는 FSS 값이 비슷하였으며 임계값별 증가폭이 비슷하였다(Fig. 3.1.1.).

여름철에는 봄철과 마찬가지로 단기 예보과정의 값이 가장 컸다, 특히 여름철 단기예보과정의 결과에서는 모든 임계값에서 FSS 값이 약 0.02의 차이를 가지며 0.7이상의 높은 값을 가졌으며 그 증가폭도 비슷하였다. 이를 통해 여름철 단기 예보과정에서는 모든 임계값에 대한 예측성이 높다는 것을 알 수 있다. 그리고 중기, 장기(hindcast) 예보과정에서는 비슷하거나 중기예보과정이 조금 더 높았다. 임계값 2 mm 일 때 약 0.02 정도 중기예보과정에서 더 높지만 20 mm 의 임계값에서는 약 0.2 정도 높은 것을 볼 수 있다. 이는 상대적으로 많은 강수량에 대해서는 수치모델이 통계 모형보다 예측성이 좋다는 것을 의미한다. 중기, 장기 예보과정에서는 임계값별 차이가 큰데 이는 단기예보과정과는 달리 임계값이 변함에 따라 예측성이 변화가 크다는 것을 보여준다. 또한 장기 예보과정의 hindcast와 forecast에서는 임계값이 증가할수록 그 차이가 커졌다. 이는 장기예측 순별 전망의 예측성이 좋을 때 임계값이 커질수록 예측성의 증가를 기대할 수 있음을 보여준다.

가을철 결과를 보면, 다른 계절과 마찬가지로 단기예보과정의 FSS 값이 다른 예보과정보다 높았으며 단기예보과정에서 Neighborhood size가 작을 때는 임계값 별 FSS 차이가 각각 0.1정도 있었지만 Neighborhood size가 커질수록 임계값별 차이가 작아지고 0.8이상의 높은 값을 가졌다. 장기예보과정의 hindcast에서 6mm 임계값을 제외한 임계값에 대해서 약 0.6의 FSS 값을 보였으며 이는 통계모형이 상대적으로 작은 강수량에 대해서는 예측성이 높다는 것을 보여준다. 특히 hindcast와 forecast를 비교하였을 때 0.5, 1, 3 mm 임계값의 강수에 대해 약 0.2의 차이를 보이는데 이는 장기예측 순별 전망 예측성이 높다면, 0.5, 1, 3 mm 임계값의 강수에 대한 예측성이 상당히 증가할 것을 보여준다.

각 그림의 (a)-(d)를 비교해 보았을 때 단기 예보 과정에서 Neighborhood size에 따른 FSS 값의 증가폭과 그 값이 가장 큰 것을 볼 수 있으며 중기, 장기(hindcast) 예보과정의 FSS는 평균적으로 약 0.05의 차이를 가졌다. Neighborhood size의 크기가 클수록, 임계값이 작을수록 FSS 값이 증가하는 것을 확인할 수 있으며 임계값이 작을수록 FSS의 증가폭이 크다는 것을 확인할 수 있다. 장기예보과정에서는 순별 전망 값을 입력한 것(Forecast)보다 실제 평년값과 비교한 관측 값을 입력한 결과(hindcast)의 FSS 값이 더 높다는 것을 확인할 수 있다. 이는 장기예보과정에 적용되는 순별 전망 값의 정확도가 높으면 장기예보과정의 예측성이 높아질 수 있다는 것을 의미한다. 부산 이외의 다른 5개의 지점(서울, 대구, 대전, 광주 강릉)도 부산지점과 같은 결과를 보였다(그림 미제시).

3.2. 분할표를 이용한 검증 결과

강수유무에 대하여 검증하기 위하여 유역별(낙동강, 한강, 금강, 영산강)로 구성된 2×2 분할표를 이용하였다. 그 결과를 계절별(봄, 여름, 가을), 유역별로 Performance Diagram으로 제시하였다(Paul J. Roebber, 2009). Performance diagram은 SR, POD, bias, CSI를 함께 표현함으로써 예측 성능을 판단하는 그림이다. Performance diagram을 통해 좋은 예보를 판단하기 위해서는 SR, POD, Bias, CSI가 일치하고 그 값이 1에 가까울수록 좋은 예보이다. 즉 Performance diagram의 $y=x$ (Bias=1) 축에 가깝고 오른쪽 위에 가장 가까울 때 예측 성능이 좋다고 판단할 수 있다.



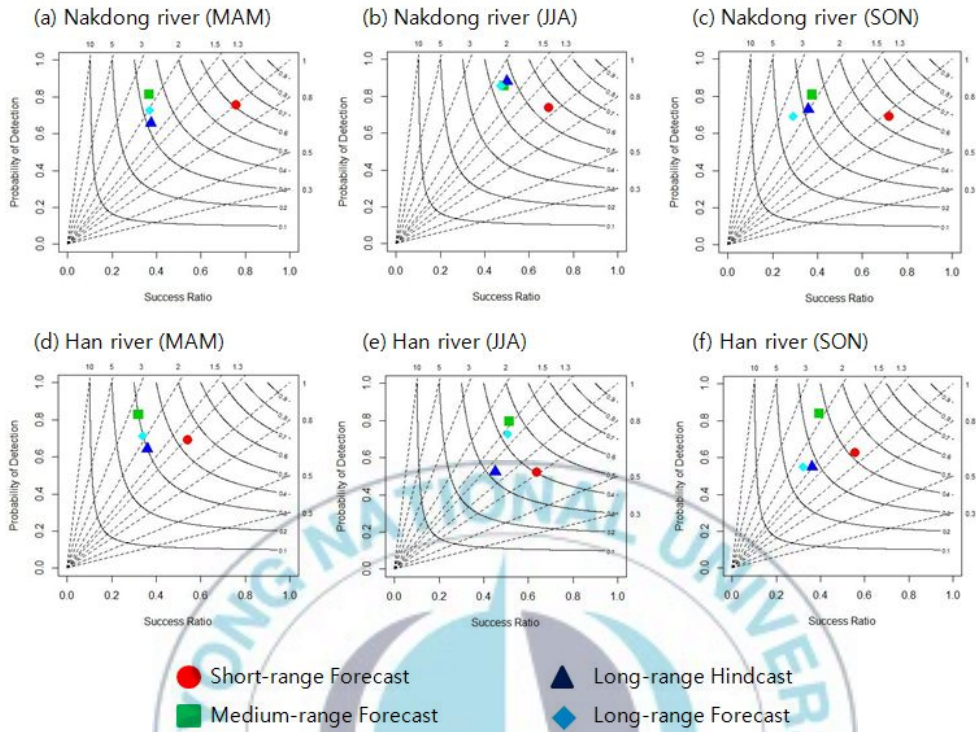


Fig. 3.2.1. Performance Diagrams summarizing the SR, POD, bias, and CSI. Dashed lines represent bias score, solid contours are CSI. (a)–(c) Nakdong river basin according to season (MAM, JJA, SON) (d)–(f) Han river basin according to season (MAM, JJA, SON).

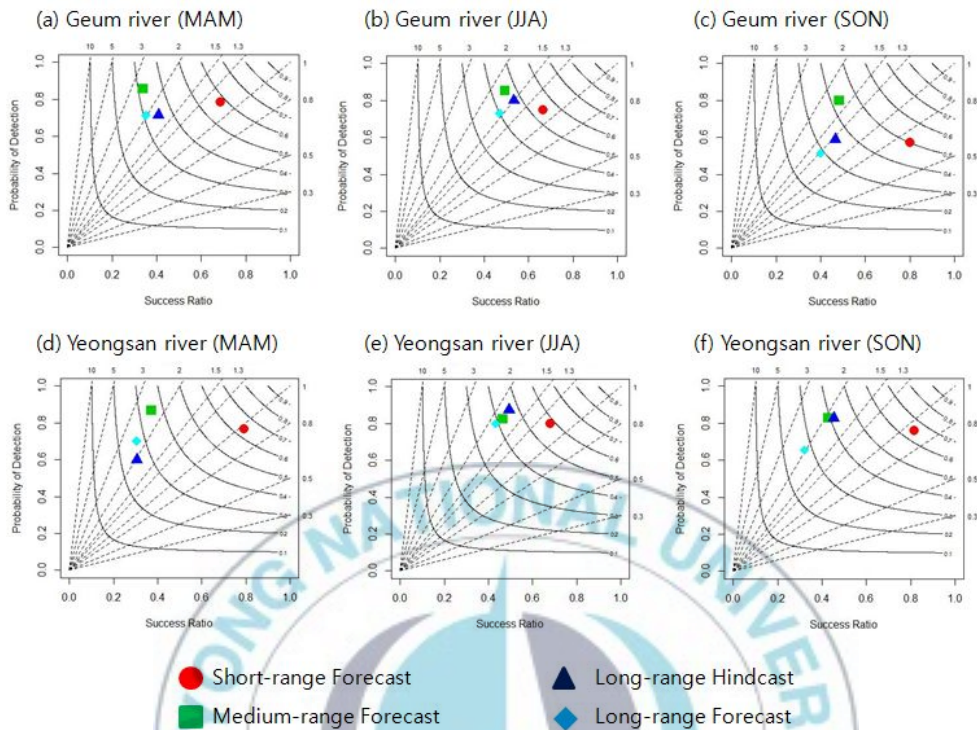


Fig. 3.2.2. Same as Fig. 3.2.1, but for Geum river and Yeongsan river.

Fig. 3.2.1의 (a)-(c)는 강수 유무에 대한 낙동강 유역에서의 봄철, 여름철, 가을철 performance diagram이며 (d)-(f)는 강수 유무에 대한 한강 유역에서의 봄철, 여름철, 가을철 performance diagram이다. 낙동강 유역에서는 단기예보과정이 $y=x$ 축에 가깝고 4가지의 score가 1에 가깝기 때문에 좋은 예보과정으로 판단할 수 있으며 중기, 장기 예보과정에서는 POD, Bias는 높지만 SR, CSI가 약 0.2~0.3 정도 낮았다. 한강 유역에서의 단기예보과정은 낙동강 유역에서의 예측정보다는 상대적으로 모든 score가 약 0.1 정도 낮지만 다른 예보과정에 비해 4가지의 score가

일치하는 경향을 보였다. 중기, 장기 예보과정은 낙동강 유역과 마찬가지로 POD, Bias는 높지만 SR, CSI가 상대적으로 약 0.2 정도 낮았다.

Fig. 3.2.2의 (a)-(c)는 강수유무에 대한 금강유역에서의 봄철, 여름철, 가을철 performance diagram이며 (d)-(f)는 강수유무에 대한 영산강 유역에서의 봄철, 여름철, 가을철 performance diagram이다. 금강 유역의 단기예보과정은 가을철에 1보다 작은 Bias를 가지긴 하였지만 봄, 여름철에는 4가지 score가 약 0.05의 차이를 가지며 일치하는 경향을 보였으며, 중기, 장기예보과정은 다른 유역과 마찬가지로 높은 POD, Bias에 비해 SR, CSI가 약 0.3 정도 낮았다. 하지만 여름철에는 모든 예보과정의 score가 약 0.1정도의 차이를 보이며 비슷한 예측성을 가졌다. 영산강 유역에서는 봄, 가을철에 단기예보과정이 SR과 Bias, CSI를 다른 예보과정과 비교하였을 때 약 0.4의 차이를 보이며 월등하게 다른 예보과정보다 예측성이 좋을 것을 보였으며 중기, 장기예보과정에서는 다른 유역에 비해 상대적으로 약 0.1정도 더 낮은 SR과 CSI를 가졌다. 하지만 여름철에는 중기, 장기 예보과정의 예측성이 높아지면서 모든 예보과정이 SR, CSI, Bias가 약 0.1정도 차이를 가지며 비슷한 예측성을 보였다.

Fig. 3.2.1과 3.2.2를 통하여 단기예보과정에서 Performance diagram의 $y=x$ 축과 오른쪽 위에 가장 가깝게 위치하였으므로 예측성이 가장 좋은 예보과정이라고 판단할 수 있으며 중기, 장기 예보과정은 비슷하거나 중기예보과정의 성능이 조금 더 좋은 경향이 있었다. 장기 예보과정의 forecast와 hindcast 중 hindcast의 결과가 예보 성능이 더 좋았다. 이는 장기에측 전망이 정확하게 예보될 경우 예보 성능이 중기예보과정의

예측성만큼 증가한다는 것을 의미한다. 계절적으로 보았을 때 여름철의 결과에서 모든 예보과정이 4가지의 Score가 일치하는 경향을 보였으며 각 예보과정별 차이도 가장 작았다.

또한 강수가 발생한 경우 강수 임계값 별로 범주를 나누어 각 범주 별로 예측성을 판단하기 위해 구역별로 다중 분할표를 구성하였다. 강수 유무의 검증과 마찬가지로 구역별로 80th percentile threshold에 대하여 performance diagram을 살펴보았다.



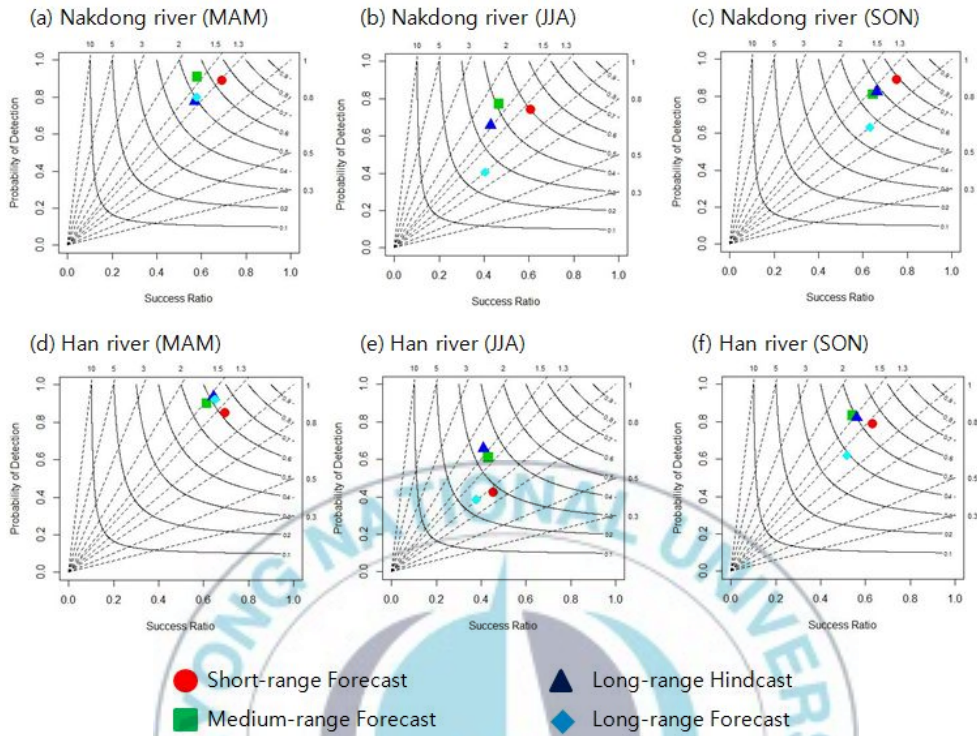


Fig. 3.2.3. Performance Diagrams summarizing the SR, POD, bias, and CSI. Dashed lines represent bias score, solid contours are CSI. (a)–(c) Nakdong river basin according to season (MAM, JJA, SON) (d)–(f) Han river basin according to season (MAM, JJA, SON).

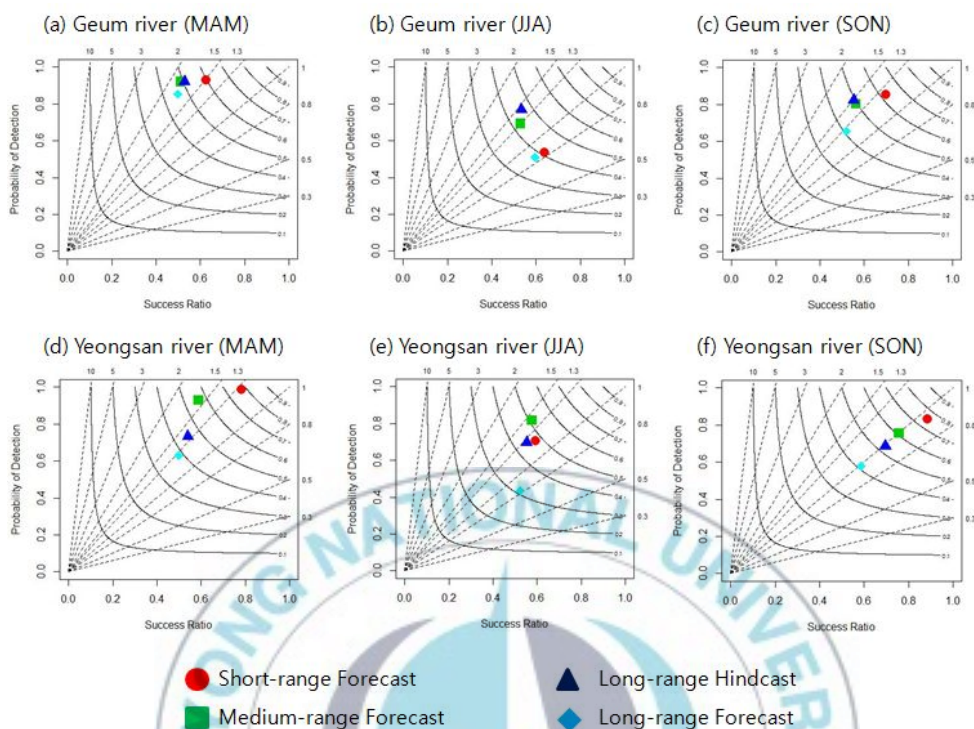


Fig. 3.2.4. Same as Fig. 3.2.3, but for Geum river and Yeongsan river.

Fig. 3.2.3의 (a)-(c)는 80th percentile threshold에 대한 낙동강 유역의 봄철, 여름철, 가을철 결과이며 (d)-(f)는 80th percentile threshold에 대한 한강 유역의 봄철, 여름철, 가을철 결과이다. 낙동강 유역에서는 봄, 가을철에 각 예보과정별 Score의 차이도 작고 4가지의 Score가 일치하는 위치에 가장 가깝게 위치하였다. 여름철에는 봄, 가을철에 비해 약 0.1정도 낮은 Score를 보였다. 한강유역의 경우 낙동강유역과 마찬가지로 봄과 가을철에 예보과정별 차이가 가장 작고 4가지의 Score가 일치하는 위치에 가장 가깝게 위치하였다. 여름철에는 다른 유역과 달리 단기예보과정에서 Score가 낮은 특징을 보였다.

Fig. 3.2.4의 (a)-(c)는 80번째 percentile threshold에 대한 금강 유역의 봄철, 여름철, 가을철 결과이며 (d)-(f)는 영산강 유역의 봄철, 여름철, 가을철 결과이다. 금강유역의 봄과 가을철에서는 모든 예보과정에서 SR과 CSI에 비해 약 0.15~0.2정도 높은 POD와 Bias를 가졌고 여름철에 비해 각 예보과정별 Score의 차이도 작고 Score도 1에 가까웠다. 여름철은 봄철과 가을철보다 모든 예보과정에서 예측성이 낮아졌지만 모든 예보과정의 Score가 0.5이상의 값을 보였다. 영산강 유역은 봄과 가을철에 단기예보과정의 POD, SR, CSI가 약 0.9의 값을 가지며 Bias도 1에 가까웠다. 가을철 모든 예보과정의 Bias가 1에 가까운 위치에 있고 나머지 세 개의 Score가 일치하는 경향을 보였다. 여름철의 경우 다른 계절에 비해 약 0.1정도 낮은 Score를 보였다.

비가 온 경우, 그 중에서도 80th percentile threshold에 대한 performance diagram를 통해 유역별, 계절별, 각 예보과정별로 그 예측성을 확인하였다. 강수가 많았던 여름철보다 봄과 가을철에 예측성이 좋았다. 하지만 여름철의 경우에서도 모든 예보과정이 약 0.5이상의 값을 가졌다. 강수유무의 경우와 마찬가지로 대부분의 경우 단기예보과정의 예측성이 가장 좋으며 중기예보, 장기예보과정 순이었다. 하지만 중기, 장기예보과정의 경우 그 차이가 작았으며 4가지 Score 중 어떤 Score에 중점을 두는지에 따라 예측성 판단을 달리 할 수 있었다. 예를 들어 낙동강 유역의 여름철 경우 중기예보과정에서 4가지 Score가 모두 장기예보과정보다 높았는데 Bias의 경우 1과의 차이가 클수록 예보 성능이 떨어지므로 Bias의 측면에서 볼 때는 장기예보과정의 예측성이 좋았다.

강수가 발생한 경우에 대해서 더 자세히 검증하기 위해 계절별 percentile threshold(50th, 60th, 70th, 80th, 85th, 90th, 93rd, 95th percentile)를 이용하여 Hit rate와 False alarm rate를 구하여 ROC 곡선으로 나타내었으며 ROC 곡선의 의미를 정량적으로 판단하기 위하여 각 경우에 대하여 ROCSS 값을 구하여 알아보고자 하였다. ROC 곡선과 ROCSS를 이용하여 좋은 예보를 판단할 때에는 ROC 곡선의 경우 Hit rate가 False alarm rate보다 큰 경우 즉 왼쪽 상단에 가까울수록 예측성이 좋다고 판단될 수 있으며 ROCSS 값은 1에 가까운 양의 값을 가지는 경우 예측성이 좋다고 판단할 수 있다.



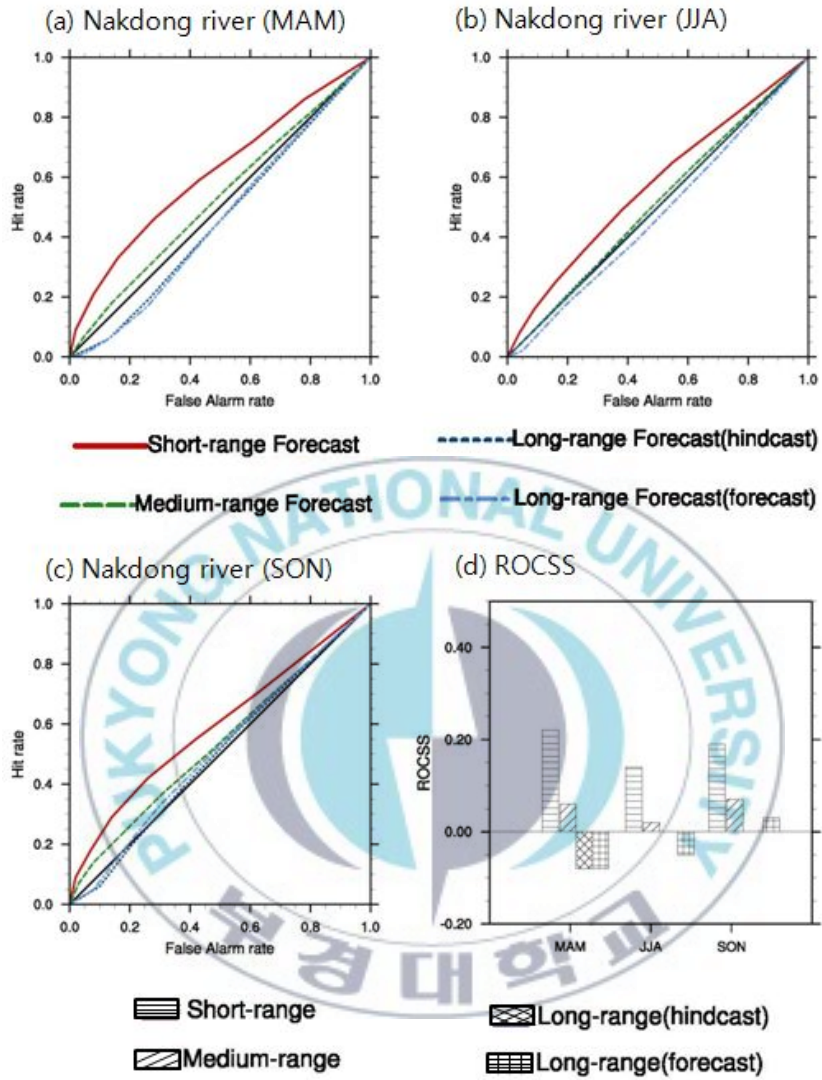


Fig. 3.2.5. ROC Curves and ROCSS at Nakdong river basin ((a) MAM, (b) JJA, (c) SON and (d) ROCSS).

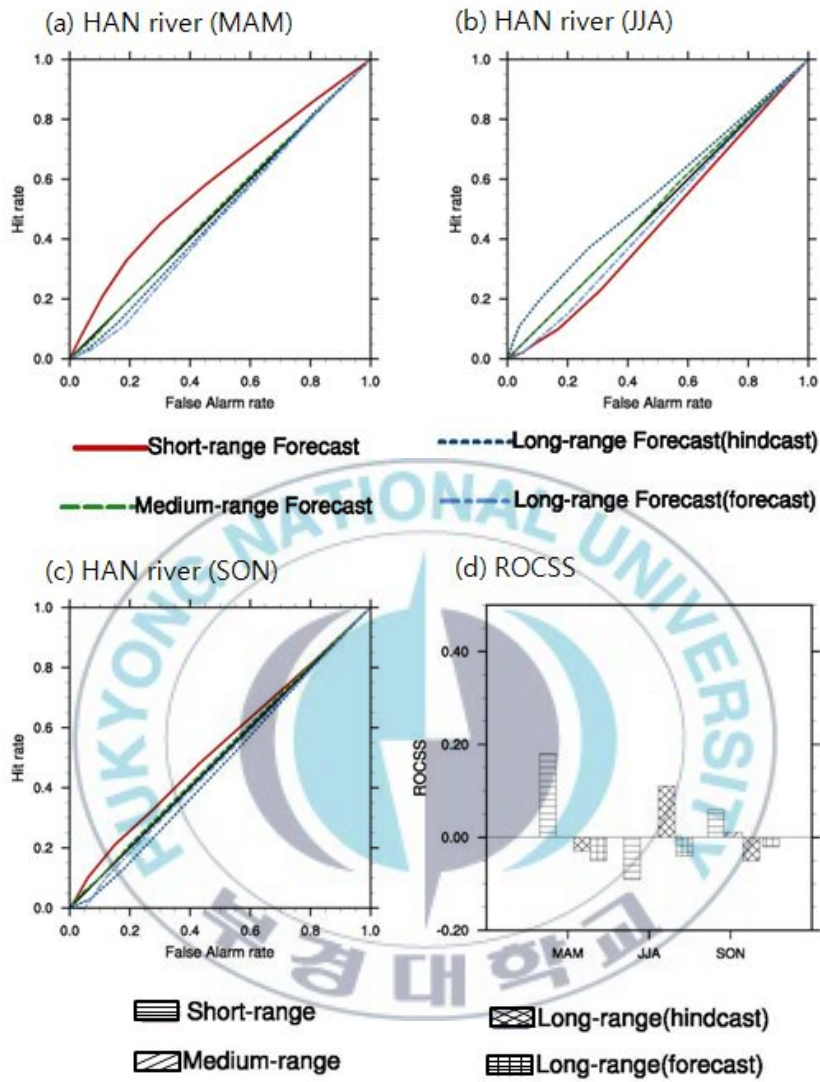


Fig. 3.2.6. Same as Fig. 3.2.5, but for Han river basin.

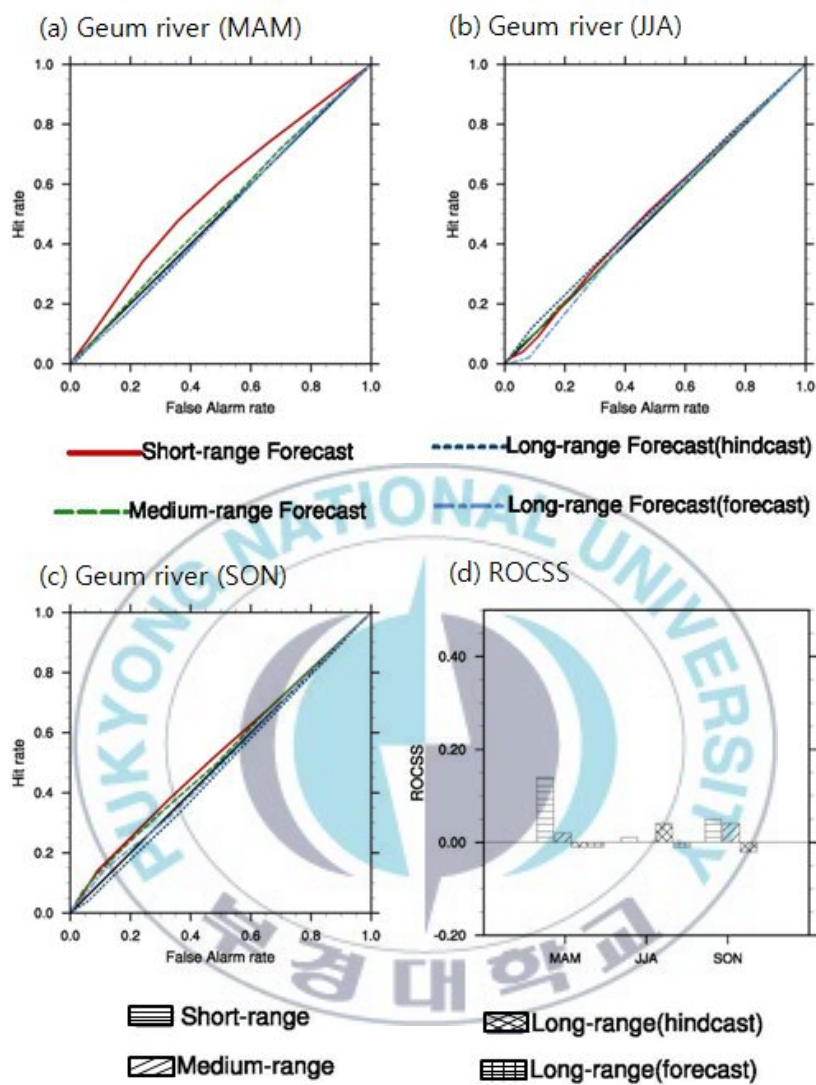


Fig. 3.2.7. Same as Fig. 3.2.5, but for Geum river basin.

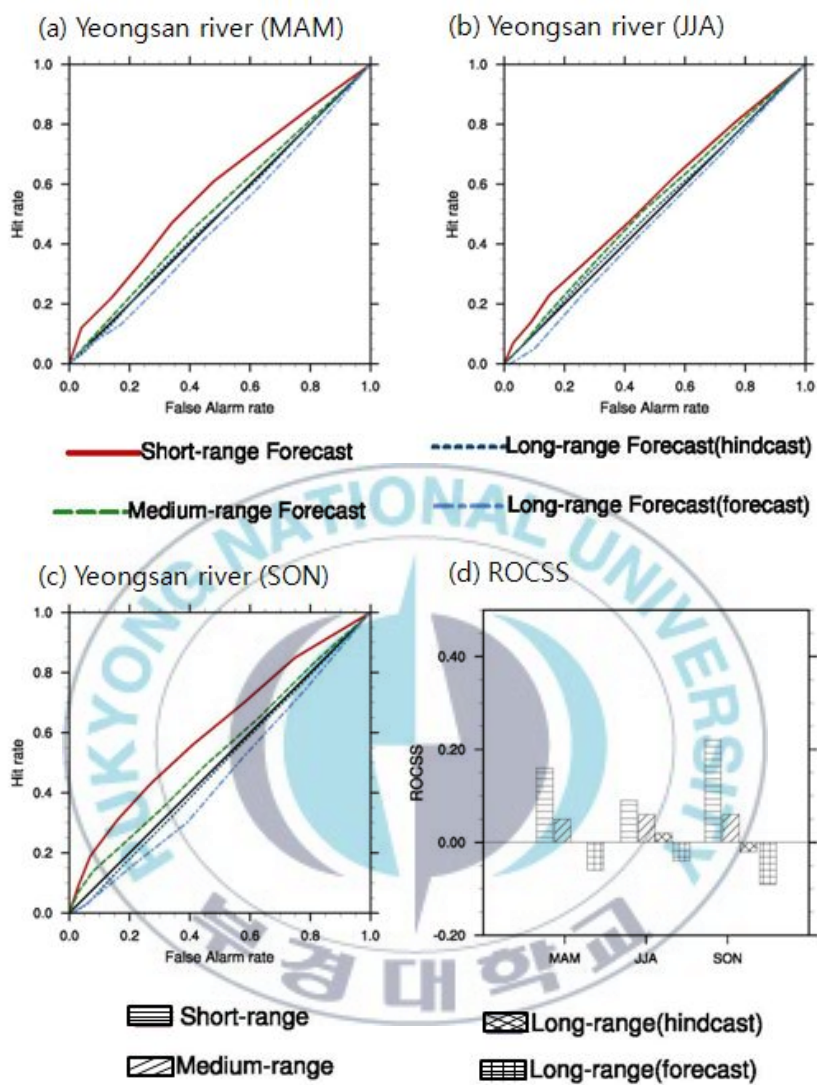


Fig. 3.2.8. Same as Fig. 3.2.5, but for Yeongsan river basin.

Fig. 3.2.5에서 3.2.8은 각각 낙동강, 한강, 금강, 영산강 유역에서의 봄철, 여름철, 가을철의 ROC 곡선과 ROCSS이다.

낙동강 유역의 ROC 곡선은 모든 계절에서 단기예보과정 곡선이 왼쪽 상단에 가장 가까웠으며 ROCSS 값 또한 약 0.2에 가까운 값을 가지며 다른 예보과정에 비해 높았다. 중기예보과정에서는 단기예보과정보다는 예측성이 좋지 않았지만 양의 ROCSS 값을 보였다. 하지만 장기예보과정의 경우 상대적으로 많은 강수량에 대한 예측성 저하로 ROCSS 값이 모두 음의 값을 보였다.

한강 유역의 봄과 가을철에서는 낙동강 유역과 마찬가지로 단기예보과정의 예측성이 가장 좋았다. 반면 여름철에는 다른 계절과 달리 단기예보과정의 예측성이 가장 낮았고 장기예보과정의 예측성이 가장 좋았다. ROCSS 또한 단기예보과정에서 음의 값을 가지고 장기예보과정에서는 약 0.1의 값을 가졌다.

Fig. 3.2.7에서 금강 유역 봄철 결과는 단기 예보과정이 왼쪽 상단에 가장 가까웠지만 여름, 가을철의 경우 모든 예보과정에서 Hit rate와 False alarm rate가 같은 값을 가지는 선에 가까웠다. 또한 모든 예보과정이 0에 가까운 ROCSS 값을 가졌다.

Fig. 3.2.8에서 보는 바와 같이 영산강 유역의 단기예보과정이 왼쪽 상단에 가장 가까우며 ROCSS 값도 모든 계절에서 0.1 이상의 값을 가지며 특히 가을철에 가장 높은 값을 가졌다. 중기, 장기 예보과정은 Hit rate=False alarm rate의 선에 거의 일치하였으며 ROCSS 값 또한 0에 가까웠다.

유역별, 계절별로 ROC곡선과 ROCSS를 살펴본 결과 한강 유역의 여름철을 제외한 모든 경우에서 단기예보과정의 ROC 곡선이 왼쪽 상단부와 가장 가까웠으며 중기, 장기 예보과정은 예측성이 비슷하거나 중기예보과정의 예측성이 더 좋았다. ROCSS 값 역시 이를 잘 반영하고 있으며 계절별로 보았을 때 모든 유역에서 봄철의 경우 예측성이 가장 좋았다. 여름철의 경우 상대적으로 집중호우나 태풍의 발생이 많은 계절이기 때문에 다른 계절보다 예측성이 낮았다. 또한 낙동강과 영산강 유역이 다른 유역에 비해 예측성이 좋았다.

분할표를 이용해 구해진 Skill Score를 이용하여 월별 Skill Score의 평균이 각 예보과정에 따라 어떤 차이를 가지는지를 가설검정을 통하여 알아보았다.

먼저 수계별 4개의 유역에 대해 2×2 분할표를 이용한 강수유무에 대한 검증을 통해 각 예보과정별 월별로 계산된 ACC와 CSI를 이용하였다. 2월부터 12월 총 11개의 값을 이용하였고 가설검정은 95 % 신뢰도에서 T-test를 실시하였다. 이 때 기각값 T는 2.228이다. 따라서 계산된 T 값이 -2.228에서 2.228 사이의 값을 가지면 귀무가설은 채택하게 되며 그렇지 않다면 귀무가설은 기각하게 된다. 귀무가설은 Table 3.2.1과 같다.

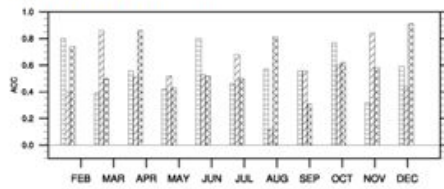
Table 3.2.1. Null hypothesis (ACC, CSI)

	S-M	S-L	M-L
ACC	$ACC_S - ACC_M = 0$	$ACC_S - ACC_L = 0$	$ACC_M - ACC_L = 0$
CSI	$CSI_S - CSI_M = 0$	$CSI_S - CSI_L = 0$	$CSI_M - CSI_L = 0$

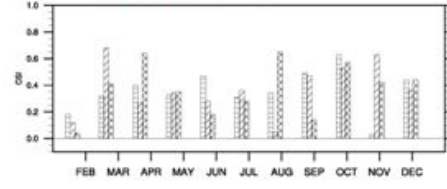
위 귀무가설의 S는 단기예보과정, M은 중기예보과정, L은 장기예보 과정을 의미한다. 이때 장기예보과정은 실제로 평년과 비교한 관측 값을 적용한 Hindcast를 이용하였다. 이를 통해 수계별 4개의 유역에 대하여 가설검정을 실시하였다.



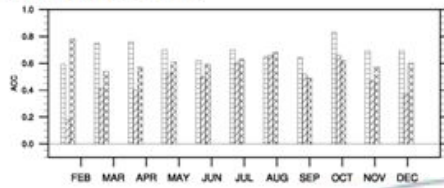
(a) Nakdong river (ACC)



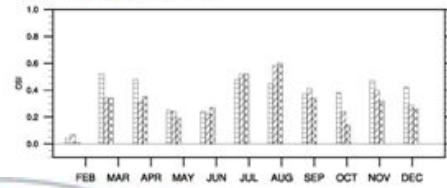
(b) Nakdong river (CSI)



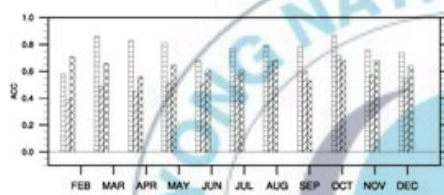
(c) Han river (ACC)



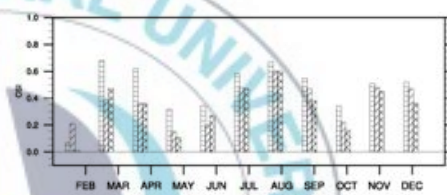
(d) Han river (CSI)



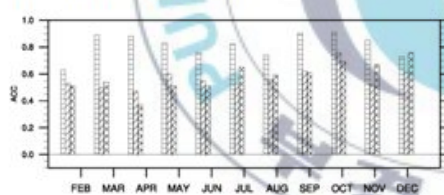
(e) Geum river (ACC)



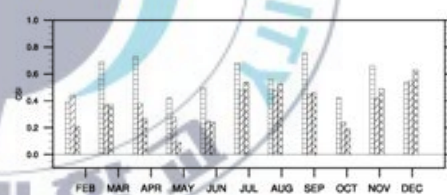
(f) Geum river (CSI)



(g) Yeongsan river (ACC)



(h) Yeongsan river (CSI)



Short-range Medium-range Long-range(hindcast)

Fig. 3.2.9. ACC and CSI at Nakdong[(a)–(b)], Han[(c)–(d)], Geum[(e)–(f)] and Yeongsan[(g)–(h)] river basin.

Table 3.2.2. Hypothesis test results(ACC, CSI), Bold numbers indicate that null hypothesis can be adopted.

Basin		ACC	CSI
Nakdong	S-M	10.01	7.69
	S-L	8.80	6.84
	M-L	-1.99	1.08
Han	S-M	5.34	1.43
	S-L	2.40	1.98
	M-L	-2.34	1.67
Geum	S-M	8.41	3.04
	S-L	3.79	6.61
	M-L	-2.76	1.47
Yeongsan	S-M	7.73	4.63
	S-L	5.43	4.58
	M-L	-0.52	0.91

Fig. 3.2.9는 낙동강, 한강, 금강, 영산강 유역의 강수유무에 대한 예보과정별 월별 ACC와 CSI이다. 그리고 그에 대한 가설검정 결과는 Table. 3.2.2와 같다. Table. 3.2.2에서 굵은 글씨체는 귀무가설을 채택하는 것을 의미한다.

각 유역별 월별 ACC와 CSI를 살펴보면 단기 예보과정에서 대부분의 경우 다른 예보과정에 비해 Score가 높았으며 무강수 예측성이 고려된 ACC의 경우, 무강수 예측성을 고려하지 않은 CSI 보다 그 값이 높았고 ACC와 CSI의 차이는 장기예보과정에서 가장 컸다. 계산된 월별 ACC와 CSI의 각 예보과정별 차이에 대해 파악하기 위해 가설검정을 실시하였다.

낙동강 유역 강수유무의 예측성은 95% 신뢰도에서 단기예보과정과는 차이가 있지만 중기, 장기 예보과정은 차이가 없다는 결론이 나왔다. ACC의 경우 장기예보과정의 예측성이 중기예보과정의 예측성보다 좋았으며 CSI의 경우 중기예보과정의 예측성이 더 좋았다.

한강 유역 가설검정 결과, 무강수의 예측성이 고려된 ACC의 경우 모든 예보과정에서 예측성의 차이가 있다는 결론이 나왔으며 이는 단기, 장기, 중기 예보과정 순으로 예측성이 좋았다. 무강수의 예측성이 배제된 CSI의 경우 모든 예보과정에서 95% 신뢰도에서 예측성의 차이가 없다고 결론 내릴 수 있다.

금강 유역의 가설검정 결과 ACC는 모든 예보과정에서 예측성에 차이가 있다는 결론이 나왔지만 CSI의 경우 단기예보과정과는 차이가 있지만 95% 신뢰도에서 중기, 장기예보과정에서는 차이가 없다는 결론이 나

왔다.

영산강 유역의 경우 낙동강 유역과 마찬가지로 ACC, CSI 모두 단기예보과정과는 차이가 있지만 중기, 장기 예보과정은 95% 신뢰도에서 차이가 없었다.

각 예보과정별 강수 유무에 대한 예측성 비교를 위한 가설검정을 실시하였다. 낙동강, 영산강 유역에서 ACC와 CSI는 중기, 장기 예보과정의 예측성에는 차이가 없었으며 한강 유역의 경우 ACC는 모든 예보과정에서 차이가 있었지만 CSI는 모든 예보과정에서 차이가 없었다. 금강유역의 경우 한강유역과 마찬가지로 ACC는 모든 유역에서 차이가 있었지만 CSI는 중기, 장기 예보과정에서 차이가 없었다. 이는 강수유무에 대해서는 단기예보과정의 예측성이 다른 두 과정보다 높고 중기와 장기예보과정에서 비슷하게 예측하고 있음을 보여준다.

강수가 발생한 경우에 대해 2월에서 12월까지 4개의 유역별로 80, 85, 90th percentile threshold에 따른 ETS 값을 이용하여 가설검정을 실시하였다. 방법은 앞의 강수유무에 대한 결과를 가설검정한 방법과 동일하며 귀무가설은 Table 3.2.3과 같다.

Table 3.2.3. Null hypothesis (ETS)

	S-M	S-L	M-L
ETS	$ETS_S - ETS_M = 0$	$ETS_S - ETS_L = 0$	$ETS_M - ETS_L = 0$

Fig. 3.2.10은 낙동강, 한강, 금강, 영산강 유역의 강수가 발생한 경

우 강수 임계값별(80, 85, 90th percentile threshold), 예보과정별, 월별 ETS이며 그에 대한 가설검정 결과는 Table. 3.2.4와 같다.



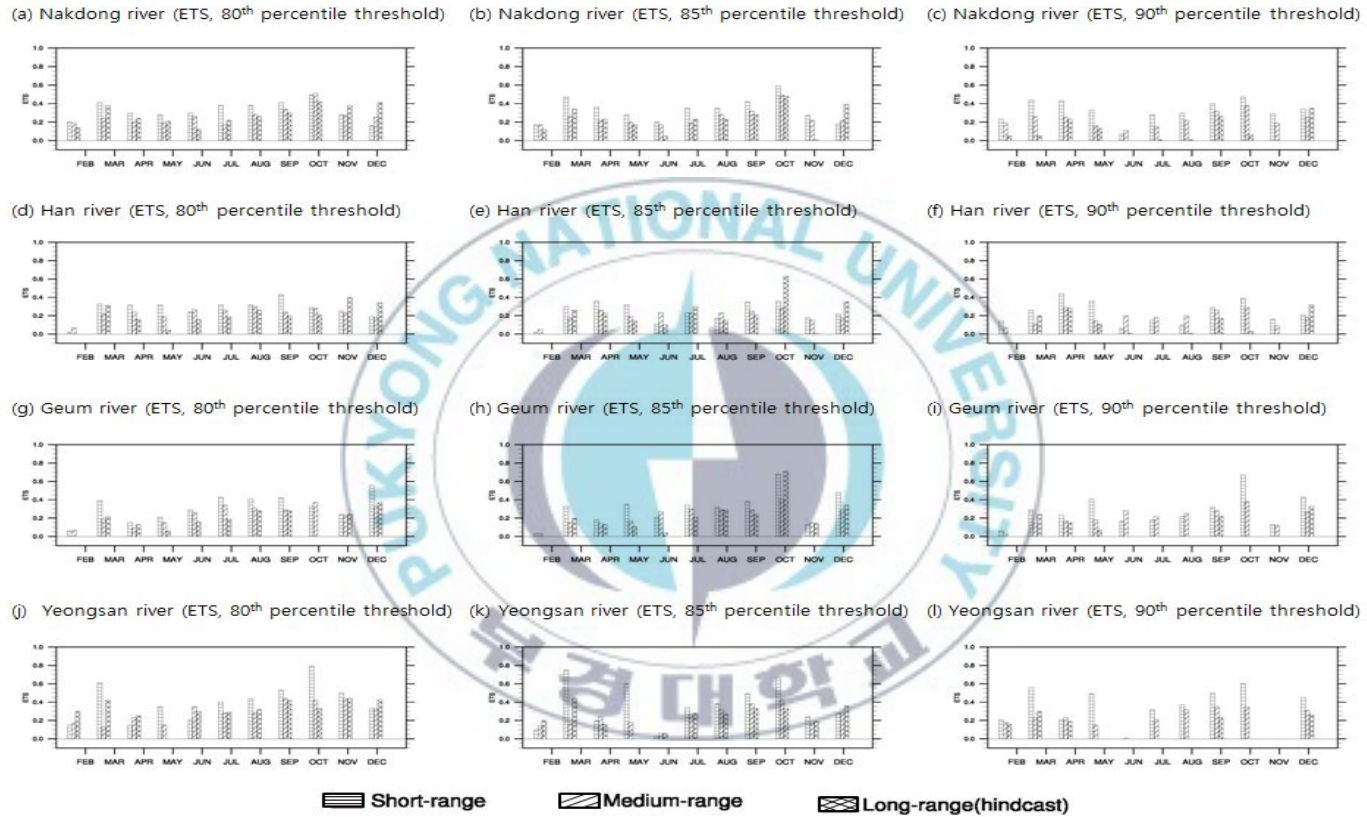


Fig. 3.2.10. ETS at Nakdong[(a)-(c)], Han[(d)-(f)], Geum[(g)-(i)] and Yeongsan[(j)-(l)] river basin (80th, 85th and 90th percentile threshold).

Table 3.2.4. Hypothesis test results (ETS), Bold numbers indicate that null hypothesis can be adopted.

basin		ETS		
		80 th percentile threshold	85 th percentile threshold	90 th percentile threshold
Nakdong	S-M	2.43	3.76	5.06
	S-L	1.25	2.92	5.76
	M-L	-0.56	0.64	3.49
Han	S-M	2.30	1.46	1.53
	S-L	1.69	0.53	3.64
	M-L	0.58	-0.31	2.15
Geum	S-M	3.09	2.71	1.90
	S-L	4.95	2.40	3.51
	M-L	1.76	0.19	2.65
Yeongsan	S-M	2.01	2.11	3.13
	S-L	1.49	2.10	3.79
	M-L	-0.71	0.05	2.66

Fig. 3.2.10을 통해 ETS는 임계값이 커질수록 그 값이 작아지는 경향을 보였고 단기예보과정의 ETS 값이 다른 예보과정보다 더 컸다. 임계값이 증가할수록 ETS의 변화 폭은 장기예보과정에서 가장 컸다. 또한 임계값이 증가하면서 각 예보과정별 ETS의 차이도 증가하는 것을 확인하였다. 이는 임계값이 커질수록 각 예보과정별 예측성의 차이가 커진다는 것을 보여준다. 계산된 ETS를 통해 가설 검정한 결과는 다음과 같다.

낙동강 유역의 경우 80th percentile threshold에서 장기 예보과정은 단기, 중기 예보과정과 차이가 없었고 85th percentile threshold에서는 중기, 장기 예보과정의 예측성에 차이가 없었다. 하지만 90th percentile threshold에서는 모든 예보과정에서 그 예측성에 차이를 가졌다. 이를 통하여 중기, 장기 예보과정의 예측성은 80th, 85th percentile thresholds에 대해서는 단기 예보과정과 비슷한 수준이었지만 90th percentile threshold에 대해서는 단기 예보의 예측성보다 낮음을 알 수 있다.

한강유역의 경우 80th percentile threshold에서 장기예보과정은 단기, 중기 예보과정과 차이가 없었고 85th percentile threshold에서는 모든 예보과정에서 예측성의 차이가 없었다. 90th percentile threshold에서는 중기예보과정이 단기, 장기예보과정과 차이가 없었다. 이는 낙동강 유역과 마찬가지로 80th, 85th percentile thresholds에 대해서는 모든 예보과정이 비슷한 예측성을 가지지만 90th percentile threshold의 경우 예측성의 차이가 커진다는 것을 보여준다.

금강 유역의 경우 80th, 85th percentile thresholds에서 중기, 장기

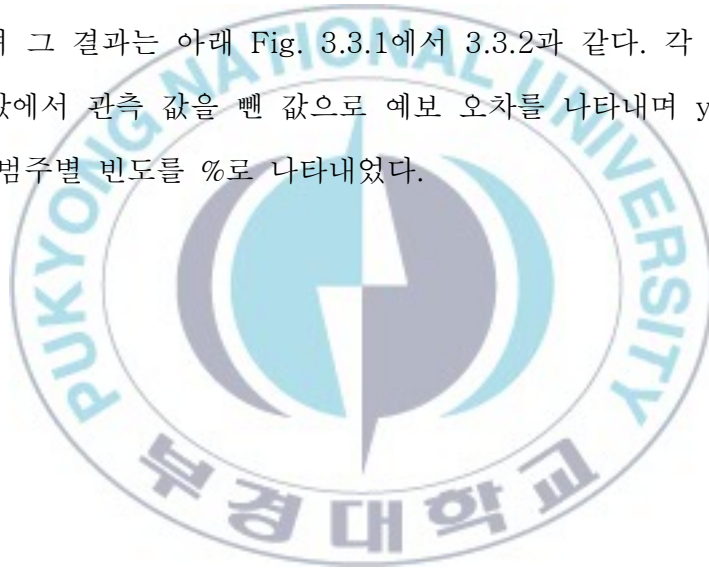
예보과정의 예측성에 차이가 없었고 90th percentile threshold에서는 단기, 중기 예보과정에서 예측성의 차이가 없었다. 이는 80th, 85th percentile thresholds는 장기예보과정에서 수치모델을 사용하는 예보과정과 비슷한 예측성을 가지지만 90th percentile threshold의 경우 각 예보과정에 따라 예측성의 차이를 보였다.

영산강 유역의 경우 80th, 85th percentile threshold에서 모든 예보과정의 예측성에 차이가 없었으며 90th percentile threshold에서는 모든 예보과정에서 예측성의 차이를 보였다.

강수가 발생한 경우의 가설검정 결과를 통해 80th, 85th percentile threshold에서는 모든 예보과정의 예측성이 비슷하거나 중기, 장기 예보과정의 예측성이 비슷하였다. 하지만 90th percentile threshold의 경우 상대적으로 작은 임계값의 경우 보다 중기, 장기 예보과정의 예측성 감소폭이 커지면서 예측성의 차이를 보였다. 실제 임계값 별 ETS를 보면 임계값이 커짐에 따라 ETS의 감소폭이 단기예보과정에서 가장 작았다.

3.3. 관측 값과 예보 값의 차이에 대한 검증 결과

앞의 3.1과 3.2장에서는 강수 예보결과를 강수 임계값 별로 범주를 나누어서 검증하였다. 3.3장에서는 강수예보의 정량적인 예측 값과 관측 값의 차이를 비교하였다. 강수 자료의 정량적 값을 관측 값과 비교하기 위하여 관측 값과 예측 값의 차이를 히스토그램으로 나타내었다. 각각 검증 대상 지점(부산, 서울, 대구, 대전, 광주, 강릉)에 대하여 계절별로 나타내었으며 그 결과는 아래 Fig. 3.3.1에서 3.3.2과 같다. 각 그림의 x축은 예보 값에서 관측 값을 뺀 값으로 예보 오차를 나타내며 y축은 각 예보오차의 범주별 빈도를 %로 나타내었다.



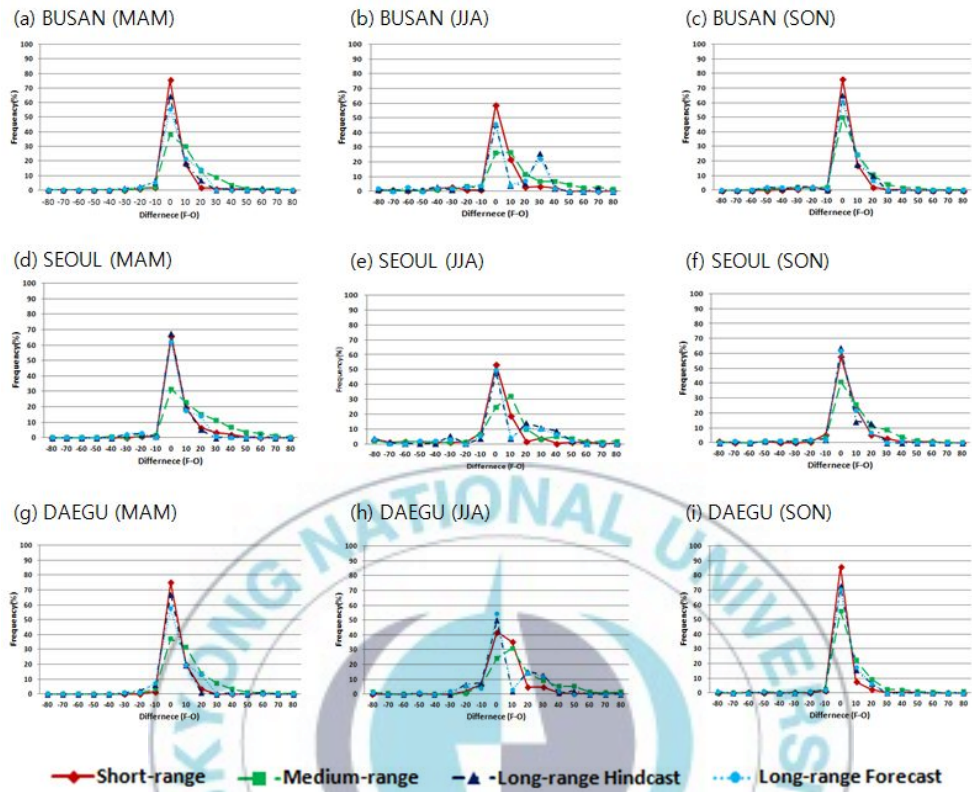


Fig. 3.3.1. Histograms according to the season (MAM, JJA, SON)
((a)–(c) Busan, (d)–(f) Seoul and (g)–(i) Daegu).

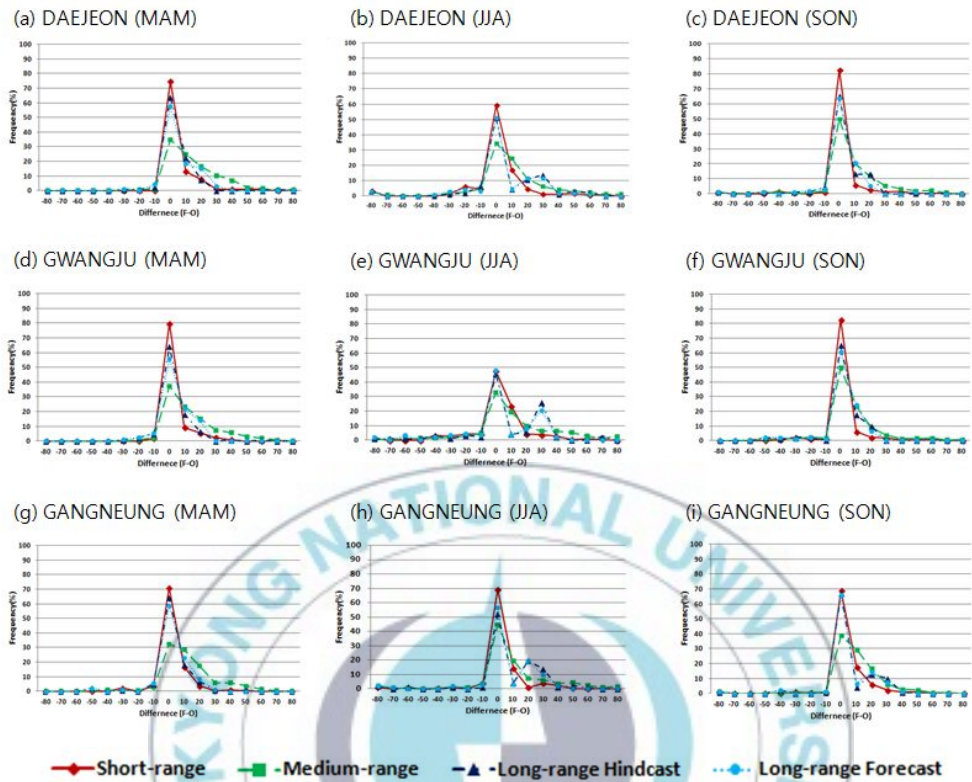


Fig. 3.3.2. Same as Fig. 3.3.1, but for ((a)–(c) Daejeon, (d)–(f) Gwangju and (g)–(i) Gangneung.

Fig. 3.3.1의 (a)–(c)는 부산 지점, (d)–(f)는 서울 지점, (g)–(i)는 대구 지점에서의 봄, 여름, 가을철의 히스토그램을 나타내었다. 부산, 서울, 대구 지점 모두 비슷한 패턴을 보였다. 즉 모든 예보 과정에서 -5 mm에서 5 mm의 예보오차를 가지는 빈도가 가장 컸으며 단기 예보과정에서 그 빈도가 가장 컸다. 그 다음은 장기, 중기 예보과정 순이었다. 이는 중기, 장기예보과정에서 예보 값이 관측 값보다 더 큰 경우, 즉 과다 모의된 경우가 단기예보과정보다 많았기 때문인 것으로 판단된다. 특히

여름철에 그 경우가 많았다. 부산 지점 여름철의 경우 장기예보과정에서 2번의 peak 값이 있었다. 이는 여름철은 다른 계절보다 강수 발생이 잦고 강수량이 많은 특징을 가지고 있는데, 장기예보과정의 경우 많은 양의 강수량에 대한 예측성이 다른 예보과정보다 상대적으로 낮은 경향을 보였기 때문에 25 mm에서 35 mm의 예보오차에서 peak 값이 보인 것으로 판단된다. 또한 계절적으로 보았을 때 봄과 가을철이 여름철에 비하여 -5 mm에서 5 mm의 예보오차를 가지는 빈도가 더 컸다.

Fig. 3.3.2의 (a)-(c)는 대전 지점, (d)-(f)는 광주 지점, (g)-(i)는 강릉 지점에서의 봄, 여름, 가을철의 히스토그램을 나타내었다. 위의 세 지점과 마찬가지로 모든 과정에서 -5 mm에서 5 mm의 예보오차를 가지는 빈도가 가장 컸으며 특히 봄과 가을에 그 빈도가 컸다. 또한 단기예보과정에서 -5 mm에서 5 mm의 예보오차를 가지는 빈도가 가장 컸으며 그 다음은 장기, 중기 예보과정 순이었다. 이는 앞서 Fig. 3.3.1에서의 이유와 동일하며 광주지점의 여름철역시 부산지점과 마찬가지로 장기예보과정에서 2번의 peak 가 보였다.

Fig. 3.3.1과 3.3.2를 통하여 유역별로 계절별 예보과정별 히스토그램을 살펴보았다. 모든 과정에서 오차가 -5 mm에서 5 mm 의 범위에서 가장 빈도가 큰 것을 확인할 수 있으며 그 빈도는 단기 예보과정에서 가장 큰 것을 확인할 수 있다. 이는 중기, 장기 예보과정의 경우 예보가 관측보다 과다 모의한 경우가 단기예보과정보다 많았기 때문이다. 또한 모든 유역, 계절에서 모든 예보과정이 -5 mm에서 5 mm범위의 빈도가 가장 높았다. 또한 여름철 장기예보과정에서 2번의 peak는 계절적 특징인

강수의 빈도와 강수량의 집중에 기인하는 것으로 판단된다. 히스토그램을 이용한 정량적 예보 값과 관측 값의 비교를 통해 강수의 정량적 비교에도 불구하고 예보오차가 작아 정량적인 예보 값이 정확도 높게 산출되고 있음을 확인하였다.



4. 요약 및 결론

본 연구에서는 장기적 수자원 관리를 위해 Moon(2010)에서 사용한 월 단위의 정량적 일 강수량 예보 방법을 적용한 SSM 기법을 이용하여 2012년 1월부터 12월까지 월 단위로 일 강수량을 예측하고 그 결과를 검증하였다.

검증에 사용된 방법은 총 3가지로, 첫번째 Neighborhood 방법을 이용한 Neighborhood size에 따른 FSS의 변화를 살펴보았다. 총 6개의 지점에 대하여 검증하였으며 Neighborhood size가 증가할수록, 임계값이 작을수록 FSS가 증가하였다. 단기예보과정에서는 평균적으로 약 0.7 이상의 FSS 값을 가졌으며 중기, 장기 예보과정에서는 임계값에 따른 FSS의 차이가 컸지만 두 예보과정의 FSS는 비슷하였으며 평균적으로 0.4 이상의 값을 가졌다. 장기예보과정의 경우 85th percentile threshold에서 hindcast와 forecast의 차이가 큰 것을 확인하였는데, 이는 장기예측 순별 전망의 정확도가 높다면, 예측성 증가를 기대할 수 있음을 보여주었다.

두번째 분할표를 이용하여 검증하였다. 강수유무에 대한 2X2 분할표 및 강수가 발생하였을 때 percentile thresholds에 대한 분할표를 각각 구성하였다. 먼저 강수 유무에 대하여 예측성을 판단하기 위해 performance diagram을 이용하였다. 단기예보과정에서는 평균적으로 4개의 Score가 0.7 이상의 값을 가졌으며, 중기, 장기예보과정은 비슷한 예측성을 가졌다. POD는 약 0.7 이상의 값을 가졌지만, SR과 CSI는 약 0.3의 값을 가졌고 Bias는 약 1.2의 값을 가졌다. 각 예보과정별 예측성의 차이

를 살펴보기 위해 강수유무에 대한 ACC와 CSI를 이용하여 가설검정을 실시하였다. 그 결과 강수유무에 대해서는 단기예보과정의 예측성이 다른 두 과정보다 높고 중기, 장기 예보과정에서는 예측성이 비슷하였다.

다음으로 강수가 발생했을 때, 특히 80th percentile thresholds에 대해서 Performance diagram을 나타내었다. 이는 봄, 가을철에는 단기예보과정에서 평균적으로 4개의 Score 모두 약 0.8이상의 값을 가졌고, 중기, 장기 예보과정의 경우 POD는 약 0.8 이상의 값을 가졌고, SR과 CSI는 0.6 이상의 값을 가졌다. 여름철에는 다른 계절과 비교하였을 때 모든 예보과정에서 약 0.1 정도 낮은 Score를 가졌다. 또한 강수가 발생한 경우, percentile thresholds를 이용하여 ROC 곡선을 나타내고 이를 정량적으로 판단하기 위해 각 예보과정별, 계절별 ROCSS 값을 구하였다. ROCSS 값을 보았을 때, 단기예보과정에서 평균적으로 약 0.15의 값을 가졌으며 중기, 장기 예보과정은 Hit rate와 False alarm rate가 일치하는 선과 가까웠기 때문에 0에 가까운 ROCSS 값을 보였다. 마찬가지로 강수가 발생한 경우에 대해서 80th, 85th, 90th percentile threshold에 따른 ETS 값을 이용하여 가설검정을 실시하였다. 그 결과 80th, 85th percentile threshold에 대해서는 모든 예보과정에서 예측성이 비슷하거나 중기, 장기 예보과정의 예측성이 비슷하였다. 그러나 90th percentile threshold의 경우 상대적으로 작은 임계값의 경우보다 중기, 장기 예보과정의 예측성 감소로 모든 예보과정에서 예측성 차이를 보였다.

마지막으로 관측 값과 예보 값의 차이에 대하여 검증하기 위해 예보 값에서 관측 값을 뺀 값에 대하여 히스토그램으로 나타내었다. 이를

통해 모든 과정에서 오차 -5 mm 에서 5 mm 범위에서 가장 빈도가 큰 것을 확인하였고 그 빈도는 단기, 장기, 중기 예보과정 순으로 높았다. 또한 계절적으로 보았을 때 봄, 가을철의 경우 -5 mm 에서 5 mm 범위의 오차 빈도가 여름철보다 높았다.

본 연구를 통해 SSM 기법이 적용된 월 단위의 정량적 일 강수량 예보를 산출하고 이를 검증하였다. 이는 SSM 기법을 적용하여 월 단위의 정량적 일 강수량을 예측하였을 때 10일 이전의 예측성을 높이고 Lorenz(1963, 1982)가 제시한 예측한계인 2주가 지나도 중기예보의 예측성을 유지하는 월 단위의 일 강수량 예보를 할 수 있음을 확인하였다.



5. 참고문헌

- 기상기술정책, 2010 : 장기에보 정보의 사회·경제적 가치와 활용
- 정참삼, 허준행, 배덕효, 2004 : 국내 유역에 대한 GCM 정보의 확률론적 불확실성 분석, *한국수자원학회논문집*, **37(4)**, 1226-6280.
- Bae, Deg-Hyo, Dae Myung Jeong, Gwangseob Kim, 2008 : Monthly dam inflow forecasts using weather forecasting information and neuro-fuzzy technique, *Hydrological Sciences-Journal-des Sciences Hydrologiques*, **52(1)**, 99-113.
- Barnes, Stanle L., 1964 : A Technique for Maximizing Details in Numerical Weather Map Analysis, *Journal of Applied Meteorology*, **3.**, 396-409.
- Bell, R. S., 1978 : The Forecasting of Orographically Enhanced Rainfall Accumulations using 10-level Model Data, *Meteorite Magazine*, **107**, 113-124.
- Brooks, Harold E. and Charles A. Doswell III, 1996 : A Comparison of Measures-Oriented and Distributions - Oriented Approaches to Forecast Verification, *Weather and Forecasting*, **11**, 288-303.
- Collier, C. G., 1975 : A representation of the effects of topography on surface rainfall within moving baroclinic disturbances. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **101(249)**, 407-422.
- Ceyhan, Elvan, 2010 : Exact Inference for Testing Spatial

- Segregation by Nearest Neighbor Contingency Tables, *Journal of Probability and Statistical Science*, **8(1)**, 45-68.
- Ebert, Elizabeth E., 2008 : Fuzzy verification of high-resolution gridded forecasts : a review and proposed framework. *Meteorological Applications*, **15**, 51-64.
- Ebert, Elizabeth E., 2009 : Neighborhood Verification : A strategy for Rewarding Close Forecasts, *Weather and Forecasting*, **24**, 1498-1510.
- Hamill, Thomas M., 1999 : Hypothesis Tests for Evaluating Numerical Precipitation Forecasts, *Weather and Forecasting*, **14**, 155-167.
- Hamill, Thomas M. and Josip Juras, 2006 : Measuring forecast skill : is it real skill or is it the varying climatology?, *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **132**, 2905-2923.
- Jolliffe, Ian T., 2007 : Uncertainty and Inference for Verification Measures, *Weather and Forecasting*, **22**, 637-650.
- Jolliffe, Ian T. and David B. Stephenson, 2012 : Forecast Verification A Practitioner's Guide in Atmospheric Science., *wiley*, 37-136.
- Kessler, E., 1995 : On the continuity and distribution of water substance in atmospheric circulations, *Atmospheric Research*, **38**, 109-145.
- Kim, Ok-Yeon and Jai-Ho Oh, 2010: Verification of the Performance of the High Resolution QPF Model for Heavy

- Rainfall Event over the Korean Peninsula, *Asia-Pacific Journal of Atmospheric Sciences*, **46(2)**, 199-133.
- Lorenz EN. 1963 : Deterministic nonperiodic flow. *Journal of Atmospheric Science*, **20**, 130-141.
- Lorenz EN. 1982 : Atmospheric predictability experiments with a large numerical model. *Tellus*, **34**, 505-513.
- Majewski, D., Dorte Liermann, Peter Prohl, Bodo Ritter, Michael Buchhold, 2002: The Operational Global Icosahedral-Hexagonal Grid point Model GME : Description and High-Resolution Tests. *Monthly Weather Review*, **130**, 319-338.
- Mason, S. J., 2008 : Understanding forecast verification statistics, *Meteorological Applications*, **15**, 31-40.
- Misumi, R., V. A. Bell and R. J. Moore, 2001 : River flow forecasting using a rainfall disaggregation model incorporating small-scale topographic effects, *Meteorological Applications*, **8**, 297-305.
- Mittermaier, Marion, Nigel Roberts and Simon A. Thompson, 2013 : A long-term assessment of precipitation forecast skill using the Fractions Skill Score, *Meteorological Applications*, **20**, 176-186.
- Moon, Ji-Young, 2010 : Daily Long Range Prediction of Precipitation and Temperature for 30days using Quantitative Precipitation-Temperature Forecasting System, Thesis for the Degree of Master of Science, Pukyong National

University.

- Murphy, Allan H., 1993 : What is a Good Forecast? An Essay on the Nature of Goodness in Weather Forecasting, *Weather and Forecasting*, **8**, 281-293.
- Roberts, Nigel, M. and Humphrey W. Lean, 2008 : Scale-Selective Verification of Rainfall Accumulations from High-Resolution Forecasts of Convective Events, *Monthly Weather Review*, **136**, 78-97.
- Roebber, Paul, J. 2009 : Notes and Correspondence Visualizing Multiple Measures of Forecast Quality, *Weather and Forecasting*, **24**, 601-608.
- Sinclair, M. R., 1994 : A diagnostic model for estimating orographic precipitation. *Journal of Applied Meteorology*, **33**, 1163- 1175.
- Skamarock, William, C. 2008 : A Description of the Advanced Research WRF Version 3
- Theis, S.E Theis, Hense A. Damrath U., 2005 : Probabilistic precipitation forecasts from a deterministic model : a pragmatic approach, *Meteorological Applications*, **12**, 257-268.
- Wilks, D. S., 2006 : Statistical methods in the atmospheric sciences, second edition. *Academic Press*, 255-335.
- Yao, H. and Georgakakos, A. P., 2001 : Assessment of Folsom Lake Response to Historical and Potential Future Climate Scenarios 2 Reservoir management, *Journal of Hydrology*, **249**, 176-196.