

벼 병해충계절전망 생산을 위한 계절기후 상세화 및 통계적 병해충예측기술 개발

Development of Seasonal Climate Forecast Downscaling and
Statistical Disease & Pest Forecasting Skills

김광형

벼 병해충계절전망 생산을 위한 계절기후 상세화 및 통계적 병해충예측기술 개발

Development of Seasonal Climate Forecast Downscaling and
Statistical Disease & Pest Forecasting Skills

김광형

발간사

기후변화와 그에 따른 이상기후의 빈번한 발생은 전 세계적으로 농작물의 생산량 변동에 직접적인 영향을 끼치고 있으며, 심한 경우 한 국가의 식량안보까지 위협하는 상황이 발생하기도 한다. 특히, 농업기술의 비약적인 발전에도 불구하고 이러한 혜택을 상대적으로 적게 누릴 수밖에 없는 개발도상 국가들에서는 기후변동의 영향에 더 민감할 수밖에 없다. 따라서 전 세계적으로 기상기후정보를 활용하여 농업 생산성을 높이고 궁극적으로 식량 안보를 확보하고자 하는 노력들이 여러 저개발 국가나 개발도상국을 중심으로 활발하게 이루어지고 있는 실정이다.

APCC는 아태지역을 대상으로 계절기후예측정보의 생산 뿐 아니라 기후정보의 활용을 통해 기후변동과 관련된 여러 응용분야의 리스크를 줄이기 위한 다각도의 연구를 집중적으로 수행하고 있다. 이를 위해 농업, 수자원, 보건을 비롯한 응용분야 연구자들과 극한기후현상을 연구하는 기후분야 연구자들이 현장에서 활용 가능한, 정책수립에 직접적인 도움이 되는 융합연구를 지향하고 있다. 따라서 APCC의 농업분야에서는 이러한 중장기적 목표를 기반으로 APCC 계절기후예측정보를 농업분야에서 활용할 수 있는 방안을 고민하게 되었고, 그 방안의 하나로써 기후정보를 농업모형과 연결시켜 농업에서 활용 가능한 계절단위의 응용기후정보를 생산하는 연구를 수행해 왔다.

APCC 농업분야의 연구는 작물 생산성을 중심으로 작물의 생육, 생물학적 또는 비생물학적 환경 스트레스의 영향을 정량화하고 이를 통합하여 가장 현실적

이고 정확한 모델링 기술을 개발하는데 초점을 맞추고 있다. 그 중에서도 생물학적 환경 스트레스인 병해충의 영향을 모델링하는 분야는 그 필요성이 점차 증가하고 있는데, 그 대표적인 이유는 국지적인 기후의 변동이 작물의 생육 뿐만 아니라 생산량에 직접적인 영향을 미치는 병해충의 발생 양상에도 영향을 주기 때문이다. 실제로 기후 온난화로 인해 기존에 문제가 되지 않았던 고온성 병해충의 밀도가 증가하고 국가 간 교역의 증가로 외래 병해충이 유입되어 새로운 지역에 고착화되는 등 병해충과 관련된 잠재적 문제들이 기후변화로 인해 점차 현실화 되고 있다.

따라서 본 연구에서는 APCC에서 생산·제공하고 있는 계절기후예측정보를 활용하여 작물의 병해충계절전망을 생산 및 활용하는 것을 최종 목표로 관련 기술을 단계적으로 개발하고 도입하는 일련의 과정을 포함한다. 병해충계절전망은 작물의 최종 생산량에 영향을 미치는 주요 병해충에 대한 종합적인 계절 위험도 정보를 계절기후예측정보를 바탕으로 생산, 제공하여 최종수요자들이 병해충 대응 의사결정, 특히 고위험도 병해충에 대한 저항성 품종 선택, 경종적 혹은 화학적 방제와 관련된 의사결정을 내리는데 도움을 주기 위한 재배 의사결정 지원에 활용될 수 있다.

하지만 국내와 같이 현장 모니터링 예찰체계가 적절히 운영되고 있고 병해충 돌발발생에 즉각적으로 대응할 수 있는 충분한 기술력과 인력, 자본력을 가지고 있는 국가에서는 사실상 계절전망의 활용성이 상대적으로 낮을 수 있다. 또한 우리나라에 대한 계절기후예측정보의 예측성이 현실적으로 농업분야의 각종 의사결정에 활용될 정도로 충분하지 않기 때문에 국내에 적용하기 위해서는 좀 더 시간이 필요할 것으로 생각된다. 따라서 지난 3년간 APCC의 연구를 통해 확보된 농업모형, 상세화 기법, 그리고 병해충계절전망 생산 시스템은 국내가 아닌 아태지역 개도국과 같은 국외 취약지역에 좀 더 효율적으로 적용이 가능

하다. 이러한 국가들은 사회경제적, 기술적 취약성을 가지고 있지만, 오히려 계절기후예측정보의 예측성이 높기 때문에 병해충계절전망 생산 시스템의 활용성이 높을 것으로 생각된다.

결과적으로 앞으로 APCC 농업분야의 연구는 지난 3년간 축적된 기술력을 바탕으로 아태지역 개도국의 농업기후정보서비스 역량을 강화하고 궁극적으로 해당 국가의 식량안보를 확보하는 것을 목표로 지속적인 연구개발을 추진할 필요가 있다. 갈 길이 멀지만, 본 연구의 결과가 이러한 노력의 밑거름이 될 것으로 확신한다.

끝으로 본 연구결과가 나오기까지 최선의 노력을 다해준 APCC 김광형 박사와 연구본부 박사들 외 모든 APCC 식구들에게 감사드린다.

2016년 1월
APEC 기후센터
소장 정진승

ABSTRACT

A seasonal outlook for crop diseases and pests is most valuable when it provides timely and accurate forecasts that not only farmers and/or extensions, but also governments can use. While farmers use the information in their crop management decisions, the government can take advantage of the seasonal outlook for the implementation of national-level disaster preparedness plans. In particular, the seasonal outlook can be utilized for collaborative disease and pest controls in Korea, because most collaborative controls are done in a preventive manner before the disease and pest infestation actually takes place. The decisions based on the seasonal outlook include which diseases or pests to focus on during the control measures, amount of agrochemical stocks needed, and what ratio of pesticide and fungicide to mix for the spray.

At the APEC Climate Center (APCC), we aim to develop a seasonal disease and pest outlook (SDPO) using the APCC multi-model ensemble (MME) seasonal climate forecast (SCF). To realize the SDPO, we focused on two studies this year. First, we developed and utilized spatial and temporal downscaling methods of the APCC MME SCF to generate SDPOs. The SDPOs were generated using two agricultural models: the EPIRICE model for rice leaf blast and sheath blight and the temperature-dependent development model for small brown planthopper. Based on the predictability of each outlook with different lead times, the potential applicability of the seasonal outlooks was evaluated. The predictability of the SDPO can be defined by the sum of errors from the SCF, each downscaling procedure, and the agricultural model. In order to quantify the relative contribution for the

final uncertainty that the resulting SDPO carries, we examined each component for their uncertainty levels through a comparison with observed weather data in each downscaled station level. However, this study did not consider the uncertainty carried by the agricultural model. Overall, the uncertainties from the SCF and downscaling procedures resulted in relatively low predictability of the resulting SDPOs in the least forecasting lead time required for its practical use. Nevertheless, SDPO showed a range of predictability based on locations, resulting from different performances of the downscaling skills for each station.

Secondly, we tried to elucidate the probable relationship between climatic phenomena and disease and pest epidemics over the South Korean region using statistical methods, such as the Moving Window Regression (MWR) and the Climate Index Regression (CIR). Brown planthopper was selected for this analysis because of its migration characteristics. The brown planthopper cannot overwinter in Korea. Instead, an infestation is initiated by windborn summer migrants from China. The infestation begins with a northward migration that occurs in late March from the Indo-China Peninsula, which fits well with the concept of our statistical modelling – utilizing a long-term, multi-regional influence of certain climatic phenomena and/or indices. The MWR resulted in a promising statistical model that showed a relatively high correlation between the national infestation trends of brown planthopper in Korea and some tempo-spatial climatic variables near its annual migration path. The CIR statistical model resulted in a relatively low correlation compared to the MWR model. However, the climate indices selected from the model will provide a starting point for further analysis of the potential relationship between climatic phenomena and pest epidemics, which governs the brown planthopper infestation in the rice growing countries in Asia.

In conclusion, the SDPOs generated by downscaled APCC MME SCFs and selected agricultural models were shown to have a limited applicability due to the relatively

low predictability and short lead time. However, a complete SDPO generation system starting from SCF to tempo-spatial downscaling and subsequent agricultural model application was developed in the study. This system could be adopted for other geographical areas where the SCF predictability is high enough to be utilized to generate an applicable SDPO. The statistical models developed in this study showed a promising predictability for rice brown planthopper infestation over South Korea, although the dynamical relationships between the infestation and climatic phenomena selected need to be further elucidated. In fact, these statistical models should be more applicable to the least developed countries near the equator, where the SCF predictability is relatively higher and the disease/pest infestation is mostly affected by climatic factors other than human interventions such as excessive agrochemical spray, sophisticated crop management and infrastructure, and frequent updates with resistant cultivars. Nevertheless, multi-disciplinary and multi-directional approaches from both climate and agricultural sciences should be tried in order to connect the SCF with the applicable agricultural information, which will certainly reduce the uncertainties of SDPOs. Finally, it should be noted that successful production of information, irrespective of its potential usefulness for the decision-makings of agricultural stakeholders, doesn't guarantee its successful application without direct and consistent interaction with relevant key stakeholders.

Keywords: *Seasonal Climate Forecast (SCF), Multi-Model Ensemble (MME), Seasonal Disease and Pest Outlook (SDPO), Tempo-Spatial Downscaling, Moving Window, Climate Index*

목 차

1. 서론-----	1
1.1 연구 배경 및 필요성-----	1
1.2 연구의 목적 및 내용-----	6
2. APCC 계절기후예측자료의 상세화 및 활용성 평가-----	9
2.1 배경-----	9
2.2 연구 재료 및 방법-----	12
2.2.1 격자자료를 지점으로 내리는 공간적 상세화 방법---	12
2.2.2 공간적 상세화의 지점별 성능 평가-----	16
2.2.3 일 자료 생성을 위한 시간적 상세화-----	17
2.2.4 시간적 상세화 성능 평가-----	19
2.2.5 EPIRICE 모형과 애멀구 유효적산온도모형을 이용한 상세화된 계절기후예측정보의 예측성 평가-----	21
2.3 연구 결과 및 고찰-----	26
2.3.1 시공간적 상세화 기술 개발 및 평가-----	26
2.3.2 APCC 계절기후예측정보의 병해충계절전망 활용성 평가--	39
2.4 결론-----	59

3. 통계적 병해충계절전망 및 예측성 평가-----	64
3.1 배경-----	64
3.2 연구 자료 및 방법-----	70
3.2.1 남한지역 병해충 조사자료 선정 및 가공-----	70
3.2.2 MWR 통계적 병해충 모형 개발-----	72
3.2.3 CIR 통계적 병해충 모형 개발-----	75
3.3 연구 결과 및 고찰-----	78
3.3.1 MWR 통계모형에 의한 병해충계절전망-----	78
3.3.2 CIR 통계모형에 의한 병해충계절전망-----	83
3.4 결론-----	86
4. 연구결과의 활용계획-----	89
4.1 계절기후예측정보 활용 병해충계절전망의 생산-----	89
4.2 농업분야에서 계절전망의 활용-----	93
4.3 통계모형 활용 병해충계절전망 생산-----	96
4.4 차년도 연구사업과의 연계성-----	97
Ⅰ 참고 문헌-----	100
Ⅰ 부록-----	108
부록 1. 시공간적 상세화된 계절기후예측정보의 지점별, 기후모형별, 선행시간별 예측성 평가-----	108
부록 1.1 수원(ID119) 지점-----	108
부록 1.2 전주(ID146) 지점-----	109

부록 1.3 광주(ID156) 지점 -----	110
부록 1.4 천안(ID232) 지점 -----	111
부록 1.5 밀양(ID288) 지점 -----	112
부록 2. 벼멸구에 대한 MWR 통계모형에서 선택된	
기후모형의 기후변수와 상관 지역 -----	113
부록 2.1 January -----	113
부록 2.2 February -----	114
부록 2.3 March -----	115
부록 2.4 August -----	116

1. 서론

1.1 연구 배경 및 필요성

기후변화에 따른 전 지구적 온난화 현상은 국지적인 이상기후의 빈도와 강도를 높이는 기후변동성에 영향을 주고 있다. 이로 인해 전 세계적으로 이상기후에 의한 기상재해가 증가하고 있으며, 특히 자연의 영향을 직접적으로 받는 농업분야에서의 피해가 급격하게 늘고 있는 추세이다 (Thornton et al., 2014). 기후변화에 대한 농업분야의 적응대책은 주로 먼 미래의 기온과 강수량에 대한 예상되는 변화양상에 대비하기 위한 장기적 대책이 주를 이루고 있다. 하지만 기후변화에 따라 기후변동의 강도와 빈도 역시 높아지고 있기 때문에 먼 미래보다는 보다 짧은 시간 즉 계절단위의 기후변동과 그에 따른 농업분야의 적응대책을 적극적으로 고려해야 할 필요가 있다. 아직도 지구촌 곳곳에는 계절단위 기후변동으로 당장 식량수급에 심각한 영향을 받는 지역이 여전히 존재하고, 선진국이라 하더라도 기상재해로 인한 농작물의 피해 사례가 점차 증가하는 실정이기 때문이다 (Chen et al., 2013; Rowhani et al., 2011; Urban et al., 2012).

하지만 계절단위 기후변동은 일반적으로 단기예보 또는 장기 기후변화 시나리오에 비해 예측성이 현저히 낮고, 또 대부분의 국가 적응대책이 일주일이나 열흘 정도의 단기예측이나 향후 10년 혹은 50년 후의 장기예측에 초점을 맞추고 있기 때문에 지금까지 계절단위 기상변동에 대한 예측기술이나 적응대책이 적극적으로 연구·개발 되지 못했던 것이 현실이다 (Doblas-Reyes et al., 2013; Goddard et al., 2001). 실제로 국내 농업분야에서는 실시간 관측이나 동네예보와 같은 초단기 기상정보를 바탕으로 농업정보를 생산하는 시스템이 주로 개발되어 활용되고 있다 (김규량 외, 1996; 박은우, 2007, 2013; 박은우 외, 2008). 또한 기후변화 시나리오와 같은 장기 기후정보는 기후변화 영향평가에 집중적으로 활용되고 있다 (권오상, 2014; 이준호, 2014). 그럼에도 불구하고 농업분야에서 계절단위 기후변동에 대한 예측정보가 유용하게 활용될 것임은 분명하다. 농업분야에서는 대부분의 전략적(strategic) 의사결정을 한 시점이 시작되기 전에 계획하기 때문인데, 계절기후예측정보(seasonal climate forecasts)를 활용한 농업정보의 생산은 이러한 전략적 의사결정에 필요한 정보들을 제공할 수 있다 (Harrison et al., 2007).

실제로 농업분야에서 ENSO와 같은 예측성이 높은 계절현상에 대한 정보를 활용해서 적극적으로 전략적 의사결정에 활용하고 있는 예가 존재한다. 대표적인 지역은 ENSO 현상의 영향을 강하게 받는 미국 남동부와 호주 지역으로 이러한 계절예측정보를 활용하여 농업에서의 의사결정을 돕는 시스템을 개발하여 농민이나 농촌지도사와 같은 지자체 공무원들에게 제공하고 있다. 예를 들어 미국의 남동부 주를 중심으로 한 기후위험관리협력체인 SECC (SouthEast Climate Consortium)에서는 농업분야의 기상위험 감소와 소득증대를 위해 기후전망에 근거한 웹 기반 의사결정 지원 시스템인 AgroClimate을 구축하여 운영하고 있다 (www.agroclimate.org). 이미 2004년부터 시작된 AgroClimate은 농가 및 농업관련 종사자들에게 계절기후예측정보, 기후전망(climate outlook)과 함께, 과거 기상자료에 근거한 동상해위험, 가뭄전망, 작황, 생장도일, 냉각량 등 지역별 농업기후정보를 생산하여 제공한다 (Fraisie et al., 2006; Breuer et al., 2008). 특히 대부분의 농업기후정보는 ENSO 단계에 대한 계절예측에 기반하여 생산이 되는데, 이 지역에서는 엘니뇨(El Niño)가 발생하면 겨울철 강수량이 평년에 비해 30% 이상 늘어나고 기온은 2-3°C 정도 낮아지는 경향성을 보이는 반면, 라니냐(La Niña)가 일어난 해에는 겨울철 강수량이 줄어들고 기온이 평년보다 2-4°C 정도 증가하는 경향을 보인다. 따라서 농업분야에서는 ENSO 단계에 대한 계절기후예측정보를 활용하여 그 해에 심을 작물의 품종, 파종시기, 작물 당 재배면적, 농업재해보험, 마케팅 전략 등의 의사결정을 내리게 된다. 병해충 발생과 관련해서는 엘니뇨기간 중 딸기를 비롯한 채소류의 부패병이 증가하는 경향이 있고 라니냐 기간 중에는 해충피해가 증가하는 경향이 있으므로 이에 따라 계절방제계획을 세우기도 한다.

하지만 ENSO나 MJO 등 뚜렷한 계절적 기후현상들의 영향을 상대적으로 덜 받는, 즉 계절기후의 예측성이 낮은 국내와 같은 지역에서는 실질적으로 농업이나 수자원을 비롯한 응용분야에서 계절기후예측정보를 활용하여 의사결정에 사용하는 예가 드물다. 물론 가장 큰 이유는 예측성이 높은 기후현상의 영향을 덜 받기도 하지만 현재 기후모형에서 생산되는 남한 지역에 대한 계절기후예측정보의 예측성이 낮기 때문일 것이다. 하지만 단지 예측성이 낮다고 해서 이러한 정보를 활용하지 못하고 있는 것은 아니다. 예측성이 낮더라도 활용하게 되면 활용하지 않을 때보다도 효율적인 의사결정을 할 수 있는 특정 농업분야를 아직 찾지 못했기 때문일 수도 있다. 예를 들면

계절예측정보에서 그나마 예측성이 높은 기온요소를 활용할 수 있는 농업분야를 발굴한다면 해당 분야의 의사결정에 활용이 가능할 수 있다. 또는 계절예측의 확률적 특성을 충분히 활용할 수 있는 분야도 있을 것이다. 현재까지는 계절기후예측정보의 예측성이 낮고 또 생소하다는 이유로 국내를 비롯한 많은 지역에서 제대로 활용되고 있지 못하지만, 그동안 후진국이나 개발도상국을 대상으로 계절기후예측정보를 활용한 농업분야에서의 생산성 전망이나 기상기후재해에 의한 피해 경감을 위한 대응책들이 꾸준히 논의되어 왔다 (Hmmer et al., 1996; Jones et al., 2000; Phillips et al., 2001). 또 한편으로는 농업분야 최종수요자들에게 계절기후와 관련된 정보를 지속적으로 전달하고 홍보함으로써 계절기후예측정보를 활용할 수 있는 적합 분야 및 아이템을 찾아내려는 기상기후분야에서의 노력들도 계속되고 있다 (Barrett, 1998; Meinke and Hochman, 2000).

APCC에서는 전 세계 17개 기관으로부터 3개월에서 6개월까지의 선행시간을 갖는 예측정보를 매달 제공 받아 자체 개발한 다중모델앙상블(Multi-Model Ensemble, MME)기법을 이용하여 2.5° 격자의 계절기후예측정보를 생산하고 있다. MME는 개별 기후모형이 갖고 있는 계통오차(systematic error)를 앙상블 기법을 통하여 상쇄하는 것을 목적으로 개발되었으며, 일반적으로 개별 기후모형 기반의 장기 예측과 비교하여 MME 기반 예측자료의 예측성이 더 높은 것으로 알려져 있다 (Jeong et al., 2012; Wang et al., 2009). APCC MME 계절기후예측정보를 사용한 응용분야 연구로 통계학적 상세화 방법을 사용하여 국내 가뭄에 대한 예측성을 평가한 연구가 있으며, 그 외 다른 응용분야에서의 활용성이 현재 활발하게 평가되고 있다 (Cho, 2014; Kim, 2014; Sohn et al., 2013a and 2013b).

APCC는 아태지역을 대상으로 계절기후예측정보의 생산 뿐 아니라 기후정보의 활용을 통해 기후변동과 관련된 여러 응용분야의 리스크를 줄이기 위한 관련 연구를 집중적으로 수행하고 있다. 이를 위해 농업, 수자원, 보건을 비롯한 응용분야 연구자들과 극한기후현상을 연구하는 기후분야 연구자들이 현장에서 활용 가능한, 현실적인 정책수립에 도움이 되는 융합연구를 지향하고 있다. 따라서 APCC 농업분야에서는 이러한 중장기적 목표를 기반으로 APCC 계절기후예측정보를 농업분야에서 활용할 수 있는 방안을 고민하게 되었고, 그 방안의 하나로써 기후정보를 농업모형과 연결시켜 농업에서 활용 가능한 계절단위의 응용기후정보를 생산하는 연구를 수행하고 있다.

하지만, APCC 계절기후예측정보를 병해충 모형과 같은 농업모형에서 활용하기 위해서는 여러 가지 당면과제들이 해결되어야 한다. 여러 역학적 기후모형에서 생산되는 계절기후정보는 약 2.5° 격자 단위의 해상도를 가진 월 단위 기후변수로 이루어져 있다. 10개의 기후변수 중 농업분야에서 사용할 수 있는 변수는 2m 높이의 기온과 강수가 유일하다. 일반적인 병해충 모형은 시 단위 혹은 일 단위 기상정보를 입력값으로 사용한다. 또한 많은 모형들이 지점별 병해충 조사자료를 바탕으로 개발되고 검증되었기 때문에 필드수준의 미기상에 최적화 되어 있다. 월 단위 기상요소를 활용할 수 있는 통계적 병해충 모형이 일부 시도되었지만, 대부분 기온이나 강수 이외에 다른 기상변수를 필요로 하고 그 종류도 상당히 제한적이다 (과학기술처, 1995; 정학균 외, 2014). 따라서 이러한 기후정보와 농업모형을 연결시키기 위해서는 우선 계절기후예측정보에 대한 공간적, 시간적인 상세화(downscaling) 과정이 필요할 것으로 보인다. 즉 주어진 계절기후정보를 농업모형에서 필요로 하는 입력값의 해상도에 맞게 변환시켜야 한다. 물론 계절기후예측정보의 공간적 해상도가 낮은 것은 전지구 규모의 입력값을 사용하여 전지구 규모의 농업정보를 생산하는 상당히 단순화된 모형을 사용함으로써 해결할 수 있으나, 월 단위의 시간적 해상도를 가진 기상자료는 대부분 전지구 규모의 농업모형 조차도 직접 사용이 불가능하여 상세화 과정을 필요로 한다.

반대로 농업모형을 업스케일링(upscaling)하여 시간 단위가 아닌 일 단위의 기상자료 또는 월 단위의 기상자료를 입력값으로 사용할 수 있도록 변환하는 과정도 하나의 대안일 수 있다. 하지만 농업모형을 병해충 모형으로 한정하게 되면 일 단위를 넘어서는 모형의 업스케일링은 상당한 위험부담을 지닌다. 왜냐하면 각 기상요소의 시간적 변동성이 감염 여부에 중대한 영향을 미치는 감염 알고리즘을 일 단위 기상변수로 설명하면서 온갖 가정과 추정에 의한 불확실성이 더해지게 되는데, 이것을 월 단위로 변환하는 것은 예측모형으로서의 의미를 잃어버릴 정도로 모든 것을 단순화해야 하기 때문이다. 또한 월 단위까지 업스케일링이 되면 실제 현실과 괴리감이 커지면서 눈에 보이는 불확실성이 증가하기 때문일 것이다. 그럼에도 불구하고 기후변화 시나리오와 같이 낮은 해상도의 입력값을 사용할 수 있는 모형에 대한 니즈가 커짐에 따라 실제 시간 단위 모형을 일 단위 모형으로, 다시 월 단위 모형으로 업스케일링할 때 각 스케일의 기상요소와 원래 모형에 의한 결과값을 연결시키는 메타모델링 기법을 활용한 예가 존재한다 (Scherm et al., 2014; Sparks et al., 2011). 또는 기존

모델의 업스케일링이 아닌 일 단위 기상정보를 활용할 수 있는 단순화된 모형들을 새로 개발하여 활용하기도 한다 (박은우, 2012; Savary et al., 2012).

계절기후예측정보를 시공간적으로 상세화 하였다고 하더라도 병해충의 잠재적 위험도를 생산할 수 있는 병해충 모형의 존재여부가 또 다른 장애물이 되기도 한다. 예를 들어, 지금까지 알려진 벼 병해충의 종류가 대략 150가지 정도인데 이 모든 병해충을 예측할 수 있는 모형을 개발하기는 쉽지 않다. 이미 개발된 모형들을 모두 모은다 해도 겨우 10개 미만일 것이다. 또 일반적으로 과정기반 경험적 병해충 모형은 개발시간이 오래 걸리고, 개발에 사용한 자료의 지역성에 영향을 많이 받아 다른 지역의 적용에 한계가 있다 (Adams et al., 2013; Savary and Willocquet, 2014). 그리고 보통 하나의 병해충만을 대상으로 하기 때문에 특정 작물에 발생하는 모든 병해충을 설명하기 위해서는 그만큼 개수의 모형이 확보되어야 한다. 그래서 이러한 복잡한 병해충 발생기작을 미기상 수준에서 하나하나의 과정을 기반으로 설명하기 보다는 큰 규모의 연관성을 이용해 통계적으로 설명하려는 모형이 바로 통계적 병해충 예측모형이다.

통계적 모형은 상세화 과정을 거치지 않은 계절기후정보를 바로 사용할 수 있고, 주요 병해충 각각에 대한 예측정보 또는 특정 병해충 그룹에 대한 예측정보를 생성하는 것이 가능하다. 더욱이 과정기반 경험적 모형에 비해 개발기간도 상대적으로 짧다. 하지만 통계적인 연관성을 바탕으로 하기 때문에 독립변수와 종속변수 간의 정확한 인과관계에 대한 정보를 얻기는 힘들다. 이에 더해 통계적인 유의성을 확보하기 위해서는 일정 수의 샘플을 필요로 한다. 하지만 지극히 과정기반 모형에 비해서는 경험적 모형이나 통계모형이 오히려 성능이 높은 경우도 많다. 따라서 과정기반 경험적 모형을 사용하느냐 통계모형을 사용하느냐에는 각기 장단점이 있기 때문에 상황에 맞게 효과적인 방법을 찾아가야 한다 (Wainwright and Mulligan, 2013).

이러한 여러 가지 문제점으로 인해 계절기후예측정보의 농업모형에서의 실질적 활용은 전 세계를 비롯해 국내에서도 아직까지 현업화 되지 않은 새로운 개척분야이다. 다르게 말하면 전 세계 많은 연구기관에서 오랫동안 시도되었지만 성공하기 어려운 분야 일 수도 있다. 이러한 새로운 시도를 통해 계절예측이라는 가치 있는 정보가 농업정보로 변환될 수 있는 체계적인 시스템이 정립되고 이를 바탕으로 최종사용자들

이 농업에서의 의사결정, 특히 벼 병해충을 줄이기 위한 다양한 전략적 의사결정에 활용할 수 있도록 지원할 수 있는 시스템적인 접근이 필요하다.

1.2 연구의 목적 및 내용

본 연구를 통해 궁극적으로 실현하고자 하는 목표는 작물의 병해충계절전망의 생산 및 활용이다. 병해충계절전망은 작물에 발생하여 최종 수확량에 영향을 미치는 주요 병해충에 대한 종합적인 계절 위험도정보를 계절기후예측정보를 바탕으로 생산, 최종수요자에게 전달하여 최종수요자들이 병해충 대응 의사결정, 특히 고위험도 병해충에 대한 저항성 품종 선택, 경종적 혹은 화학적 방제와 관련된 의사결정을 내리는데 도움을 주기 위한 재배 의사결정 지원을 목표로 한다. 그림 1과 같이 APCC의 계절기후예측정보가 제공되면 이를 각 지역별로 시공간적 상세화 할 수 있는 기술을 적용하여 일반적인 과정기반 경험적 병해충 모형이 사용할 수 있는 상세화된 일 단위 기후정보로 변환을 시키게 된다. 다음으로 상세화된 기후정보를 입력값으로 병해충 예측모형을 구동하여 병해충에 대한 계절 위험도정보, 즉 계절전망이 생산된다. 병해충계절전망을 생산하기 위한 또 다른 방법으로 기후정보의 상세화 없이 있는 그대로를 입력값으로 사용할 수 있는 통계모형을 활용할 수 있다. 통계모형의 입력값은 3개월 선행시간(lead time)을 갖는 계절기후예측정보 또는 이미 관측된 기후인자(climate index)를 선행시간 혹은 지체시간(lag-time)을 고려하여 사용하게 된다. 결과적으로 최종수요자들은 이렇게 다양한 방법으로 생산된 계절전망 정보를 바탕으로 고위험도 병해충에 대응하기 위한 전략적인 수준의 장기 의사결정을 내릴 수 있게 된다. 전략적 수준의 장기 의사결정은 고위험도 병해충에 대한 저항성 품종의 식재를 비롯해 경종적, 화학적 수단을 활용한 병해충 위험을 줄이는 일련의 활동들을 포함한다.

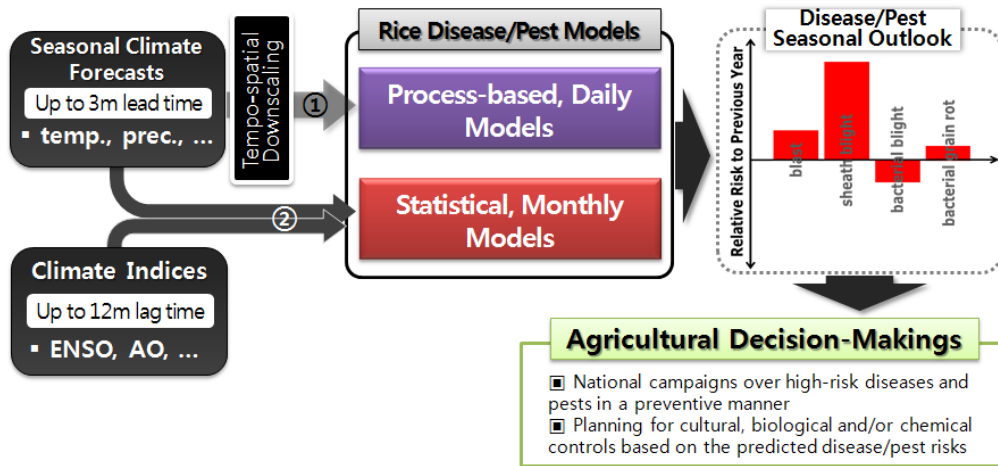


그림 1 APCC 계절기후예측정보 또는 기후인자 활용 벼 병해충계절전망 생산을 위한 연구 흐름도

본 연구에서는 국내 벼 병해충계절전망 생산을 위해 2가지 다른 방법을 시도하였다. 그림 1에 표시된 것처럼, 남한지역에 대한 APCC 계절기후예측정보 중 기온과 강수량 정보를 상세화 하여 일 단위 기상자료를 사용하는 과정기반 경험적 일별 병해충 모형을 구동해 병해충계절전망을 생산하는 것이고 (①), 두 번째로는 남한 외 지역에 대한 전지구 기후정보를 포함하는 APCC 계절기후예측정보와 이미 정의된 기후인자 등을 활용하여 남한지역의 병해충 발생에 대해 원격상관을 갖는 모든 예측 또는 관측기후정보를 통계적으로 추출하여 이를 활용해 병해충계절전망을 생산하는 것이다 (②).

① **APCC 계절기후예측정보의 상세화 및 활용성 평가** 본 연구에서는 2014년 APCC에서 Cho(2014)에 의해 사용된 단순편의보정(Simple Bias Correction, SBC) 기법을 통한 공간적 상세화 기법과 Kim(2014)에 의해 개발된 WG 시간적 상세화 기법을 커플링하여 APCC 계절기후예측정보를 시공간적으로 상세화 하였다. 시공간적 상세화에 대한 성능 평가를 통해 각각의 상세화로 인해 지점별로 더해지는 불확실성을 정량화하였고, APCC 계절기후예측정보의 지점별 상세화 자료에 대한 예측성을 평가하였다. 이는 병해충계절전망을 생산하는데 필요한 기후 입력값의 지점별 불확실성에 대한 정보를 제공하기 위함이다. 마지막으로 상세화된 계절기후예측정보가 실제 농업 모형의 입력값으로 사용되었을 때 생산되는 계절전망의 선행예측시간에 따른 예측성을 평가하여 실제 현장에서의 활용가능성을 평가하였다. 본 연구에서는 병해충 예측 모형으로 2013년 APCC 연구를 통해 남한지역에 대한 모수화와 검증이 이루어진

EPIRICE 모형과 현재 애벌구 초발일 예측을 위해 농촌진흥청에서 활용되고 있는 애벌구 유효적산온도모형을 활용하여 각 병해충에 대한 계절전망을 생산하였다.

② **통계적 병해충계절전망 및 예측성 평가** APCC 계절기후예측정보의 시공간적 상세화는 현재 저해상도로 제공되고 있는 예측정보를 기존에 이미 검증이 끝나 즉시 활용 가능한 병해충 예측모형에서 사용하기 위해 불가피하게 선택된 방법이다. 하지만 남한지역에 대한 APCC 계절기후예측정보의 낮은 예측성과 시공간적 상세화에 의해 추가되는 불확실성, 그리고 모든 병해충에 대한 일 단위 예측모형을 확보하는 것에 대한 어려움 등 아직까지 넘어야 할 산이 많은 것이 사실이다. 물론 현재 해상도의 계절기후예측정보를 바로 사용할 수 있도록 월 단위 기상정보를 입력값으로 사용하는 병해충 예측모형을 개발하는 방법도 있으나, 현실적으로 월 단위 기상값을 바탕으로 병해충 발생을 제대로 모의하는 과정기반 경험적 모형은 존재하지 않는다. 특히 병을 예측하는 모형 대부분은 시 단위 기상정보를 필요로 한다. 따라서 기존 시 단위 예측모형을 수정하여 일 단위 모형으로 변환해야 하는데, 모형 알고리즘의 정확도를 유지하면서 수정하는 것이 쉬운 일은 아닐 것이다. 즉 이마저도 상당한 시간과 노력이 필요하다는 것이다. 그래서 본 연구에서는 APCC가 가지고 있는 기후정보를 추가적인 상세화 과정 없이 바로 활용하여 병해충계절전망을 생산할 수 있는 방법을 고민하였고, 그 결과 2014년 Cho(2014)에 의해 시도된 Moving Window Regression (MWR)과 Climate Index Regression (CIR) 방법을 활용한 통계적 예측모형을 개발하였다. MWR과 CIR 방법은 전 지구의 모든 지역(격자)에 대한 기후정보를 제공하는 APCC 계절기후예측정보와 전 세계 주요 기후현상을 설명하는 기후인자 관측정보를 사용하여 한반도와 같은 특정 지역의 기후현상을 설명하기 위해 개발된 방법인데, 본 연구에서는 해당 방법들을 사용하여 통계적으로 한반도의 병해충 발생 경향성을 설명할 수 있는지를 살펴보았다.

본 연구보고서는 APCC 계절기후예측정보의 상세화 및 활용성 평가를 2장에서, 그리고 3장에서는 통계적 병해충계절전망 및 예측성 평가를 각각 다루었다. 마지막으로 연구결과에 대한 활용계획 및 차년도 연구사업과의 연계성 등은 4장에서 제시하였다.

2. APCC 계절기후예측자료의 상세화 및 활용성 평가

2.1 배경

기후정보를 농업분야에서 활용 가능한 응용정보로 변환하기 위해서는 농업모형을 통한 정보의 가공이 필요하다. 하지만 대부분의 농업모형이 현재 APCC 계절기후예측정보 보다는 훨씬 상세한 기후정보를 필요로 하기 때문에 필연적으로 상세화 과정을 거치게 된다. 그림 2는 APCC 계절기후예측정보의 농업모형 활용성을 높이기 위한 일련의 상세화 단계를 설명하고 있다. 상세화는 크게 공간적 상세화 및 시간적 상세화의 두 단계로 진행된다. 우선 공간적 상세화의 경우 전 지구 규모의 역학모형으로부터 생산되어 제공되는 월 단위 예측자료를 이용하여 대상 지점에서의 월평균 강수와 기온에 대한 예측정보를 생산하게 된다. 즉 전지구 규모의 계절기후가 지역 규모의 계절기후 정보로 변환이 된다. 하지만 농업모형에서의 활용을 위해서는 공간적 상세화 된 강수와 기온 이외의 기상자료가 추가적으로 필요할 뿐만 아니라 일 단위로의 시간적 상세화 과정이 필요하다. 사실 장기 기후예측에 있어서 특정일에 발생하는 또는 특정 일 변동성을 갖는 강수나 기온의 정보가 큰 의미를 갖지 않지만, 농업모형의 구동을 위해서는 시간적 상세화가 필요하다. 시간적 상세화 과정을 통해 지역 규모의 월평균 계절기후가 지역 규모의 일별 또는 시간별 기상정보로 변환이 되는 것이다. 이렇게 공간적으로 시간적으로 연이어 상세화된 자료는 한 지점에 대한 해당 시점의 계절기후예측정보가 되고, 동시에 작물생육모형이나 병해충 모형과 같은 농업모형의 입력값이 되어 어떤 작물의 계절작황이나 병해충계절전망과 같은 농업응용기후정보를 생산하게 된다.

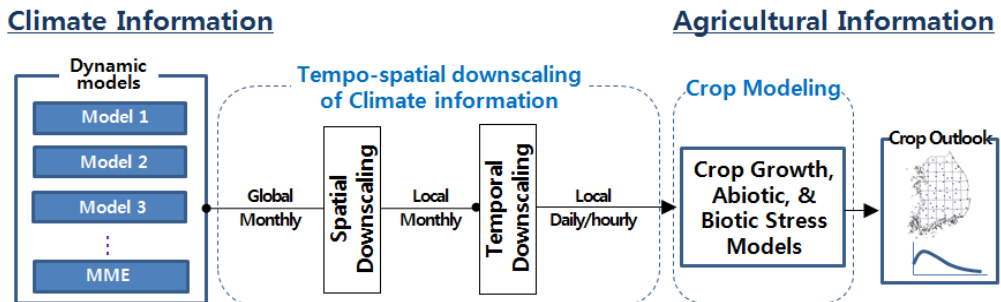


그림 2 기후정보를 활용한 농업응용정보의 제공

계절기후예측정보를 바탕으로 생산되는 농업응용기후정보는 100% 정확한 정보라고 할 수 없다. 왜냐하면 계절기후예측정보 자체가 불확실성을 지닌 확률적 정보이기 때문이다. 실제로 APCC 계절기후예측정보는 지역과 계절에 따라 다른 예측성을 보이는데, 적도부근에서는 높은 예측성을 보이는 반면 한반도에서는 상대적으로 낮은 예측성을 보인다. 이러한 기후정보의 불확실성에 더해 공간적 상세화는 또 다른 불확실성을 더한다. 공간적 상세화는 기후모형을 활용한 역학적 상세화(dynamical downscaling)와 통계적 방법을 활용한 통계적 상세화(statistical downscaling)로 나눌 수 있는데, 역학적 상세화는 엄청난 컴퓨터 리소스와 시간을 요구하기 때문에 누구나 쉽게 접근할 수 있는 방법이 아니다. 역학적으로 상세화를 한다 하더라도 기후모형이 가지고 있는 불확실성이 상세화된 결과에 더해지게 된다. 통계적 상세화는 상대적으로 적은 하드웨어적 리소스와 시간을 필요로 하기 때문에 많은 연구 상황에서 활용이 가능하다. 하지만 통계적 상세화 역시 상세화 과정에서 통계적으로 설명이 안되는 부분과 연관되어 추가적인 불확실성이 더해지기 마련이다.

공간적 상세화가 이루어진 다음 순차적으로 시간적 상세화가 되는데, 시간적 상세화 역시 월평균 기상값을 일 또는 시간 단위의 기상값으로 변환하는, 즉 일종의 비가역적인 현상을 과거의 기후특성을 기반으로 역지로 만들어가는 과정이기 때문에 불확실성을 동반하게 된다. 결과적으로 계절기후예측정보 자체의 불확실성에 더해 공간적 상세화, 시간적 상세화 과정으로 인한 불확실성이 더해지게 된다. 시공간적으로 상세화된 기상자료는 이후 농업모형의 입력값으로 사용이 된다. 농업모형 자체도 실제 자연의 현상을 정확하게 모의하는 것이 불가능하기 때문에 모형에 의한 불확실성을 더하게 된다. 따라서 농업모형을 통해 생산되는 응용기후정보는 계절기후예측정보, 시공간적 상세화, 그리고 농업모형 자체의 불확실성을 모두 가지고 있는 것이다. 각각의 단계에서 더해지는 불확실성을 정량화하고 이를 줄이기 위해, 즉 보다 정확한 농업 응용기후정보를 생산하기 위해 다학제적인 노력이 필요하다. 기후학자는 계절기후예측정보의 정확도를 높이고, 농학자는 농업모형의 정확도를 높여야 한다. 기후정보를 활용하여 응용기후정보를 생산하는 연구자는 상세화에 따른 불확실성을 줄이기 위해 모든 수단을 동원해야 한다. 이러한 모든 다학제적인 노력이 뒷받침 되었을 때 보다 활용 가능성이 높은 농업 응용기후정보가 생산될 수 있다.

본 연구에서는 APCC에서 개발된 공간적 상세화와 시간적 상세화 기법을 연결시켜

기후정보를 시공간적으로 상세화하는 일련의 과정을 다루게 된다. 공간적 상세화는 전 지구 기후모형(Global Climate Model, GCM)을 이용하여 생성된 특정 지역 및 기간의 예측정보를 단순한 편이보정만을 통하여 그대로 활용하는 예측자료 기반의 직접적인 상세화 방법(Simple Bias Correction, SBC)을 사용하였다. SBC 방법의 경우에는 GCM의 예측성이 100% 반영되기 때문에 원래 예측성이 낮은 경우 공간적으로 상세화 된 자료 또한 낮은 예측성을 보이게 된다. 이렇게 공간적으로 상세화된 기후 정보는 일 단위 기상입력값을 사용하는 농업모형에서 활용하기 위해 일 단위로 상세화가 된다.

Weather generator (WG)는 월 기상자료를 일 기상자료로 상세화 할 수 있는 가장 일반적인 도구 중에 하나이다. WG를 활용한 상세화 방법은 주로 2가지가 사용되어 왔다. 가장 일반적인 방법은 주어진 표적 월 기상값을 바탕으로 WG의 모수 입력값을 조정하는 것이다. WG의 통계학적 알고리즘을 이해하고 있는 상태에서 다양한 기상요소의 평균, 분산, 확률로 이루어져 있는 모수 입력값을 조정하는 것인데 이렇게 하면 사용자가 원하는 통계적 특성을 보이는 합성기상자료를 생성할 수 있다. 모수 입력값을 조정하는 방법은 지금까지 여러 기후변화 영향평가 연구(Wilks, 1992; Katz, 1996; Mearns et al., 1997; Semenov and Barrow, 1997)와 계절예측정보에 대한 시간적 상세화 방법 연구(Wilks, 1989, 2002; Zhang et al., 2004)에서 사용되어져 왔다. 다만 WG는 과거기상정보의 확률 분석결과를 바탕으로 하기 때문에 원하는 특정 평균이나 분산, 통계적 특성을 보이는 합성값을 정확하게 얻기 위해서는 상당히 많은 수의 합성기상자료를 생성하여야 원하는 통계치를 얻을 수 있다.

두 번째 WG를 활용한 시간적 상세화 방법은 합성된 일 기상자료를 표적 월 기상값과 같은 값을 갖도록 조정하는 기법이다. 가장 간단한 방법은 합성기상자료의 전체 평균과 표적 월 기상값과의 차이(anomaly)를 합성자료 전체에 더하거나 곱해주는 일명 편차를 보정해주는 방법이다. 강수량의 경우 표적 월평균 강수량이 주어진 상태에서 합성기상자료를 무작위로 여러 번 샘플링한 후 이렇게 모여진 합성기상자료 집단의 평균이 표적 강수량과 가장 가까운 집단을 찾는다. 그 다음에 선택된 합성기상자료의 평균과 표적 월 기상값의 차이를 바탕으로 합성기상자료를 편차 보정하여 사용한 예가 존재한다 (Hansen and Indeje, 2004; Kittel et al., 2004). 이러한 방법은 표적 강수량의 상대적 발생 가능성이나 강도에 대한 피리오리가정(priori assumption)

을 필요로 하지 않기 때문에 이전 방법에 비해 복잡하지 않고 직관적인 방법이다. Hansen과 Ines(2005)은 미국 남동부와 케냐의 월별로 관측된 강수량을 일별자료로 변환하여 CERES-Maize 모형을 구동하기 위해 위 방법을 사용하였는데, 연구결과에 따르면 WG 활용한 시간적 상세화 방법 중 WG의 모수 입력값을 조정하는 것보다 합성기상자료 자체를 표적 월 기상값에 맞게 샘플링하고 편차 보정하는 방법이 더 높은 성능을 보이는 것으로 나타났다.

본 연구에서는 2014년도 연구를 통해 개발된 WG를 활용한 시간적 상세화 기법과 SBC 공간적 상세화 기법을 사용해 APCC 계절기후예측정보를 상세화 하였다. 이렇게 2가지 상세화기법을 커플링하여 APCC 계절기후예측정보를 상세화한 것은 최초로 시도된 것이다. 시공간적 상세화에 대한 성능 평가를 통해 각각의 상세화로 인해 지점별로 더해지는 불확실성을 정량화하였고, APCC 계절기후예측정보의 지점별로 상세화된 기온과 강수에 대한 예측성을 평가하였다. 이는 지점별로 병해충계절전망을 생산하는데 사용했던 기후 입력값이 가지고 있는 불확실성에 대한 정보를 확인하기 위함이다. 마지막으로 병해충 예측모형을 활용하여 상세화된 기후정보로부터 병해충계절전망을 생산하였다. 상세화된 계절기후예측정보가 실제 농업모형에 활용되었을 때 생산되는 계절전망의 선행시간에 따른 예측성을 바탕으로 실제 현장에서의 활용성을 평가하였다.

2.2 연구 재료 및 방법

2.2.1 격자자료를 지점으로 내리는 공간적 상세화 방법

APCC 계절기후예측정보의 공간적 상세화를 위해 2014년 APCC에서 개발된 공간적 상세화 기법 중 단순편의보정(SBC)방법을 사용하였다 (Cho, 2014). 본 연구에서는 SBC 상세화 기법을 적용하기 위해 APCC에서 제공하는 다중모형앙상블(Multi-Model Ensemble, MME) 계절예측자료 중 3개월 선행예측시간을 갖는 자료만을 사용하였다. 표 1과 같이 동일한 과거기간(hindcast period)인 1983~2005년 사이에 예측정보, 즉 hindcast 자료가 존재하는 10개 기후모형을 사용하였다. 10개의 기후모형은 모형별로 서로 다른 개수의 앙상블 멤버(ensemble member)를 가지고 있기 때문에

모든 개별 앙상블 멤버가 시공간적 상세화의 대상이 되었다. 공간적 상세화는 남한지역 내 30년 이상 되는 과거기상자료를 보유하고 있는 ASOS 기상관측지점을 대상으로 이루어졌다. 하지만 계절기후예측자료의 예측성 비교를 위해서 1983~2005년 사이의 과거기상자료를 활용하였는데, 이는 현재 활용 가능한 계절기후예측정보의 hindcast자료가 위 23년 기간 밖에 존재하지 않기 때문이다.

표 1 개별 모형별 앙상블 개수 및 선행예측기간

Model	Institution	Ensemble number
CWB	Central Weather Bureau (Taipei)	
GDAPS_F	Korea Meteorological Administration (Korea)	20
HMC	Hydrometeorological Centre of Russia (Russia)	10
JMA	Japan Meteorological Agency (Japan)	5
MSC_CANCM3	Meteorological Service of Canada (Canada)	10
MSC_CANCM4	Meteorological Service of Canada (Canada)	10
NASA	National Aeronautics and Space Administration (USA)	11
NCEP	Climate Prediction Center / NCEP/NWS/NOAA (USA)	20
PNU	Pusan National University (Korea)	15
POAMA	Centre for Australian Weather and Climate Research/ Bureau of Meteorology (Australia)	30

SBC 방법은 기후예측모형의 anomaly(대상 지역에서의 장기간 평균과 비교하여 해당 월에 발생하는 변량의 차이)를 관측 자료의 평균에 더하거나 비율을 이용함으로써 동일한 기간 동안의 기후예측모형의 평균과 관측 평균을 같게 보정하는 방법이다. 따라서 SBC 공간적 상세화는 예측 자료의 예측성 향상 없이 역학모형에 의해 생산된 예측 자료를 단순편이보정 과정을 통하여 공간적으로 상세화 하는 방법으로서 자료 처리 절차는 그림 3에 제시되어 있다.

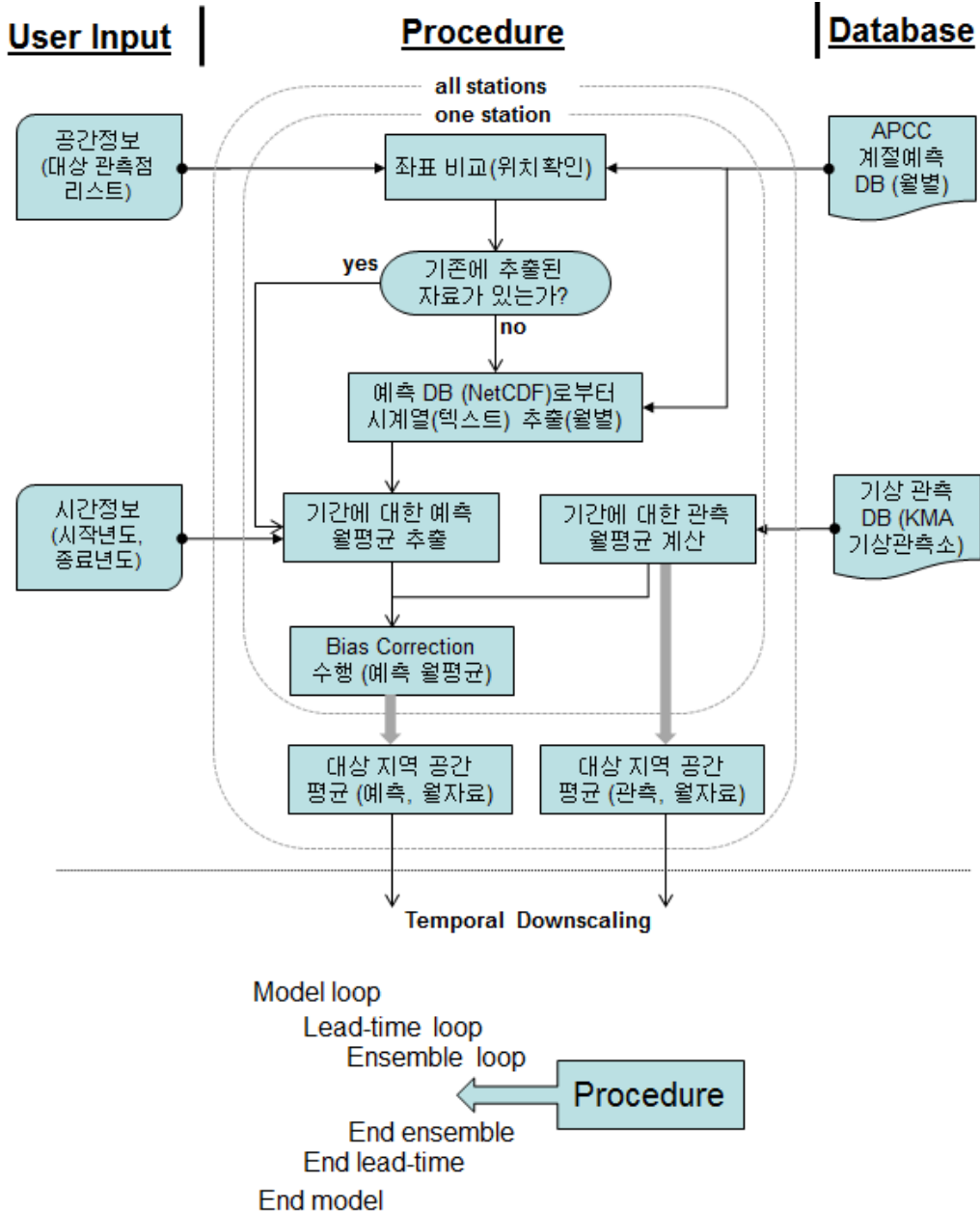


그림 3 Simple Bias Correction (SBC) 상세화 절차 (출처: Cho, 2014)

SBC 상세화 절차는 크게 두 부분으로 나누어져 있다. 우선 관측점을 포함하는 2.5°(대략 250km) 격자의 예측 자료(NetCDF 포맷)로부터 아무런 처리를 하지 않은 예측값을 관측지점별로 추출한다(텍스트 포맷). 농업분야에서 필요로 하는 기상 변수

로는 강수(prec) 및 지상 2m에서의 기온(t2m)이 있으며, 기온의 경우 추출하는 과정에서 켈빈(K)에서 섭씨(°C)로 단위를 변경하였다. 이후에 추출된 관측지점별 예측자료와 과거관측자료를 이용하여 월별로 편이보정을 <Equation 1~2> 수행한다. 즉 예측자료의 월별 anomaly를 관측지점별 관측자료의 평균에 더하거나(기온) 비율로 보정(강수)을 하는 단순 상세화 방법을 사용하여 2.5° 격자의 예측자료를 관측지점별 자료로 변환하는 공간적 상세화 및 월별 강수 및 기온 변수의 편이보정을 동시에 수행하였다. 기온의 경우에는 <Equation 1>을 이용하여 동일 과거기간 동안의 월평균 관측값에 해당 연/월의 예측값과 월평균 예측값과의 차이인 anomaly를 더하여 편이보정을 수행하였다. 강수의 경우에는 음(-) 값이 발생하는 것을 방지하기 위하여, 예측 연월의 값이 과거기간 예측 평균값보다 큰 경우는 기온과 마찬가지로 anomaly를 과거 관측평균값에 더하여 보정하였고, 차이가 음의 값인 경우에는 <Equation 2>과 같이 비율로 보정하였다.

$$T'_{y,m} = (T_{y,m} - T_{hist,m}) + T_{obs,m} \quad (1)$$

$$P'_{y,m} = \begin{cases} (P_{y,m} - P_{hist,m}) + P_{obs,m} & \text{for } P_{y,m} \geq P_{obs,m} \\ (P_{y,m} \div P_{hist,m}) \times P_{obs,m} & \text{for } P_{y,m} < P_{obs,m} \end{cases} \quad (2)$$

여기서, T는 기온, P는 강수, y는 연도, m은 월, hist는 예측 자료의 과거기간에 대한 평균, obs는 hist와 동일한 과거기간에 대한 관측 평균을 의미한다.

SBC 방법에 의한 상세화는 그림 4의 57개 기상청의 ASOS를 대상으로 동일한 과거기간(1983년~2005년)에 대하여 적용하였다. ASOS 지점의 선정은 제주도 및 울릉도의 해당되는 지점을 제외하였고, 76년 이후의 장기 자료를 가지고 있는 지점 중에서 결측값을 포함하고 있는 안동관측소(ID136)를 제외한 57개 ASOS를 선정하였다. 각 ASOS 지점별로 관측자료와 예측자료의 월별 평균을 이용하여 앞서 제시된 식을 이용하여 편이보정을 수행한 후에 57개 관측소의 산술 평균을 이용하여 한반도 규모에서 예측자료의 평균을 구하였다. 편이보정된 한반도 평균 예측정보는 관측의 평균과 비교를 통하여 시간적 상세화에 이용되었다. SBC 방법의 경우에는 개별 예측모형의 앙상블 멤버들을 모두 이용하였다. 즉 개별 모형별 앙상블 멤버들을 단순 평균하여 Single Model Ensemble (SME)를 계산하고, 10개 기후예측모형들의 SME를 단순 평균 하여 Multi-Model Ensemble (MME)를 계산하였다.

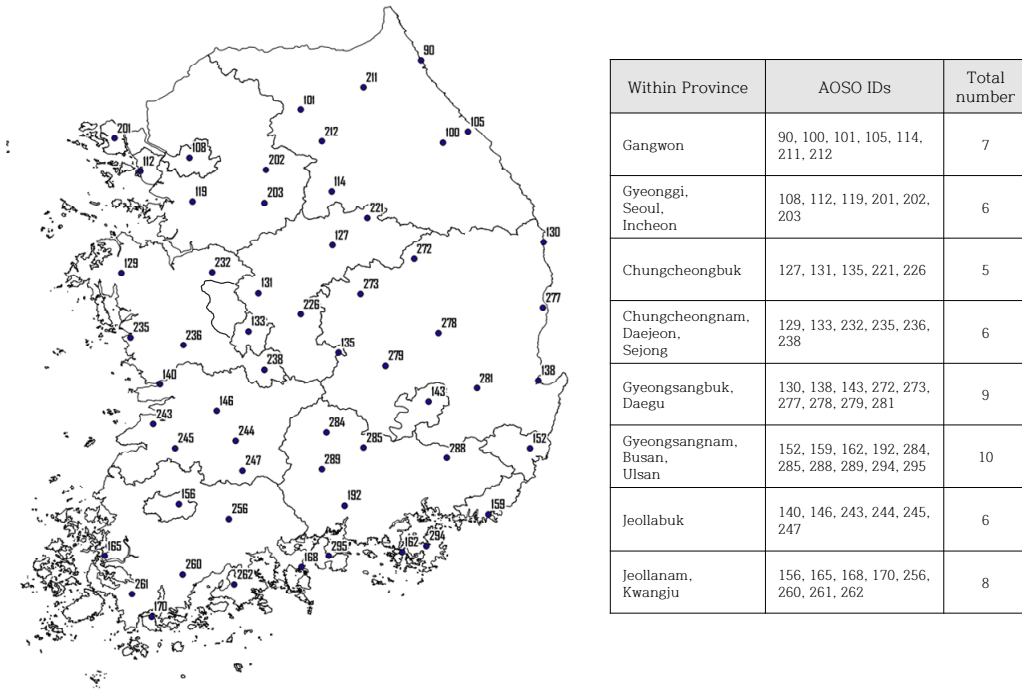


그림 4 연구에 사용한 남한지역 57개 기상청 ASOS 지점의 광역시도별 분포도

2.2.2 공간적 상세화의 지점별 성능 평가

본 연구에서는 하나의 계절기후예측정보 격자 안에 있는 수많은 관측지점을 대상으로 SBC 공간적 상세화를 진행하였을 때 각 지점별로 공간적 상세화의 성능이 어떻게 나타나는지를 평가하였다. 먼저 각 ASOS의 과거 관측정보를 이용하여 하나의 격자 안에 속하는 모든 ASOS의 관측값을 평균하여 해당 격자의 대푯값을 생성하고, 이를 계절기후예측정보라고 가정하였다. 다음 단계로 앞에서 구해진 격자의 대푯값(모든 ASOS의 관측값 평균)의 격년변동값에 대한 anomaly를 구하고 이와 마찬가지로 각 ASOS 지점별 관측 평균을 이용해 지점별 격년변동값의 anomaly를 구하였다. 공간적 상세화의 지점별 성능을 평가하기 위해 위에서 구한 격자 대푯값의 anomaly와 지점별 anomaly의 Temporal Correlation Coefficient (TCC)와 대푯값과 지점 anomaly의 오차 정도를 평가하기 위해 Normalized Root Mean Square Error (NRMSE)를 사용하였다. TCC는 Pearson's correlation coefficient를 이용하여 계산하였으며, 기온과 같이 동일한 변수에 대하여 격자 대푯값과 지점의 anomaly를 비교하는 경우 1에 가

까울수록 높은 예측성을 나타낸다. NRMSE의 경우는 <Equation 7>와 같이 RMSE를 각 지점 anomaly의 표준편차로 나누어 계산하였으며, NRMSE 값이 0에 가까울수록 두 anomaly 사이의 오차가 적게 되어 높은 예측성을 의미한다.

$$TCC = \frac{cov(P, O)}{S_P S_O} \quad (3)$$

$$cov = \frac{1}{(n-1)} \sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})(O_i - \bar{O}) \quad (4)$$

$$S_P = \sqrt{\frac{1}{(n-1)} \sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})^2} \quad (5)$$

$$S_O = \sqrt{\frac{1}{(n-1)} \sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (6)$$

$$NRMSE = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}}{S_O} \quad (7)$$

여기서, O_i = 지점별 anomaly, P_i = 격자 대푯값 anomaly, $\bar{O}$ = 지점별 anomaly의 평균, $\bar{P}$ = 격자 대푯값의 평균, n = 총 모의 및 실측 횟수를 나타낸다.

2.2.3 일 자료 생성을 위한 시간적 상세화

APCC 계절기후예측정보를 병해충 모형의 입력 자료로 활용하기 위해서는 월 단위 자료를 일 단위 자료로 변환하는 시간적 상세화 과정이 필요하다. 시간적 상세화 절차는 그림 5에 제시되어 있으며, 예측된 월 단위 기후정보를 기반으로 weather generator(WG)를 활용해 일 단위 합성기상자료를 샘플링 하는 방법을 사용하였다. 전체 상세화 과정을 간단하게 설명하면 다음과 같다.

WG를 이용한 시간적 상세화 방법은 먼저 해당 기상관측소의 과거 관측기상자료를 이용하여 WG의 각 기상관측소 별 전용모수를 결정하고, 이렇게 결정된 모수를 바탕으로 다수의 레퍼런스기상자료를 시뮬레이션 하여 샘플링 풀(sampling pool), 즉 레퍼런스기상자료은행(Reference Weather Data Bank)을 만들어 놓는다. 각 ASOS 지

상자료의 합성 원리를 활용하는 것이다. WG는 관측기상값과 확률적으로 비슷한 분포를 보이는 합성기상값들을 합성하는 원리이기 때문에, 단 하나의 기상값만을 뽑아서 사용한다면 관측기상값의 특성을 제대로 모의하는 값을 얻을 수가 없다. 때문에 되도록 많은 수의 합성기상값을 추출하여 사용해야 하는데, 2014년 연구를 통해 125개 최적기상자료를 추출하는 것이 가장 성능이 좋은 것으로 나타났기 때문에 본 연구에서도 125개를 사용하였다.

시간적 상세화에 사용된 WG는 USCLIMATE과 WGEN모형을 기반으로 USDA에서 개발된 GEM (Generation of weather Elements for Multiple applications)과 역시 WGEN을 기반으로 하여 미국 워싱턴주립대학교(Washington State University)에서 개발된 ClimGen이 사용되었다(Stöckle et al., 1999; Hanson and Johnson, 1998). GEM과 ClimGen을 사용한 이유는 두 날씨생성기 모두 본 연구에서 농업모형으로 활용한 EPIRICE의 기상입력값인 최고/최저기온, 강수량, 상대습도(이슬점온도) 자료를 합성할 수 있었기 때문이었다. 해충 모형의 경우 최고/최저기온 자료만을 사용하기 때문에 해충 모형을 이용한 평가에는 LARS-WG (Racsko et al., 1991; Semenov and Barrow, 1997) 모형을 함께 사용하였다.

2.2.4 시간적 상세화 성능 평가

시간적으로 상세화된 자료의 성능을 평가하기 위해 기온 및 강수에 대한 월 평균 관측값을 WG 시간적 상세화를 통해 상세화 한 후 동일 기간의 일 관측기상자료의 일 변동성을 제대로 모의하고 있는지를 중심으로 비교 평가하였다. 본 연구에서는 일 변동성을 농업분야의 관점에서 평가하기 위해 농업기후지수와 잎도열병 예측모형인 EPIRICE-LB 모형의 기상알고리즘을 활용하여 평가를 진행하였다.

농업과 밀접한 관계를 가지는 기후조건을 농업기후라고 한다. 실제로 기온, 일사, 강수 등과 같은 기후자원은 작물의 유전학적 특징에서부터 생물학적 반응 및 작물생산에 이르기까지 깊이 관여하고 있다. 이 때문에 농업생산 활동에 미치는 다수의 기후요소를 지수화 하여 특정 지역의 기후 자원량을 분석하는 것이 가능하다 (Choi and Yun, 1989). 이와 같이 농업기후자원의 특징을 단순 명료하게 표현한 것을 농업기후지수(agro-climatic index)라고 한다. 즉, 농업기후지수는 ‘농업생산의 관점’에

서 기후자원을 평가하기 위한 것이다. 수많은 농업기후지수 중 본 연구에서는 다른 기준온도를 가진 생장도일, 식물기간 및 작물 재배기간, 그리고 무상기간을 사용하여 상세화된 자료를 평가하였다. 농업기후지수를 활용한 상세화 자료의 성능 평가는 관측자료와 상세화된 자료에서 계산한 농업기후지수의 확률분포(probability density function, PDF)를 통해 분석되었다.

식물의 생장량은 온도에 의존적이기 때문에 발육단계 추정에는 매일의 달력 날짜보다는 생장 기준온도 이상의 온도시간(thermal time)을 누적시킨 적산온도 혹은 생장도일(growing degree day, GDD)을 사용한다. 생장도일 계산과정에서 기준온도는 해당 식물의 생장 개시온도를 사용하는데, 대부분의 봄 꽃 혹은 나무의 생장 개시온도는 5°C로 알려져 있고 (Shim et al., 2008; Lee et al., 2014), 여름작물의 경우는 10°C가 기준온도로 알려져 있다 (Kim and Yun, 2008). 또한 생육최저온도 5°C를 기준으로 식물이 지속적으로 생장을 유지할 수 있는 기간, 즉 식물기간(plant period)과 생장 개시온도 10°C를 기준으로 작물의 재배기간(crop period)의 변화를 평가할 수 있다. 무상기간(frost free day)은 농업생산 활동에 중요한 인자로서 작물재배 가능기간의 한계 혹은 작물재배 적합지역 등을 검토하는데 이용할 수 있다. 무상기간은 쉽게 서리가 내리지 않는 기간을 의미하는데, 서리는 일정 온도 이하일 때 반드시 내리는 것이 아니라 대기 중에 함유된 수증기의 양에 영향을 받기 때문에 무상기간을 일 최저기온에서 직접 결정할 수는 없다. 본 연구에서는 윤진일(1999)이 언급한 상대습도와 이슬점 온도와의 관계를 이용하여 무상기간을 계산하였다.

EPIRICE-LB 모형은 벼 잎도열병 예측모형으로써 기온과 강수, 상대습도가 감염 속도에 영향을 미치는 정도를 나타내는 기상알고리즘을 중심으로 구동이 된다. 때문에 해당 알고리즘을 활용하여 기상자료를 분석하면 상세화된 기상자료와 실제 관측 기상자료의 일 변동성을 간접적으로 평가하는 것이 가능하리라 판단하였다. 평가를 위해 EPIRICE-LB 모형이 구동되는 기간인 이앙기를 5월25일로 고정하고 그로부터 이앙 후 100일까지 총 100일간의 기상자료를 추출하여 사용하였다. 모형의 알고리즘에 따라 감염에 영향을 미치는 각 기상요소의 특정 구간을 정하고 관측기상자료와 각 WG 합성기상자료의 일 기상값이 해당 구간에 포함되는 총 빈도수를 계산하였다. 기온의 경우 18-24°C 구간에서 모형의 감염속도에 영향을 미치고, 강수량의 경우 1-50mm 구간에서, 상대습도의 경우 80% 이상일 때 영향을 미치기 때문에 (EPIRICE-LB 모형의

자세한 기상알고리즘은 Kim(2013)의 내용을 참조 해당 구간에 포함된 일 빈도수가 전체 100일 중에서 몇 번인지를 계산하였다. 1983년부터 2005년까지 총 23개의 시계열 결과를 얻은 후 전체적인 분포를 보기 위해 PDF를 분석하였다. 다음으로 시계열 상관성과 두 자료 사이의 오차정도를 판단하기 위해 TCC와 NRMSE를 계산하였다.

2.2.5 EPIRICE 모형과 애멸구 유효적산온도모형을 이용한 상세화된 계절기후예측정보의 예측성 평가

병해충계절전망은 상세화된 APCC 계절기후예측정보를 해당 병해충 모형의 입력값으로 사용하여 생산된 병해충의 위험도 정보나 출현일 정보를 바탕으로 만들어지는 일종의 예측정보이다. APCC 계절기후예측정보의 활용성을 평가하기 위해 대표적인 병해충 예측모형을 사용하여 각 병해충에 대한 계절전망을 생성하였다. 먼저 병해충 예측모형으로는 필리핀 국제미작연구소에서 개발된 EPIRICE 모형이 사용되었다(Savary et al., 2011). EPIRICE 모형은 2013년 APCC 연구를 통해 국내 벼 도열병과 잎집무늬마름병 관련 연구자료를 바탕으로 모수화가 되었고 지역별로 수집된 병해충 조사자료를 바탕으로 일정 수준이상의 성능을 보임이 검증되었고, 그 결과 잎도열병을 설명하는 EPIRICE-LB와 잎집무늬마름병을 설명하는 EPIRICE-SB의 2개의 모형으로 개발되었다(Kim et al., 2015). 그림 6는 EPIRICE 모형의 표준구조(generic structure)를 나타내는데, 적용하는 병해별로 모형의 기본 뼈대는 같지만 감염알고리즘의 중심이 되는 SEIR 모듈의 site 개념이 다르고 또 사용되는 모수값이 다르게 결정된다. 모형 입력값(model input)은 벼의 재배기간 전체에 해당하는 일별 기상값(최고/최저기온, 상대습도, 강수량)과 그 외 경종적 모수들(품종저항성, 이앙시기 등)이다. 이러한 값들이 입력되면 SEIR 모듈의 site 개수가 시간에 따라 일정 속도로 변화하는데, 이는 모형의 핵심요소인 감염속도, 즉 R_c 값에 의존적이다. 모형의 출력값은 시간에 따른 전체 site당 병든 site의 누적비율이 병반면적율과 같은 개념으로 표현이 되며 최종적으로 병진전곡선 아래면적인 AUDPC (Area Under Disease Progress Curve)의 형태로 병의 잠재적 발생위험도로 표현된다.

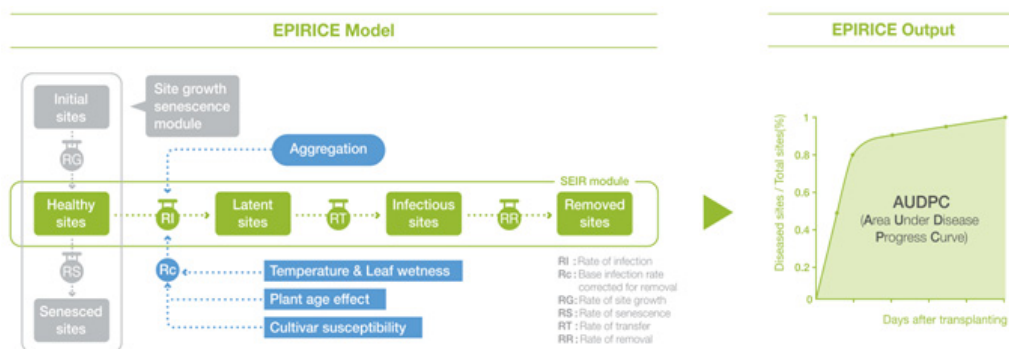


그림 6 EPIRICE 모형 구조 및 모형 결과 (출처: Kim, 2013)

EPIRICE 모형은 여러 가지 병을 설명하기 위해 개발된 표준모형(generic model)이고 일 기상자료를 사용하기 때문에, 특정 식물병에 대한 시간 단위의 감염기작을 설명하기 위해 개발된 대부분의 예측모형과 분명한 성능적인 차이가 존재한다. 다시 말해 EPIRICE를 통해 필드 수준에서 어떤 병의 발생과 미기상의 연관성을 정확하게 모의하는 것은 거의 불가능하다. 하지만 상대적으로 해상도가 낮은 계절기후예측정보를 시공간 상세화 하면서 불확실성이 더해진 일 기상정보를 입력값으로 하여 여러 병의 잠재적인 위험도 정보를 생산하기 위해서는 EPIRICE와 같은 표준모형이 필요했다. 다시 말하면 이렇게 불확실성이 큰 기후예측정보를 가지고 미기상 하에 미세한 생물학적 현상을 시뮬레이션하기 위해 개발된 기존 병 예측모형을 사용할 수 없었다. 따라서 EPIRICE는 잠재적인 병 발생에 대한 위험도 정보를 생산할 수 있고, 실제로 국내 필드정보를 바탕으로 그 성능이 검증되었기 때문에 (Kim et al., 2015) 본 연구에서 목표로 하는 계절전망을 생산하는데 적합하다 생각된다. 본 연구에서는 EPIRICE 모형을 통해 상세화된 계절기후예측정보의 예측성에 따른 벼 잎도열병과 잎집무늬마름병의 계절전망에 대한 예측성을 평가하고 그 활용가능성을 평가하였다.

상세화된 APCC 계절기후예측정보를 바탕으로 병해충 계절전망을 생산하여 현장에서 활용성을 평가하기 위한 다음 단계로 기온요소만을 입력값으로 사용하는 해충모형을 활용하였다. 애멸구(Small Brown Planthopper, SBPH)는 벼줄무늬잎마름바이러스(Rice stripe virus, RSV)의 매개충으로 우리나라에서는 주로 4령의 약충 형태로 논둑이나 휴반에서 월동한다. 애멸구에 의한 피해는 직접 흡즙에 의한 생육저해나 고사의 경우는 거의 없으며 줄무늬잎마름병 매개로 인한 간접적인 피해가 대부분

분이다. 따라서 못자리 및 본논 초기 줄무늬잎마름병 매개 감수성이 큰 시기에 애멸구 개체군의 이동과 동태를 이해하기 위해 월동 애멸구 개체군의 연령구성 변화 및 증식, 그리고 월동 후 발육에 관한 많은 연구들이 수행되었다 (Hyun et al., 1977; Bae et al., 1995; Park et al., 2011). 본 연구에서는 월동 애멸구 개체군의 발육을 예측하기 위해 기존 모형 중에서 유효적산온도모형을 사용하였다. 해당 모형은 애멸구의 발육영점온도($T_0 = 11.01^{\circ}\text{C}$)를 넘는 온도를 매일 더하여 유효적산온도를 구하고 일정 유효적산온도에 이르면 월동 유충으로부터 2세대 성충의 출현시기(초발일)를 예측할 수 있는 모형이다. 이전 필드자료를 활용한 검증들을 통해 이미 신뢰성이 확보되었고, 상대적으로 예측성이 높은 기온자료만을 입력값으로 하기 때문에 계절기후예측정보의 활용 가능성을 평가하는데 적합할 것으로 판단되어 본 연구를 위해 사용하였다 (김광호, 2012; Park et al., 2011).

Temperature-dependent development model for small brown planthopper		
Temperature (T)	Accumulated Degree Days (DD)	Parameters
$T_U > T_{\text{Max}} > T_{\text{Min}} > T_L$	$DD = [(T_{\text{Max}} + T_{\text{Min}})/2] - T_L$	• $T_0 = 11.01$ • $T_L = 10.7$ • $T_U = 32.7$ • $DD_{4\text{th-adult}} = 109.7$ • $DD_{0\text{th-adult}} = 358.4$
$T_U > T_{\text{Max}} > T_0 > T_{\text{Min}} > T_L$	$DD = [(T_{\text{Max}} + T_L)/2] - T_L$	
$T_{\text{Max}} > T_U > T_{\text{Min}} > T_L$	$DD = [(T_U + T_{\text{Min}})/2] - T_L$	
$T_L > T_{\text{Max}}$	$DD = 0$	

그림 7 애멸구 유효적산온도모형 알고리즘과 모수

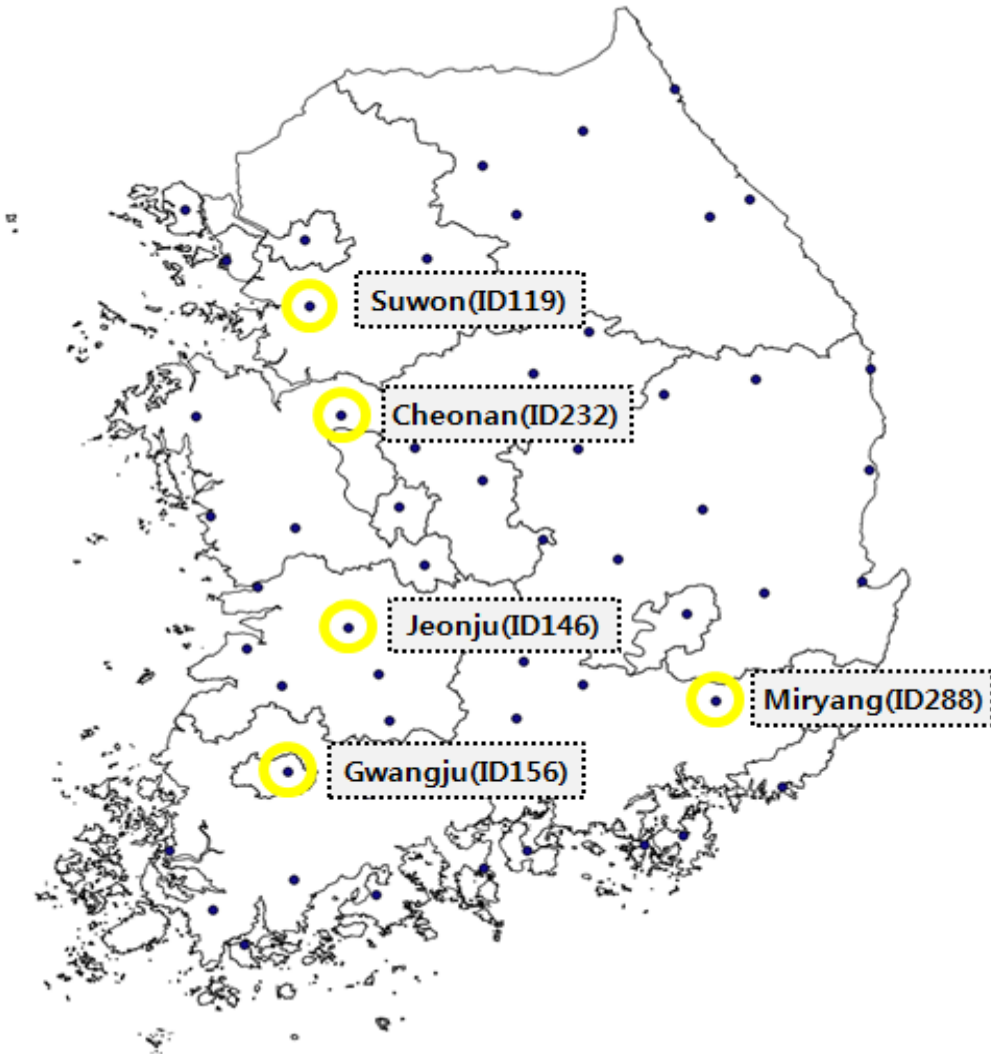


그림 8 본 연구에서 사용된 5개 ASOS 기상관측소 지점

EPIRICE 모형과 애멸구 유효적산온도모형을 이용한 계절기후예측정보의 활용성 평가에는 앞서 시공간적 상세화 대상인 남한지역의 57개 ASOS 지점 중 그림 8과 같이 남한 벼 재배지역을 대표하는 수원(119), 천안(232), 전주(146), 광주(156)와 밀양(288) 지점을 선택하여 해당 지점으로 계절기후예측정보를 상세화 하였고 각 병해충 모형 구동을 통해 병해충계절전망을 생산하였다.

각 농업모형이 구동되는 기간에 따라, 그리고 계절전망이 생산되는 선행예측시점

에 따라 관측기상자료와 예측기상자료를 적절하게 조합하여 모형의 기상입력값으로 사용하였다. EPIRICE 모형이 설명하는 잎도열병과 잎집무늬마름병의 경우 각각 6월과 7월에 증상이 나타나기 시작하고 방제는 7월 중에 2회 정도 이루어진다. 따라서 계절전망은 적어도 방제가 이루어지는 7월 이전에 생산되어야 한다. 하지만 예측되는 병 위험도에 따라 경종적 관리방안 마련, 농약의 선택과 재고 확보와 같은 의사결정을 내리는데 충분한 시간을 확보하기 위해서는 이앙기(약 5월말)부터 방제 의사결정이 되는 시점(약 6월말) 사이에 계절전망이 생산될 필요가 있다. 이렇게 계절전망이 생산되는 시점을 5월말과 6월말로 잡았을 때, EPIRICE 모형의 기상입력값을 어떻게 조합하여 생성할지가 결정된다. EPIRICE 모형은 벼의 묘가 이앙되는 이앙일로부터 구동이 되기 때문에 이앙일이 5월25일인 경우 그 날부터의 기상정보를 입력값으로 사용하게 된다. 따라서 5월말 계절전망은 5월 관측기상정보와 6월부터 7월까지 예측기상정보를 조합하여 만들어지고, 6월말 계절전망은 5월부터 6월까지 관측기상정보와 7월 예측기상정보를 조합하여 생산된다.

한편 애멸구 유효적산온도모형이 설명하는 애멸구 초발일의 경우 이앙기 전후에 주로 발생하므로 이를 방지하기 위한 재배의사결정은 3월부터 5월 사이에 이루어져야 한다. 즉 계절전망의 생산시기는 3월말 또는 4월말이어야 한다. 유효적산온도모형은 최저 발육한계온도($TL = 10.7^{\circ}C$)부터 적산이 이루어지므로 일 최저온도가 $10.7^{\circ}C$ 을 넘기 시작하는 2월말이나 3월초부터 모형이 구동되기 시작한다고 볼 수 있다. 따라서 3월말 계절전망은 1월부터 3월까지의 월 관측기상정보와 4월부터 6월까지 예측기상정보를 조합하여 만들어지고, 4월말 계절전망은 1월부터 4월까지 관측기상정보와 5월부터 6월까지 예측기상정보를 조합하여 생산된다.

병해충계절전망의 예측성에 대한 평가는 상세화된 예측기상자료를 입력값으로 병해충 모형을 구동하여 얻은 예측값과 해당 지점의 동일기간 일 관측기상자료를 입력값으로 모형을 돌린 관측값을 그래프로 비교하는 것 뿐만 아니라 다양한 통계기법을 이용하여 그 결과를 평가하였다. 예측값과 관측값의 연간 시계열 자료의 상관성을 평가하기 위해서 Temporal Correlation Coefficient (TCC)를 사용하였다. 상관관계가 동일하더라도 예측값과 관측값의 오차 정도에 따른 예측의 정확도가 다를 수 있으며, 이를 평가하기 위해서는 Normalized Root Mean Square Error (NRMSE)를 사용하였다.

2.3 연구 결과 및 고찰

2.3.1 시공간적 상세화 기술 개발 및 평가

2.3.1.1 시공간적 상세화 기법 커플링

APCC 계절기후예측정보는 대부분의 농업모형에서 요구하는 기상입력값에 비해 상당히 낮은 시공간적 해상도를 가지고 있기 때문에 농업모형에서 바로 사용하는 것이 현실적으로 불가능하다. 가장 쉽게는 기후모형을 고도화하여 지금보다 좀 더 높은 시공간적 해상도를 갖는 기후정보를 생산하는 것이 가장 직관적인 해결책 일 수도 있지만, 현재의 기술수준으로는 농업분야에서 원하는 수준의 기후정보를 얻는 것이 빠른 시일 내에 이루어지기는 어려울 것으로 생각된다. 그렇다면 현재의 해상도를 가진 기후정보를 농업분야에서 바로 활용할 수 있는 방법이 있을까? 여러 방법이 있겠지만, 그 중 하나가 바로 상세화이다. 본 연구에서는 시공간적 상세화 기술들을 연결하여 기후모형이 생산한 기후정보를 상세화 하고, 한걸음 더 나아가 상세화 된 기후정보를 입력값으로 직접 농업모형을 구동하여 응용기후정보를 생산하였다. 마지막으로 응용기후정보의 예측성을 바탕으로 그 활용성을 평가하였다.

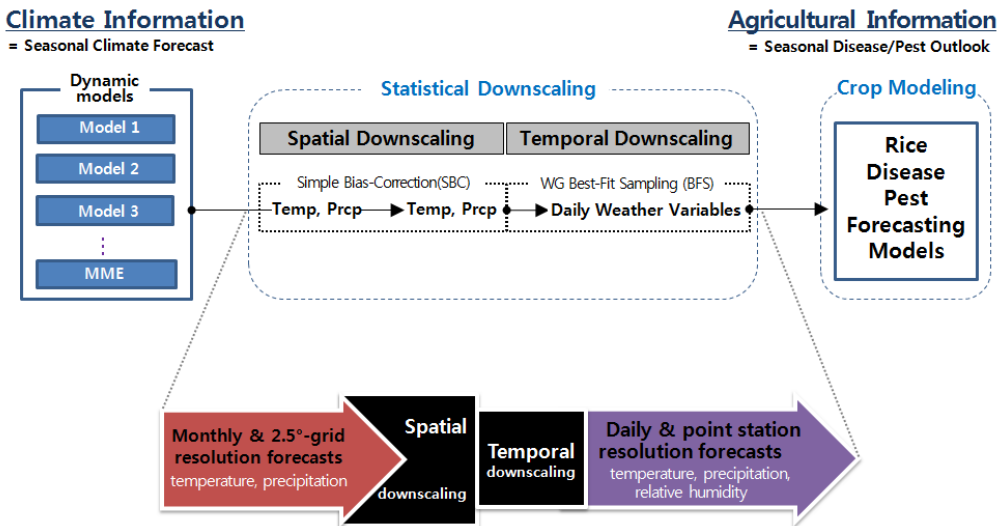


그림 9 기후정보의 통계적 상세화를 통한 농업정보의 생산 흐름도

저해상도의 기후정보를 농업모형에서 요구하는 고해상도 정보로 변환하기 위해 그림 9과 같이 통계적인 상세화 기법을 적용하였다. 기후정보의 상세화는 공간적 상세화 기법과 시간적 상세화 기법을 순차적으로 커플링 함으로써 이루어졌다. 그림에서와 같이 기후모형을 통해 생성된 계절기후예측정보는 월 단위의 시간적 해상도와 2.5° 격자 단위의 공간적 해상도를 가지고 있다. 또한 기후모형에서 생성된 기후요소 중 필드수준의 농업모형을 구동하는데 활용할 수 있는 변수는 기온과 강수 자료 밖에 없다. 이렇게 제한적인 기후정보를 농업에 활용하기 위해, 우선 APCC에서 2014년 개발된 단순편차보정방법(Simple Bias Correction, SBC)을 이용해 남한지역 주요 ASOS 지점으로 공간적 상세화를 수행하였고, 2014년 개발된 weather generator (WG)와 마할라노비스 거리(Mahalanobis Distance) 기법을 활용한 최적기상자료선택법(WG-based Best-Fit Selection, wgBFS)을 이용해 기온과 강수 이외에 상대습도를 추정하여 일 단위의 기후정보를 생산하였다. 그림 10은 공간적 상세화 기법인 SBC와 시간적 상세화 기법인 wgBFS를 커플링하여 APCC 계절기후예측정보로부터 농업모형에서 활용 가능한 상세화된 기후정보를 생산하는 전체 과정을 도식으로 보여주고 있다.

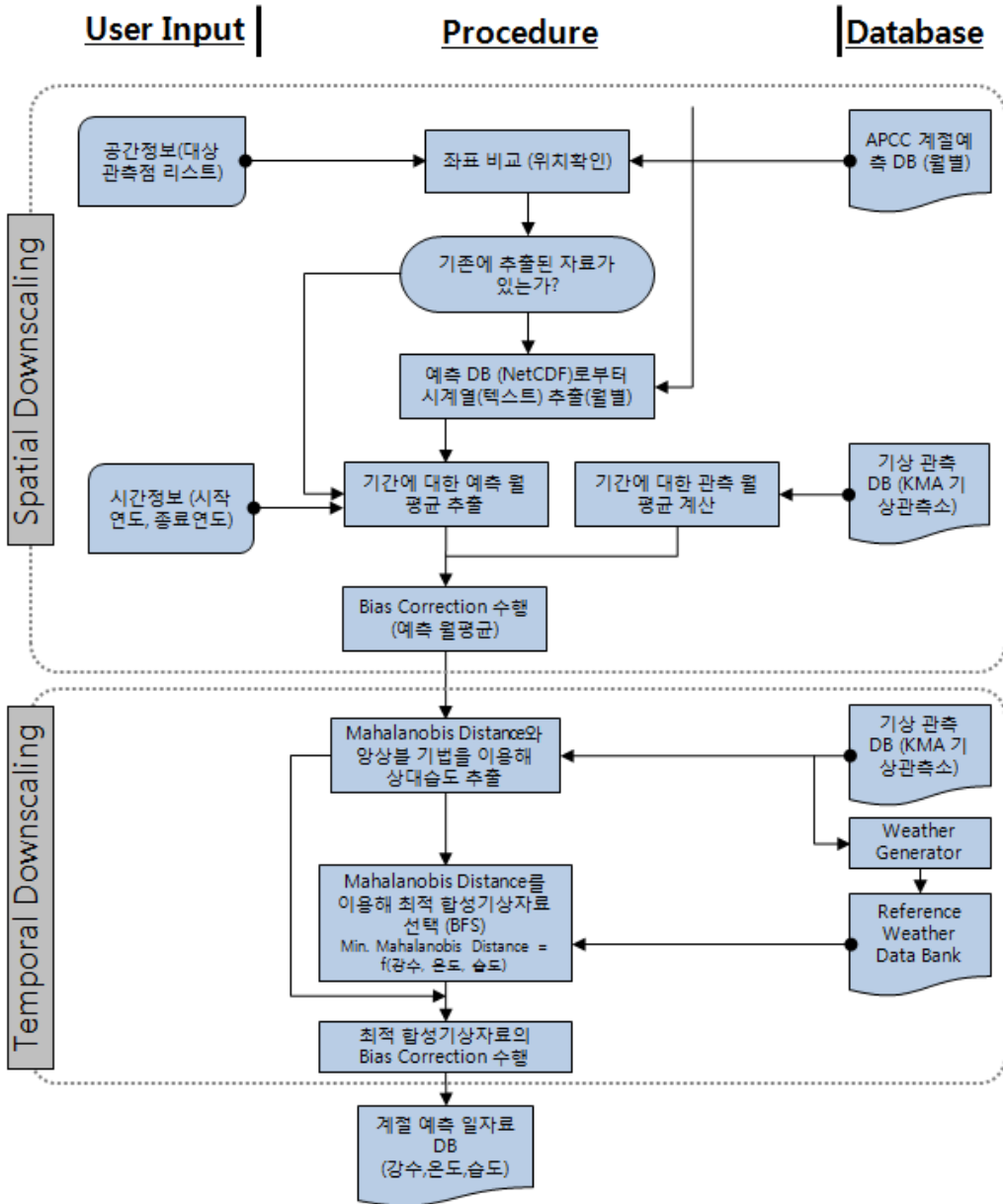


그림 10 시공간적 상세화 절차 (SBC-wgBFS)

그림 10에 나타난 시공간적 상세화 기법의 커플링 과정을 간단하게 설명하면 다음과 같다. 우선 공간적 상세화에 쓰인 SBC 방법은 기후예측모형의 anomaly를 관측 자료의 평균에 더하거나 비율을 이용함으로써 동일한 기간 동안의 기후모형의 예측

정보 평균과 관측 평균을 같게 보정하는 방법이다. 예측정보로는 개별 기후모형의 앙상블 멤버들을 모두 이용하였다. 각 관측지점별로 관측자료와 예측자료의 월별 평균을 이용하여 편이보정을 수행하였고, 편이보정된 지점별 예측정보는 다음 단계인 WG를 이용한 시간적 상세화에 입력값으로 쓰이게 된다. wgBFS 방법은 우선 WG 모수화를 통해 각 지점에 대한 레퍼런스기상자료은행, 즉 무수히 많은 합성기상자료를 확보해 놓는 것으로 시작한다. 앞서 공간적 상세화를 거친 지점별 월평균 강수 및 기온 예측정보를 바탕으로 가장 비슷한 기후특성을 보이는 최적기상자료를 레퍼런스기상자료은행에서 선택하게 된다. 기온과 강수 이외의 변수인 상대습도를 추정하기 위해 관측기상자료에서 마할라노비스 거리 기법을 이용해 주어진 기온과 강수 정보를 바탕으로 상대습도를 추출하고, 이렇게 완성된 기온, 강수, 상대습도 정보를 바탕으로 레퍼런스기상자료은행에서 다시 한 번 마할라노비스 거리 기법을 이용해 최적기상자료를 선택하게 된다. SBC 공간적 상세화 기법과 wgBFS 시간적 상세화 기법의 커플링 결과는 R script로 작성되어 이후 연구과정에서 활용되었다.

2.3.1.2 공간적 상세화 기법의 지점별 성능 평가

APCC 계절기후예측정보는 남한지역에 대해 총 4개의 격자 정보로 생산되고 있다. 공간적 해상도는 각 격자별로 약 2.5° (250km x 250km) 너비를 가지고 있다. 그림 11의 남한지역 지도상에 표시된 계절기후예측정보의 격자를 보게 되면 하나의 예측정보 격자 안에 남한지역의 3분의 1 이상 되는 면적이 포함되기 때문에 해당 격자 안에는 여러 개의 기상청 ASOS가 위치하게 된다. 이렇게 거대한 규모의 격자 단위로 생산되는 계절기후예측정보를 각 ASOS 지점별로 공간적 상세화 하였을 때 모든 지점에서 동일한 성능의 공간적 상세화 결과를 보이는지 알아보려고 하였다. 여기서 세운 가설은 지점별 지리학적 특성의 차이로 인해 지점별로 공간적 상세화의 성능이 모두 다를 것이다 였다. 특히 격자 내 지리학적 위치에 따라, 그리고 근접한 지점과의 공간적 상관성에 따라 흥미로운 결과가 예상되었다.

이러한 지점별 상세화의 성능은 지점별로 공간적 상세화에 의해 더해지는 불확실성으로 재정의 할 수 있을 것이다. 즉 하나의 예측정보 격자 안에 있는 수많은 관측지점을 대상으로 SBC 공간적 상세화를 진행하였을 때 각 지점별로 불확실성이 더해진

다는 것이다. 이러한 불확실성을 정량화하기 위해 하나의 격자 내에 있는 전체 기상 관측 지점의 기온 평균값에 대한 연간 anomaly와 지점별 anomaly 사이의 TCC를 계산하였고, 연도별 anomaly의 오차 정도를 평가할 수 있는 NRMSE를 계산하여 평가하였다.

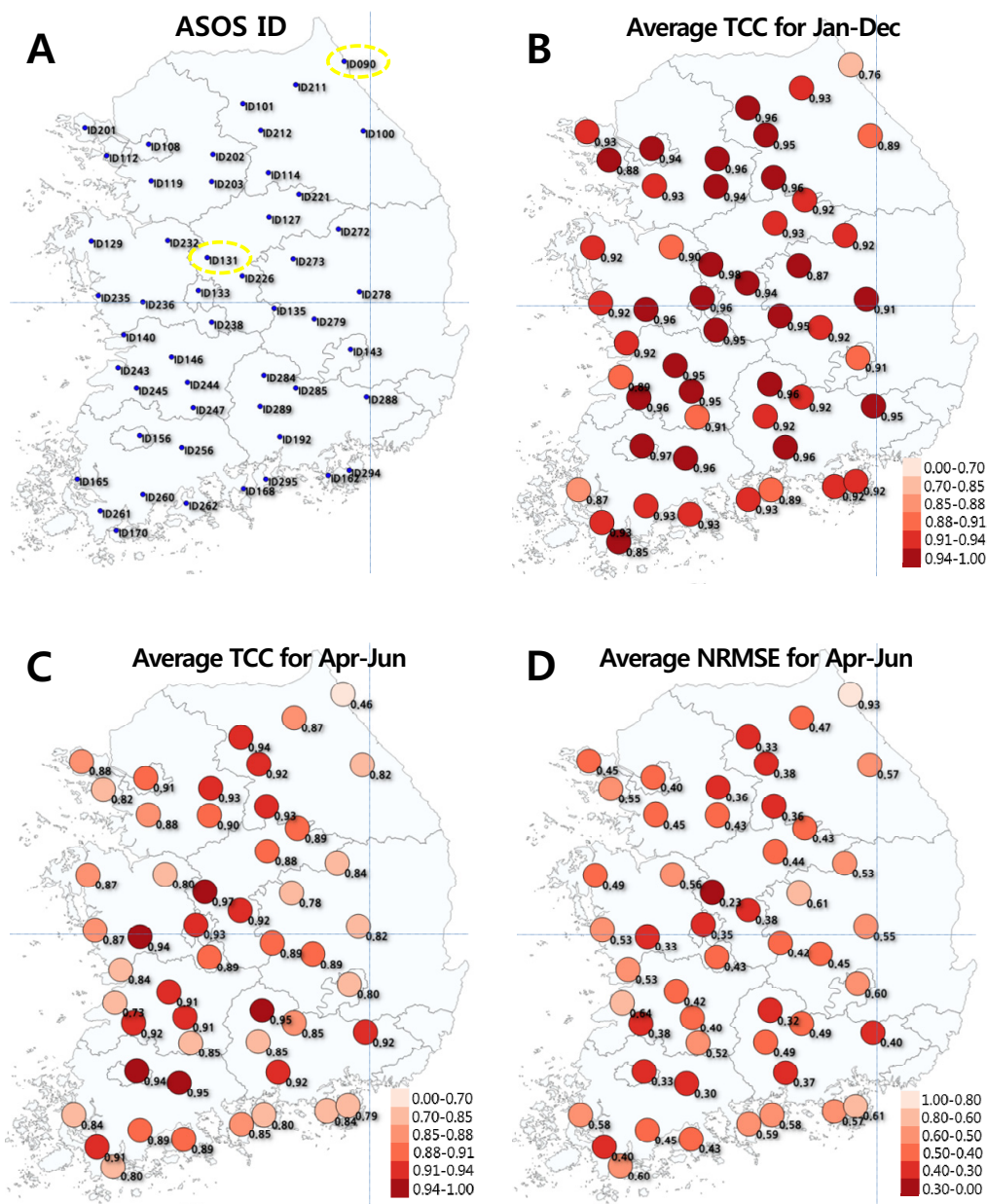


그림 11 공간적 상세화의 지점별 성능 결과

그림 11은 공간적 상세화의 지점별 평가 결과를 보여주는데, 본 연구에서 사용한 남한지역 57개 ASOS 관측지점 가운데 대부분의 관측지점이 포함되는 2개의 계절기후예측 격자에 대한 평가 결과만을 지도상에 표시한 것이다. 월별로 TCC와 NRMSE 결과값이 다르게 나타났기 때문에 우선 1월부터 12월까지 전체를 평균한 값을 바탕으로 대략적인 불확실성을 가늠하였고 (그림 11B), 다음 단계에서는 4월부터 6월까지의 평균 TCC (그림 11C)와 NRMSE (그림 11D)를 추가적으로 살펴보았다. 4-6월은 본 연구에서 병해충계절전망의 활용가능성을 평가하기 위해 사용한 애멸구 유효적산온도모형의 주요 입력기간이다. 그림 11의 결과에서 나타난 바와 같이 하나의 격자 안에서도 전체 평균값의 변동성을 상대적으로 잘 따라가거나 덜 따라가는 지점이 있음을 알 수 있다. 1월부터 12월까지의 평균적인 공간적 상세화의 성능(Average TCC for Jan-Dec, TCC_{1-12})도 지점별로 차이가 났지만, 4월부터 6월까지의 평균 성능(Average TCC for Apr-Jun, TCC_{4-6})은 지점별 성능의 차이가 더 크게 나타남을 알 수 있다. 실제로 속초(ID090)지점을 보면 TCC_{1-12} 은 0.76이었지만 TCC_{4-6} 평균은 0.44로 훨씬 낮아졌다. 그러나 청주(ID131)지점과 같이 TCC_{1-12} 와 TCC_{4-6} 사이에 차이가 거의 나지 않는 지점도 존재하였다. 이는 시기(월)별로 지점별 변동성이 다르고, 지리적 특성으로 인해 다른 지점과 독립적인 기후성을 보이는 지점이 있다는 것을 의미한다. 다시 말해 하나의 격자 안에서 전체적인 기후의 변동성을 잘 따라가는 (높은 공간적 상관성을 보이는) 지점이 있는 반면, 전체적인 기후의 변동성과 독립적인 기후특성을 보이는 (낮은 공간적 상관성을 보이는) 지점이 있는 것을 보여준다.

이러한 공간적 특성은 기후모형의 격자 기후정보를 지점으로 상세화 시킬 때 반드시 감안해야 하는 지점별 특성이고, 계절기후예측정보의 예측성과도 긴밀히 연결되어 있다. 예를 들면 계절기후정보의 예측성이 아무리 높다고 하더라도 공간적 상관성이 낮은 지역으로 상세화를 하게 되면 상세화 과정에서 불확실성이 더해져 예측성에 손실이 생긴다는 것이다. 본 연구에서처럼 하나의 격자 내에 있는 모든 지점의 평균을 계절기후예측정보로 간주한 것은 계절기후예측정보의 예측성이 완벽할 경우를 가정한 것인데, 그럼에도 불구하고 SBC를 이용한 공간적 상세화 결과 ID090과 같은 지점은 예측성이 현저히 낮아지는 결과를 보였다 ($TCC_{1-12}=0.76$, $TCC_{4-6}=0.44$). 이를 계절기후정보의 예측성과 연관지어 해석하면 해당 지점에 대한 상세화된 계절기후예측정보의 예측성은 공간적 상세화로 인해 추가된 불확실성과 계절기후정보가 원래

가지고 있는 불확실성이 더해진 결과로 나타난다. 같은 격자 내에서도 예측성의 손실이 거의 없었던 ID131 지점은 TCC_{1-12} 는 0.98, TCC_{4-6} 는 0.97, 그리고 4-6월 평균 NRMSE는 0.23으로 상당히 높은 상관성을 보였다. 이 경우 ID131 지점으로 상세화된 계절기후예측정보의 불확실성은 대부분 계절기후정보가 원래 가지고 있는 불확실성으로부터 유래한 것으로 해석할 수 있다.

그림 12는 ID090과 ID131의 지점별 월평균 기온의 연도별 anomaly와 전체 격자 평균 anomaly를 비교하는 그래프를 나타낸다. 특히 ID090 지점에서 가장 TCC가 낮았던 5월을 대상으로 ID131 지점과 비교하였다. 그래프에서 보여주는 것처럼 ID090 지점은 상관성이 거의 없어 보일 정도로 지점별 anomaly와 격자 anomaly가 분산되어 있는 반면 ($R^2 = 0.09$), ID131 지점은 $R^2 = 0.94$ 로 훨씬 높은 상관성을 보였다. 결과적으로 공간적 상세화로 인해 더해진 불확실성으로 인해 ID090 지점에 대한 상세화된 계절예측정보는 다른 지점에 비해 상대적으로 낮은 예측성을 보일 것으로 예상할 수 있다.

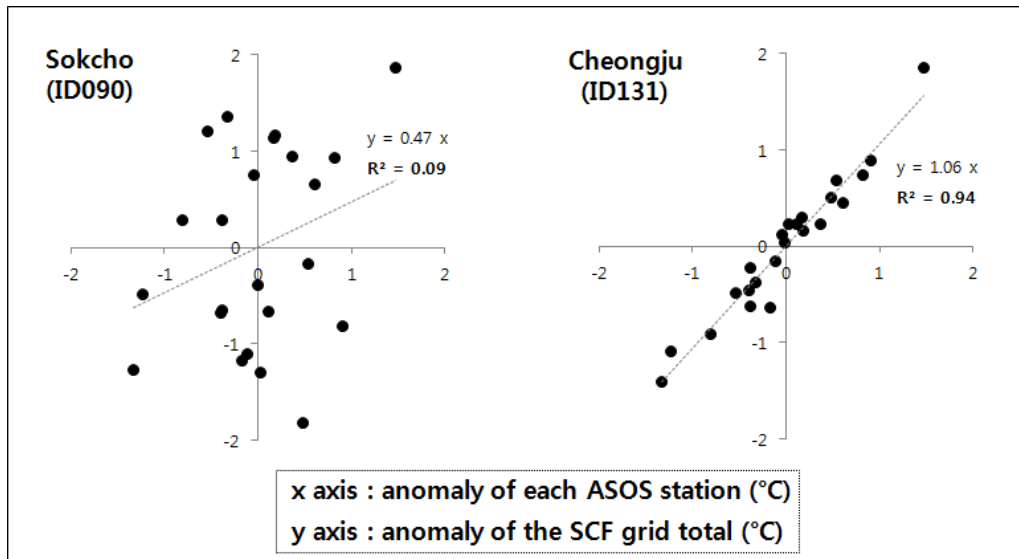


그림 12 계절기후예측정보 격자 평균기온 anomaly와 각 지점별 평균기온 anomaly의 상관성 분석 결과 그래프의 비교

2.3.1.3 농업기후지수와 EPIRICE 알고리즘 활용한 시간적 상세화 기법 평가

공간적 상세화 기법에 대한 지점별 성능 평가에 더해 시간적 상세화 기법을 함께 평가해야 될 필요가 있다. 주어진 계절기후예측정보를 상세화 없이 있는 그대로 활용하는 경우에는 기후모형에 의해 생산되는 기후정보의 예측성만을 고려하면 되지만, 이렇게 농업모형 활용을 위해 필수불가결하게 상세화가 이루어지게 되면 상세화에 따른 불확실성이 기존 기후정보의 불확실성에 더해져서 최종 예측성이 결정되기 때문이다. 따라서 본 연구에서는 상세화 과정에서 더해지는 불확실성을 정량화 하여 최종 상세화된 기후정보가 가지는 불확실성의 출처를 파악하고자 하였다. 이러한 노력들을 통해 결과적으로 계절기후예측정보의 농업분야 활용성을 높이는데 도움이 될 것이라 판단하였다.

2014년 APCC 연구를 통해 WG를 이용한 시간적 상세화 기법을 개발하는 과정에서 상세화 성능을 농업모형인 EPIRICE 결과를 통해 평가한 바 있다. 본 연구에서는 상세화된 기후정보의 일 변동성이 실제 지점의 관측값이 가지는 일 변동성을 제대로 모의하고 있는지에 대한 추가적인 평가를 수행하였다. 시간적 상세화가 제대로 이루어졌는지를 평가하기 위해서는 일 단위 기상자료를 일대일 비교해야 하지만 그렇게 되면 분석 과정이나 결과가 복잡해지고 최종 결과를 연구의 목적에 따라 의미 있게 해석하는 것이 어려울 수 있다. 따라서 본 연구에서 사용한 평가방법은 농업기후지수나 병해충 모형에서 사용하는 기상알고리즘과 같이 농업분야에서 의미를 가지는 일 변동성의 기준을 활용하였다. 이를 통해 시간적 상세화에 따라 더해지는 불확실성을 정량화 하려고 노력하였다.

1) 농업기후지수

농업기후지수(agro-climatic index)는 농업생산 활동에 미치는 다수의 기후요소를 지수화 하여 특정 지역의 농업기후자원의 특징을 단순 명료하게 표현한 것을 이른다. 즉, 농업기후지수는 ‘농업생산의 관점’에서 기후자원을 평가하기 위한 것이다. 수많은 농업기후지수 중 본 연구에서는 대부분 식물의 생장개시온도인 5°C 를 기준온도로 하는 생장도일[Growing Degree Days(GDD) over $5^{\circ}\text{C } T_{\text{base}}$]과 대부분 작물의 생장개시온도인 10°C 를 기준온도로 하는 생장도일(GDD over $10^{\circ}\text{C } T_{\text{base}}$), 식물의 지속적인 생장 유지기간인 식물기간(Plant Growing Period over $5^{\circ}\text{C } T_{\text{base}}$)과 작물 재배기간

(Crop Growing Period over 5°C T_{base}), 그리고 서리가 내리지 않아 작물재배가 가능한 기간인 무상기간(Frost Free Period)을 사용하여 상세화된 자료를 평가하였다.

농업기후지수를 활용한 상세화 자료의 분석은 관측자료와 상세화된 자료에서 계산한 농업기후지수의 확률분포(probability density function, PDF)를 통해 이루어졌다. 먼저 생육 최저온도 5°C 와 10°C 에서 재배기간 동안 필요한 총열량, 즉 생장도일의 PDF를 보면, 대부분의 지점에서 비슷한 분포를 보여주고 있다. 다만 기준온도 5°C 에서는 광주(ID156)지점과 천안(ID232)지점에서, 기준온도 10°C 에서는 수원(ID119)지점과 광주(ID156)지점에서 분포의 차이가 발생함을 볼 수 있다. 식물기간과 작물재배기간에서는 대체적으로 상세화된 자료가 관측자료를 따라가고 있지만, 5°C 가 기준온도인 식물기간의 경우 수원(ID119), 전주(ID146), 천안(ID232) 지점에서 눈에 띄는 차이를 보였다. 이렇게 식물기간이 작물재배기간에서보다 차이가 더 심하게 나타나는 이유는 기준온도 5°C 가 출현하는 봄철 초기에 시간적 상세화의 성능이 상대적으로 낮기 때문일 수 있다. 앞서 생장도일이나 식물/작물재배기간과 달리 상대습도 자료가 추가되어 계산된 무상기간의 PDF는 대부분의 지점에서 관측자료와 상세화된 자료사이에 차이를 나타내고 있다. 이는 상대습도에 대한 시간적 상세화의 성능이 기온에 비해 상대적으로 낮다는 것을 보여준다.

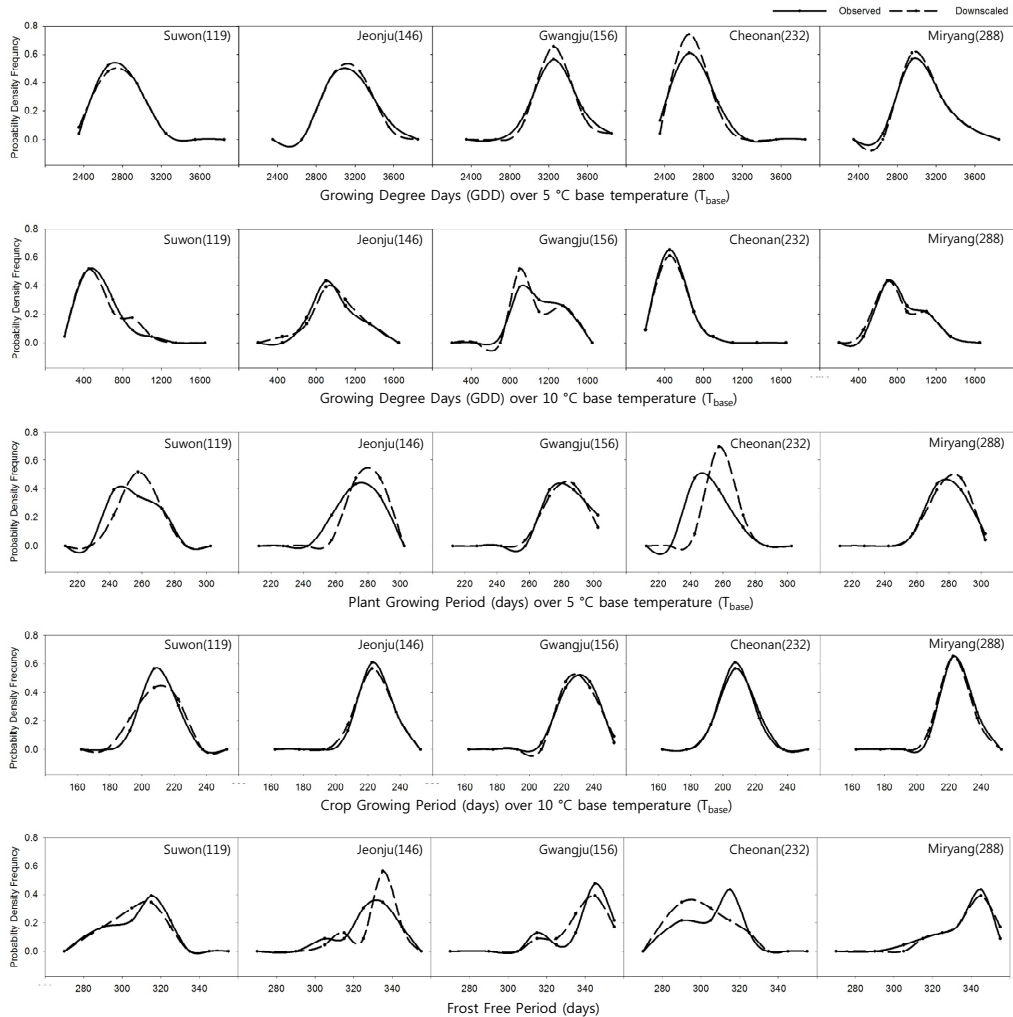


그림 13 농업기후지수를 활용한 지점별 시간적 상세화 결과 분석 그래프

2) EPIRICE 기상알고리즘 기반 일 변동성 평가

잎도열병 예측모형인 EPIRICE-LB 모형은 기온과 강수, 상대습도를 입력값으로 구동이 되는데, 각 기상요소별로 특정 범위 내에서만 도열병의 감염속도에 영향을 미치게 된다. 해당 알고리즘을 바탕으로 18~24°C 구간의 일 평균기온과 1~50mm 구간의 일 누적강수량, 80% 이상인 일 평균상대습도의 빈도수를 모형이 구동되는 100일간의 기상자료를 대상으로 계산하였다. 1983년부터 2005년까지 총 23개의 시계열 결과를 이용해 앞서 농업기후지수와 같이 PDF를 그려 분석하였다. 그림 14는 PDF

분석 결과를 나타내고 있는데, 기온을 제외한 다른 두 기상변수에서 관측자료와 상세화된 자료 사이에 명확한 차이를 나타내고 있음을 알 수 있다. 2014년 APCC 연구를 통해 시간적 상세화 기법의 성능을 높이기 위한 방법으로 125개의 최적기상자료를 추출한 후 추출된 기상자료의 앙상블을 활용하는 방안을 제시하였다. 따라서 본 연구에서도 125개 기상자료의 앙상블을 사용하여 상세화된 자료의 성능이 향상되는지 살펴해보았다. 그래프에서 보는 바와 같이 앙상블 상세화 자료가 하나의 상세화 자료를 사용할 때보다 훨씬 더 관측자료의 분포를 비슷하게 모의하는 것을 확인하였다.

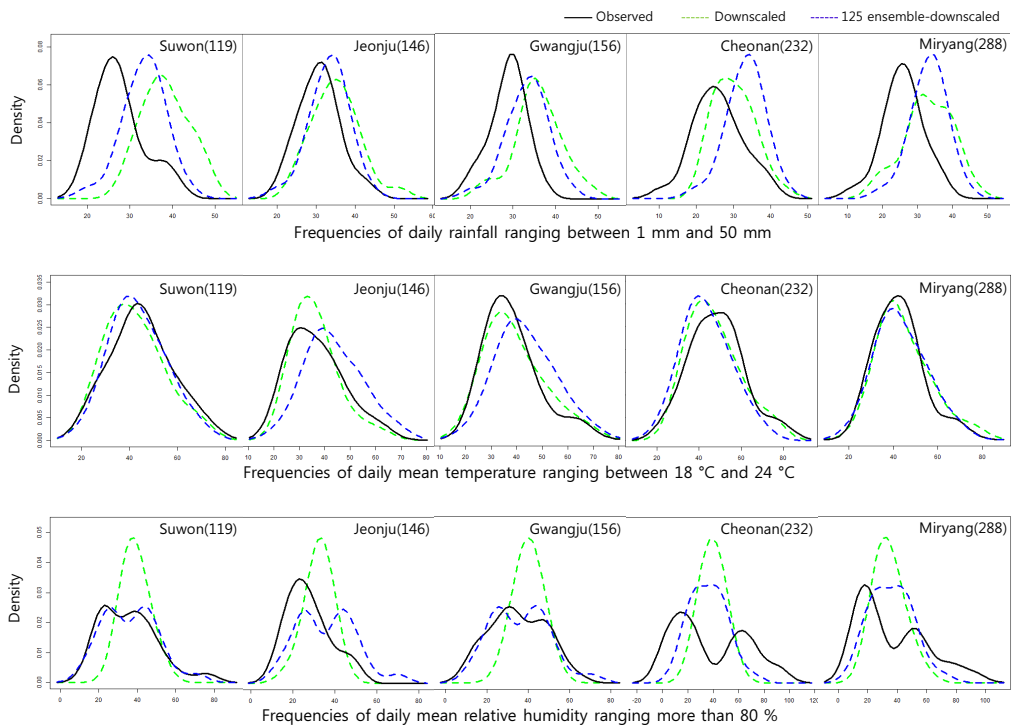


그림 14 EPIRICE-LB 기상알고리즘을 활용한 지점별 시간적 상세화 결과 분석 그래프

시계열 상관성과 두 자료의 오차정도를 판단하기 위해 TCC와 NRMSE를 계산하여 분석하였다. TCC는 1에 가까울수록 두 자료의 시계열 상관성이 높은 것을 나타내고, NRMSE의 경우는 0에 가까울수록 두 자료 사이의 오차가 적게 되어 상세화된 자료의 높은 재현성을 의미한다. 표 2는 관측자료와 하나의 상세화된 자료를 분석한 결과이고 표 3은 관측자료와 125개의 상세화된 자료의 앙상블을 분석한 결과이다. 거의 대부분의 경우에 앙상블을 사용했을 때 하나의 상세화 자료를 사용했을 때보다 TCC와

NRMSE가 향상되었다. 특히 강수빈도의 경우 하나의 상세화 자료를 사용하였을 때는 특정 지점에서 상당히 낮은 성능을 보였으나 앙상블 자료를 사용하게 되면 전반적인 시간적 상관성이 증가했고 오차정도가 줄어든 것을 확인할 수 있었다. 기온빈도는 하나의 상세화 자료를 사용하였을 때에도 전체 지점에서 상관성이 높게 나타났기 때문에 기온에 대한 일 변동성은 WG 시간적 상세화 기법이 잘 모의하는 것으로 판단되었다. 상대습도빈도의 경우 밀양(ID288)지점을 제외한 대부분의 지점에서 0.4–0.6 수준의 상관성을 보였다. 앞서 농업기후지수 중 온도와 상대습도를 사용하여 계산한 무상일수에 대해 관측자료와 상세화된 자료의 PDF 분포 차이가 기온만 사용하여 계산한 다른 농업기후지수에 비해 상대적으로 컸던 결과를 뒷받침한다. 실제로 상대습도의 일 변동성은 다른 기상요소와 상관성이 상대적으로 적어 WG에서도 상대습도의 모의성능이 상대적으로 낮다. 따라서 WG의 합성기상자료에서 추출하는 방식의 시간적 상세화 결과 역시 성능이 낮을 수밖에 없을 것이다. 상대습도 뿐만 아니라 강수량에 대한 상세화 자료 역시 실제 관측자료가 가지는 일 변동성(강수빈도)을 제대로 모의하지 못하는 것을 확인하였다. 그럼에도 불구하고 앙상블 자료에서는 대부분 지점에서 모의성능이 증가함을 볼 수 있는데, 강수 변수에 대해서도 앙상블 기법을 통한 상세화 개선이 가능함을 다시 한 번 뒷받침하였다.

표 2 EPIRICE 감염 알고리즘을 이용한 시간적 상세화 결과 통계 분석

ASOS Station (ID)	Observed VS. Downscaled					
	1mm<rainfall.freq.<50mm		18°C<temp.freq.<24°C		80%<rhum.freq	
	TCC	NRMSE	TCC	NRMSE	TCC	NRMSE
Suwon(119)	0.23	1.35	0.90	0.48	0.55	0.86
Jeonju(146)	0.50	1.36	0.82	0.57	0.40	1.03
Gwangju(156)	0.34	2.25	0.85	0.59	0.52	0.92
Cheonan(232)	0.33	1.21	0.87	0.51	0.57	0.86
Miryang(288)	0.19	1.92	0.88	0.60	0.83	0.71

표 3 EPIRICE 감염 알고리즘을 이용한 시간적 상세화 앙상블 결과 통계 분석

ASOS Station (ID)	Observed VS. Ensemble-downscaled					
	1mm<rainfall.freq.<50mm		18°C<temp.freq.<24°C		80%≤rhum.freq	
	TCC	NRMSE	TCC	NRMSE	TCC	NRMSE
Suwon(119)	0.44	0.95	0.92	0.40	0.95	0.31
Jeonju(146)	0.58	0.91	0.84	0.87	0.60	0.83
Gwangju(156)	0.53	1.55	0.86	0.62	0.42	1.07
Cheonan(232)	0.35	1.49	0.84	0.58	0.63	0.77
Miryang(288)	0.39	1.69	0.90	0.46	0.79	0.65

본 연구에서는 계절기후예측정보의 상세화 과정에서 더해지는 불확실성을 정량화하기 위해 시간적 상세화된 자료를 관측자료와 비교하여 상세화로 인해 더해진 불확실성 정도를 PDF 분포를 통해, 그리고 TCC와 NRMSE를 통해 평가하였다. 우선 지점별로 상당히 다른 결과를 보여주었기 때문에 지점별로 다른 평가가 이루어져야 할 것으로 보인다. 또한 각 기상변수별로 상세화의 성능이 다르게 나타났다. 즉 지점별, 기상변수별로 시간적 상세화로 인한 불확실성 정도가 다르기 때문에 상세화 자료의 활용에서 이런 점이 고려되어야 할 것이다. 기온의 경우 대부분의 지점에서 상대적으로 높은 상관성을 보였지만, 강수량과 상대습도는 전반적으로 낮은 상관성을 보였다. 상대습도는 0.4-0.8의 TCC 범위를 보였고 강수량은 모든 지점에서 TCC가 0.5 이하, NRMSE는 1.2-2.25로 큰 오차범위를 나타내었다. 결과적으로 현재의 WG를 이용한 시간적 상세화 기법은 여전히 상대습도와 강수량에 대한 상세화 성능을 높여야 할 숙제를 안고 있다.

하지만 계절기후예측정보는 2.5도 격자의 거대한 해상도로 생산이 되는데, 이렇게 넓은 지역에 대한 기후정보를 지점(ASOS)으로 상세화 한 것은 각 지점의 관측자료가 가지고 있는 기후특성을 최대한 반영한 시공간적 상세화가 필요했기 때문이었다. 상세화된 기후정보는 해당 지점의 특성을 최대한 반영하지만 지점 수준에서 일어나는 생물학적 현상을 설명하기 위해 활용되는 것은 아니다. 상세화를 했다 하더라도 계절기후예측정보의 원래 해상도를 고려하면 최종적으로 제공되어야 할 농업응용기후정보 역시 계절기후예측정보의 해상도 수준에서 제공이 되어야 할 것이다. 따라서 각 지점별 상세화 자료를 사용해 농업모형을 구동하고, 이렇게 얻은 지점별 모형 결과값

을 기후정보의 격자 단위로 평균해서 활용하는 방법을 고려해야 한다. 결과적으로 각 지점별로 불확실성을 정량화하여 제시하게 되면 지점별로 얻어지는 농업응용기후정보의 최종 불확실성 정도를 이해하는데 도움이 되겠으나, 결과적으로 제공되는 정보는 한 격자 내에 있는 모든 지점의 평균값이므로 평균한 후의 불확실성을 정량하기 위해서는 또 다른 형태의 정량화 기법을 고민해야 할 것이다.

지금까지 공간적 상세화에 이어 시간적 상세화를 통해 각 지점별로 더해진 불확실성에 대해 정량화 할 수 있었다. 하지만, 최종적으로 농업모형을 통해 생산하게 될 계절전망은 사용된 농업모형의 민감도에 따라, 또 사용하는 기상자료의 시기에 따라 상세화로 인한 불확실성에 민감하게 반응하는지가 결정될 것이다. 그래서 다음 단계에서는 시공간적 상세화 방법을 사용하여 APCC의 계절기후예측정보를 상세화하고, 상세화된 기후정보를 바탕으로 여러 종류의 농업모형을 구동하여 얻은 농업정보의 예측성과 그에 따른 활용가능성을 살펴보았다.

2.3.2 APCC 계절기후예측정보의 병해충계절전망 활용성 평가

2.3.2.1 시공간적 상세화된 계절기후예측정보의 예측성 평가

시공간적으로 상세화된 APCC 계절기후예측정보의 선행시간별 예측성을 남한지역 5개 지점을 대상으로 평가하였다. 평가를 위해 10개 기후모형으로부터 1983년부터 2005년까지 생산된 모든 앙상블 멤버의 hindcast 정보를 사용하였다. 계절기후예측자료의 공간적 상세화는 SBC 방법을 통해, 시간적 상세화는 wgBFS 방법을 통해 수행하였다. 일 단위 기상자료로 상세화된 지점별 자료는 다시 월 평균값으로 계산하여 관측자료의 월평균 기온 및 강수량과 비교하였다. 병해충이 주로 발생하는 벼 재배기간을 감안하여 5월부터 8월까지의 기간을 대상으로, 3개월 선행시간의 계절예측자료는 1개월부터 3개월까지의 선행시간별로 예측성을 평가하였고 기후모형의 모든 앙상블 멤버를 평가 대상으로 하였다.

그림 15는 5개 평가 지점별 기온과 강수 예측자료의 다중모형앙상블(MME)에 대한 월별, 선행시간별 예측성 결과를 보여준다. MME는 각 기후모형의 개별 기후모형 앙상블을 계산한 후, 모든 개별 앙상블을 다시 앙상블하여 얻은 값이다. 모든 기후모형

의 양상블에 대한 예측성 정보는 본 보고서의 6-1번 “부록1”에 첨부하였다. 기온과 강수의 MME 예측성은 지점별, 월별로 다양하게 나타남을 알 수 있었다. 흥미로운 점은 지점별 월별 계절예측정보의 선행시간이 짧다고 해서 선행시간이 긴 예측정보에 비해 예측성이 항상 좋은 것은 아니라는 것이다. 일반적으로 기후모형을 이용해 계절 기후예측정보를 생산하는 경우 선행예측시간(lead time)이 증가함에 따라 예측성이 감소하는 경향을 기대한다. 먼 미래인 3개월 후 보다는 가까운 미래인 1개월 후를 더 잘 모의할 것이라 생각하기 때문이다. 하지만 본 연구 결과에서와 같이 전체적인 예측성이 낮은 상태에서 선행시간에 따른 예측성의 변화를 기대하기는 어려운 것으로 보인다.

거의 모든 지점에서 강수에 대한 예측성은 상당히 낮아서 TCC가 0 주변에서 형성 이 되고, 기온의 예측성은 그나마 조금 더 나아 천안(ID232) 지점을 제외한 나머지 지점에서 0-0.5 사이의 TCC값을 보여주었다. ID232는 다른 지점에 비해 기온의 상관성이 상대적으로 낮게 나왔는데, 이를 앞서 공간적 상세화의 지점별 성능 평가 결과와 연결시켜 이해하는 것이 가능하다. 실제로 4-6월 평균 기온에 대한 ID232의 공간적 상세화 성능은 타지점에 비해 0.8 TCC 정도로 상대적으로 낮은 편에 속한다. 즉 ID232 지점의 계절기후예측정보의 예측성이 낮은 것은 공간적 상세화로 인한 불확실성이 일부 기여한 것으로 예상할 수 있다.

결과적으로 4-8월 사이 대부분의 지점에서 선행시간과 상관없이 계절예측정보의 예측성이 상당히 낮게 나타나고 있다. 하지만 지점별, 월별, 선행시간별로 여전히 예측성을 보이는 시기가 있기 때문에 해당 시점의 기온 또는 강수 변수가 농업모형 결과에 크게 영향을 미치는 요인이라면 농업모형을 통해 생산되는 계절전망 정보의 예측성 역시 의외로 활용 가능한 수준일 수도 있다. 예를 들어 광주(ID156) 지점에서 5월에 생산된 계절기후예측정보를 사용한다면, 선행시간이 1개월인 6월의 강수 TCC는 0.5에 가깝다. 어떤 병해충의 발생이 6월 강수에 크게 영향을 받는다면 계절전망의 예측성 역시 비슷한 결과를 보일 수 있다. 만약 대상 병해충이 6-7월 기온의 영향을 많이 받는다면 수원(ID119) 지점에서 5월말에 생산된 병해충계절전망의 예측성 또한 기대해도 좋을 것이다.

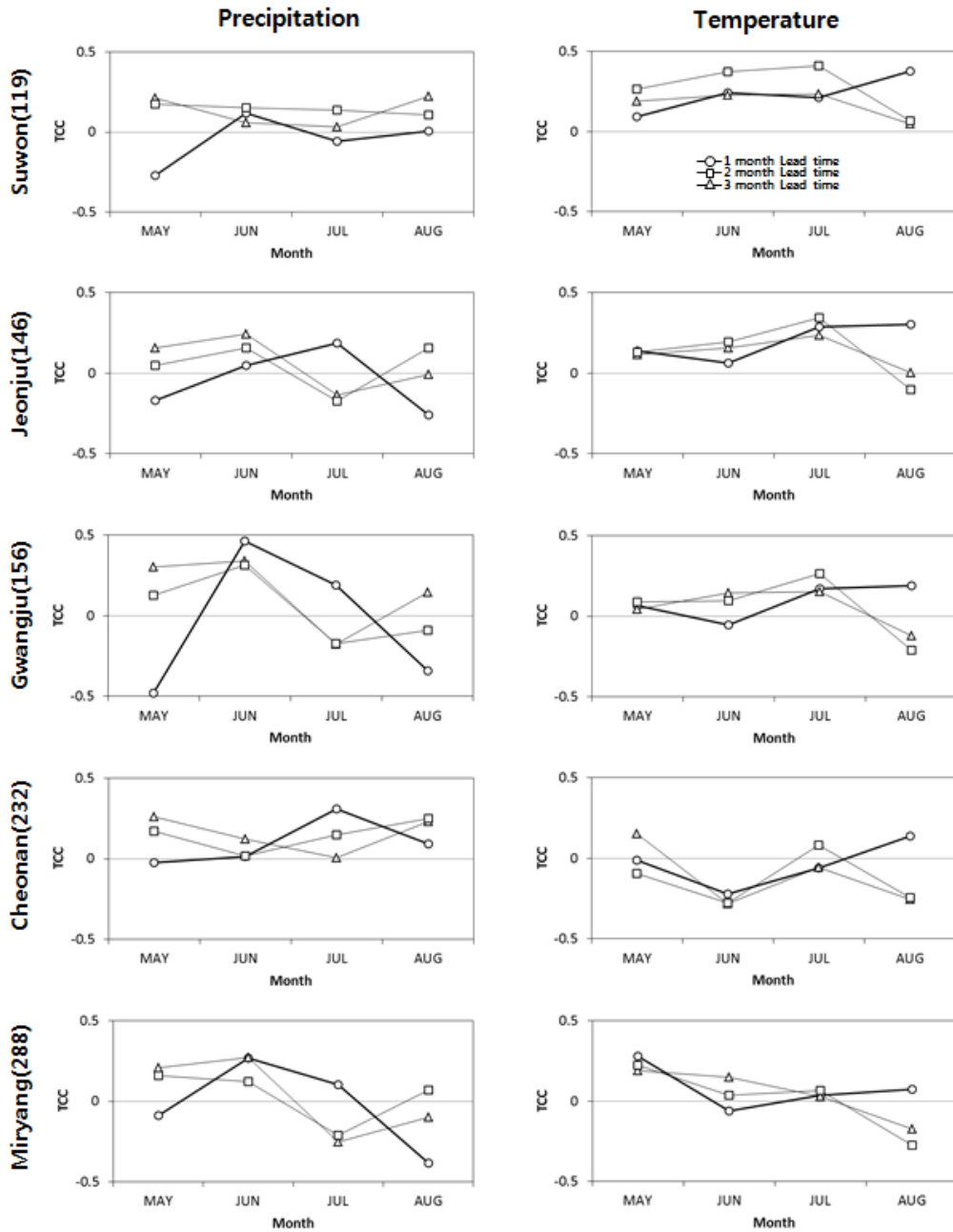


그림 15 APCC 계절기후예측정보 상세화 자료의 지점별, 선행시간별 예측성 평가 그래프

2.3.2.2 EPIRICE-LB 활용한 잎도열병 계절전망 생산 및 활용성 평가

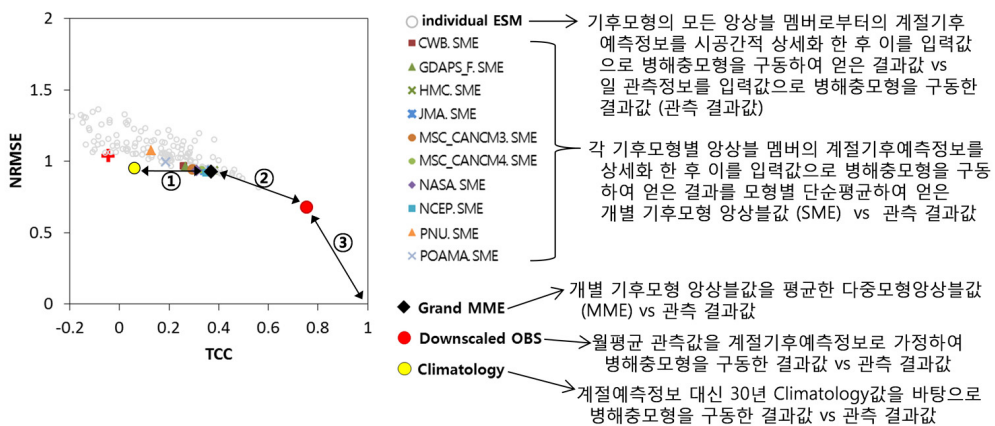
벼 잎도열병 계절전망이 활용되기 위해서는 적어도 병해충 공동방제 시기인 7-8월 이전에 사용자들에게 제공되어야 한다. 계절전망이 생산되는 시점에 따라 계절전망의 활용 가능성이 결정되기 때문이다. 전국적으로 이루어지는 공동방제에 활용될 수 있고, 선행시간이 더 늘어난다면 잎도열병의 위험도를 낮추기 위한 여러 경종적 관리활동이나 농약의 재고를 미리 확보하는데에도 해당 정보가 활용될 수 있다. 예를 들면, 국내에서 이루어지는 공동방제는 병해충 예찰 또는 모니터링 결과를 활용하기도 하지만 대부분의 경우 병해충 발생 이전 예방적 목적의 방제가 이루어지기 때문에 특별히 어떤 병해충을 타겟으로 하기 보다는 종합적 방제제를 이용해 모든 병해충을 대상으로 방제가 이루어진다. 따라서 방제 이전에 병해충의 발생 위험도를 예측할 수 있다면 방제를 위한 다양한 의사결정에 활용 가능한 정보임에 틀림없다. 또한 계절전망의 선행시간(lead time)이 이앙기 이전이라면 저항성 품종의 식재를 비롯해 이앙밀도나 비료 시비량 조정을 통한 경종적 방제까지도 해당 정보를 활용 할 수 있다. 그럼에도 불구하고 계절전망은 불확실성을 가지고 있기 때문에 일정 수준이상의 불확실성에도 활용이 가능한 분야를 찾아서 어떻게 활용할지에 대한 방법까지 발굴하는 것이 우선되어야 할 것이다.

계절전망의 예측성 평가를 위해 APCC 계절기후예측정보를 시공간적으로 상세화한 후, 상세화된 예측자료를 잎도열병 예측모형인 EPIRICE-LB의 기상입력값으로 사용하여 잎도열병 발생위험도 정보를 생산하였다. EPIRICE-LB의 최종 출력 결과는 병진전곡선의 아래면적(Area Under Disease Progress Curve, AUDPC)으로 나오는데, 이는 전체 병 발생기간 동안 잎도열병 병반의 일 병반면적률을 모두 합한 값이다. 즉, AUDPC는 해당 시즌의 잠재적 잎도열병 발생 가능성 또는 위험도로 해석할 수 있다.

그림 16은 예측성 평가에서 EPIRICE-LB 모형구동을 위해 사용된 기상입력값의 종류와 결과 그래프를 해석하는 가이드라인을 보여준다. 3개월 선행시간을 갖는 APCC 계절기후예측정보는 총 10개의 기후모형에서 생산되었고, 평가기간은 1983년부터 2005년까지 23년을 대상으로 하였다. 먼저 각 기후모형의 앙상블 멤버 모두를 대상으로 시공간적 상세화를 수행하였고, 상세화된 일 기상자료를 EPIRICE-LB의

입력값으로 모형을 구동하여 개별 앙상블 멤버에 대한 결과(individual ESM)를 계산하였다. 다음으로 각 기후모형별 앙상블 멤버를 평균하여 개별 기후모형 앙상블 결과(SME)를 계산하였다. 마지막으로 모든 기후모형별 앙상블 결과를 평균하여 다중모형앙상블 결과(Grand MME)를 계산하였다. 이와 동시에 동일 기간의 일 관측기상자료를 입력값으로 EPIRICE-LB모형을 구동한 결과를 실제 포장에서 관측된 잎도열병의 관측값으로 간주하였다. 즉, 여기서는 EPIRICE-LB 모형 자체가 가지고 있는 불확실성에 대해 전혀 고려하지 않았다. 앞서 모든 개별 앙상블 멤버 결과값과 개별 기후모형 앙상블 결과값, 그리고 다중모형앙상블 결과값을 관측값과 각각 비교하여 TCC와 NRMSE를 계산하여 그래프에 표시하였다.

계절예측정보의 시간적 상세화로 인한 불확실성이 농업모형의 결과의 불확실성에 미치는 영향을 평가하기 위해 관측기상자료의 월평균 기온과 강수량을 계절기후예측정보로 가정하여 시간적 상세화를 수행한 뒤 모형을 구동한 결과(Downscaled OBS)를 계산하였다. Climatology 기후정보를 사용하였을 경우 계절예측정보를 사용하였을 때와 예측성의 차이가 나는지를 검증하기 위해 각 지점별 월평균 기온과 강수량의 30년 climatology를 구해 계절기후예측정보로 가정하여 시간적 상세화를 수행한 뒤 모형을 구동한 결과(Climatology)를 계산하였다.



※ 그래프 결과해석 포인트

- ① 계절기후예측정보를 활용하여 추가된 예측성
- ② 계절기후예측정보의 불확실성(예측성 한계) + 공간적 상세화 과정에서 추가된 불확실성
- ③ 시간적 상세화 과정에서 추가된 불확실성

그림 16 병해충 계절전망 예측성 평가 결과 범례 및 결과해석 포인트

1) WG/리드타임에 따른 예측성 검증

시간적 상세화에 사용된 WG의 종류에 따라 계절전망의 예측성에 차이가 생기는지를 알아보기 위해 GEM과 ClimGen을 사용하여 각각 상세화 하였고, 상세화된 기상 자료를 입력값으로 EPIRICE-LB 모형을 구동하여 잎도열병의 계절전망을 생산하였다. 이와 함께 계절전망의 선행시간, 즉 계절전망의 생산시점에 따른 예측성 차이를 살펴보았다. 그림 17은 5월 관측기상자료와 6월부터 7월까지의 예측기상자료를 입력값으로 모형을 구동하여 생산한 5월말 계절전망의 예측성 결과를 WG별로 보여준다. GEM과 ClimGen 결과 사이에 뚜렷한 예측성의 차이는 볼 수 없었지만, 지점별로 다중모형앙상블값(Grand MME)의 성능이 다른 것을 알 수 있다. 이러한 차이의 대부분은 지점별로 시공간적 상세화 성능이 다르기 때문에 나타나는 결과로 예상할 수 있다. ID119의 경우 Grand MME의 TCC가 0.7이지만 ID232의 경우 0.4로 상대적으로 낮은 예측성을 보이고 있다. 두 지점은 같은 계절기후예측정보 격자 내에 위치하기 때문에 공간적 상세화 과정에서 더해진 불확실성이 ID232의 예측성에 영향을 미쳤을 가능성이 있다. 하지만 시간적 상세화의 성능을 나타내는 Downscaled OBS가 ID232에서도 상대적으로 낮게 나타나는 것을 보면 ID288에서는 시간적 상세화로 인한 불확실성 역시 다른 지역보다 크다는 것을 알 수 있다. 기후예측정보가 모형이 구동되는 기간의 기상 입력값 대부분을 차지하는 5월말 계절전망은 ID119를 제외하고 대부분 지점에서 0.5 TCC 미만의 예측성을 나타내었다.

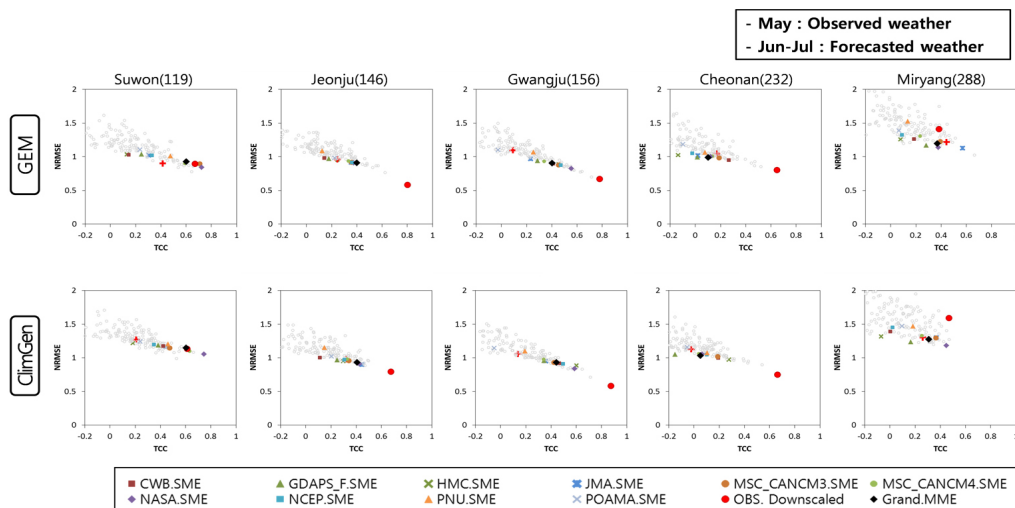


그림 17 5월말 잎도열병 계절전망 예측성 평가 결과

병해충 계절전망을 앞서 2.3.2.1항의 지점별 계절기후예측정보 자체의 예측성 평가 결과와 직접적으로 비교해 볼 필요가 있는데, 이를 위해서는 각 기후변수의 6월달 선행시간이 1개월인 자료(1 month lead time)의 예측성과 7월달 선행시간이 2개월인 자료(2 month lead time)의 예측성을 묶어서 전체 예측자료의 예측성으로 보면 된다. 이런 식의 비교를 통해 흥미로운 결과를 볼 수 있는데, 계절기후정보의 예측성이 좋았다고 해서 농업모형을 통해 생산된 계절전망의 예측성이 무조건 좋게 나타나는 것도 아니고, 반대로 계절기후정보의 예측성이 나쁘지만 계절전망의 예측성은 상대적으로 높게 나오는 경우가 가능하다는 것을 알 수 있었다. 대표적인 예로 ID156과 ID146은 기온에 대한 예측성이 비슷하지만 6월달 강수의 예측성이 각각 0.5와 0.05 TCC로 큰 차이를 보였다. 하지만, 두 지점의 계절전망은 0.4 TCC로 비슷한 예측성을 보였다. 이는 두 지점 간에 강수의 일 변동성을 모의하는 시간적 상세화 성능이 다르기 때문에 생긴 결과일 수 있다.

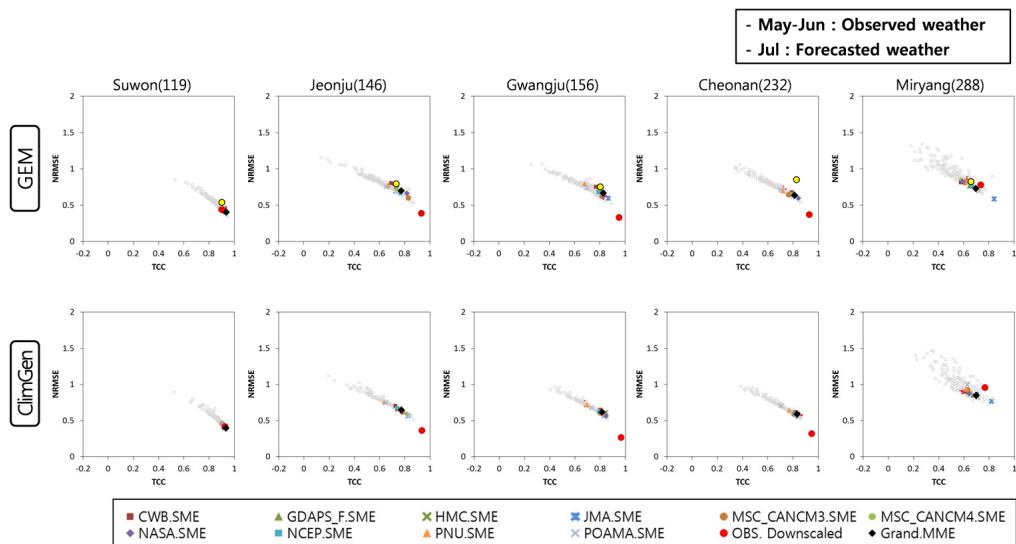


그림 18 6월말 잎도열병 계절전망 예측성 평가 결과

한편으로 계절전망의 선행시간이 짧아지게 되면, 즉 농업모형의 입력값에서 관측 기상정보의 비율이 높아지면 전체적인 예측성은 상승하게 된다. 그림 18은 6월말 계절전망 결과를 보여주고 있는데, 5월부터 6월까지의 관측기상자료와 7월 예측기상자료를 입력값으로 EPIRICE-LB 모형을 구동하여 생산한 6월말 계절전망의 경우 관측

값과 상당히 높은 상관성을 보였다. ID288을 제외한 대부분의 경우 TCC가 0.8 이상이었고 NRMSE도 1 미만의 값을 보였다. 이는 7월 계절기후예측정보의 예측성이 높아서가 아니라 6월 기후가 잎도열병의 발병에 중요한 역할을 하기 때문인 것으로 판단된다. GEM과 ClimGen 사이의 성능차이는 여전히 볼 수 없었다. ID288 지점에서는 Grand MME의 결과가 다른 지점에 비해 좋지 않은데 이는 지점 고유의 기후적 특성이 예측의 불확실성에 기여한 결과라고 추정할 수 있다. 실제로 Downscaled OBS의 TCC와 NRMSE가 여전히 다른 지역에 비해 성능이 낮은 것을 보면 시간적 상세화가 제대로 이루어지지 않았음을 나타낸다. 즉 시간적 상세화로 인한 불확실성이 계절전망의 예측성에까지 영향을 미쳤을 가능성이 높은 것이다.

2) WG 상세화 성능개선에 따른 예측성 검증

2014년 APCC 연구에서 WG를 활용한 시간적 상세화 기법의 성능을 개선하기 위해 2가지 방법을 시도하였다. 첫 번째는 계절기후예측정보의 사용가능한 기상요소가 기온과 강수량으로 제한되어 있었기 때문에 상대습도와 같이 병해충 예측모형에 중요한 제 3의 기상요소를 추정하는 방법을 도입하였다. 그림 19의 ①번 단계가 과거기상자료로부터 마할라노비스 거리와 앙상블 기법을 이용하여 최적의 상대습도 값을 추정하는 방법을 나타낸다. 두 번째 방법은 계절기후예측정보와 가장 가까운 최적기상자료를 WG의 레퍼런스기상자료은행에서 추출할 때 하나가 아닌 125개의 최적기상자료를 추출하는 방법이었다. 그림 19의 ②번 도식은 125개의 최적기상자료를 사용하여 125개의 모형 결과값을 계산하는 방법을 보여준다. 결과적으로 최종적으로 얻는 계절전망은 125개의 농업모형 결과값을 단순평균하여 얻은 앙상블값이 된다.

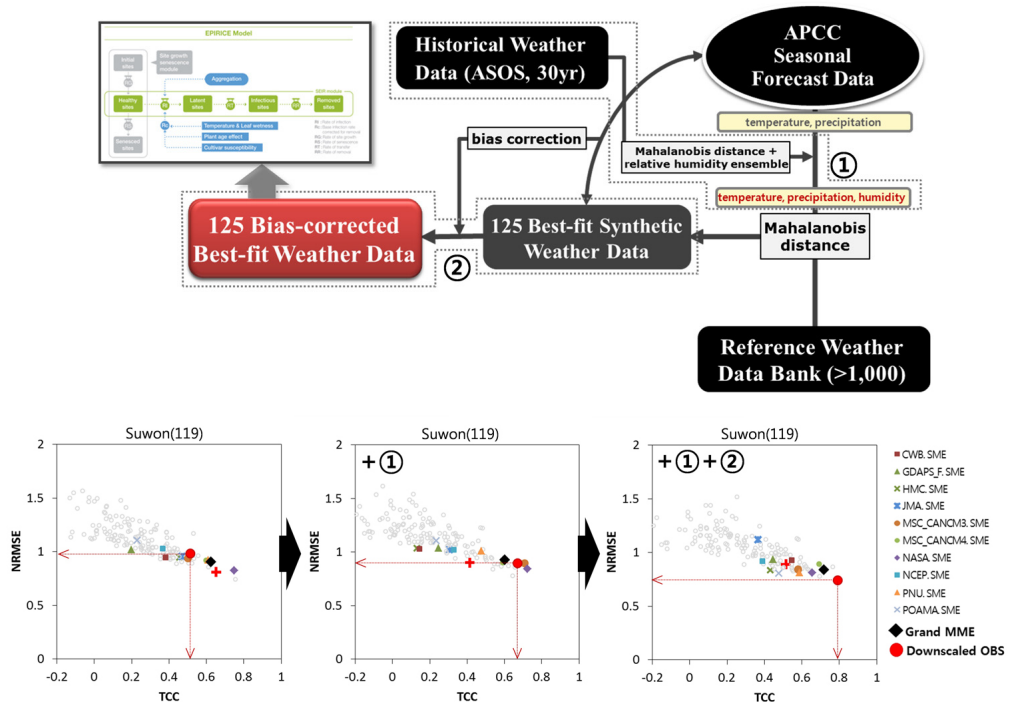


그림 19 WG 상세화 성능개선에 따른 예측성 평가 결과

본 연구에서는 WG 시간적 상세화 기법의 성능이 개선됨에 따라 병해충 계절전망의 예측성이 어떻게 변하는지를 중심으로 평가하였다. 그림 19의 아래쪽 3개의 그래프는 단계별 개선사항이 추가되었을 때 잎도열병 계절전망의 예측성이 어떻게 변화하는지를 보여준다. 현재 계절기후예측정보에서 가용한 기후변수인 기온과 강수만을 이용해 상세화된 예측자료를 생산했을 때 시간적 상세화의 성능을 나타내는 척도인 Downscaled OBS값은 0.53 TCC와 0.95 NRMSE를 나타냈다. 기온과 강수에 더해 상대습도를 추정하여 더하게 되면 Downscaled OBS값이 0.67 TCC와 0.85 NRMSE로 향상되었다. 125개의 최적기상자료를 모두 사용하는 앙상블 기법을 사용하였을 때 Downscaled OBS값이 0.8 TCC와 0.75 NRMSE로 다시 한 번 개선됨을 확인할 수 있었다. 시간적 상세화 기법의 성능이 각 단계가 추가되면서 꾸준히 개선되는 것을 알 수 있다. 반면 계절기후예측정보의 Grand MME는 상세화 기법이 개선되어도 예측성의 개선폭이 Downscaled OBS 만큼 크지 않았다. 그 이유는 계절전망의 예측성이 계절기후예측정보의 예측성과 상세화 기법들에 의해 더해지는 불확실성, 그리고

농업모형이 그런 불확실성에 얼마나 민감하게 반응하는지에 따라 결정되는 상당히 복합적인 계산의 결과이기 때문일 것이다. 또는 ID119 지점에 대한 시간적 상세화의 한계가 존재하여 일정 수준을 넘어서는 예측성의 향상이 불가능한 상황일 수도 있다.

본 연구를 통해 125개의 최적기상자료를 사용하는 앙상블 기법을 사용하게 되면 시간적 상세화의 성능뿐만 아니라 계절전망의 예측성까지 개선되는 것을 확인하였다. 그렇다면 시간적 상세화에 앙상블 기법을 활용하는 것이 필요하겠지만, 이를 위해서는 모든 기후모형의 앙상블 멤버 모두에 대해 125개의 최적기상자료를 뽑아 농업모형을 구동해야 한다. 결국 상세화 부터 모형구동을 통한 계절전망 생산까지 전체 시스템의 구동에 양적 부담이 생길 수 있고, 활용할 수 있는 컴퓨터 리소스 또한 제한되어 있기 때문에 앙상블 기법을 바로 적용하는데 현실적인 어려움이 있다. 그래서 일단 2015년 연구에서는 125개 앙상블 기법을 활용하지는 못했고, 다만 상대습도 추정하는 방법은 연구의 모든 상세화에 사용하였다.

3) Climatology와 비교한 상대적 예측성 검증

예측성이 전혀 없는 Climatology를 활용하는 것보다 계절기후예측정보를 활용했을 때 추가적인 예측성이 생기는지 여부에 따라 계절기후예측정보를 활용하는 것이 가치를 더하는지 결정할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 계절기후예측정보와의 비교를 위해 30년 climatology 정보를 활용하여 지점별, 선행시간별 잎도열병 계절전망의 예측성을 평가하였다.

그림 20은 기존 결과에 climatology의 예측성을 비교한 결과를 나타낸다. 5월말 계절전망에서는 모든 지점에서 계절기후예측정보를 활용했을 때 climatology를 활용한 경우보다 예측성이 높았다. 그 이유는 잎도열병 예측모형의 구동기간이 5월25일에서 7월말까지 인데 6월과 7월 모두 climatology를 사용할 경우 거의 대부분의 기상입력값을 climatology 값으로 사용하기 때문에 모든 연도에서 완전히 똑같은 잎도열병 발생위험도(AUDPC)를 생산하기 때문이다. 이렇게 되면 TCC는 0에 가깝게 나올 수밖에 없다. NRMSE도 기존 Grand MME에 비해 개선되지 않았다. 다시 말해서 5월말 계절전망에 climatology 정보를 사용할 경우 모든 연도에서 똑같은 AUDPC를 생산하기 때문에 예측성의 개념이 존재하지 않는다. 하지만 6월말 계절전망의 경우 7월 climatology 정보만을 입력값으로 사용하기 때문에 매년 다른 계절전망이 생산

되게 된다. 그림을 보면 6월말 계절전망의 Climatology 결과값이 Grand.MME 결과값과 거의 비슷한 예측성을 보이는 것을 알 수 있다. 이를 병원생태학적 관점에서 해석하면, 윽도열병은 초기 감염 여부와 감염 속도가 이후 전체 발병정도를 결정하는 중요한 요소이기 때문에 6월 기후가 윽도열병의 초기 발병에 가장 영향을 미치게 된다. EPIRICE 모형 역시 유사한 감염 알고리즘을 가지고 있기 때문에, 모형의 입력값으로 7월 climatology나 예측정보 중 어느 것을 사용해도 비슷한 결과를 나타냈던 것이다. 하지만 그림 20을 보면 대부분의 경우 Grand.MME 결과값이 Climatology 결과값보다는 조금씩 높은 성능을 보였다. 결과적으로 윽도열병 계절전망의 경우 계절기후예측정보를 활용하는 것이 기존 climatology 정보를 활용하는 것보다 예측성 면에서 가치가 높다고 말할 수 있다.

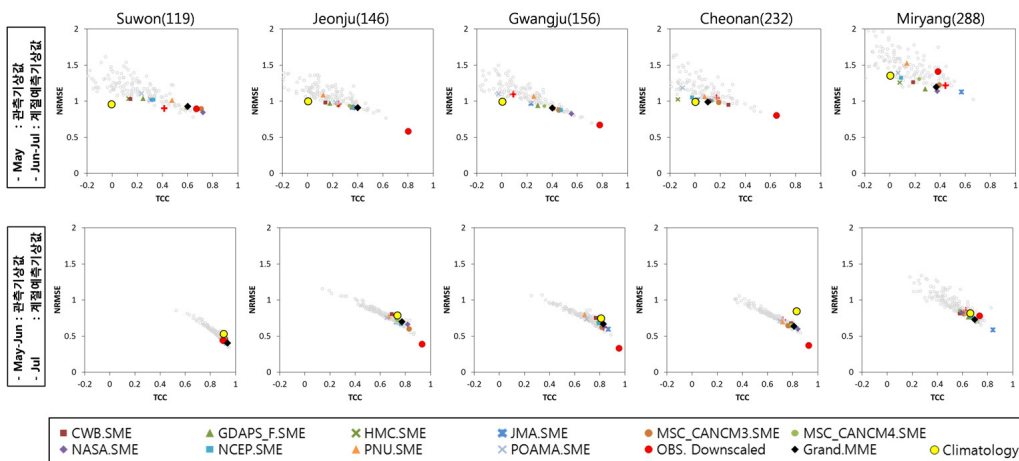


그림 20 Climatology와 비교한 윽도열병 계절전망의 예측성 평가 결과

2.3.2.3 EPIRICE-SB 활용한 윽집무늬마름병 계절전망 생산 및 활용성 평가

앞서 윽도열병 계절전망과 마찬가지로 벼 윽집무늬마름병 계절전망이 다양한 재배 의사결정에 활용되기 위해서는 적어도 파종시기 이전, 아무리 늦어도 병해충 공동방제 시기인 7-8월 이전에 정보가 제공되어야 한다. 파종시기부터 공동방제까지 정보의 선행시간이 언제인가에 따라 활용 가능한 의사결정의 종류가 결정될 수 있다. 본 연구에서는 윽집무늬마름병에 대한 계절전망의 예측성 평가를 위해 APCC 계절기후 예측정보를 시공간적으로 상세화한 후, 상세화된 예측자료를 윽집무늬마름병 예측모

형인 EPIRICE-SB의 기상입력값으로 사용하여 잎집무늬마름병 발생위험도 정보를 생산하였다. EPIRICE-SB의 최종 결과값은 병진전곡선의 아래면적(Area Under Disease Progress Curve, AUDPC)으로 표현이 되는데, 이는 전체 병 발생기간 동안 벼의 줄기를 감염시키는 잎집무늬마름병의 일별 줄기(tiller) 감염율을 모두 합한 값이다. 즉, AUDPC는 해당 시즌의 잠재적 잎집무늬마름병의 발생 가능성 또는 위험도로 해석할 수 있다.

1) WG/리드타임에 따른 예측성 검정

시간적 상세화의 WG 종류에 따라 계절전망의 예측성 차이를 알아보기 위해 GEM과 ClimGen을 사용하여 상세화를 수행하였다. 상세화된 기상자료를 EPIRICE-SB 모형의 입력값으로 하여 잎집무늬마름병의 계절전망을 생산하였다. 이와 함께 계절전망의 선행시간, 즉 계절전망의 생산시점에 따른 예측성 차이를 알아보았다. 그림 21은 5월 관측기상자료와 6월부터 7월까지의 예측기상자료를 입력값으로 모형을 구동하여 생산한 5월말 계절전망의 예측성 결과를 WG별로 보여준다. 그림과 같이 GEM과 ClimGen 결과 사이에 뚜렷한 예측성의 차이는 볼 수 없었지만, 모든 지점에서 다중모형앙상블값(Grand MME)의 성능이 낮게 (TCC 0.4이하, NRMSE 1 이상) 나타나는 것을 볼 수 있었다. 하지만 시간적 상세화의 성능을 나타내는 지표인 Downscaled OBS 결과는 거의 대부분 0.8 TCC를 보였기 때문에 Grand MME의 낮은 예측성은 대부분 계절기후예측정보 자체의 낮은 예측성에 기인하는 것으로 판단된다. 가장 높은 예측성을 보인 지점은 ID288로 0.4 TCC와 1.25 NRMSE를 나타냈고, ID156의 경우 가장 낮은 0.15 TCC와 1.23 NRMSE를 보였다. 이러한 차이의 대부분은 지점별로 시공간적 상세화의 불확실성이 다르기 때문에 나타나는 결과로 예상할 수 있다. 기후예측정보가 모형이 구동되는 기간의 대부분을 차지하는 5월말 잎집무늬마름병의 계절전망은 대부분 지점에서 낮은 예측성을 나타내었다.

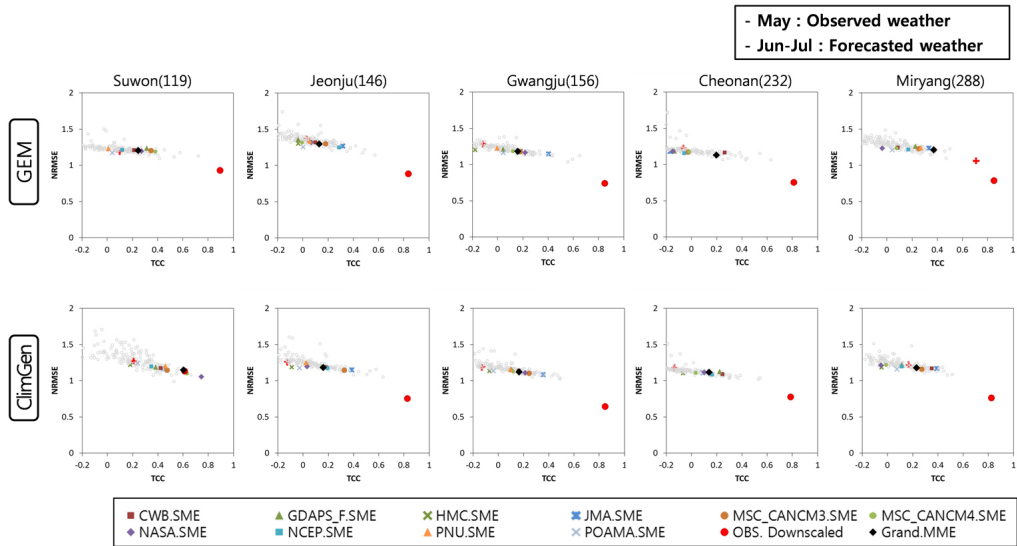


그림 21 5월말 잎집무늬마름병 계절전망 예측성 평가 결과

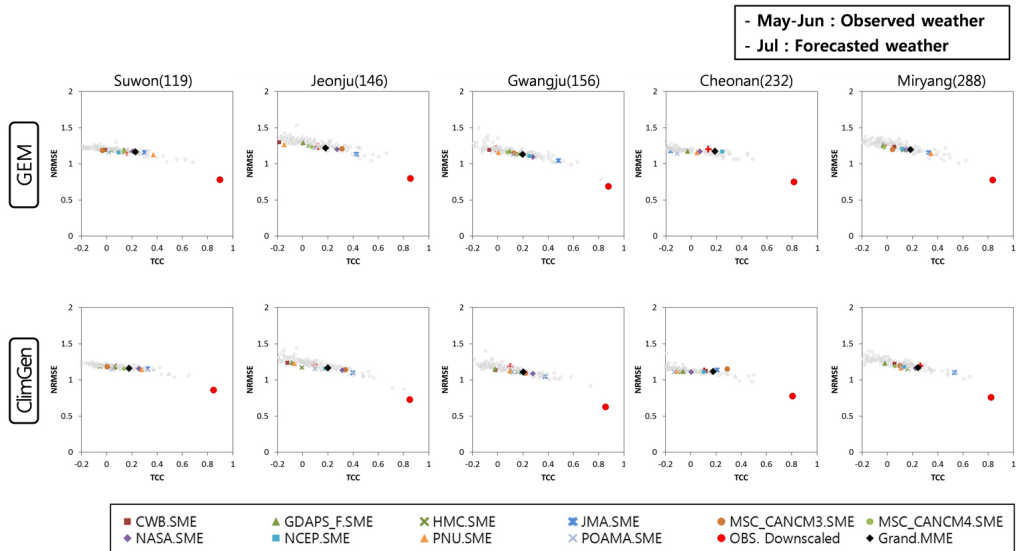


그림 22 6월말 잎집무늬마름병 계절전망 예측성 평가 결과

그림 22는 5월과 6월의 관측기상자료와 7월 계절예측기상자료를 입력값으로 EPIRICE-SB 모형을 구동하여 생산한 6월말 잎집무늬마름병의 계절전망 결과를 보여주고 있다. 잎도열병의 경우와 달리, 6월말 계절전망 역시 5월말 계절전망처럼 상당히 낮은 예측성을 보였는데 대부분의 경우 0.2 TCC 이하의 값을 보였고 이러한 현상은 GEM과 ClimGen에서 비슷한 양상으로 나타났다. 특히 5월말 계절전망과 비교

해 Downscaled OBS의 예측성도 변동이 거의 없는 것으로 보아 6월 기후정보의 예측성이 계절전망 결과에 크게 영향을 미치지 않는 것으로 보인다. 실제로 잎집무늬마름병은 7월달부터 발병을 시작하는 병해로 7월달의 기후에 크게 영향을 받는 것으로 알려져 있다. 따라서 7월 계절기후예측정보의 예측성에 따라 계절전망의 예측성이 결정될 가능성이 높다.

2) Climatology와 비교한 상대적 예측성 검증

잎도열병의 경우와 같이 계절기후예측정보를 활용했을 때 climatology를 활용하는 것보다 추가적인 가치, 즉 예측성이 더하는지를 알아보기 위해 30년 climatology 정보를 활용하여 지점별, 선행시간별 잎도열병 계절전망의 예측성을 평가하였다. 그림 23은 기존 결과와 climatology를 활용했을 때 얻을 수 있는 예측성을 비교한 결과이다. 5월말 뿐만 아니라 6월말 계절전망의 모든 지점에서 계절기후예측정보를 활용했을 때 climatology를 활용한 경우보다 예측성이 높게 나타났다. 5월말과 6월말 계절전망 모두에서 climatology를 기상입력값으로 하였을 때 TCC가 0에 가까웠는데 이는 잎집무늬마름병 예측모형인 EPIRICE-SB의 구동 원리를 이해하면 그 이유를 짐작할 수 있다. 모형의 구동은 5월 25일에서 7월말까지 이루어지지만 잎집무늬마름병이 본격적으로 발달하기 시작하는 것은 7월부터이다. 즉 5월과 6월의 기후와 상관 없이 7월의 기후가 30년 climatology와 똑같다면 매년 똑같은 잎집무늬마름병 발생 위험도(AUDPC)를 생산하기 때문에 실제 관측된 결과와 비교했을 때 그 경향성을 전혀 따라가지 못하게 된다. 비록 EPIRICE-SB 모형 구동의 특성으로 인해 climatology 정보를 활용한 결과와 예측정보를 활용했을 때의 결과를 비교하는 것이 별 의미가 없을 수 있지만, 5월말과 6월말에 계절전망을 생산하는 경우 계절기후예측정보를 활용하는 것이 기존 climatology 정보를 활용하는 것보다 예측성 면에서 가치가 상승했다고 말할 수 있다.

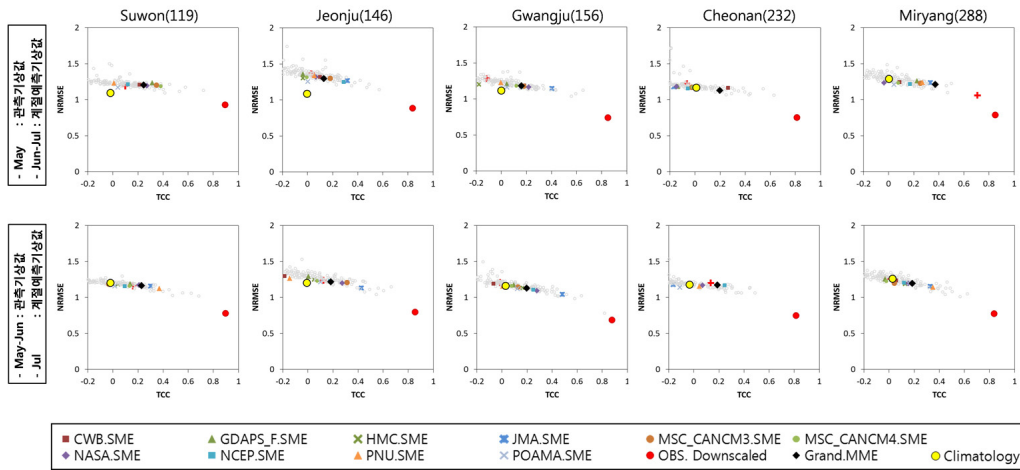


그림 23 Climatology와 비교한 앞집무늬마름병 계절전망의 예측성 평가 결과

2.3.2.4 유효적산온도모형 활용한 애멸구 초발일 계절전망 생산 및 활용성 평가

남한지역을 대상으로 벼 애멸구 초발일 계절전망을 애멸구가 주로 발생하는 시점 이전에 미리 제공할 수 있다면 벼 재배 초기 어린묘를 가해하는 애멸구를 방제하는데 활용될 수 있을 것이다. 이는 결과적으로 애멸구가 옮기는 RSV 바이러스로 인한 벼 줄무늬잎마름병의 피해를 줄이는 효과로 이어질 수 있다. 현재 농촌진흥청에서는 정기적인 예찰활동을 통해 국내에서 월동한 애멸구의 개체수와 RSV를 가지고 있는 보독충률을 매년 3월달에 발표하고 4월말에는 애멸구 초발일 예측모형을 사용하여 애멸구가 본답에 처음으로 영향을 미치는 시기를 예측하여 활용하고 있다. 이 때 4월말까지는 관측기상자료를 사용하고 5월과 6월은 평년기상자료, 즉 30년 climatology값을 사용하여 모형을 구동한다.

본 연구에서는 APCC 계절기후예측정보를 시공간 상세화한 후, 상세화된 예측자료를 애멸구 초발일 예측모형인 유효적산온도모형의 기상입력값으로 사용하여 애멸구의 초발일 예측정보를 생산하였다. 애멸구는 월동 후 4월쯤에 잡초에서 1세대를 증식하고 5월 중에 주변 보리밭에서 2세대를 증식한다. 이 후 벼 묘판이나 본답으로 이동하여 5월 중하순부터 6월초에 걸쳐 어린 묘를 가해한다. 이후 벼에서 3세대를 증식하여 7월 중순쯤에 또다시 문제를 일으키는 주요 해충이다. 따라서 5월과 6월 사이에 2세대 성충이 벼의 이앙기 전후로 언제쯤 논으로 이동할지에 대한 정보를 활용하여

방제시기에 대한 의사결정을 도울 수 있다. 본 연구에서는 기존 농촌진흥청에서 제공하는 계절전망의 시점을 바탕으로 적어도 그보다는 선행시간이 빠른 계절전망 생산이 가능한지 여부에 포커스를 맞추고 연구를 수행하였다.

1) WG/리드타임에 따른 예측성 검증

- 2개월 선행시간 애멸구 초발일 계절전망의 생산

시간적 상세화에 사용된 WG에 따라 계절전망 예측성에 차이가 있는지를 알아보기 위해 GEM과 ClimGen, 그리고 LARS-WG를 사용하여 상세화를 수행하였다. 상세화된 기상자료 중 일 최저/최고기온을 입력값으로 유효적산온도모형을 구동하여 애멸구 초발일에 대한 계절전망을 생산하였다. 그림 24는 이렇게 생산된 3월말 계절전망의 예측성을 나타낸다. 애멸구 초발일 계절전망 역시 3개의 WG 사이에 뚜렷한 예측성의 차이는 볼 수 없었지만, Grand MME의 TCC가 0.6인 ID288 지점을 제외하고 다른 모든 지점에서 TCC는 0.4 이하, NRMSE는 0.8 이상으로 성능이 전반적으로 높지 않음을 확인하였다. 특히 ID232 지점은 0.18 TCC와 1.15 NRMSE로 가장 낮은 성능을 나타내었는데, 이는 앞서 ID232에 대한 공간적 상세화가 다른 지점에 비해 상대적으로 성능이 낮았던 것과 연관하여 예상할 수 있었다. 월평균 관측기상자료를 예측정보처럼 사용하여 시간적 상세화의 성능을 가늠할 수 있는 Downscaled OBS 결과는 대부분 0.95 TCC 이상을 보이고 있기 때문에 Grand MME의 낮은 예측성은 대부분 계절기후예측정보 자체의 낮은 예측성과 공간적 상세화 과정에서 추가된 불확실성에 기인하는 것으로 판단된다. 가장 높은 예측성을 보인 지점은 ID288로 0.6 TCC와 0.75 NRMSE를 나타냈다. 애멸구의 1세대와 2세대의 증식을 결정하는 4월과 5월의 기온 입력값을 예측기상자료로 사용한 3월말 애멸구 초발일 계절전망은 대부분의 지점에서 예측성이 낮게 나타났다. 결과적으로 기존 농촌진흥청에서 제공하는 계절전망의 시점인 4월말보다 1달 앞선 3월말 계절전망의 예측성이 낮아 실제 현장에서 활용 가능성이 낮다고 볼 수 있다.

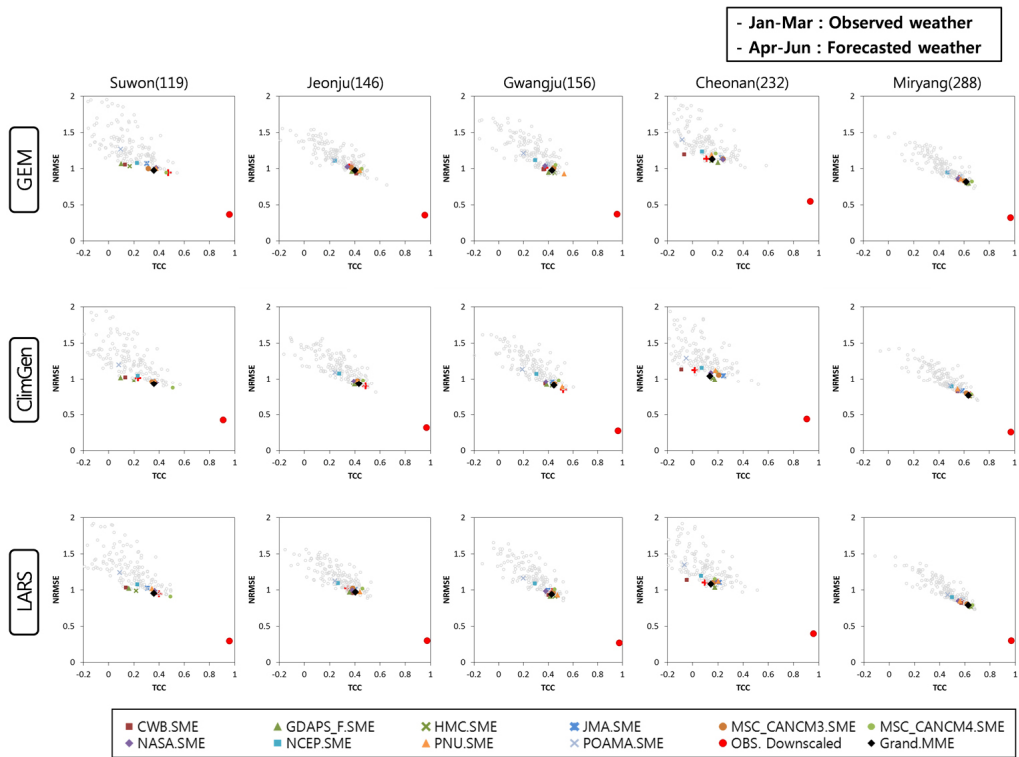


그림 24 3월말 애멸구 초발일 계절전망 예측성 평가 결과

- 1개월 선행시간 애멸구 초발일 계절전망의 생산

그림 25는 애멸구 2세대의 증식을 결정하는 5월의 기온입력값을 예측기상자료로 사용한 4월말 애멸구 초발일 계절전망의 예측성을 나타낸다. 3월말 계절전망에 비해 대부분 지점에서 TCC 약 0.4 정도, NRMSE는 0.3-0.5로 예측성이 크게 향상되었다. 지점별 예측성 정도는 앞서 3월말 계절전망과 비슷한 패턴을 보였고 사용된 WG 간에 성능의 차이는 크지 않았다. 예측성이 가장 높았던 ID288 지점에서는 Grand MME의 TCC가 0.9 이상이었고 가장 낮은 ID232에서도 0.6 전후로 나타났다. 5월말 계절기후예측정보가 초발일을 예측하는데 대단히 중요한 기후요소임에도 이전 인도 열병이나 잎집무늬마름병에 비해 상당히 높은 예측성을 보인 이유는 계절예측정보에서 기온의 예측성이 강수나 추정된 상대습도의 예측성보다 훨씬 높기 때문이라고 생각한다. 앞서 언급했던 것과 같이 남한지역에 대한 계절기후예측정보를 활용할 수 있는 농업분야를 발굴할 때 예측성이 상대적으로 높은 기온 정보를 활용하는 방안을 적

극적으로 고민해야 할 이유이다. 따라서 병해충계절전망의 경우 여러 가지 복잡한 기상요소를 한꺼번에 사용하는 병 보다는 주로 기온만을 사용하는 해충이 적당한 활용 대상이 아닐까 생각한다.

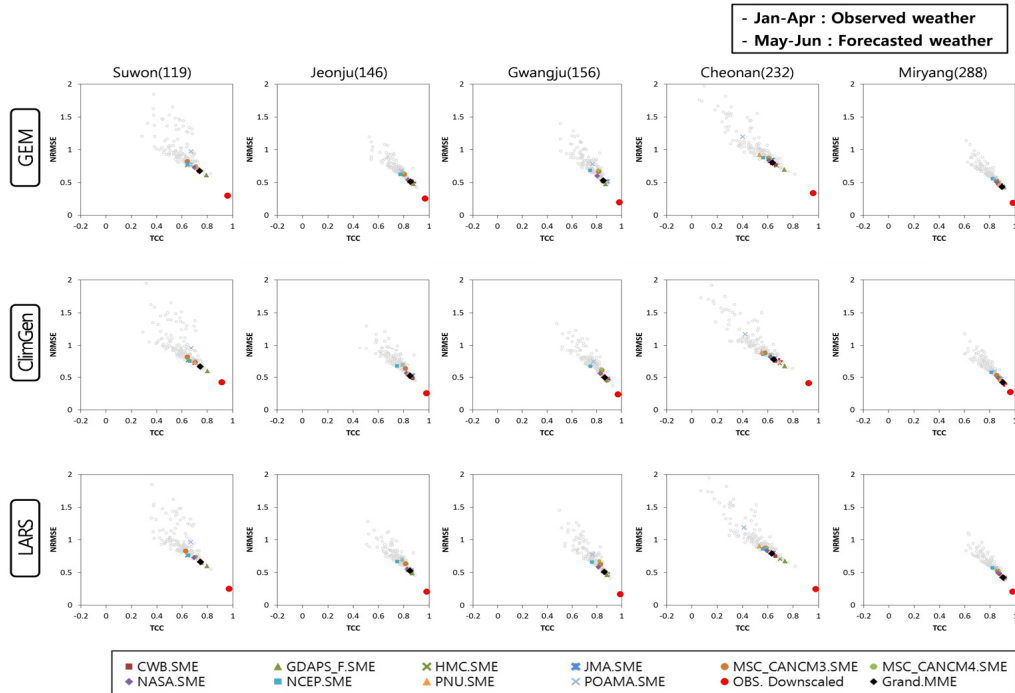


그림 25 4월말 애멸구 초발일 계절전망 예측성 평가 결과

2) Climatology와 비교한 상대적 예측성 검증

애멸구 초발일에 대한 4월말 계절전망은 대부분 지점에서 3월말 계절전망에 비해 예측성이 향상되었다. 상대적으로 높은 예측성으로 인해 실제 현장에서 계절전망을 활용할 수 있는 가능성이 높을 수 있지만, 기존 4월말에 농진청에서 30년 climatology를 사용해 생산하는 애멸구 초발일 예측일과 비교해 추가적인 예측성이 더해지는지를 바탕으로 활용가능성을 결정할 수 있을 것이다. 그래서 본 연구에서는 계절기후예측정보 뿐만 아니라 30년 climatology 정보를 활용하여 지점별, 선행시간별 애멸구 초발일 계절전망의 예측성을 평가하였다.

그림 26은 APCC 계절기후예측정보를 활용하여 생산한 계절전망과 climatology로부터의 계절전망의 예측성을 비교한 결과를 나타낸다. 3월말 뿐만 아니라 4월말 계절

전망의 모든 지점에서 계절기후예측정보를 활용했을 때와 climatology를 활용한 경우에 예측성 차이를 거의 발견할 수 없었다. 3월말 계절전망에서는 climatology를 기상입력값으로 하였을 때 Grand MME보다 TCC가 조금 낮게 나왔지만 4월말 계절전망에서는 거의 비슷한 정도의 TCC를 보였다. 이는 본 연구에서 상세화된 계절기후예측정보의 예측성이 30년 동안 반복되는 5월과 6월의 평균 기후현상인 climatology보다 높지 않다는 것을 보여주는 결과이다. 실제로 ID232 지점의 경우 climatology를 사용하였을 때 계절기후정보를 사용했을 때보다 TCC는 더 높았고 NRMSE는 더 낮게 나타났다. 예상되는 또 다른 이유는 애멸구 유효적산온도모형이 계절기후예측정보와 climatology 간 기온차이에 민감하게 반응하지 않기 때문일 수도 있다. 각 계절전망의 예측성 결과를 참고하면 4월말 기후에 따라 예측성이 크게 변동하는 것을 알 수 있다. 결과적으로 4월말 기후에 대해 계절기후예측정보가 climatology에 비해 예측성이 높지 않기 때문이라고 생각할 수 있다. 따라서 애멸구 초발일 계절전망의 경우 기존 농촌진흥청의 4월말 계절전망보다 추가적인 가치(활용성)를 더하기 위해서는 3월말 계절전망의 예측성을 높이는 방안을 고민해야 할 것으로 보인다.

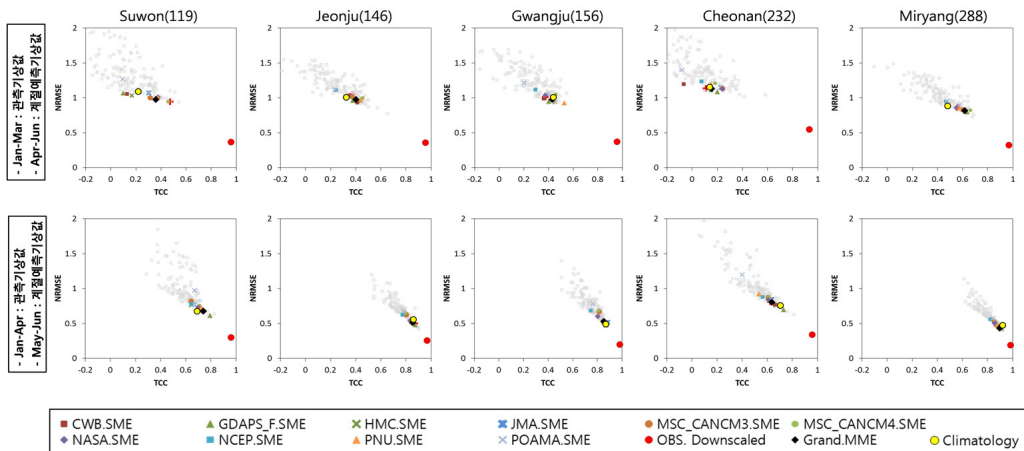


그림 26 Climatology와 비교한 애멸구 초발일 계절전망의 예측성 평가 결과

3) 지점별 공간적 상세화 성능차이에 기반한 예측성 검증

앞에서 하나의 기후예측정보 격자 내에서도 지점별로 공간적 상세화의 성능 차이가 존재하고, 이러한 차이로 인해 지점별 기온 예측값에 대해 서로 다른 불확실성이 더해질 가능성이 있음을 확인하였다. 애멸구 유효적산온도모형이 기온을 입력값으로

사용하기 때문에 기온에 대한 공간적 상세화의 성능이 가장 낮았던 지점인 속초(ID090)와 가장 높은 성능을 보였던 청주(ID131) 지점에 대해 병해충계절전망을 생산하여 그 예측성을 지점 간에 비교해 보았다. 우선 각 지점으로 상세화된 APCC 계절기후예측정보의 선행시간별 예측성을 TCC를 바탕으로 평가하였다. 그림 27은 ID090과 ID131의 4월부터 6월까지의 리드타임별 예측성을 보여주는 그래프이다. 예상했던대로 ID090 지점은 4월에서 6월까지 모든 시점과 선행시간에서 TCC가 0에 가까웠다. 반면 ID131 지점의 경우 모든 시점과 선행시간에서 양의 TCC값을 보였고, 특히 5월달에는 모든 선행시간의 예측값이 0.5에 가까운 TCC값을 나타냈다.

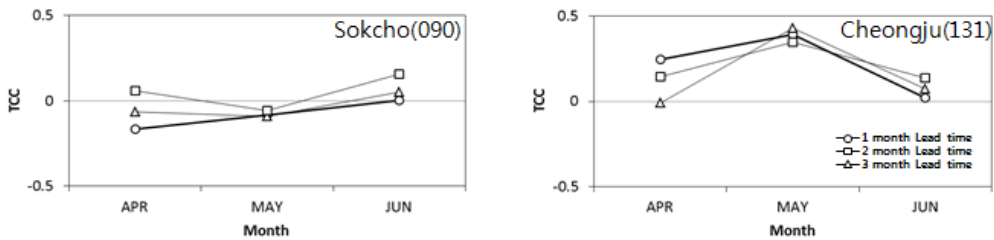


그림 27 속초(ID090)와 청주(ID131) 지점에 대한 계절기후예측정보 상세화 자료의 선행시간별 예측성 평가 그래프

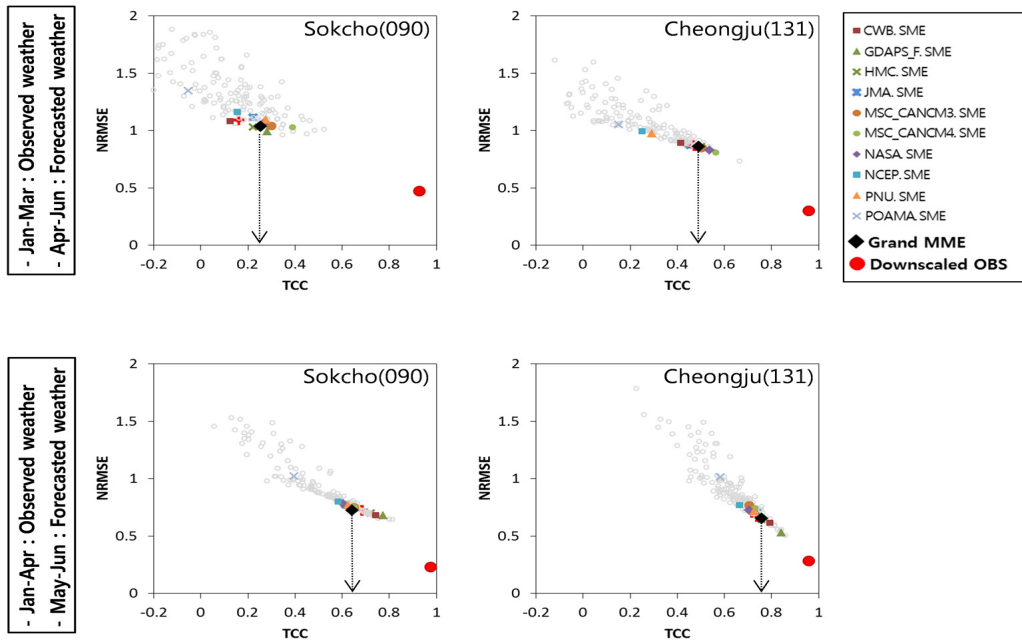


그림 28 속초(ID090)와 청주(ID131) 지점에 대한 애멸구 초발일 계절전망 예측성 평가 결과

지점별로 상세화된 계절기후예측정보의 예측성 차이가 애멸구 유효적산온도모형을 통해 생산된 계절전망의 예측성에도 반영이 되어 나타났음을 알 수 있다. 그림 28을 보면 3월말 계절전망에서 ID090 지점은 Grand MME의 TCC가 0.25, NRMSE가 1에 불과했지만 ID131 지점에서는 0.5 TCC와 0.8 NRMSE로 현격한 예측성의 차이를 보였다. 4월말 계절전망에서는 ID090 지점에서도 예측성이 급격히 올라가 두 지점 간에 차이가 줄어들었지만, 여전히 ID131은 0.8에 가까운 TCC를 나타냈고 ID090은 그보다 작은 0.65 TCC를 보였다. 두 지점의 Downscaled OBS 값의 예측성이 거의 비슷하기 때문에 두 계절전망의 예측성 차이는 공간적 상세화의 성능 차이로 인한 기후예측정보의 불확실성의 차이에 기인한다고 볼 수 있다. 즉, 3월말 계절전망에서 ID090과 ID131의 TCC 차이인 0.25와 NRMSE 차이인 0.2는 두 지점 간에 공간적 상세화로 인해 생긴 불확실성의 정량화된 값이라고 볼 수 있다. 비록 상세화로 인해 추가된 불확실성이 항상 고정된 비율로 계절전망의 불확실성에 더해지는 것은 아니지만, 그로 인한 예측성의 감소를 예상할 수 있다는 것이다. 또한 이렇게 각 단계별로 가지고 있는 불확실성을 정량화함으로써 추후 계절전망의 예측성을 높이기 위해 집중적으로 해결해야 할 분야(기술)가 무엇일지 우선순위를 정하는 데에도 도움이 될 수 있다.

2.4 결론

APCC는 계절기후예측정보의 생산 뿐 아니라 활용을 통해 기후변동과 관련된 농업, 수자원, 보건 등 응용분야의 잠재적 리스크를 줄이기 위한 연구를 수행해야 하는 미션을 가지고 있다. 하지만 현실적으로 기후정보 자체를 제공하는 것만으로는 농업을 비롯한 여러 응용분야에서의 의사결정에 바로 활용하기는 어렵다. 때문에 이를 가공하여 응용분야에서 사용할 수 있는 정보로 변환하는 과정이 필요하다. 따라서 본 연구에서는 이러한 APCC의 미션을 기반으로 APCC 계절기후예측정보를 농업모형과 연결시켜 농업분야에서 활용 가능한 응용기후정보로 변환시키는데 방향성을 두고 연구를 수행하였다.

APCC 계절기후예측정보는 약 2.5° 격자 단위의 해상도를 가진 월 단위 기후변수, 그 중에서 응용분야에서 당장 활용 가능한 변수는 오직 기온과 강수 2개뿐이다. 앞서

그림 11을 통해 계절기후정보 하나의 격자가 남한지역 전체 면적의 3분의 1 이상을 차지하고 있음을 확인하였다. 이는 국내의 경우 계절기후예측정보의 공간적 단위가 일반적인 농업모형에서 다루는 필지나 시군 단위를 넘어서서 2-3개 정도의 도 단위를 포함한다는 것을 설명한다. 즉 계절기후예측정보로부터 재차 가공되어 생산되는 농업분야 응용기후정보를 활용할 수 있는 공간적 단위 또한 기후정보와 크게 다르지 않다는 것을 의미한다. 본 연구에서는 계절기후예측정보를 시공간적으로 상세화하여 ASOS 지점 단위의 기후정보로 변환하였는데, 지점 단위로 상세화를 하였다고 해서 지점 수준의 응용기후정보를 생산하는 것을 의미하지는 않는다. 지점으로 상세화한 것은 상세화 과정에서 WG를 사용하여 (농업모형의 기상입력값 해상도 수준인) 일 단위 시간자료를 합성해야 될 필요가 있어 수행한 불가피한 선택이었다. 계절기후예측정보의 공간적 해상도를 감안하여 지점별로 생산된 응용기후정보 역시 최종적으로 활용될 때에는 비슷한 공간적 해상도로 재생산이 되어야 할 것이다. 따라서 본 연구에서 생산된 병해충계절전망은 도 단위 혹은 남한 지역 전체에 대한 정보로 가공하여 제공하는 것이 타당할 것이다. 다만 본 연구에서는 남한지역 모든 ASOS 지점에 대한 계절전망을 생산하여 계절기후정보 격자 단위로 평균한 계절전망을 생산하는 단계까지는 진행하지 않았다. 모든 지점에 대한 정보를 생산하는데 너무 시간이 오래 걸리는 이유도 있었지만, 지점별 계절전망의 예측성이 전반적으로 너무 낮아 더 이상 진행하는 것이 불필요하다고 판단했기 때문이다.

APCC 계절기후예측정보의 시공간적 상세화를 통한 농업분야에서의 활용을 위해서는 기후정보를 농업분야의 응용기후정보로 변환하기 위해 필요한 단계별 기술이나 요소들을 잘 엮을 필요가 있다. 본 연구에서는 시공간적 상세화한 APCC 계절기후예측정보를 통해 생산된 병해충계절전망이라는 응용기후정보의 선행시간(제공시점)에 따른 예측성을 바탕으로 활용성을 평가하였다. 먼저 APCC 계절기후예측정보의 예측성을 평가하였고, 공간적 상세화와 시간적 상세화 과정 중 추가될 수 있는 불확실성에 대한 정량화를 시도하였다. 이러한 결과들은 최종적으로 병해충 모형을 통해 생산된 병해충계절전망의 예측성(관측값과 비교했을 때)이 가지고 있는 불확실성이 어떤 조합에서 비롯되었는지를 예상하는데 도움을 주었다. 하지만 불확실성의 정도는 지점별, 월별로 다르기 때문에 특정 기간의 기후정보만을 사용하는 농업모형의 최종 결과가 가지는 불확실성 정도는 달라질 수도 있다. 또한 시공간적 상세화 과정에서 더

해질 수 있는 모든 종류의 불확실성을 평가하는 것이 현실적으로 불가능하기 때문에 병해충계절전망을 직접 평가하지 않고서는 계절전망의 예측성을 예상하기 어렵다. 결과적으로 본 연구를 통해 생산된 병해충계절전망은 현실적으로 활용되기 어려울 정도로 예측성이 낮은 것으로 나타났다. 이는 남한지역에 대한 APCC 계절기후예측 정보의 낮은 예측성에 더해 일련의 시공간적 상세화 과정 중에 더해진 불확실성으로 인한 결과라고 판단하였다.

하지만 본 연구를 통해 공간적 상세화와 시간적 상세화 과정에서 지점별로 다른 불확실성 정도가 정량화 될 수 있었다는 것은 향후 각각의 상세화 방법을 고도화하는데 기초가 되는 정보로써 쓰일 수 있다. 엄밀히 말해서 계절기후예측정보 자체에 대한 지점별 상세화 과정에서 나타나는 성능의 차이는 존재하지 않는다. 왜냐하면 SBC 공간적 상세화 기법은 하나의 격자가 가지고 있는 anomaly값을 모든 지점의 평균에 더해서 편이보정만을 해주는 단순한 기법이기 때문이다. 하지만 지점별 지리적 특성 등으로 인해 생기는 지점 나름의 기후학적 특성이 있음에도 공간적 상세화 과정에서 이런 지점별 특성이 반영이 되지 않았기 때문에 추가적인 불확실성이 더해질 수밖에 없다. 결과적으로 하나의 격자 안에서 전체적인 기후 변동성을 잘 따라가는 (높은 공간적 상관성을 보이는) 지점이 있었던 반면, 독립적인 기후특성을 보이는 (낮은 공간적 상관성을 보이는) 지점이 있었다. 이러한 공간적 특성은 기후모형의 격자 기후정보를 지점으로 상세화 시킬 때 반드시 감안해야 하는 지점별 특성이고, 계절기후예측정보의 예측성과도 긴밀히 연결되어 있다. 예를 들면 계절기후정보의 예측성이 아무리 높다고 하더라도 공간적 상관성이 낮은 지역으로 상세화를 하게 되면 상세화 과정에서 불확실성이 더해져 예측성에 손실이 생긴다는 것이다. 따라서 공간적 상세화에 따른 지점별 성능을 평가하여 이러한 단점을 줄일 수 있는 기초자료를 확보할 필요가 있다.

WG를 활용하여 지점의 기후특성을 최대한 가깝게 모의하는 합성기상자료를 선택하는 방식으로 시간적 상세화한 방법은 적절한 선택이었다고 판단된다. 하지만 WG 자체의 합성능, 즉 지점의 과거자료를 바탕으로 가장 현실적인 합성기상자료를 생성할 수 있는 성능이 시간적 상세화의 최종 성능에 중요한 영향을 미친다. 결과적으로 밀양(ID288)과 같은 지점에서는 WG가 해당 지점의 기후특성을 제대로 모의하지 못했기 때문에 시간적 상세화의 성능이 다른 지역에 비해 낮았다. 또한 지점별로 일정 개수 이상의 합성기상자료를 뽑아 농업모형에 사용하는 앙상블 기법은 WG의 날씨

합성원리를 가장 잘 활용하는 방법이기 때문에 본 연구의 평가에서도 전반적으로 성능을 개선시키는 것을 확인하였다. 이러한 결과들을 바탕으로 시간적 상세화의 성능을 대부분의 지점에서 높일 수 있는 기술이 지속적으로 개발되어야 할 것이다. 이렇게 시공간적 상세화에 따른 불확실성을 최소화 하는 것이 최종적으로 생산되는 응용기후정보의 예측성을 높일 수 있는 가장 빠른 방법 중에 하나일 것이다.

기존 농촌진흥청을 통해 또는 각 지자체를 통해 생산되는 병해충 발생정보는 엄밀히 말해서 계절전망이 아니라 각종 예찰활동의 결과를 거의 실시간으로 제공하는 것이고, 평년 기후정보나 최근 관측기상정보를 바탕으로 해당 시점에 대한 예측정보를 제공한다. 이러한 예가 바로 농촌진흥청에서 매달 또는 한 달에 2번씩 발행하는 “농작물 병해충 발생정보”이다. 농작물 병해충 발생정보는 해당 월의 순별 기상청 기후정보와 함께 각종 농작물의 주요 병해충에 대한 예찰결과와 그에 따른 재배활동 권고안, 발생 예상정보 등을 포함하고 있다. 이렇게 각 시군 단위 예찰활동을 통해 전달되는 정보는 현재 또는 아주 가까운 미래의 재배관리활동에 대한 의사결정을 지원한다. 평년 기후정보를 활용한 계절전망은 본 연구결과에서 나타났듯이 가까운 미래에 대한 의사결정에 도움을 줄 수 있다. 하지만 한 달 이상의 선행시간을 가지는 재배관리활동을 결정하기엔 불확실성이 너무 커서 사용하는 것이 무의미한 경우가 많다. 이렇게 기존의 방법들로 해결하기 어려운, 한 달 이상의 선행시간을 가지고 결정해야 하는 재배의사결정이 바로 본 연구가 목표로 하는 계절전망을 활용한 의사결정들이다. 대표적인 예로 특정 고위험군 병해충에 대해 저항성 품종을 파종하거나, 밀식이나 비료과다에 취약한 고위험군 병해충에 대비해 이앙거리를 조정하거나 적은 양의 비료를 사용하거나, 전국적인 공동방제에 대비해 해당 고위험군 병해충을 집중 방제할 수 있는 약제를 확보하는 등의 장기적인 의사결정을 포함한다. 더 자세한 의사결정 내용은 4.2 항 ‘농업분야에서 계절전망의 활용’을 참고하기 바란다.

본 연구를 통해 계절기후예측정보의 불확실성과 시공간적 상세화 과정에서 추가되는 불확실성이 최종 응용기후정보인 계절전망의 예측성에 직접적인 영향을 주는 것을 확인하였다. 비록 본 연구에서는 농업모형 자체가 가지고 있는 불확실성 정도를 감안하지 않았지만, 현실적으로 EPIRICE 모형이나 애벌구 유효적산온도모형이 실제 필드에서 발생하는 병해충을 100% 모의할 수 없기 때문에 분명히 모형을 사용함에 있어 추가적으로 더해지는 불확실성이 존재할 것이다. 그렇다면 시공간적 상세화에

더해 농업모형으로부터의 불확실성을 감안해서 계절예측정보의 응용기후정보를 활용해야 할 것이다. 다만 계절기후예측정보의 예측성이 높아서 상세화나 농업모형의 불확실성을 충분히 상쇄할 수 있는 경우라면, 결과적으로 쓸 만한 응용기후정보를 생산할 수 있다면, 이러한 경우가 바로 계절기후예측정보를 상세화해서 농업모형까지 연결시키는 복잡다단한 기술을 개발하는 본 연구가 당위성을 가질 수 있는 때라고 생각한다. APCC 계절기후예측정보의 예측성은 한반도에 대해서는 상대적으로 낮은 편이지만, 일부 적도 부근 국가들에서는 상당히 높은 예측성을 보이고, 특정 계절에는 그 예측성이 더 높아지는 현상을 보인다 (<http://www.apcc21.org>). 따라서 우리나라가 아닌 예측성이 높은 개도국에 본 상세화를 통한 기후정보 활용기술을 적용한다면 농업을 비롯한 여러 응용분야에서 그 활용성을 높일 수 있을 것으로 판단한다.

현재 APCC 계절기후예측정보의 남한지역에 대한 예측성을 감안하면 과정기반 경험적 농업모형을 활용한 계절전망은 현장에서의 활용성이 낮을 수밖에 없다. 하지만 남한지역에 대한 병해충계절전망이 꼭 필요하다면 다른 대안을 생각해 볼 수 있다. 예측성이 낮은 남한지역 계절기후예측정보를 사용하지 않고, 불확실성을 더하는 시공간적 상세화를 사용하지 않고, 일 단위 기상입력값을 필요로 하는 과정기반 농업모형을 사용하지 않는 방법으로써 새로운 병해충 통계모형을 개발하여 활용하는 것이다. 그래서 본 연구를 통해 통계모형을 활용하여 병해충계절전망을 생산하는 방법에 대한 연구를 시도하였다. 다음 3장에서는 2014년 Cho(2014)에 의해 시도된 Moving Window Regression (MWR)과 Climate Index Regression (CIR) 방법을 활용한 통계적 예측모형을 사용해서 병해충계절전망을 생산할 수 있을지 고민하였다. MWR과 CIR 방법은 전지구의 모든 지역(격자)에 대한 기후정보를 제공하는 APCC 계절기후예측정보와 전 세계 주요 기후현상을 설명하는 기후인자에 대한 관측정보를 사용하여 한반도와 같은 특정 지역의 기후현상을 설명하기 위해 개발된 방법인데, 본 연구에서는 해당 방법들을 사용하여 한반도의 병해충 발생 경향성을 통계적으로 설명할 수 있는지에 대해 살펴보았다.

3. 통계적 병해충계절전망 및 예측성 평가

3.1 배경

벼 병해충의 발생위험도를 미리 예측하기 위해 사용하는 모형의 종류는 다양하다. 그 중 많은 작물 병해충 예측모형이 과정기반(process-based)모형과 경험(empirical)모형이 결합된 형태로 개발이 되었고, 일부 간단한 통계(statistical)모형이 존재하기도 한다. 하지만 경험모형과 통계모형이 결합된 형태인 hybrid 모형이 시도된 경우도 있다 (Wainwright and Mulligan, 2013). 일반적으로 과정기반 모형의 경우 사용하는 기상 입력자료의 시간적 해상도가 높은 편이고 (hourly or daily variables) 통계적 모형은 시간적 해상도가 상대적으로 낮은 자료(daily or monthly variables)를 대상으로 개발되는 경우가 많다. 이는 병해충이 식물체에 병을 일으키거나 전염원을 생산하는 기작이 아주 짧은 시간 내에 일어나는 병원생태학적 현상이기 때문에 이것을 과정기반 알고리즘으로 해석하기 위해서는 미세현상을 그대로 재현하기 위해 짧은 시간 단위의(시간적 해상도가 높은) 기상요소가 필요하기 때문일 것이다(Cunniffe et al., 2014; Kim, 2001; van Maanen and Xu, 2003). 하지만 이러한 병원생태학적 기작이 너무 복잡하여 과정기반적인 해석으로만은 한계가 있을 때, 또는 짧은 시간 단위의 기상요소가 존재하지 않거나 계절예측과 같은 월 단위 기상요소를 사용해야 할 때 통계적 모형을 사용할 수밖에 없다. 하지만 통계적인 유의성을 확보하기 위해서는 장기간의 정량화된 자료, 즉 샘플수가 확보되어야 한다. 또한 통계모형의 특성상 종속 변수와의 과대적합(overfitting)이 일어나지 않도록 주의해야 하며, 정확한 분석을 위해서는 통계자료의 quality control이 반드시 선행되어야 한다. 하지만 대부분의 개발도상국에서는 장기간의 병해충 자료를 얻는 것이 거의 불가능하고 구할 수 있더라도 자료의 정밀도와 신뢰성이 낮아 활용이 불가능한 경우가 많다. 이런 상황에서는 주어진 자료를 바탕으로 통계적 모형을 개발하는데 한계가 있다. 이때는 당연히 장기간 자료를 필요치 않는 과정기반 경험적 모형을 가지고 접근을 해야 할 것이다.

과정기반 경험적 병해충 예측모형을 활용하여 모든 벼 병해충을 예측하는 것은 가장 이상적인 접근방법일 수 있지만 각각의 모형을 개발하는데 많은 시간과 노력을 필요로 할뿐더러 각 모형의 성능이 지점별로 얼마나 정확한 정보를 생산할 수 있는냐는 또 다른 문제이다 (Cunniffe et al., 2014; Fernandes et al., 2011). 또한 현재 제공

되는 APCC 계절기후예측자료의 시간적 해상도가 월(monthly) 단위로 낮기 때문에 일반적인 과정기반 경험적 병해충 예측모형이 요구하는 시간(hourly) 또는 일(daily) 자료로 상세화 하는 과정 역시 그 실효성을 확인하는데 많은 시간과 연구를 필요로 한다. 따라서 본 연구에서는 통계적 기법을 활용하여 벼 병해충의 발생위험도를 예측할 수 있는 통계모형을 개발하고 해당 모형에 의한 병해충 발생의 예측가능성을 평가하고 검증하고자 한다.

통계모형은 과거 장기간의 자료를 바탕으로 분석된 통계적 연관성이 올해에도 적용될 것이라는 가정 하에 만들어지는 모형이다. 가장 일반적인 통계모형은 회귀모형으로써, 병해충 발생정보를 종속변수로 기상요소와 같은 환경조건을 독립변수로 사용하여 회귀분석을 통해 개발한다 (Coakley et al., 1985; Trivedi et al., 1999). 때때로 사용하는 자료의 신뢰성에 문제가 있거나 명확히 정의되지 않을 경우에는 변수 간의 연관성을 구하는데 퍼지회귀모형(fuzzy regression)을 이용하기도 한다. 해충의 경우 증식율을 바탕으로 발생을 예측하는 경우가 많은데, 이 때 일반적으로 사용하는 모형이 생장도일(유효적산온도)을 설명변수로 해서 해충의 특정 생육시기를 예측하는 모형인데, 이 또한 장기간의 조사자료를 바탕으로 통계적 모수를 결정하는 방법이다. 또 다른 회귀모형은 1-2주의 기상정보를 바탕으로 일종의 기상지수를 계산하여 이를 독립변수로 사용하기도 한다 (Agrawal et al., 2004; Dhar et al., 2007). 독립변수에 복잡한 다항식을 적용하는 다항회귀모형은 두 변수의 연관성에 대한 정보가 전혀 없는 상태에서도 기계적으로 (통계적으로) 만들어지는 모형이다 (Bahuguna et al., 1992; Trivedi et al., 1999). 이 통계모형은 독립변수의 여러 가지 조합을 바탕으로 가장 최선의 예측성을 보이는 조합을 뽑아내는, 즉 가장 적합한(fitting) 독립변수 조합을 선택한다. 하지만 이렇게 데이터에만 의존하는 통계적 방법은 과대적합(overfitting) 문제점을 항상 지니게 되므로 모형 개발시 유의해야 한다.

벼멸구와 흰등멸구 등 이동성 멸구류는 우리나라를 비롯하여 아시아 전역과 호주 북부, 남태평양군도 등 벼 재배지에 광범위하게 분포하고 있으며, 열대지방에서는 연중 발생하지만 중국이나 한국, 일본 등지에서는 월동하지 못하고 중국 남부, 동남아 등에서 저기압 기류를 타고 비래하는 벼의 주요한 흡즙성 해충이다. 이동의 근원에 대한 이전의 연구들은 주로 기상조건의 분석이나 저층 제트기류 분석을 통하여 이루어졌다. 이들 선행 연구의 결과들을 요약하면, 중국의 남동부 지역과 베트남의 Red

River 이북의 일부지역에서 생성된 기류가 북동 방향 즉 한국이나 일본 쪽으로 발전하는 형태일 때 해충이 이 기류를 타고 이동하는 것으로 짐작이 된다 (Kisimoto & Sogawa, 1995; Sogawa, 1997). 국내에서도 저기압의 통과와 이동성 멸구류의 비래와의 관계를 밝힌 많은 연구보고서를 찾아볼 수 있다 (최기문, 1998). 이동성 멸구류가 우리나라로 비래하는 시기와 양은 연도에 따라 다소 차이가 있으나 6월 중하순경부터 7월에 걸쳐 비래하여 포장에서 3-4세대를 경과하면서 벼에 피해를 주게 된다. 실제로 1975년에 전국적으로 대발생하였고, 1983년과 1985년에도 남부지방에 대발생한 바 있다. 또한 1997년과 1998년 그리고 최근에는 2005년에 남부지방에서 대발생하였고, 중국에서도 같은 해에 대발생하여 큰 피해를 입었다고 보고하고 있다 (Hu et al., 2014).

이러한 장거리 이동성 해충의 발생과 이동은 비래경로 상에 있는 지역에 있어서 발생 시기와 발생량, 방제법 등과 밀접한 관련이 있다. 따라서 비래원과 비래경로를 파악하는 것이 매우 중요하지만 비래경로 상에 있는 대부분의 국가들이 저개발 국가들이므로 이에 대해 큰 관심이 없기 때문에 이러한 정보를 수집하고 분석할 수 있는 여건이 열악한 실정이다 (최홍수, 2012). 그간 개략적인 저층 제트기류의 분석에 의하면 장거리 이동의 가능성이 속속들이 드러나고 있으므로 이에 대한 연구가 모든 가능한 수단을 통해 이루어져야 할 것이다. 최근 장거리 이동성 병해충의 경로와 도착 후 분포를 예측하는 대기 경계층 모형 (BLAYER) 등을 통해 이동성 멸구류의 이동경로를 파악하고 초기에 예측할 수 있는 시스템 개발이 활발히 이루어지고 있다 (송유한, 1999). 해외의 경우 아시아 지역 멸구류 및 관련 병해충의 정보는 국제미작연구소의 Ricehoppers 웹사이트 (<http://ricehoppers.net>) 에서 얻을 수 있고, 일본에는 벼멸구와 흰등멸구 비래 시뮬레이션 모델 (planthopper migration prediction, <http://linux143.knaes.affrc.go.jp>) 이 운영 중에 있다.

기후현상과 이동성 멸구류의 개체군 동태와 관련된 과거 몇몇 연구결과를 살펴보면, 몇 가지 흥미로운 이론들을 볼 수 있다. 그중 첫 번째 이론은 멸구류의 대발생과 태양의 흑점주기를 연결시킨 것인데, 해당 연구를 살펴보면 벼멸구와 흰등멸구의 대발생 연도가 1910년, 1921-23년, 1946년, 1967-68년, 1975-77년의 5회이며, 이는 모두 태양흑점 활동최소기와 일치한다는 것이다 (백운하와 백현준, 1977). 결론에서는 태양흑점 활동최소기의 11.2년의 주기성을 바탕으로 벼멸구와 흰등멸구에 대한 장

기적 예측이 가능할 것이라 하였다. 두 번째 이론은 일본에서 멸구류의 대발생과 전지구적인 엘리뇨 현상을 연결시킨 연구에서 볼 수 있다 (Morishita, 1992). 즉, 1890년에서 1989년까지 100여년간 일본에서 멸구류가 대발생한 것이 총 13회가 있었는데, 그 중 11회는 엘리뇨가 발생한 다음해였던 것이다. 이를 통해 해당 연구에서는 엘리뇨에 관련된 기후변동이 멸구류의 비래시기 중 어느 단계에 비래경로 상에 있는 지역에 영향을 미치고 있다고 추정하고 있다. 최근에도 인도네시아의 벼멸구 대발생과 라니냐 현상이 연관이 있다던지, ENSO 지수와 같은 기후인자와 벼멸구의 초기 이동간에 원격상관관계(teleconnection)를 활용해 중장기 예보가 가능함을 제시한 연구도 발표된 바 있다 (Stigter, 2012; Xiaoqing et al., 2007).

하지만 국내에서는 이동성 멸구류와 전지구적인 기후현상의 원격상관성에 대해 연구한 예가 거의 없는데 이는 국내 기후 자체가 그런 기후의 원격상관성에 영향을 덜 받기 때문으로 생각된다. 그 외 이동성 멸구류의 개체군 동태와 기상요소를 연결시킨 국내 중요 연구결과를 살펴보면, Park과 Hyun(1983)은 온도 및 습도별로 이동성 멸구류를 사육했는데 25°C가 발육 최적조건이고 30°C에서는 알이 부화하지 못하였다고 보고하였다. 또한 이동성 멸구류의 비래 후 1세대가 경과한 다음 1세대 성충이 출현했을 때 온도 조건 등 이동성 멸구류 서식처의 미기상 조건이 밀도증가에 크게 영향을 미치는 것으로 추정되고 있다 (현재선, 1982; Park and Hyun, 1983). 하지만 많은 추정만 있을 뿐 실제로 기상조건이 이동성 멸구류에 미치는 영향을 구체적으로 조사한 연구는 거의 없는 실정이고 있다 하더라도 명확한 연관성을 보여주지 못했던 것이 사실이다.

이동성 멸구류의 발생은 역사적으로 환경적 요인 뿐만 아니라 재배적, 기술적 요인에 의한 영향을 많이 받았음을 알 수 있다. 벼멸구의 경우 살충제 사용여부에 따라 급격한 변화를 보였는데, 1990년대 초반 Imidacloprid와 fipronil과 같은 새로운 살충제가 대량으로 적용되기 이전과 이후는 발생 정도에 확연한 차이가 보인다(Hu et al., 2014; Matsumura et al., 2009). 효과적인 살충제를 사용함에 따라 벼멸구의 개체수가 급격히 줄어들어 전체적인 피해 또한 줄어들었음을 알 수 있다. 또한 저항성 품종의 도입으로 인한 벼멸구의 피해 감소가 또 다른 예이다. 1970년대 많은 종류의 벼멸구 저항성 품종이 국제미작연구소(IRRI)에 의해 아시아 여러 국가에 제공되어 이전에 방제가 어려웠던 벼멸구의 피해를 상당부분 줄일 수 있었다(Sidhu and

Khush, 1978). 따라서 1970년대 중후반을 기점으로 벼멸구의 발생정도는 저항성품종의 도입여부에 따라 변화를 겪게 된다. 이 외에도 비료시비와 재식밀도 등이 멸구류의 발생에 영향을 미치는 것으로 알려져 있다 (최귀문, 1998).

이동성 멸구류와 같이 장기간의 선행시간을 가지고 광범위한 지역에 걸쳐 연속적으로 일어나는 사건은 한반도 내 기상기후현상 뿐만 아니라 이동경로 상에 있는 지역의 선행기간 동안의 기후현상, 그리고 이동에 관여하는 대기의 흐름 등을 모두 고려해야 한다 (Xiaoqing et al., 2007). 이동경로 상에 있는 지역의 기후조건은 해당 지역에서의 멸구류의 증식 정도에 영향을 미치기 때문이고, 이전 지역에서 대량발생에 성공했을 때 다음 비래지역에 도달하는 초기 농도가 높아 대발생의 가능성이 높아지기 때문이다. 이러한 일련의 사실들을 바탕으로 장기간 동안 여러 지역에서 연속적으로 일어나는 멸구류의 발생과 비래와 같은 생물학적 현상은 장기간 동안 여러 지역과 연관된 기후현상의 조합으로 설명이 가능하다는 가설을 세울 수 있다. 또한 특정 시기 특정 지역의 기후조건은 일정 시간의 지체시간(lag-time)을 가지는, 지리적으로 떨어진 지역에서 일어나는 기후현상과 연관이 있을 수 있다. 실제로 그간 한반도의 기상기후가 지구상의 어떤 지역에서 일어나는 대규모의 기후현상과 원격상관의 관계에 있을 가능성에 대해 많은 연구들이 수행되었다 (김연희 등, 2008; 김지영과 박혜진, 2010; Kim et al., 2007). 이러한 선행연구들을 고려하면, 이동성 멸구류의 이동경로 상에 있는 인도차이나 반도나 동아시아 지역들의 기후조건도 ENSO와 같은 다른 지역의 어떤 대규모 기후현상과 연결이 되어 영향을 받을 가능성이 있다 (Stigter, 2012; Xiaoqing et al., 2007). 하지만 매년 멸구류의 비래가 지리학적으로 시기적으로 정확히 밝혀지지 않았기 때문에 원인지역과 결과지역이 명확한 상황에서 기후학적인 원격상관에 관한 연구를 수행하기는 어려운 상황이다. 따라서 본 연구에서는 통계적 기법을 활용하여 멸구류의 비래와 연관성이 높은 특정 지역의 기후현상을 우선 선정하고 해당 정보를 바탕으로 멸구류의 발생과 이동을 설명하는 후향적(retrospective) 방법을 시도하였다.

Moving Window Regression (MWR) 기법은 Kang et al.(2009)에 의해 제시된 이후 APCC MME 자료를 이용한 한반도 강수 및 온도의 상세화를 위해 여러 연구자에 의해 사용되고 개선된 통계적 예측방법이다 (Kang et al., 2014; Min et al., 2011). MWR 기법은 기후모형의 전지구 격자 내 예측정보 변수들을 회귀분석의 독립

변수로 이용하여 마치 일정 크기의 창(window)이 전지구를 훑으면서(moving) 가장 연관성이 높은 변수를 찾아내게 된다. 비록 계산시간과 컴퓨터 리소스를 많이 필요로 하지만 전 격자를 지나면서 얻는 수많은 변수들로부터 특정 종속변수와 가장 강력한 연관성을 가진 독립변수를 찾아내는데 효과적인 방법이다. CIR은 기후분야의 기존 연구를 통해 정의되고 개발되어 온 기후인자(climate index)와 특정 종속변수(predictand) 사이에 존재할 수 있는 지체시간(lag-time)을 고려하여 높은 상관관계를 가지고 있는 기후인자를 예측변수로 사용하는 기법이다. 그간 여러 연구자들에 의해 한반도를 포함한 다양한 동아시아 지역의 기온과 강수와 관련해서 기후인자를 이용한 다양한 통계적 연구가 수행되어 왔다 (Choi and Moon, 2013; Kim and Kim, 2007; Schepen et al., 2012; Peng et al., 2014; Kim et al., 2007).

본 연구에서는 한반도에 영향을 미치는 이동성 멸구류와 같이 장기간의 선행시간을 가지고 인도차이나, 동아시아 지역 등 광범위한 지역에 걸쳐 연속적으로 일어나는 사건을 예측하기 위해 MWR과 CIR 기법을 이용한 통계적 원격상관 분석을 수행하였다. MWR과 CIR은 계절기후예측정보의 제공시점과 선행시간, 그리고 기후인자의 지체시간 등을 고려하기 때문에 장기간, 광범위한 지역에 걸쳐 일어나는 멸구류의 비래 현상을 설명하는데 적합하다고 판단하였다. 이동성 멸구류의 남한지역 대발생을 설명하기 위해서는 한반도 상의 기상기후현상 뿐만 아니라 이동경로 상에 있는 지역의 선행기간 동안의 기후현상, 그리고 이동에 관여하는 대기의 흐름 등을 모두 고려해야 한다. 본 연구는 이러한 기후인자와 기후모형의 변수들을 예측인자로 벼멸구의 초기 발생부터 타지역으로의 이동, 최종적으로 한반도로 비래하는 일련의 사건들을 설명하려는 최초의 시도이다. 이를 위해 남한 지역에서 월동이 불가능하고 오직 그 해의 비래로만 발생을 설명할 수 있는 벼멸구를 대상 병해충으로 선정하였으며, 위 MWR과 CIR을 활용한 통계적 예측모형을 개발하였다.

3.2 연구 재료 및 방법

통계적 기법을 활용하여 한반도 벼 병해충의 발생위험도를 예측하기 위해 기존 통계적 병해충 예측모형 또는 통계적 기법들에 대한 문헌 조사를 수행하였다. 본 연구에서 활용한 통계 모형은 2012년 농촌경제연구원에서 벼 병해충을 대상으로 개발된 패널분석-고정효과모형과 2014년 APCC에서 공간적 상세화 기법으로 활용된 MWR과 CIR 기법을 활용한 월별 예측모형이다. 패널분석-고정효과모형은 원래 벼 병해충의 피해면적에 대한 기상자료와 기술(시간)변수의 상관성을 분석하여 개발되었다(정학균 외, 2014). 하지만 연구가 진행되면서 패널분석-고정효과모형에서 필요로 하는 기온과 강수 이외의 기상변수를 추정할 수 있는 방법이 한정적이고, 또 추정된 정보의 신뢰도가 너무 낮아서 해당 통계모형의 활용이 불가능하다고 판단하여 본 연구에서는 더 이상 사용하지 않았다. 따라서 본 연구에서는 MWR과 CIR 기법을 활용해서 병해충 발생정도를 예측할 수 있는 통계모형에 한정하여 연구를 수행하였다.

3.2.1 남한지역 병해충 조사자료 선정 및 가공

농촌진흥청에서는 국가농작물병해충관리시스템(National Crop Pest Management System, NCPMS)를 통해 주요 농작물의 병해충 정보를 관리하고 있다 (농촌진흥청 웹사이트 = <http://ncpms.rda.go.kr/npms/>). 그 중 병해충에 대한 정기적인 예찰 정보가 있는데, 매년 남한지역 전체 시군지역에 대한 병해충 예찰자료가 각 시군 담당자에 의해 시스템 상에 입력이 된다. 매년 작목별로 이루어지는 예찰 활동은 시군 농업기술센터의 담당인력이 지정된 관찰포나 예찰포에서 각각의 병해충을 대상으로 예찰 활동을 수행하며, 병해충이 주로 발생하는 일정 기간을 정해 정기적으로 병해충 발생자료를 수집하게 된다. 병해충 조사에는 각 병해충 별로 발생면적, 감수율, 피해율의 3가지 다른 형태의 조사가 이루어지기 때문에 통계모형 개발을 위해 적합한 조사자료를 선정할 필요가 있었다. 본 연구에서는 남한지역 전체의 병해충 발생정도에 직간접적으로 영향을 미치는 지역규모의 기후현상을 계절기후예측정보로부터 추출해 내는 것이 목표이기 때문에, 남한 전체를 대표하는 병해충 발생자료가 필요했다. 감수율이나 피해율의 경우 지역적인 특성이 강하기 때문에 일부 지역에서 큰 피해를 입었을지라도 남한 지역 전체적인 경향성을 대표한다고 볼 수 없다 (농촌진흥청,

2000-2010). 따라서 특정 병해충이 발생한 전체 면적을 이르는 병해충 발생면적 자료를 통계모형 개발에 사용하였다. 각 시군별 조사자료를 바탕으로 도별 발생면적 통계를 만들고 이를 바탕으로 다시 남한지역 전체의 발생면적을 병해충 별로 정리하여 사용하였다.

문헌조사를 바탕으로 기후현상 및 원격상관성에 크게 영향을 받을 것으로 예상되는 병해충을 조사하였고, 본 연구에서는 통계모형의 대상 병해충으로 벼멸구를 선택하였다. 이를 위해 시도 단위로 정리된 벼멸구 발생면적 자료를 연도별로 합하여 남한지역 전체 발생면적 자료로 만들었다. 벼멸구 발생면적은 기후의 영향 뿐만 아니라 다른 기술적인 요인에 의해 결정이 되는 경우가 있기 때문에, 국내 문헌을 조사하여 1983년 이후로 벼멸구 방제나 약제 저항성, 저항성 품종의 도입 등 특이적인 변화가 있었는지를 확인하였다. 지금까지 조사된 바로는 1992년을 중심으로 발생면적 양상이 크게 바뀌었는데, 이는 인도차이나 반도와 중국, 한국, 일본을 포함하는 동아시아 지역에 대대적으로 도입되어 사용된 살충제로 인한 영향임을 확인하였다. 1990년대 초부터 동아시아와 인도차이나 반도 등지에서 벼멸구를 방제하기 위해 Imidacloprid라는 살충제를 대대적으로 사용하기 시작했는데, 많은 문헌기록에 따르면 살충제의 효과로 벼멸구의 발생이 각지에서 크게 줄었음을 알 수 있다 (Hu et al., 2014; Matsumura et al., 2009). 따라서 본 연구에서는 Imidacloprid를 본격적으로 사용하기 시작한 1992년을 기준으로 이전 데이터에 대한 일련의 마사지 작업을 시도하였다. 1992년 이전, 즉 1983년부터 1991년까지의 평균 발생면적과 1992년부터 2014년까지의 평균 발생면적의 차이를 새로운 살충제의 도입으로 인한 기술적인 요인으로 인해 발생면적에 인위적인 조정이 생긴 결과로 간주하고 두 평균 발생면적의 차이만큼을 1983년부터 1992년까지의 연도별 발생면적에서 나누어 발생면적 통계를 재조정 하였다. 그림 29는 조정 전과 후의 연도별 벼멸구 발생면적에 대한 그래프를 보여준다.

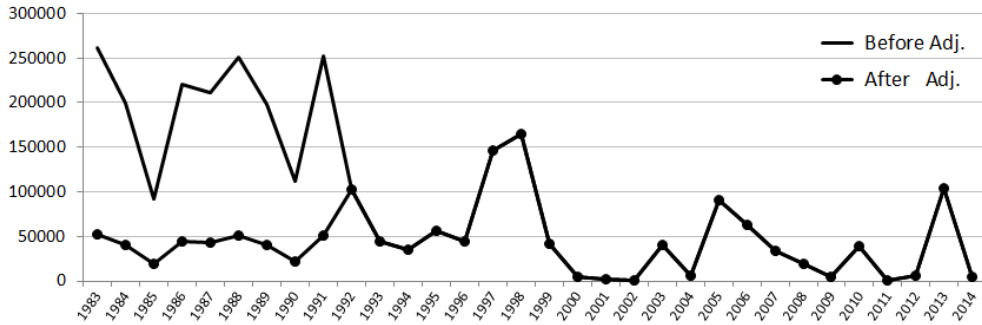


그림 29 1983년부터 2014년까지 남한지역 벼멸구 발생면적 그래프의 조정 전(Before Adj.)과 조정 후(After Adj.)

3.2.2 MWR 통계적 병해충 모형 개발

Moving Window Regression (MWR) 방법은 Kang 등(2009)에 의하여 제시된 이후 APCC MME 자료를 이용한 한반도 강수 및 온도의 상세화를 위해 여러 연구자에 의해 사용되고 개선된 바 있는 통계적 기법이다 (Kang et al., 2014; Min et al., 2011). 최근 Cho(2014)에 의해 한반도 지역의 기온과 강수에 대한 예측성을 높일 수 있는 상세화 기법으로 추가적인 개선이 이루어졌으며, 본 연구에서는 해당 기법을 적용해 특정 병해충 발생정도를 예측하기 위한 통계 모형으로 활용하였다.

MWR 방법은 표 4에 제시된 APCC에서 보유하고 있는 예측자료의 10개 변수를 회귀분석의 독립변수(predictor)로 이용한다. 전지구 면적을 대상으로 즉 $25^{\circ} \times 20^{\circ}$ (대략 $2,500\text{km} \times 2,000\text{km}$)의 사용자 정의 창을 표준화된 격자로 이동하면서 모든 독립변수들에 대하여 종속변수(predictand)인 남한지역 병해충 발생정도와의 상관관계를 계산하는 방식인데, 본 연구에서는 적도를 중심으로 위도 $\pm 40^{\circ}$ 내의 사용자 정의 창을 지정하고 2.5° 크기로 표준화된 이동 격자를 사용하였다. 이후에 가장 높은 상관관계를 보이는 독립변수 및 위치를 이용하여 회귀모형을 개발하였다.

표 4 APCC MME 참여 개별 모형 제공 변수

Variable	Description
PREC	Precipitation
T2M	Temperature at 2m
T850	Temperature at 850 hPa
U200	Zonal wind at 200 hPa
V200	Meridional wind at 200 hPa
U850	Zonal wind at 850 hPa
V850	Meridional wind at 850 hPa
Z500	Geopotential height at 500 hPa
SLP	Sea level pressure
SST	Sea surface temperature

다음은 MWR 상세화 방법의 대략적인 절차를 나타낸다. 좀 더 자세한 내용은 Cho(2014)의 보고서를 참고할 것을 권한다.

1) **종속변수 준비:** 벼 병해충 조사자료 중 벼멸구의 남한지역 전체 발생면적 자료를 1983년부터 2014년까지 연도별로 정리하여 종속변수로 사용하였다.

2) **모든 격자점에서 상관계수 계산:** 표 4에 제시된 기후모형으로부터 생산된 2.5° 격자의 개별 기후변수들을 독립변수(predictor)로 하여 적도를 중심으로 위도 $\pm 40^{\circ}$ 높이의 윈도우를 개별 독립변수의 모든 격자점을 이동하면서 독립변수와 종속변수와 상관계수를 구한다. 종속변수(predictand)로는 앞에서 계산된 남한지역 병해충 발생면적자료를 사용하였다.

3) **Best 독립변수 및 Moving Window의 위치 결정, Best Regression 모형 선정:** 가장 높은 상관계수를 보인 변수와 윈도우의 위치를 best predictor로 선정하여 회귀모형을 구성하였다. Best predictor를 결정하기 위해 1983년부터 2005년의 hindcast 기간에 대하여 leave-one-out-cross-validation (LOOCV)을 월별로 수행하였다. 통계모형 구축 시 과대적합을 방지하기 위해 교차검정(cross validation) 및 분할검정(split validation) 방법을 적용하였다. 교차검정은 병해충 조사자료의 기간(1983-2014)에 대하여 실제 예측과 동일한 조건을 재현하기 위해서 예측하고자 하는 연/월의 동

일시점의 예측인자를 모두 제거한 후 통계모형을 구축하는 LOOCV 방법을 사용하였다. 즉 1983년 1월 시점에 병해충 발생면적을 예측하기 위한 회귀모형을 구성하는데 있어서 1983년 1월을 제외한 1984-2014년 기간의 예측인자를 이용하여 회귀모형을 구성하여 1983년 1월 시점을 예측한다. 나머지 기간에 대해서도 동일한 방법으로 예측을 수행한다. 이 경우 실시간 예측에서 예측성이 확보되기 위해서는 매년 독립적으로 선정된 예측인자가 동일한 변수이어야 하며 동일한 지역에 반복적으로 위치해야 한다. 만약 매년 선정된 예측인자가 변수의 종류가 바뀌거나 동일한 변수가 선정되더라도 위치가 바뀐다면 예측성을 담보하기가 어렵다. 또한 예측성 있는 예측인자를 선정하기 위해 매년 교차검정을 수행하는 과정에서 분할검정을 동시에 적용하였다. 예를 들어 1983년 1월 시점을 예측하는 경우 전체 관측기간(1984-2014)을 훈련기간(1984-2007) 및 검정기간(2008-2014)으로 구분하였다. 첫 번째 절차로 훈련기간 동안에는 훈련기간의 3분의 2에 해당되는 샘플을 훈련기간의 자료 수(24번)만큼 무작위로 선정한다. 무작위로 선정된 각각의 샘플 기간에 대하여 독립변수(예측인자)와 종속변수(남한지역 병해충 발생면적)와의 상관계수를 예측자료의 격자별로 구한다. 상관계수는 음의 상관관계를 갖는 지역과 양의 상관관계를 갖는 지역으로 구분하여 두 가지의 경우를 고려하였다. 각각의 부호에 대하여 모든 샘플을 대상으로 상관계수의 하한값보다 큰 값이 반복적으로 나타나는 지역을 우선 선정한다. 일반적으로 통계적으로 유의미한 상관관계를 갖는 지역은 여러 지역에 분산되어 위치할 수 있다. 이 중 공간적으로 가장 넓게 분포하는 지역을 공간군집분석을 통해 추출하였는데, 이 때 사용자에게 의해서 주어진 최대 임계값(80개 격자)을 넘지 않도록 선정하였다. 두 번째 과정으로 훈련기간 동안에 선정된 잠재 예측인자들을 이용하여 나머지 검정기간에 대하여도 종속변수와 상관계수를 구한다. 이 결과 훈련기간 및 검정기간의 상관계수들의 부호가 동일한 경우(양의 상관계수)로 예측인자의 범위를 좁힌다. 만약 여러 변수들이 선정된 경우에는 선정된 예측인자들 중에서 훈련기간 동안의 샘플들에 대한 상관계수의 평균값이 가장 높은 변수를 최종적인 예측인자로 선정하였다. 위 교차검정 및 분할검정 방법을 통해 가장 예측성이 높은 변수 및 지역을 선정하는 경우, 특정 연도에는 선정된 예측인자가 없을 수도 있다.

3.2.3 CIR 통계적 병해충 모형 개발

CIR은 기후분야의 기존 연구를 통해 정의되고 개발되어 온 기후인자(climate index)와 종속변수(predictand)인 병해충 발생면적 사이에 존재할 수 있는 지체시간(lag-time)을 고려한 원격상관관계를 활용하는 기법이다. 종속변수와 높은 상관관계를 보이는 과거 관측 자료를 기반으로 계산된 기후인자를 통계모형의 예측변수로 사용하게 된다. 본 연구에서는 Climate Prediction Center (CPC)에서 월별로 제공하고 있는 기후인자 중 실시간으로 업데이트되는 기후인자를 중심으로 16개 기후인자를 선택하였고, NCEP Reanalysis 자료를 사용하여 9개 기후인자를 추출하여 표 5에 제시된 총 25개의 기후인자를 독립변수로 사용하였다. 남한지역 병해충 발생면적에 직간접적으로 영향을 미치는 기후인자에 대한 사전 정보가 없다는 가정 하에, 앞서 제시된 25개의 기후인자에 대하여 지체시간을 1-12개월까지 변경하면서 남한지역 연도별 병해충 발생면적과 가장 상관관계가 높은 기후인자를 선택하여 예측에 활용하였다. 지체시간을 1-12개월로 정한 이유는 어떤 기후인자와 원격상관성을 가지는 기후현상이 최대로 가질 수 있는 지체시간을 고려하였기 때문이다. 예를 들어 엘니뇨의 경우 발달과 소멸 사이에 9-12개월 정도의 시간이 걸리는데, 엘니뇨로 인한 어떤 기후현상이 원인이 되어 생기는 환경생태학적 결과와 엘니뇨의 발달과 연결된 기후인자와의 지체시간은 최장 1년이 될 수도 있기 때문이다.

표 5 Climate Index Regression 방법에 사용된 25개 기후인자

Index	Description (reference)
AAO	Antarctic Oscillation
AMO	Atlantic Multidecadal Oscillation
AO	Antarctic Oscillation
ATLTRI	Atlantic Tripole SST EOF (1st EOF of SST 10N-70N, 0-80W)
EOF PAC	Tropical Pacific SST EOF (1st EOF of SST 20N-20S, 120E-60W)
EPO	East Pacific/North Pacific Oscillation
ESL	Equatorial Eastern Pacific SLP
MEI	Multivariate ENSO Index
NAO	North Atlantic Oscillation
NINA12	Extreme Eastern Tropical Pacific SST
NINO3	Eastern Tropical Pacific SST
NINA34	East Central Tropical Pacific SST
NINA4	Central Tropical Pacific SST
NOI	Northern Oscillation Index
NP	North Pacific pattern
ONI	Oceanic Nino Index
PACWARM	Pacific Warmpool (1st EOF of SST(60E-170E, 15S-15N) SST EOF)
PNA	Pacific North American Index
QBO	Quasi-Biennial Oscillation
SOI	Southern Oscillation Index
TNA	Tropical Northern Atlantic Index
TNI	Indices of El Nino evolution
TSA	Tropical Southern Atlantic Index
WHWP	Western Hemisphere warm pool
WPO	West Pacific Oscillation

CIR 통계모형 개발 절차는 다음과 같다. 좀더 자세한 내용은 Cho(2014)의 보고서를 참고할 것을 권한다.

1) 남한지역 병해충 조사자료 선정: MWR 통계모형과 동일하게 벼 병해충 조사자료 중 벼멸구의 남한지역 전체 발생면적 자료를 1983년부터 2014년까지 연도별로 정

리하여 종속변수로 사용하였다. 이와 더불어 기후변화에 따라 기후인자와 특정 지역 기후현상과의 연관성이 시간이 지남에 따라 조금씩 변하는 것을 고려하여, 그리고 벼멸구의 발생정도가 새로운 살충제의 살포와 같은 인간의 개입에 의해 크게 변한 시점을 고려하여 1992년부터 2014년까지 벼멸구 발생면적 자료를 종속변수로 사용하여 모형개발을 시도하였다.

2) 기후인자 추출: 본 연구에서는 NOAA 웹사이트에서 제공되는 40개 기후인자들 중에서 매달 갱신되는 16개 기후인자에 매달 갱신되는 재분석자료 (NCEP Reanalysis 1) 자료로부터 NCL을 이용하여 APCC에서 직접 계산한 9개 기후인자를 더하여 총 25개 기후인자를 본 통계모형 개발에 사용하였다. 이렇게 선정된 기후인자들을 이용하여 대상지역인 남한의 종속변수(병해충 발생면적)와의 상관분석을 통해서 가장 높은 상관성을 보이는 관측기반 기후인자 및 지체시간(lag-time)을 찾아내어 회귀모형을 구축하였다.

3) 단순회귀 모형 적용, Best 독립변수(기후인자) 선정 및 다중회귀모형 구성: 앞에서 계산된 남한지역 병해충 발생면적을 종속변수(predictand)로 하고 추출된 개별 기후인자를 독립변수(predictor)로 하여 지체시간(lag-time)을 1에서 12개월까지 변경하면서 단순회귀식을 적용하였다. MWR 방법과 동일하게 교차검정과 분할검정을 사용하여 우연히 높은 상관관계를 갖는 예측인자의 선정을 배제함으로써 과대적합 가능성을 최소화하였다. 즉, 특정 연/월의 관측값을 예측하는데 있어서 해당 연/월의 예측인자를 제거한 후 예측을 하고 이를 모든 기간에 대해 반복하는 교차검정 방법을 사용하였으며, 해당 연/월을 예측하는데 있어서는 분할검정 방법을 사용하였다. 이를 위해 훈련기간(1984-2007) 동안에 무작위로 선정한 샘플들에 대하여 계산된 모든 상관계수가 0.05 유의수준에서 유의미한 상관계수 이상이 되는 경우에만 잠재적인 예측인자로 선정하였다. 이후 선정된 예측인자 중에서 훈련기간 및 검정기간(2008-2014)의 상관계수의 부호가 동일한 경우로 잠재 예측인자의 범위를 제한하였다. 마지막으로 최종적인 예측인자의 선정은 훈련기간에서 다수의 무작위 샘플에 대하여 계산되었던 상관계수의 평균값이 가장 높은 순으로 선정하였다. 미래 기간에 대한 예측을 위해서는 개별 연도 별로 선정된 최종 기후인자 및 지체시간의 조합이 전체 기간의 과반수 이상에 대해 동일하게 반복되는 경우에 예측모형으로 선정하였다.

3.3 연구 결과 및 고찰

3.3.1 MWR 통계모형에 의한 병해충계절전망

MWR 통계모형은 1983년부터 2014년까지의 남한지역 전체 벼멸구 발생면적 자료를 종속변수(predictand)로 개발하였다. 사용된 기후모형은 10개이고 각 기후모형에서 매달 생산되는 10개 예측변수를 회귀분석의 독립변수(predictor)로 이용한다. 적도를 중심으로 위도 $\pm 40^\circ$ 내의 사용자 정의 창을 2.5도 크기로 표준화된 모든 격자를 이동하면서 모든 독립변수들에 대하여 종속변수인 남한지역 벼멸구 발생면적과의 상관관계를 계산한다. 계산된 결과를 바탕으로 일정 수준 이상의 상관관계를 보이는 기후모형의 독립변수 및 위치를 이용하여 회귀모형을 개발하였다.

표 3-3은 MWR 기법을 사용하여 개발된 통계모형에서 월별, 선행시간별로 선택된 기후모형과 선택된 기후변수를 나타낸다. 상관성이 낮은 특정 월의 특정 선행시간에서는 회귀모형이 선택이 안 된 것이기 때문에 공란으로 처리하였다. 벼멸구의 발생이 매년 초부터 따뜻한 동남아시아 지역에서부터 시작되기 때문에 1월부터 우리나라에 영향을 미치는 8월까지의 모든 MWR 통계모형을 뽑았다.

표 6 월별, 선행시간별로 선택된 MWR 통계모형의 기후모형별 변수

Month	1 month lead	2 month lead	3 month lead
JAN	PNU - PREC		
FEB	PNU - U200	CWB - SLP	NASA - PREC PNU - U200
MAR		CWB - Z500 MSC_CANCM4 - V200	
APR			NASA - PREC
MAY	JMA - SST		
JUN	NCEP - V200		
JUL		POAMA - T2M	
AUG		NASA - PREC	MSC_CANCM3 - U200 POAMA - Z500

그림 30은 각 통계모형의 월별, 선행시간별 예측성을 나타낸다. 예측성은 모든 모형에서 0.4~0.6 TCC 정도를 보이고 있으며, 각 월별 모형에서 다양한 선행시간을 가지는 기후모형과 기후정보가 선택되었다. 특히 2월은 1개월에서 3개월까지의 선행시간을 가진 모형이 모두 선택되었고 그중 3개월 선행시간을 가진 모형이 가장 높은 예측성을 보여주었다. 벼멸구의 대규모 방제가 대부분 7월 이후에 이루어지는 것을 감안하면 5월과 6월의 1개월 리드타임 모형의 효용성이 크다. 특히 선택된 2개의 모형 모두 0.55 이상의 상대적으로 높은 예측성을 보이고 있어 활용 가능성 또한 높다.

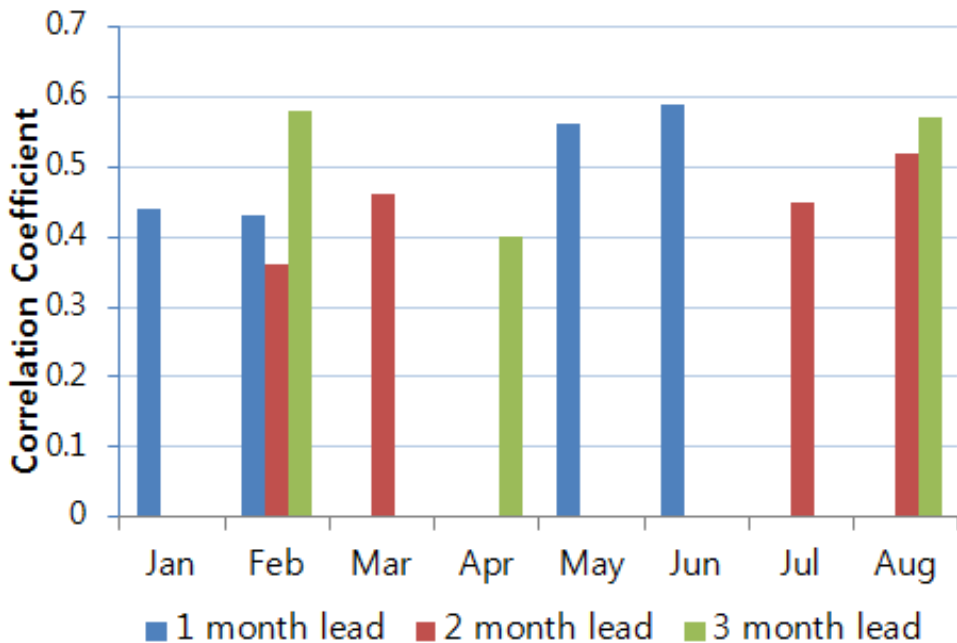


그림 30 MWR 통계모형의 월별, 선행시간별 상관계수값

그림 31은 가장 높은 예측성을 보였던 1개월 선행시간을 가지는 6월달 모형인 NCEP의 V200 변수에 의해 예측된 벼멸구 발생면적 예측자료와 관측자료를 1983년부터 2014년까지 연도별로 비교한 결과를 나타낸다. 그림을 보면 대부분의 대발생 연도 패턴을 통계모형이 비슷하게 따라가고 있는 반면, 일부 연도에서는 과소모의하거나 과대모의하는 결과를 보여준다. 특히 최근에 과대 혹은 과소 모의의 경향성이 강해지는데, 2010년에는 예측값이 실제 관측된 발생면적을 2배 이상 과대모의하였

고, 2013년의 경우 모형의 예측값이 실제 발생면적의 1/2 이하로 과소모의하였다. 이러한 통계모형이 가지는 한계는 한 가지 독립변수가 아닌 2개 이상의 독립변수를 사용해 다중회귀모형을 이용하여 극복할 수도 있고, 통계모형 결과에 더해 과정기반 병해충 모형의 결과를 통합적으로 분석하여 해결할 수도 있을 것이다.

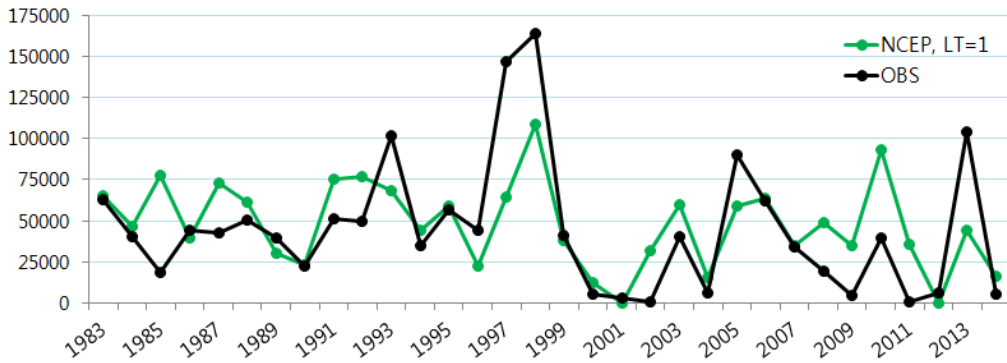


그림 31 MWR 통계모형 (NCEP, V200, LT=1) 예측값과 실제 벼멸구 발생면적(OBS)의 비교 그래프

벼멸구의 비래경로와 대략적인 시기에 대한 정보와 MWR 통계모형의 월별 지점과 선택된 기후변수 정보를 비교하여 각 시기별 선택된 모형의 의미를 추정하였다 (그림 32). 벼멸구는 대략 2-3월쯤에 인도차이나 반도에서 발생하기 시작해 3월이 되면 북동쪽으로 이동을 시작하게 된다. 특히 벼멸구는 4월부터 5월초 베트남 중부와 중국 하이난성에 대발생하고 이중 일부가 중국 남부지방으로 비래하게 된다. 실제로 중국 남부의 2기작 지대에서는 4-5월에 첫 번째 벼 재배시기에 베트남에서 날아온 벼멸구가 발생원이 되어 벼멸구가 증식하는 것으로 알려져 있다. MWR 통계모형에서 이 시점에 선택된 모형은 인도양을 가로질러 인도차이나 반도에 걸쳐 내리는 강수량에서 약 0.4 TCC 정도의 예측성을 보이는 것으로 나타났다. 비록 상관성은 낮지만, 이 시기의 벼멸구 이동경로 상에 있는 지역의 기후조건과 연관이 있어 결과적으로 해당 지역의 벼멸구 증식에 영향을 미칠 가능성을 생각해 볼 수 있다.

이후 5월 중순부터 6월 초순까지 베트남 북부와 남중국, 미얀마에서 발생한 벼멸구는 북쪽으로 몬순을 따라 이동하게 되는데, 이 때 선택된 MWR 통계모형은 필리핀과 인도네시아를 경계로 하는 남서태평양 지역의 SST (sea surface temperature) 변수를 통해 약 0.56 TCC의 예측성을 보이는 것으로 나타났다. 동아시아 몬순의 북진

과 이 지역의 SST와 연관성이 있어 벼멸구의 비래에까지 영향을 미칠 가능성이 있음을 나타낸다. 실제로 동아시아 몬순과 적도부근 태평양의 SST와의 연관성은 기존에 많은 기후학 연구에서 다루어져 왔다 (Wu et al., 2009; Chang et al., 1999). 또는 본 통계모형의 남서태평양 적도부근 해양의 SST가 벼멸구의 북동 방향 비래에 영향을 미치는 것이 아니라 비래지역의 기후조건에 직접적인 또는 어느 정도의 지체시간을 가진 원격상관관계를 가지고 있을 가능성도 배제할 수 없다. 이러한 연관성을 명확하게 하기 위해서는 앞에서 언급한 여러 가능성에 대해 기후통계학적으로 접근하여 분석해야 할 필요가 있다.

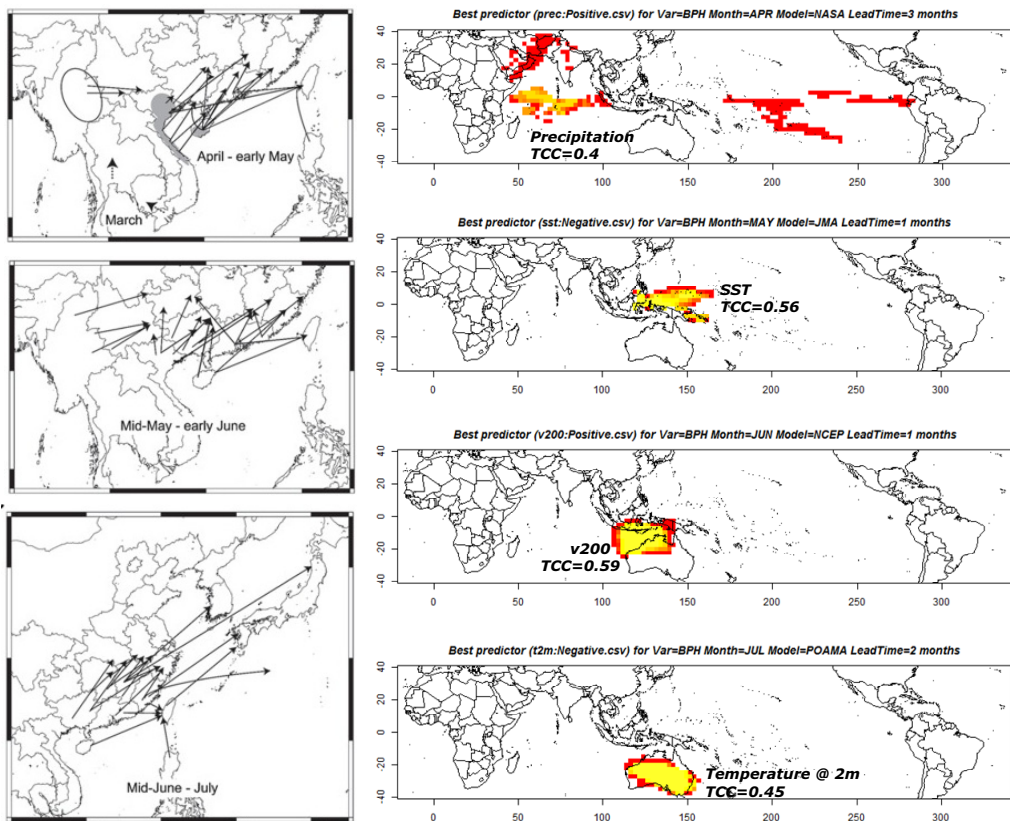


그림 32 벼멸구의 시기별 비래경로와 같은 시기에 선택된 MWR 통계모형의 기후변수와 위치, 그리고 상관계수값(TCC)

인도차이나 반도에서 중국 남서부까지 비래한 벼멸구는 6월 중순부터 7월에 이르면 중국 남서부에서 발생을 하게 된다. 이때 대량 증식에 성공한 벼멸구가 하층부 제

트기류를 타고 한국이나 일본으로 비래하게 되는데, 이 시기에 선택된 MWR 통계모형은 인도네시아와 호주에 걸친 대양지역의 V200 (Meridional wind at 200hPa) 변수로써 약 0.59 TCC의 예측성을 보인다. 또한 7월 계절기후예측정보 중 MWR 통계모형으로 선택된 변수는 호주 전역의 온도 변수로 약 0.45 TCC의 예측성을 보이고 있다. 6월과 7월에 선택된 지역은 중국이나 한반도와 상당히 거리가 떨어진 지역으로 한반도의 벼멸구 비래와 크게 연관이 없어 보이지만 어느 한 지역의 기후의 변동이 한참 동떨어진 다른 지역의 기후에 영향을 미치는 기후의 원격상관 현상이 존재하고 있음을 고려하면 충분히 설명이 가능한 결과이다. MWR 통계모형의 나머지 결과인 남한지역 벼멸구 발생면적에 대한 1월부터 3월 예측을 위한 예측인자 및 공간분포와 8월 예측을 위한 예측인자 및 공간분포에 대한 정보는 본 연구보고서의 6.2 ‘부록 2’를 참고하면 된다.

본 연구에서는 MWR 통계모형을 통해 선택된 월별 기후현상과 벼멸구의 비래경로상에 있는 지역에서의 벼멸구 발생이나 이동에 관여하는 기후조건과의 연관성을 기후학적인 관점에서 역학적으로 밝히지 않았다. 그리고 벼멸구 발생과 이동에 관여하는 기후조건을 밝힌 연구도 아니다. 위에서 선택된 월별 통계모형도 통계적인 상관관계를 가지고 있는 특정 지역의 기후정보를 의미하는 것일 뿐, 현 시점에서는 벼멸구의 발생과 이동과는 연관지어 설명이 불가능하다. 앞서 배경 항에서도 밝혔듯이 본 연구에서는 통계적 기법을 활용하여 멸구류의 비래와 연관성이 높은 특정 지역의 기후현상을 우선 선정한 후 이를 바탕으로 멸구류의 발생과 이동을 기후역학적인 관점으로 설명하기 위한 후향적(retrospective) 방법의 첫 단계로써 후속 연구가 반드시 뒤따라야 하는 연구결과이다. 후속 연구는 기후과학과 농학의 융합연구로써 벼멸구의 발생생태에 영향을 미치는 기후조건 및 기후현상과의 원격상관관계를 밝히는 연구가 이루어져야 할 것이다.

3.3.2 CIR 통계모형에 의한 병해충계절전망

CIR 통계모형은 광역규모의 해양 및 대기 순환과 병해충의 발생에 영향을 미치는 지역 기후간의 상관성을 이용하여 최종 결과물인 병해충 발생정도를 추정하는 통계적 방법이라는 점에서 MWR 통계모형의 방법과 비슷하다. 하지만 MWR 통계모형은 1-3개월 후의 대상 지역의 병해충 발생을 예측하는데 있어서 기후모형으로부터 생산된 동일한 시점의 기후예측 정보를 활용하는 반면에, CIR 방법은 광역 규모의 기후 패턴과 대상 지역의 병해충 발생 사이에 있을 수 있는 지체시간(lag-time)을 고려하여 수개월 전부터 최근까지 관측되어진 관측 기반의 기후인자(climate index)를 활용하는 방법이다. 본 연구에서는 CIR 통계모형을 위해 1983년부터 2014년까지의 남한지역 전체 벼멸구 발생면적 자료를 종속변수(predictand)로 사용하였다. Climate Prediction Center (CPC)에서 월별로 제공하고 있는 40여개의 기후인자 중 실시간으로 업데이트되는 기후인자를 중심으로 16개 기후인자를 선택하였고, NCEP Reanalysis 자료를 사용하여 9개 기후인자를 추출하여 총 25개의 기후인자를 독립변수로 사용하였다. 모든 기후인자에 대하여 지체시간을 1-12개월까지 변경하면서 남한지역 벼멸구 발생면적 자료와 가장 상관관계가 높은 기후인자를 선택하여 예측에 활용하였다.

1983년에서 2014년까지 32년간 남한지역 벼멸구 발생면적 자료를 바탕으로 개발된 CIR 통계모형의 예측성은 $TCC = 0.39$ (0.05 유의수준에서 통계적으로 유의)를 나타냈다. 독립변수로 선정된 주요 기후인자는 ESL (Equatorial Eastern Pacific SLP)로써 지연시간은 9개월이었다. 그림 33의 위쪽 그래프는 해당 통계모형에서 예측된 벼멸구 발생면적과 관측된 발생면적과의 시계열 비교 결과를 나타낸다. 전반적인 추세는 잘 따라가고 있지만, 대발생한 연도를 예측값이 제대로 모의하지 못하는 것으로 나타났다.

병해충 발생면적은 기후적인 요소 뿐만 아니라 저항성품종이나 농약 사용 등 기술적인 요소들이 크게 영향을 미치기 때문에 이를 감안한 통계분석이 이루어져야 한다. 또한 기후가 변화함에 따라 기존에 알려진 전지구적인 기후현상이 점차 변화하면서 이를 대표하는 기후인자와 특정 지역 기후현상과의 연관성이 시간이 지남에 따라 약해지거나 사라지는 현상이 가능해진다 (Collins et al., 2005, 2010). 따라서, 벼멸구의 발생 정도가 새로운 살충제의 살포와 같은 인간의 개입에 의해 크게 변한 시점을 고려하여,

또 기후인자의 영향력이 시간에 따라 변한다는 가정 하에, 본 연구에서는 Imidacloprid를 본격적으로 사용하기 시작한 1992년을 기준으로 이전 데이터를 제거하고 1992년부터 최근까지의 데이터를 사용하여 다시 한 번 CIR 통계모형을 시도하였다.

그림 33의 아래쪽 그래프는 1992년부터 2014년까지 23년간 남한지역 벼멸구 발생면적 자료를 바탕으로 개발된 CIR 통계모형의 결과를 보여준다. TCC는 0.57 (0.05 유의수준에서 통계적으로 유의)로 향상되었고, 이전 1983년부터 2014년까지 자료를 사용한 통계모형에 비해 관측값의 시계열 패턴을 조금 더 잘 따라가는 것으로 보인다. 특히 2007년부터 2014년까지 관측값의 발생정도를 높은 예측성으로 모의하고 있음을 알 수 있다.

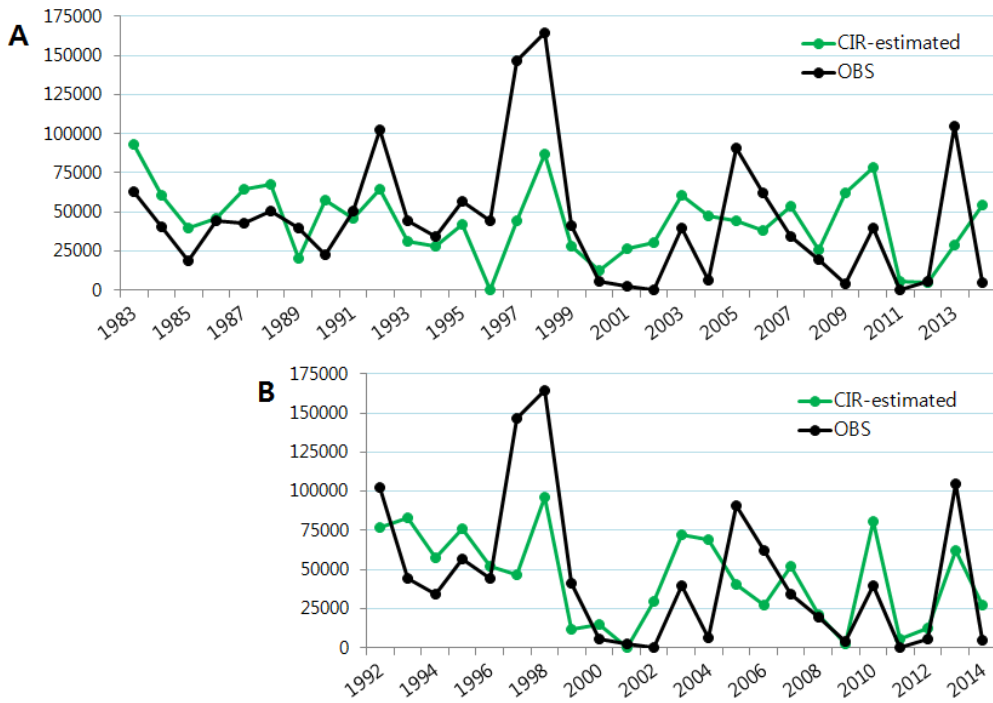


그림 33 CIR 통계모형 예측값(CIR-estimated)과 실제 벼멸구 발생면적(OBS)의 비교 그래프

마지막으로, 개발된 통계모형에 적용된 알고리즘이 예측성을 실제보다 과대모의하는지를 검증하기 위해 무작위 예측인자(random predictor) 테스트를 실시하였다. 그림 34는 코딩된 교차검증 알고리즘 자체에서 과대적합이 발생하는지를 확인하기 위해 통계적 방법인 MWR과 CIR 방법들에 대해 3000번 무작위로 생성된 예측인자와

종속변수들을 이용하여 계산된 TCC값들의 분포를 보여준다. CIR 방법의 경우 예측 인자가 1개로 고정되는 관계로 1000회 모의를 통해 얻은 3000개 개별 결과($1000\text{회} \times 3\text{개 선행시간}$)를 이용한 결과이고, MWR의 경우 100회 모의를 통해 얻은 3000개 개별 결과($100\text{회} \times 10\text{개 개별모형의 예측인자} \times 3\text{개 선행시간}$)로부터 얻은 결과이다. 모든 방법에서 TCC가 0값을 중심으로 정규분포하는 결과를 보여 교차검정 알고리즘에서 과대적합이 발생하지 않는 것으로 판단하였다.

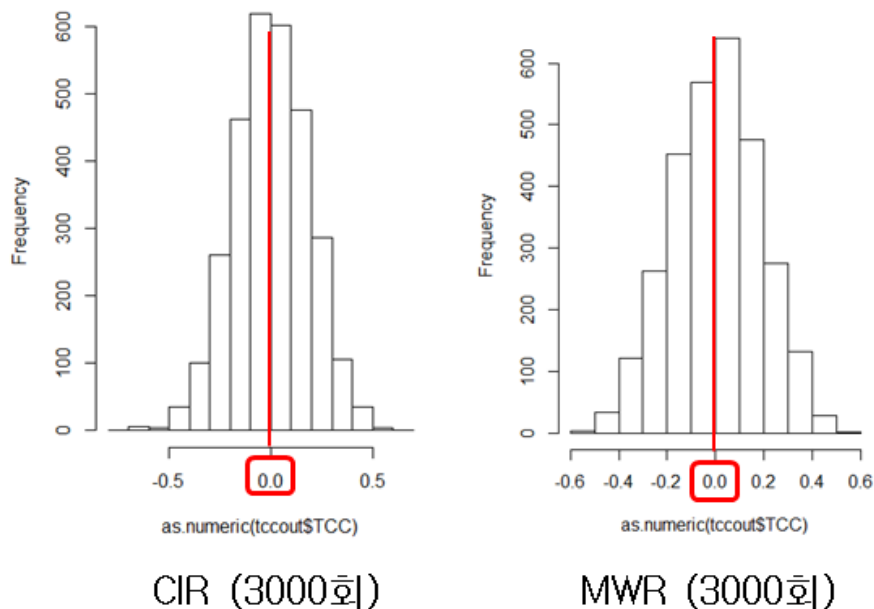


그림 34 통계적 상세화 방법별 Random 예측인자를 이용한 TCC 비교 (출처: Cho, 2015)

3.4 결론

본 연구는 1-3개월 후 국내 특정 병해충에 대한 잠재적 발생위험도를 예측하기 위해 다른 지역의 기후현상과의 통계적 상관성을 활용하여 예측모형을 개발한 최초의 시도이다. MWR 통계모형은 전 지구 규모의 기후모형으로부터 생산된 동일한 시점 또는 선행시간을 가지는 기후예측 정보를 활용한 사례이고, CIR 통계모형은 광역 규모의 기후 패턴과 대상 지역의 병해충 발생 현상사이에 있을 수 있는 지체시간을 고려하여 수개월 전부터 최근까지의 관측 기반 기후인자를 활용하였다.

이렇게 타 지역 기후현상과의 원격상관관계가 성립하기 위해서는 몇 가지 중요한 가정이 필요하다. 먼저 각 통계모형에서 선택된 기후현상은 우리나라의 병해충 발생과는 직접적인 연관이 없을 수 있다. 다만 통계모형의 기후현상은 일정 지체시간을 가지면서 대상 병해충인 벼멸구의 비래경로 상에 있는 어떤 지역의 기후나 다른 지역으로의 비래 정도에 영향을 끼칠 수 있다. 또한 어떤 지역의 기후는 벼멸구의 증식에 직접적인 영향을 주기 때문에 기후조건이 우호적이지 않을 경우 벼멸구가 적게 발생하여 다음 지역으로의 비래 정도, 즉 비래에 성공하는 개체수에도 영향을 주게 된다. 따라서 선 지역의 기후조건과 상관성을 가지고 있는 원격 기후현상이 결과적으로 최종 지역인 남한의 벼멸구 발생면적과도 상관성을 가질 수 있는 것이다. 이러한 가정들을 바탕으로 본 통계모형은 특정 시공간의 벼멸구 발생 또는 비래와 직접적인 연관성이 있는 지역 기후조건과 높은 원격상관관계를 가지고 있는 대규모 기후현상을 통계적인 방법을 활용해 무작위로 찾아내어 그 중에서 상관성이 높은 결과를 가지고 개발되는 것이다.

병해충의 발생, 특히 국내 벼멸구의 발생 정도는 비래 후 우리나라의 지역적인 기후조건에 영향을 받는데, 평년에 비해 따뜻하고 습하면 대발생한다고 알려져 있다. 따라서 벼멸구가 주로 증식하는 7-9월 사이의 기후조건을 바탕으로 국내 벼멸구의 발생을 설명하려는 지속적인 노력이 있었으나 대부분 통계적인 유의성을 얻지 못한 채 일반적인 경향성만을 제시하였다. (이시우 외, 2012; 최귀문, 1998). 본 연구에서도 남한지역 전체의 7-8월 평균기온과 강수량 또는 강수빈도를 이용해 남한지역 벼멸구 발생면적과의 통계적 상관성을 분석하였으나 통계적으로 유의미한 ($p \leq 0.05$) 결과를 얻을 수 없었다(관련 결과 생략함). 이 때문에 오히려 개체군동태 모형과 같은

과정기반 모형을 이용한 벼멸구의 발생 동태 분석에 대한 연구가 그 대안으로 제시되었으나 이 또한 지속적인 연구가 되고 있지 못한 실정이다 (송유한 외, 2007).

벼멸구는 비래해충으로서 비래한 이후의 국내 기후조건에도 영향을 받지만, 얼마나 빨리 중국으로부터 비래를 하는지, 얼마나 많은 양의 벼멸구가 비래 하는지를 바탕으로 그 해의 발생 정도를 예측할 수 있다. 벼멸구의 비래경로를 따라 다시 되짚어 가게 되면, 국내로 비래하기에 앞서 얼마나 많은 양의 벼멸구가 중국의 벼 재배지에서 발생했었는지 그리고 비래에 관여하는 하층 제트기류의 발달시기와 정도에 따라 국내 발생면적이 좌우된다고도 할 수 있다 (현재선, 1982; Park and Hyun, 1983). 중국 남서부에 대발생한 벼멸구는 거꾸로 남중국이나 베트남 지역에서 바로 이전에 발생했던 벼멸구가 비래해서 생겨난 결과일 수 있다. 그 이전에는 인도차이나 반도의 특정 지역으로부터 베트남 북부나 남중국으로 벼멸구가 비래하여 초기 전염원이 되었을 것이다. 이러한 비래경로에 대한 연구는 여전히 진행이 되고 있어 그 경로가 확정적이지 않지만, 인도차이나 반도와 동아시아의 벼멸구 발생은 서로 연관성이 있다는 것만은 확실하다 (Hu et al., 2014; Otuka, 2013).

그렇다면 국내 벼멸구 발생면적의 연간 변동성을 인도차이나 반도에서부터 우리나라에 비래하기까지의 비래경로에 따라 형성되는 시공간적 기후조건을 바탕으로 예측하는 것이 가능할까? 비록 각각의 시공간적 기후조건과 벼멸구 발생에 대한 역학적 상관관계를 밝힐 수는 없었지만 통계적 상관관계에 의한 예측은 가능할 것으로 보인다. 본 연구 결과를 통해 남한지역 벼멸구의 연간 발생면적을 종속변수로 하여 MWR 통계모형과 CIR 통계모형을 개발하였고, 분석 조건에 따라 최고 0.6에 가까운 예측성을 보이는 것을 확인하였다. MWR 통계모형의 경우 4월부터 7월까지 선택된 독립변수(특정 기후모형의 특정 지역에 대한 예측정보)를 분석하여 벼멸구의 비래경로와 해당 시점의 예측정보와의 연관성을 추정하였다. 해당 통계모형을 활용하면 4월부터 7월까지 다양한 선행시간의 예측정보를 통해 벼멸구 발생면적에 대한 계절전망을 생산할 수 있을 것으로 판단된다. 또한 본 연구를 통해 통계모형으로 선택된 기후현상들에 대해 벼멸구의 비래경로를 감안한 각 지역의 기후와의 원격상관관계가 분석되어야 할 필요가 있다. 선택된 기후현상들이 대부분 인도차이나 반도와 호주 사이에 위치하기 때문에 인도차이나와 동아시아 지역의 벼멸구 발생 또는 비래와 어느 정도 연관성이 있을 것으로 예상된다.

CIR 통계모형의 경우 기후인자의 지체시간을 고려한 원격상관성을 바탕으로 개발된 모형이다. 최근 기후변화의 영향으로 특정 기후현상을 설명하는 기후인자의 영향력이 시간이 지남에 따라 변화하는 양상이 보고되고 있다. 가장 쉬운 예로 과거에는 Cold Tongue 타입의 엘니뇨(El Niño)가 주로 발달한 반면, 최근에는 Warm Pool 타입의 엘니뇨가 주로 발달하는 현상을 들 수 있다. 이러한 기후변화의 결과로 과거처럼 하나의 기후인자가 한 지역의 병해충 발생자료와 같이 오랜 기간 동안의 현상을 일관성 있게 설명하지 못할 수도 있다. 이와 유사한 이유로, 본 연구에서도 지난 32년간의 벼멸구 발생면적과 지난 23년간의 벼멸구 발생면적자료를 준비하여 2개의 서로 다른 독립변수로 CIR 통계모형을 개발하였다. 결과적으로 기간이 최근 시점으로 짧아질수록 예측성이 높아지는 동시에 선택된 주요 기후인자도 달라지는 것(ESL → MEI)을 확인하였다. 특히 MEI는 ENSO와 연관된 기후인자로서 적도지역을 중심으로 한 ENSO의 영향이 지역별 벼멸구 발생에 영향을 줄 수도 있음을 간접적으로 보여주고 있다.

MWR 통계모형과 CIR 통계모형은 대규모 기후현상과 병해충 발생정도에 대한 원격상관성을 고려하여 처음으로 시도된 병해충 통계모형이다. 최근 Cho(2014)는 이 2가지 통계모형의 예측인자를 통합적으로 활용하기 위한 Integrated Time Regression (ITR) 모형을 새롭게 시도하였다. 이는 MWR과 CIR을 상호보완적으로 활용하여 최종 예측성을 높이고자 한 시도이다. 본 연구에서도 각각의 모형을 통해서만 제한된 예측성 밖에 얻지 못하였으므로 추후 ITR 통계모형을 통해 전체적인 예측성이 향상될지 시도해 볼 필요가 있을 것이다.

4. 연구결과와 활용계획

4.1 계절기후예측정보 활용 병해충계절전망의 생산

계절기후예측정보를 활용해서 농업분야에 활용 가능한 정보를 생산하여 농업현장에서의 활용하거나 국가 또는 지자체 단위의 정책적인 활용까지 연결시키는 것이 본 연구가 지향하는 최종목표이다. 하지만 이러한 계절전망이 생산되기 위해서는 해결해야 될 문제가 각 단계별로 있었기 때문에, 제한된 시간과 인력으로 단시간 내에 해결하기엔 불가능했다. 하지만 아직 한번도 시도된 바가 없기 때문에 일단 가능한 한 짧은 시간 내에 계절전망 생산의 가능성부터 확인해야 할 필요가 있었다. 그림 35는 APCC의 지난 3년간의 연구를 통해 각 단계별로 다루었던 내용들을 한번에 볼 수 있는 그림이다. 본 연구는 2013년 APCC 연구과제인 일 단위 기상정보를 입력값으로 사용할 수 있는 병해충 예측모형의 개발 및 기후변화 영향평가에서부터 시작되었다. 이후 2014년 일별 위험도 정보를 생산할 수 있는 일별 도열병 위험도 예측모형의 개발, WG를 활용한 시간적 상세화 기법의 개발 및 개선, 그리고 2015년 연구인 APCC 계절기후예측정보를 활용한 시공간적 상세화와 병해충 모형을 활용한 계절전망의 생산 및 활용성 평가로 이어지는 일련의 과정을 통해 각 단계별 문제점을 순차적으로 다루면서 현재까지 진행이 되어왔다. 다음 단락은 각 단계별 세부내용에 대한 간략한 설명을 나타낸다.

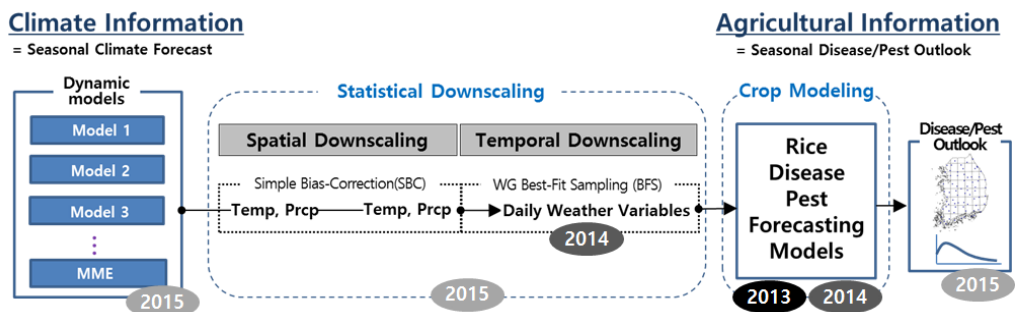


그림 35 계절기후예측정보를 활용한 병해충계절전망 생산 시스템의 개발과 관련한 2013년부터 2015년까지의 APCC에서의 연구

1) 계절기후예측정보 활용이 가능한 일 단위 기상요소를 입력값으로 사용하는 병해충 예측모형의 확보

벼 병해충에 대한 계절전망을 생산하기 위해서는 각 병해충에 대한 예측모형이 필요하지만 일 단위 기상정보를 입력값으로 사용할 수 있는 병해충 모형, 특히 병 모형은 국내를 대상으로 개발된 모형을 찾기가 상당히 어려웠다. 또한 대부분의 병 모형들은 단 하나의 병을 대상으로 개발되었기 때문에 다루는 병해가 많을수록 확보해야 하는 모형도 많아지는 문제점이 있었다. 따라서 2013년 연구를 통해 국제미작연구소에서 Dr. Savary에 의해 개발된 일 단위 기상자료를 사용할 수 있는 EPIRICE 모형을 도입하게 되었다. EPIRICE 모형은 벼에 발생하는 다양한 병해를 서로 다른 모수를 통해 설명할 수 있도록 개발된 표준모형(generic model)으로 본 연구에서는 잎도열병과 잎집무늬마름병에 대한 모수를 국내 현장조사자료를 바탕으로 새롭게 개발하였다. 또한 단순화된 구조로 인해 품종저항성을 설명하지 못하는 한계를 극복하기 위해 품종저항성 모듈을 새로 추가하였다. 국내 주요지점의 과거조사자료를 바탕으로 새롭게 개발된 EPIRICE 모형이 잎도열병과 잎집무늬마름병의 발생정도를 정해진 기준 이상의 성능으로 모의함을 검증하였다 (Kim, 2013). 이렇게 검증된 EPIRICE모형은 기후변화 시나리오를 바탕으로 국내 벼 잎도열병과 잎집무늬마름병의 기후변화에 따른 잠재위험성 영향평가에 활용되었다.

EPIRICE 모형의 출력값은 병진전곡선아래면적(Area Under Disease Progress Curve)인 AUDPC이기 때문에 모형 구동되는 기간 동안의 기상정보가 모두 사용되어야 최종 결과가 출력된다. 하지만 시기별 위험도 즉 일별 위험도 정보를 생산 가능한 모형에 대한 니즈가 있었기 때문에 2014년 연구를 통해 EPIRICE Daily Risk Model (EPIRICE-DRM)을 개발하여 병해충 현장조사자료를 바탕으로 검증하였다 (Kim, 2014). EPIRICE-DRM은 도열병 모형인 EPIRICE-LB를 기반으로 감염속도(R_c)에 영향을 미치는 매일의 기온, 강수량, 상대습도, 품종저항성, 생육기간 정보를 바탕으로 일별 감염위험도 지수를 계산하게 된다. 해당 모형을 활용하게 되면 병해충계절전망에서 최종 발생위험도 뿐만 아니라 생육시기에 따른 위험도 정보를 제공할 수 있게 된다. 또한 도열병 이외에 다른 병에 대한 기존 EPIRICE 모형을 일별 감염위험도 지수를 생산할 수 있는 DRM 모형으로 개발할 수 있는 모형 플랫폼으로도 활용이 가능하다.

APCC 계절기후예측정보를 활용해 병해충계절전망을 생산하기 위해 애벌구 초발일을 예측할 수 있는 유효적산온도모형을 활용하였다. EPIRICE와 달리 유효적산온도모형은 최고/최저기온 정보만을 사용하기 때문에 상대적으로 예측성이 낮은 강수정보로 인해 병해충계절전망의 예측성이 함께 낮아지는 결과를 피할 수 있어 본 연구에서 활용하게 되었다. 또한 기온을 중심으로 한 공간적 상세화 기법의 지점별 성능평가나 계절기후예측정보의 불확실성 정보를 알고 있는 상태에서 생산된 병해충계절전망의 예측성을 평가하는데 활용되었다.

2) 계절기후예측정보를 농업모형에서 활용하기 위한 시공간적 상세화 기법 개발 및 평가

2013년 연구를 통해 EPIRICE라는 일 단위 기상정보를 사용할 수 있는 농업모형이 확보되었지만 상대적으로 낮은 해상도를 지닌 계절기후예측정보를 농업모형에 활용하기 위해서는 기후정보의 상세화가 필요했다. 그래서 2014년 연구에서는 계절기후정보를 시공간적으로 상세화 하는 방법을 집중적으로 살펴보았다. 공간적 상세화 기법은 지점별 평년값을 이용해 단순하게 편이보정 하는 방법을 활용하였다. 농업모형의 경우 수문모형이나 대기모형과 같이 지점별 공간상관성이 중요하지 않았기 때문에 과거자료 기반 지점별 일 단위 합성기상자료를 생성하는 weather generator (WG)와 다중기후요소에 대해 가장 가까운 자료를 샘플링 할 수 있는 마할라노비스 거리 통계기법을 활용하여 시간적 상세화 기법을 개발하였다 (Kim, 2014). WG가 해당 지점의 기후특성을 가장 잘 모의하는 합성기상자료를 만든다는 가정 하에 시간적 상세화된 기상자료가 실제 관측기상자료의 일 변동성을 제대로 모의하는지 다양한 방법을 통해 검증하였고, 성능을 개선하기 위해 상대습도 추정방법과 다수의 최적기상자료 앙상블을 활용하는 방법들을 개발하였다.

그럼에도 불구하고 대부분의 병해충 예측모형은 일반적인 다른 농업모형에 비해 일별 기상변동에 상대적으로 민감하기 때문에 실제 관측기상정보를 최대한 비슷하게 시뮬레이션 할 수 있는 상세화 기법의 개발이 필요하다. 본 연구를 시발점으로 기온과 강수량, 상대습도 등 일부 필수기상요소의 일별 변동성을 중심으로 상세화 기법을 평가하고 성능을 향상시킬 수 있는 지속적인 연구가 이루어져야 할 것이다. 일부 WG

에서는 다른 WG에 비해 모수화에 사용되었던 과거 관측기상자료의 일별 변동성을 조금 더 유사하게 재현하는 것으로 알려져 있다. 이러한 WG를 중심으로 알고리즘을 분석하여 관련 기법을 향상시킨다면 향후 병해충 예측모형과 같은 농업모형에 적합한 상세화 시스템이 구현될 수 있을 것이다.

3) APCC 계절기후예측정보의 상세화와 병해충예측모형 활용을 통한 병해충계절전망의 생산, 그리고 활용가능성에 대한 평가

2013년과 2014년 연구를 통해 APCC 계절기후예측정보를 농업모형에서 활용할 수 있는 방법들이 확보되었지만 실제로 계절예측정보를 병해충계절전망을 생산하는데 활용할 수 있는지, 생산된 계절전망의 예측성을 기반으로 했을 때 실제로 활용 가능한지, 앞서 개발된 농업모형과 시공간적 상세화 기법들을 시스템적으로 연결하여 활용 가능한지에 대한 검증이 필요했다. 또한 실제 현장에서 병해충계절전망을 활용하기 위해서는 계절전망이 주어졌을 때 기존 방법들에 비해 개선될 만한 재배의사결정이 있을지에 대한 고민도 필요했다. 이를 위해 계절예측을 생산하고 예측성을 바탕으로 한 활용가능성 평가가 우선되어야 했다.

따라서 2015년 연구에서는 계절기후예측정보의 상세화, 상세화된 기후정보와 확보된 병해충예측모형을 활용해서 계절전망을 생산하는 시스템의 도출, 생산된 계절전망의 예측성 평가를 통한 활용가능성 평가를 수행하였다. 결과적으로 2015년 연구는 이전 연구의 결과들을 계절전망 생산이라는 시스템 내로 잘 엮어서 활용하고, 실제 계절기후예측정보를 사용했을 때 단계별로 더해지는 불확실성을 정량화하여 최종 병해충계절전망이 가지는 불확실성을 줄이기 위해 해결되어야 할 다음 연구의 타겟을 제시하는 역할을 했다고 볼 수 있다. 또한 계절전망의 선행시간에 따른 예측성과 이에 따른 실제 현장에서의 활용분야를 고민하면서 국내 도 단위 지자체에서, 더 크게는 국가적인 차원에서 이러한 병해충계절전망이 주어졌을 때 어떻게 활용할 수 있을지를 그려볼 수 있는 계기가 되었다.

4.2 농업분야에서 계절전망의 활용

농업분야에서 계절전망을 활용하기 위해서는 기존에 이루어지고 있는 의사결정을 공간적, 시간적 규모로 나누어 생각해볼 필요가 있다. 즉 농업분야에서 공간적 규모를 고려했을 때, 개별 농가에서 지자체, 그리고 국가 전체로 그 규모가 커지게 되면 그에 따른 의사결정의 종류도 달라질 것이다. 마찬가지로 현재 시점부터 향후 50년 이후까지 선행시간이 길어짐에 따라 선택할 수 있는 의사결정의 종류가 다를 것이다. 실제로 재배와 관련된 일련의 의사결정들은 선행시간의 길이에 따라 자연스럽게 구분 지을 수 있다. 1년이 넘는 충분한 선행시간이 확보되어야 실현이 가능한 의사결정은 장기적인 전략(long-term strategic decision)을 포함하고, 1개월에서 3개월 전에 취할 수 있는 의사결정은 상대적으로 단기적인 전략(short-term strategic decision)을 포함하게 된다. 10일 이내에 결정이 되고 실행에 옮길 수 있는 의사결정들은 또 다시 장기적인 계획(long-term tactical decision)과 초단기 계획(short-term tactical decision)으로 나뉘게 되는데, 단기적인 전술적인 의사결정들은 주로 개별 농가나 지자체 수준에서 이루어지고, 장기적인 전략적인 의사결정들은 주로 규모가 큰 지자체나 국가 수준에서 이루어지는 것이 일반적이다.

본 연구에서 생산된 계절전망은 예측성과 선행시간, 이 두 가지 성능을 동시에 확보하지 못했기 때문에 국내에서의 활용가능성이 낮을 것으로 보인다. 실제로 공동방제 협의체나 국가 재해대응기관에서 해당 정보를 활용하기에는 정보의 불확실성이 너무 크다. 농업에서의 의사결정은 상당히 보수적으로 결정되기 때문에 불확실성이 커지면 의사결정의 주체가 누구냐에 상관없이 활용을 하기 어려운 측면이 있다. 가장 쉬운 예로 농작물 재해보험을 들 수 있는데, 지난 10여년간 농작물 재해보험이 안정적으로 운용되기 위해서 정부나 지자체, 보험회사에서 재배농민들을 설득하기 위해 쏟은 노력은 상당하다. 80%에 이르는 보조금이 기본적으로 투입되고, 매년 각종 교육과 세미나, 매스컴 광고를 통해 농작물 재해보험 가입의 필요성을 독려한 결과 현재 약 15% 수준의 가입률을 보이고 있다. 그만큼 불확실성이 큰 (예측성이 거의 없는) 정보를 바탕으로 의사결정을 내리기 때문이다. 또한 국내에서 그간 기상기후정보에 대해 쌓여온 전반적인 불신으로 인해 응용기후정보 역시 신뢰하기 어려운 것이 사실이다. 물론 예측성이 없는 것보다 예측성이 조금이라도 있다면 그에 따라 어느 정

도 수준의 의사결정은 내릴 수 있겠지만, 근본적으로 해당 정보를 신뢰하지 못하면 예측성이 50%가 넘더라도 활용하지 못하는게 현실이다. 또한 각 의사결정별로 확보되어야 하는 선행시간이 다르기 때문에 충분한 선행시간 이전에 정보가 제공되는 것이 중요하다.

향후 계절기후예측정보의 예측성이 향상되고, 시공간적 상세화 기법의 성능이 개선되고, 정확한 시뮬레이션이 가능한 농업모형이 개발된다면 여러 가지 중요한 농업 의사결정에 유용하게 활용될 수 있을 것이다. 특히 계절기후예측정보의 공간적 규모를 고려할 때 농업분야에서 생산될 수 있는 계절전망은 커다란 규모의 지자체나 국가적인 의사결정들이 그 주요 타겟이 될 것이다. 예를 들어 국가 수준에서는 계절전망을 바탕으로 적절한 작물 품종을 권고하거나, 농약 및 비료를 비롯한 농자재를 조달하는 회사의 공급물량을 조정할 수 있을 것이며, 다가올 위험에 대비해 중앙 또는 지자체 담당공무원에 대한 교육이나 훈련, 그리고 농가나 지자체 전체를 대상으로 국가적인 캠페인을 진행할 수도 있다. 물론 개별 농가나 시군 단위 지자체에서도 계절전망을 바탕으로 얼마든지 장기적인 의사결정에 활용할 수 있다. 하지만 공간적 규모가 작아질수록 예측성에 민감해지기 때문에 당연히 현재 계절전망이 가지고 있는 예측성의 한계에 대한 정보를 바탕으로 좀 더 보수적인 의사결정이 이루어질 것이다. 국가보다 작은 공간적 규모의 의사결정 주체들은 계절전망을 바탕으로 지자체 단위 농자재의 공동구매나 공동방제 준비, 다가올 재난위험을 대비한 대응예산의 수립 등이 이루어질 수 있고, 개별 농가에서는 농업재해보험을 구매하거나, 경운여부, 재배품종, 파종비율 등을 결정하고 더 나아가 다가올 위험에 대비해 방풍막이나 비닐하우스 같은 시설물에 투자할 수도 있다. 이와 같이 선행시간에 따라, 또 의사결정 주체의 규모가 달라짐에 따라 활용될 수 있는 재배의사결정 안을 그림 36에 제시하였다.

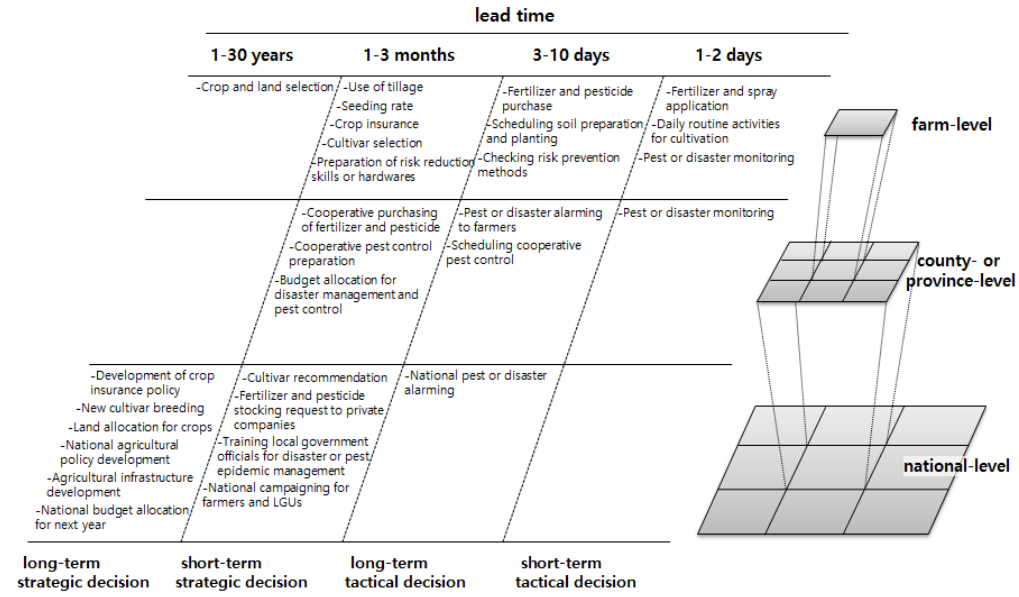


그림 36 기후응용정보의 선행예측시간에 따른, 의사결정 주체의 공간적 규모에 따른 농업분야 재배의사 결정의 종류

본 연구를 통해 생산된 병해충계절전망은 추후 예측성과 선행시간이 확보된다면 국내에서 여러 가지 의사결정에 활용될 수 있을 것으로 판단된다. 우선 전국 단위로 이루어지는 병해충 공동방제에서 활용이 가능하다. 3개월 앞선 계절기후예측정보를 사용함으로써, 정부나 지자체별 공동방제협의체에서 예방적 목적의 병해충 방제계획 및 방제용 농자재(농약, 방제기 등)의 확보를 위해 필요한 병해충계절전망 정보를 미리 제공할 수 있게 된다. 국내 병해충 방제는 개별방제에서 공동방제로 그 형태가 급속도로 바뀌고 있기 때문에 더 이상 필지나 소규모 지자체 단위의 방제가 아닌 시군 단위로 공동방제가 이루어지고, 도 단위 관계기관에서 공동방제를 주관하게 될 것으로 보인다. 실제로 현재 무인헬기를 활용한 공동방제가 45%에 이르는 일본의 경우는 국가기관에서 지자체와 협력하여 공동방제를 관리하고 있다. 따라서 병해충계절전망 정보는 국가와 지자체, 농민의 공동방제협의체에서 결정될 수 있는 다양한 의사결정에 활용될 수 있다. 또한 현재 농촌진흥청에서 매달 발행하는 농작물 병해충 발생정보와 함께 계절전망 정보가 제공됨으로써 개별 농가 단위, 지자체 단위의 단기적인 전략 수립에 활용될 수 있다. 특히 국가기관에서는 계절전망을 바탕으로 특정 병해충에 저항성을 보이는 품종을 선정하여 종자회사를 통해 공급물량을 결정하거나, 농약

회사를 통한 해당 병해충에 대한 농약의 공급물량 조정, 그리고 위험관리의 일환으로 담당공무원이나 농민에 대한 교육이나 훈련, 캠페인 등의 계획수립과 같은 의사결정이 가능할 것으로 생각된다.

4.3 통계모형 활용 병해충계절전망 생산

MWR 통계모형과 CIR 통계모형은 대규모 기후현상과 병해충 발생정도에 대한 원격상관성을 고려하여 처음으로 시도된 병해충 통계모형이다. 비록 원인과 결과의 역학적 관계가 뚜렷한 기후학적인 원격상관 관계를 바탕으로 연구가 이루어지지 않았지만, 미처 드러나지 않고 알려지지 않았던 기후현상과 병해충 발생과의 관계가 분명히 존재할 것이라는 가설 하에 통계적인 원격상관을 바탕으로 수행된 연구이다. 또한 인간이나 기술적인 간섭이 상대적으로 적어서 기후적인 요소의 영향을 크게 받는 개도국의 농업현장에서 활용될 수 있는 기술이다. 반대로 말하면 이러한 기후 외적인 요소에 의한 간섭이 지속적으로 이루어진 국내를 비롯한 선진국에서는 활용하기 위해서는 상당히 복잡한 데이터의 분석이 선행되어야 한다. 한편 통계모형에서는 해당 지역에 영향을 미치는 기후현상과 관계를 바탕으로 하기 때문에 특히 각종 기후인자나 기후현상에 직간접적으로 영향을 크게 받는 적도 주변 지역이 우선 대상이다. 통계적인 관계가 강하게 나타나고 충분한 선행시간 이전에 예측이 가능하다는 것이 검증될 수 있다면 즉시 활용 가능한 기술이라 생각한다. 다만 원인과 결과의 역학적 관계는 기후학자와 병리학자와의 융합연구를 통해 반드시 연결해야 할 문제이다.

통계모형은 독립변수와 종속변수의 통계적 연관성에 의존하기 때문에 통계적인 유의성을 확보하는데 필요한 최소한의 샘플 수를 확보하는 것이 필수적이다. 본 연구에서 독립변수로 사용된 남한지역 벼멸구 발생면적 자료와 같이 오랜 기간 동안의 병해충 조사자료가 있을 경우 활용이 가능하다. 불행하게도 기후인자나 기후현상 등 병해충의 발생이 기후적인 요소의 영향을 크게 받는 적도 부근의 많은 개도국들은 일관성 있는 병해충자료를 확보한 곳이 거의 없다. 그럴만한 인력과 기술, 자본이 없기 때문이다. 따라서 개도국에서는 데이터를 확보하기 위한 시스템을 구축하는 것이 우선이다. 실제로 많은 개도국 지원프로그램이 수원국의 각 분야별 데이터베이스를 체계적으로 구축할 수 있도록 관련 시스템이나 도구를 개발하는데 포커스를 맞추고 있다

(PRiSM by USAID; Tonga AgroMet Project by APCC). 따라서 안정화된 시스템이 구축되어 최소한의 현장조사자료가 지속적으로 수집이 된다면 빠른 시일 내에 본 통계모형을 활용한 계절전망의 생산이 가능할 것이다.

본 연구를 통해 시도된 통계모형에 의한 계절전망의 예측성은 앞서 APCC 계절기후예측정보를 상세화 하여 과정기반 경험적 농업모형을 통해 생산한 계절전망의 예측성을 앞선다. 특히 선행시간이 3개월 이상으로 확보되었고, 예측성 또한 0.6 TCC에 가깝다. 벼멸구의 비래 경로 상에 있는 지역에 따른 벼멸구의 발생과 이동의 시기를 바탕으로 본 연구에서 선택된 지역과 기후변수에 대해 심층적인 연구가 뒷받침되어야 한다. 그래서 기후와 벼멸구 발생 및 이동과의 역학적인 관계가 밝혀질 수 있다면 통계모형을 통해 생산된 계절전망이 실제 현장에서의 의사결정을 위해 얼마든지 활용 가능하리라 생각한다. 하지만 국내의 경우 타지역에 비해 전지구적인 기후현상에 의한 영향을 덜 받고 계절기후예측정보의 예측성도 낮기 때문에 이렇게 얻어진 통계모형의 결과를 받아들이기 더 어려운 상황이다. 또한 국내 벼멸구 발생에 관여하는 기후 외적인 요인들이 다른 개도국에 비해 크기 때문에 이를 해석하여 제거하는 노력도 필요할 것이다. 그럼에도 불구하고 APCC의 연구를 통해 MWR와 CIR 통계모형의 회귀분석 중 과대적합(overfitting) 문제가 상당부분 해소되었다는 것이 증명되었기 때문에 통계모형의 결과를 신뢰할 수 있는 기후학적인 연구결과가 뒷받침된다면 빠른 시일 내에 활용을 앞당길 수 있을 것이라 판단한다.

4.4 차년도 연구사업과의 연계성

국내와 같이 모니터링 예찰체계가 제대로 운영이 되고 있고, 병해충 돌발발생에 즉각적으로 대응할 수 있는 충분한 기술력과 인력, 자본력을 가지고 있는 국가에서는 사실 계절전망의 활용성이 상대적으로 낮을 수 있다. 국내에서는 이미 정기적인 공동방제를 통해 각종 병해충에 대한 종합방제제를 충분히 살포하고 있고, 대부분의 병해충에 저항성을 지닌 육종 품종을 재배하고 있으며, 유사시에 대응할 수 있는 방제 전문인력을 보유하고 있기 때문에 실제 돌발 병해충이 발생한다 해도 대응능력이 충분하기 때문에 관련 피해가 적다. 또한 우리나라에 대한 계절기후예측정보의 예측성이 현실적으로 농업분야의 각종 의사결정에 활용될 정도로 충분하지 않기 때문에 국내

에 적용하기 위해서는 좀 더 시간이 필요할 것으로 생각된다. 특히 아직까지 국내에서는 계절전망을 활용해 본 경험이 없기 때문에 생산이 되더라도 어떻게 활용할지에 대한 체계가 잡혀있지 않다. 따라서 지난 3년간 APCC의 연구를 통해 확보된 농업모형, 상세화 기법, 그리고 병해충계절전망 생산 시스템은 국내가 아닌 아태지역 개도국과 같은 국외 취약지역에 좀 더 효율적인 적용이 가능하다. 이러한 국가들은 사회경제적, 기술적 취약성을 가지고 있지만, 오히려 계절기후예측정보의 예측성이 높기 때문에 병해충계절전망 생산 시스템의 활용성이 높을 것으로 생각된다.

차년도 연구사업은 필리핀 Bicol 지역을 대상으로 하며 계절기후예측정보를 활용한 벼 병해충 계절전망 생산과 벼 생육모형과의 연계를 통한 의사결정시스템 구축을 목표로 한다. 필리핀 Bicol 지역은 ENSO 기후현상의 영향을 많이 받으며, 적도부근에 위치하여 계절기후의 예측성이 높다. 또한 우리나라와 같이 벼농사가 주요 농산업이기 때문에 벼 병해충계절전망의 활용도가 높은 지역이다. 활용 가능한 농업모형은 Bicol 지역에서 주로 발생하여 사회경제적인 피해를 입히는 병해충이 무엇인가에 따라 결정이 될 것이다. 특히 본 연구에서 활용된 EPIRICE 모형은 5가지 이상의 병해에 대해 모수화가 된 표준모형으로써 대상지역의 병해조사자료를 바탕으로 모수화나 성능개선을 위한 모듈의 추가가 가능하다. 그리고 EPIRICE 모형 자체가 원래 필리핀과 같은 열대지방을 대상으로 개발이 되었기 때문에 Bicol 지역에 적용하기 위해 기존 모형에서 크게 수정하지 않아도 될 수 있다. 또는 기존 시간 단위 기상정보를 사용하는 상세모형의 업스케일링을 통한 메타모형을 개발하여 적용해야 할 필요도 있다. 해충에 의한 피해의 경우, 일 또는 월 단위 기상정보를 활용할 수 있는 새로운 해충모형이 확보되거나 개발되어야 할 것이다. 또한 벼 생육모형과의 구조적 연계를 통해 병해충에 의한 피해가 최종 수확량에 얼마나 영향을 미칠지에 대한 고려가 필요하기 때문에 병해충의 종류에 따른 모형 간의 통합방식이 정해져야 할 것이다.

본 연구에서 개발된 시공간적 상세화 기법은 Bicol 지역을 대상으로 즉시 활용이 가능하다. 물론 장기간의 과거기상자료의 확보와 적합한 WG의 선정이 우선되어야 하고, 시공간적 상세화를 지점이 아닌 격자를 대상으로 하는 기술을 개발하여 시도할 필요가 있다. APCC 계절기후예측정보의 상세화와 함께 현재 필리핀 기상청에서 자체적으로 가공하여 적용하는 계절기후예측정보를 활용한 상세화에도 SBC와 wgBFS 시공간적 상세화 기법의 적용이 가능하다. 일단 농업모형이 확보된다면 본 연구를 통

해 개발된 시스템을 적용하여 계절전망의 생산이 가능할 것이다. 하지만 생산된 계절전망의 활용성에 대한 고민은 Bicol지역의 현재 병해충 예찰시스템과 대응체계, 역량을 고려해서 결정해야 할 부분이다. 계절전망을 통해 위험도 정보가 제공되더라도 시스템적인 문제로, 또는 역량이 부족해 활용이 불가능할 수 있기 때문이다. 따라서 효율적인 활용을 위해서는 지역 대학이나 지자체 정부기관과 같은 관계기관과의 긴밀한 협의를 통해 실현가능한 의사결정의 옵션을 제공하는 것이 필수적이다.

대상지역에서 병해충 조사자료를 확보하는데 어려움이 있을 수 있다. 특히 장기간 수집된 자료는 구하기 어려울 것이다. 따라서 통계모형을 적용하는 것이 불가능 할 수도 있다. 하지만 해당 통계모형을 병해충 발생자료가 아닌 병해충 발생에 영향을 미치는 지역 기후조건을 대상으로 개발하는 방법도 가능하다. 우선 병해충 발생과 특정 기후조건과의 연관성을 통계적이든, 과정기반이든 밝혀야 할 필요가 있지만, 일단 기후조건이 확정되면 지역의 장기 기후관측자료를 통해 통계모형의 독립변수가 되는 자료를 만들어 낼 수 있을 것이다. 물론 병해충 발생과 상관성이 높은 기후조건을 밝히기 위해서는 또 다시 관측된 병해충 자료나 과거 문헌자료를 확보해야 할 필요가 있다. 지역에 기반을 둔 필리핀 국립 쌀 연구소(PhilRice)와 같은 정부기관이나 국제미작연구소(IRRI)와 같은 국제 연구기관과 긴밀한 협조가 선행되어야 할 이유이다.

참고 문헌

- 강부식, 문수진, 2011: 가뭄전망과 실시간물관리를 위한 APCC 계절예측정보의 활용. 한국방재학회지, 11(1), 31-36.
- 과학기술처, 1995: 기상정보에 의한 지역농업생산력 및 병해충예측 기술개발. 미래창조과학부.
- 권오상, 2014: 신 기후변화 시나리오에 따른 국내외 농업 생산성 변화 예측 및 경제적 영향 평가. 농촌진흥청 연구사업 최종보고서, 농촌진흥청.
- 김광호, 2012: 온난화에 따른 벼 해충의 발생예측 및 적응대책 연구. 농촌진흥청 연구사업 최종보고서, 국립농업과학원.
- 김규량 외, 1996: 농업기상관측 및 작물병 예찰용 통합시스템 개발. 한국식물병리학회지, 12, 121-125.
- 김연희, 김맹기, 이우섭, 2008: 한반도 기온 및 강수량 변동에 영향을 미치는 광역규모 기후지수들에 대한 고찰. Atmosphere, 18(2), 85-97.
- 농촌진흥청, 2000-2010: 농작물 병해충 예찰 방제보고서. 농촌진흥청 연간 보고서.
- 박은우, 2007: 고추병해충 발생 예찰 시스템 개발. 농촌진흥청 연구사업 최종보고서, 농촌진흥청.
- 박은우 외, 2008: 제주도의 감귤 궂양병을 위한 병예찰시스템의 개발. 한국생물환경조절학회지, 17(1).
- 박은우, 2012: 벼 잎도열병 감염위험도 예측시스템 및 그 예측방법. 특허출원 제 10-1185071. 대한민국특허청.
- 박은우, 2013: 지리정보시스템 및 IT기반 현장 밀착형 돌발 병해충 예찰 모형 개발. 농촌진흥청 연구사업 최종보고서, 농촌진흥청.
- 백운하, 백현준, 1977: 벼멸구발생의 장기예측을 위한 기초적 연구. 한국식물보호학회지, 32, 171-179.
- 송유한, 1999: 장거리 이동성 해충류의 Internet 조기경보체계 개발. 농림수산특정연구사업 최종보고서, 경상대학교.
- 송유한 외, 2007: 장거리 이동성 멸구류의 대발생 예측에 관한 연구. 농촌진흥청 연구사업 최종보고서, 농촌진흥청.
- 이시우 외, 2012: 국가간 이동해충의 생태 시뮬레이션 모델 개발 및 감시 체계 구축. 농촌진흥청 연구사업 최종보고서, 국립농업과학원.
- 이준호, 2014: 신 기후변화 시나리오에 따른 주요 문제 병해충 영향평가. 농촌진흥청 연구사업 최종보고서, 농촌진흥청.
- 정학균, 김창길, 문동현, 2014: 기후변화가 벼 병해충 피해면적 발생에 미치는 영향분석. 한국

- 환경농학회지 33(1):52-56.
- 최기문, 1998: 벼멸구 흰등멸구의 발생과 방제자료집. 농촌진흥청 연구사업 최종보고서, 농업과학기술원.
- 최홍수, 2012: 아태지역 이동성 병해충 돌발 대응 국제협력 네트워크 구축. 농촌진흥청 연구사업 최종보고서, 국립농업과학원.
- 현재선, 1982: 기상 환경과 병해충 발생 및 그 대책. 한작지, 27(4), 361-370.
- Adams, H.D., Williams, A.P., Xu, C., Rauscher, S.A., Jiang, X., and N.G. McDowell, 2013: Empirical and process-based approaches to climate-induced forest mortality models. *Frontiers in Plant Science*, 4, Article438.
- Agrawal, R., Mehta, S.C., Bhar, L.M. and A. Kumar, 2004: Development of weather based forewarning system for crop pests and diseases. Mission mode project under NATP.
- Bae, S.D., Song, Y.H., and K.B. Park, 1995: Study on the bionomics of overwintering small brown planthopper, *Laodelphax striatellus* Fallen, in Milyang. *Korean J. Appl. Entomol.* 34, 321-327.
- Bahuguna, G.N. and M. Chandrahas, 1992: Models for forecasting aphid pest of mustard crop. IASRI Publication.
- Barrett, C.B., 1998: The value of imperfect ENSO forecast information: discussion. *Amer. Journal Agr. Econ.* 80, 1109-1112.
- Breuer, N.E., Cabrera, V.E., Ingram, K.T., Broad, K., and P.E. Hildebrand, 2008: AgClimate: A Case Study in Participatory Decision Support System Development. *Climate Change*, 87, 385-403.
- Chang, C.-P., Zhang, Y., and T. Li, 1999: Interannual and interdecadal variations of the East Asian summer monsoon and tropical pacific SSTs. Part II: Meridional structure of the monsoon. *Journal of Climate*, 13, 4326-4340.
- Chen, C., Baethgen, W.E. and A. Robertson, 2013: Contributions of individual variation in temperature, solar radiation and precipitation to crop yield in the North China Plain, 1961-2003. *Climatic Change*, 116, 767-788.
- Cho, J., 2014: Development of integrated methods for long-term water quantity and quality prediction using seasonal climate prediction. APCC Research Report, 2015-13.
- Choi, K.-S., and I.-J. Moon, 2013: Two climate factors in May that affect Korean rainfall in September. *Acta Oceanologica Sinica*, 32, 32-47.
- Coakley, S.M., Mcdaniel, L.R. and G. Shaner, 1985: Models for predicting severity of

- septoria tritici blotch on winter wheat. *Phytopathology*, 75, 1245-51.
- Collins, M. et al. 2005: El Nino- Or La Nina-Like Climate Change? *Climate Dynamics*, 24, 89-104.
- Collins, M., An, S.-I., Cai, W., Ganachaud, A., Guilyardi, E., Jin, F.-F., Jochum, M., Lengaigne, M., Power, S., Timmermann, A., Vecchi, G., and Wittenberg, A., 2010: The impact of global warming on the tropical Pacific and El Niño. *Nature Geoscience*, 3, 391 – 397.
- Cunniffe, N.J., Koskella, B., Metcalf, C.J.E., Parnell, S., Gottwald, T.R., and C.A. Gilligan, 2014: Thirteen Challenges in Modelling Plant Disease. *Challenges in Modelling Infectious Disease Dynamics*. 10, 6-10.
- Dhar, V., Singh, S.K., Kumar, M., Agrawal, R. and A. Kumar, 2007: Prediction of pod borer (*Helicoverpa armigera*) infestation in short duration pigeonpea (*Cajanus cajan*) in central Uttar Pradesh. *Indian Journal of Agricultural Sciences*. 77, 701-04.
- Doblas-Reyes FJ, García-Serrano J, Lienert F, Biescas AP, and LRL. Rodrigues, 2013: Seasonal climate predictability and forecasting: status and prospects. *WIREs Clim. Change*, 4, 245-268.
- Fernandes, J.M.C., Pavan, W., and R.M. Sanhueza, 2011: SISALERT - A generic web-based plant disease forecasting system, In: M. Salampasis, A. Matopoulos (eds.): *Proceedings of the International Conference on Information and Communication Technologies for Sustainable Agri-production and Environment (HAICTA 2011)*, Skiathos, 8-11 September, 2011.
- Fraisse, C. W., Breuer N., Bellow, J. G., Cabrera, V., Hatch, U., Hoogenboom, G., Ingram, K., Jones, J.W., O'Brien, J., Paz, J., and D. Zierden, 2006: AgClimate: A climate forecast information system for agricultural risk management in the southeastern USA. *Computers & Electronics in Agriculture*, 53(1), 13-27.
- Goddard, L., Mason, S.J., Zebiak, S.E., Ropelewski, C.F., Basher, R., and M.A. Cane, 2001: Current approaches to seasonal to interannual climate predictions. *Int. J. Climatol.*, 21, 1111-1152.
- Hammer, G.L., Holzworth, D.P., and Stone, R. 1996: The value of skill in seasonal climate forecasting to wheat crop management in a region with high climate variability. *Australian Journal of Agricultural Research*, v.47, p.717-773, 1996.
- Hanson, C.L., Cumming, K.A., Woolhiser, D.A. and C.W. Richardson, 1994: Microcomputer program for daily weather simulation in the contiguous United States. U.S. Dept. of Agric., Agricultural Research Service, ARS-114.

- Harrison, M., A. Kanga., G.O. Magrin, G. Hugo, I. Tarakidzwa, C. Mullen, H. Meinke, 2007: USE OF SEASONAL FORECASTS AND CLIMATE PREDICTION IN OPERATIONAL AGRICULTURE, Report of the Working Group on the Use of Seasonal Forecasts and Climate Prediction in Operational Agriculture, CAgM Report No. 102.
- Hu, G., Lu, F., Zhai, B.-P., Lu, M.-H., Liu, W.-C., Zhu, F., et al. 2014: Outbreaks of the Brown Planthopper *Nilaparvata lugens* (Stål) in the Yangtze River Delta: Immigration or Local Reproduction? PLoS ONE 9(2): e88973. doi:10.1371/journal.pone.0088973
- Hyun, J.S., Woo, K.S. and M.U. Ryoo, 1977: Studies on the seasonal increase of the population of the smaller brown planthopper, *Laodelphax striatellus* (Fallen). Korean J. Pl. Prot. 16, 13-19.
- Jeong, H.-I., Lee, D.Y., Ashok, K., Ahn, J.-B., Lee, J.-Y., Luo, J.-J., Schemm, J.-K., Hendon, H.H., Braganza, K., and Ham, Y.-G., 2012: Assessment of the APCC coupled MME suite in predicting the distinctive climate impacts of two flavors of ENSO during boreal winter. Climate Dynamics, 2012, Volume 39, Number 1-2, Page 475
- Jones, J.W., Hansen, J.W., Royce, F.S., and C.D. Messina, 2000: Potential benefits of climate forecasting to agriculture. Agriculture, Ecosystems and Environment, 82, 169-184.
- Kang, H., Park, C.-K., Hameed, S. N., and K. Ashok, 2009: Statistical downscaling of precipitation in Korea using multimodel output variables as predictors. Monthly weather review, 137, 1928-1938.
- Kang, S., Hur, J., and J.-B. Ahn, 2014: Statistical downscaling methods based on APCC multi-model ensemble for seasonal prediction over South Korea. International Journal of Climatology, DOI:10.1002/joc.3952.
- Katz, R.W., 1996: Use of conditional stochastic models to generate climate change scenarios. Climate Change, 32, 237-255.
- Kim, K.-H., 2013: Predicting potential epidemics of rice leaf blast and sheath blight in South Korea under the RCP 4.5 and RCP 8.5 climate change scenarios using a rice disease epidemiology model, EPIRICE. APCC Research Report, 7, 2-41.
- Kim, K.-H., 2014: Development of a seasonal rice disease and pest forecast and spray decision support model. APCC Research Report, 2015-17.
- Kim, K. R., 2001: Weather-driven models for rice leaf blast and their implementation to forecast disease development on the near real-time basis. Doctoral Thesis, Seoul National University.
- Kim, M.-K., Kim, Y.-H., and W.-S. Lee, 2007: Seasonal prediction of Korean regional

- climate from preceding large-scale climate indices. *Int. J. Climatol.* 27, 925-934.
- Kim, M.-K., and Y.-H. Kim, 2010: Seasonal prediction of monthly precipitation in China using large-scale climate indices. *Advances in Atmospheric Sciences*, 27, 47-59.
- Kisimoto, R. and K. Sogawa, 1995: Migration of the brown planthopper, *Nilaparvata lugens* and the white-backed planthopper *Sogatella furcifera* in East Asia: the role of weather and climate, pp. 67-91. In V. A. Drake and A. G. Gatehouse (eds.), *Insect migration: tracking resources through space and time*. Cambridge University Press, Cambridge, UK.
- Matsumura, M., Takeuchi, H., Satoh, M., Sanada-Morimura, S., Otuka, A., Watanabe, T., and D. Van Thanh, 2009: Current status of insecticide resistance in rice planthoppers in Asia, In Heong KL, Hardy B, editors. 2009. *Planthoppers: new threats to the sustainability of intensive rice production systems in Asia*. Los Banos (Philippines): International Rice Research Institute. pp 233-244.
- Mearns, L.O., Rosenzweig, C., and R. Goldberg, 1997: Mean and variance change in climate scenarios: methods, agricultural applications, and measures of uncertainty. *Climate Change*, 35, 367-396.
- Meinke, H. and Z. Hochman, 2000: Using seasonal climate forecasts to manage dryland crops in northern Australia – Experiences from the 1997/98 seasons. In: HAMMER, G.L.; NICHOLLS, N.; MITCHELL, C., ed. *Applications of seasonal climate forecasting agricultural and natural ecosystems*. Dordrecht: Kluwer, p.149-165.
- Min, Y.-M., V. N. Kryjov, and J.-H. Oh, 2011: Probabilistic interpretation of regression-based downscaled seasonal ensemble predictions with the estimation of uncertainty. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* (1984-2012), 116.
- Morishita, M., 1992: A possible relationship between outbreaks of plant hoppers; *Nilaparvata lugens* (Stål) and *Sogatella furcifera* (Homoptera: Delphacidae) in Japan in the El-Niño phenomenon. *Applied Entomology and Zoology*. 27 (2), 297-299.
- Otuka, A., 2013: Migration of rice planthoppers and their vectored re-emerging and novel rice viruses in East Asia. *Frontiers in microbiology* 4, Article 309.
- Park, C.G. and J.S. Hyun, 1983: Effects of temperatures and relative humidities on the development of brown planthopper, *Nilaparvata lugens* (Stål). *Kor. J. Pl. Prot.* 22(4), 262-270.
- Park, C.-G., Park, H.-H., and K.-H. Kim, 2011: Temperature-dependent development model and forecasting of adult emergence of overwintered small brown planthopper, *Laodelphax striatellus* Fallén, population. *Kor. J. Appl. Entomol.* 50,

- 343-52.
- Peng, Z., Wang, Q.J., Bennett, J.C., Pokhrel, P., and Z. Wang, 2014: Seasonal precipitation forecasts over China using monthly large-scale oceanic-atmospheric indices. *J. Hydrol.* 519, 792-802.
- Phillips, J.G., Uganai, L., and E. Makaudze, 2001: Current and potential use of seasonal climate forecasts for resource-poor farmers in Zimbabwe. In: *Impacts of El Niño and climate variability on agriculture*. Madison: American Society of Agronomy, 2001. (ASA. Special Publication, 63).
- Racsko, P., Szeidl, L. and M.A. Semenov, 1991: A serial approach to local stochastic weather models. *Ecological Modelling*, 57, 27-41.
- Rowhani, P., Lobell, D. B., Linderman, M., and N. Ramankutty, 2011: Climate variability and crop production in Tanzania. *Agricultural Forest. Meteorol.*, 151, 449-460.
- Savary, S., Nelson, A., Willocquet, L., Pangga, I., and J. Aunario, 2012: Modeling and mapping potential epidemics of rice diseases globally. *Crop Protection*, 34, 6-17.
- Savary, S. and Willocquet, L., 2014: Simulation Modeling in Botanical Epidemiology and Crop Loss Analysis. Web Article <<http://www.apsnet.org/edcenter/advanced/topics/botanicaledpidemiology/documents/downloads/completesimulationmodel.pdf>>.
- Schepen, A., Q. J. Wang, and D. Robertson, 2012: Evidence for using lagged climate indices to forecast Australian seasonal rainfall. *Journal of Climate*, 25, 1230-1246.
- Scherm, H., Thomas, C.S., Garrett, K.A., and J.M. Olsen, 2014: Meta-Analysis and Other Approaches for Synthesizing Structured and Unstructured Data in Plant Pathology. *Annual Review of Phytopathology*, 52, 453-476.
- Semenov, M.A. and E.M. Barrow, 1997: Use of a stochastic weather generator in the development of climate change scenarios. *Climatic Change*, 35, 397-414.
- Sidhu, G.S. and G.S. Khush, 1978: Genetic analysis of brown planthopper resistance in twenty varieties of rice, *Oryza sativa* L. *Theor. Appl. Genet.* 53, 1999-2003.
- Sogawa, K., 1997: Overseas immigration of rice planthoppers into Japan and associated meteorological systems. pp. 13-35 in China National Rice Research Institute (Ed.) *Proceedings of China-Japan Joint Workshop on "Migration and Management of Insect Pest of Rice in Monsoon Asia"*, November 27-29, 1997, Hangzhou, P.R. China.
- Sohn, S.-J., C.-Y. Tam, and J.-B. Ahn, 2013a: Development of a multimodel-based seasonal prediction system for extreme droughts and floods: a case study for South Korea. *Int. J. Climatol.*, 33, 793-805,

- Sohn, S.-J., J.-B. Ahn, and C.-Y. Tam, 2013b: Six month-lead downscaling prediction of winter to spring drought in South Korea based on a multimodel ensemble, *Geophys. Res. Lett.*, 40, 579-583, doi:10.1002/grl.50133.
- Sparks, A.H., Forbes, G.A., Hijmans, R.J., and K.A. Garrett, 2011: A metamodeling framework for extending the application domain of process-based ecological models. *Ecosphere*, 2, art90.
- Stigter, J., 2012: Climate-smart agriculture can diminish planthopper outbreaks, but a number of bad habits are counterproductive. Web Article
<<http://ricehoppers.net/2012/02/29/cimate-smart-agriculture-can-diminish-planthopper-outbreaks-but-a-number-of-bad-habits-are-counterproductive/>>.
- Thornton, P.K., Ericksen, P., Herrero, M., and A.J. Challinor, 2014: Climate variability and vulnerability to climate change: A review, *Global Change Biology*, 20, 3313-3328.
- Trivedi, T.P., Paul K.S.M., Jain, R.C., Mehta, S.C., and L.M. Bhar, 1999: Development of forewarning system for aphids (*Myzus persicae*) on potato, Annual Report NCIPM, N. Delhi.
- Urban, D., Roberts, M. J., Schlenker, W., and D.B. Lobell, 2012: Projected temperature changes indicate significant increase in interannual variability of U.S. maize yields. *Climatic Change*, 112, 525-533.
- van Maanen, A. and X.-M. Xu, 2003: Modelling plant disease epidemics. *European Journal of Plant Pathology*, 109, 669-682.
- Wainwright, J. and M. Mulligan, 2013: Environmental Modelling: Finding Simplicity in Complexity. John Wiley & Sons, 496pp.
- Wang, B., Lee, J.Y., Kang, I.S., Shukla, J., Park, C.K., Kumar, A., Schemm, J., Cocke, S., Kug, J.S., Luo, J.J., Zhou, T., Wang, B., Fu, X., Yun, W.T., Alves, O., Jin, E.K., Kinter, J., Kirtman, B., Krishnamurti, T., Lau, N.C., Lau, W., Liu, P., Pegion, P., Rosati, T., Schubert, S., Stern, W., Suarez, M., and T. Yamagata, 2009: Advance and prospectus of seasonal prediction: assessment of the APCC/CliPAS 14-model ensemble retrospective seasonal prediction (1980-2004). *Clim. Dyn.*, 33, 93-117.
- Wilks, D.S., 1989: Conditioning stochastic daily precipitation models on total monthly precipitation. *Water Resource Research*, 25, 1429-1439.
- Wilks, D.S., 1992: Adapting stochastic weather generation algorithms for climate change studies. *Climate Change*, 22, 67-84.
- Wilks, D.S., 2002: Realizations of daily weather in forecast seasonal climate. *J. Hydrometeorol.* 3, 195-207.

- Wu, Z., Wang, B., Li, J. and F.-F. Jin, 2009: An empirical seasonal prediction model of the East Asian summer monsoon using ENSO and NAO, *J. Geophys. Res.*, 114, D18120.
- Xiaoqing, X., Baoping, Z., Xiaoxi, Z., Xianian, C., and W. Jianqiang, 2007: Teleconnection between the early immigration of brown planthopper (*Nilaparvata lugens* Stål) and ENSO indices: implication for its medium- and long-term forecast *Acta Ecologica Sinica*, 27, 3144–3154.
- Zhang, X.-C., Nearing, M.A., Garbrecht, J.D., and J.L. Steiner, 2004: Downscaling monthly forecasts to simulate impacts of climate change on soil erosion and wheat production. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 68, 1376–1385.

부록

부록 1. 시공간적 상세화된 계절기후예측정보의 지점별, 기후모형별, 선행시간별 예측성 평가

부록 1.1 수원(ID119) 지점

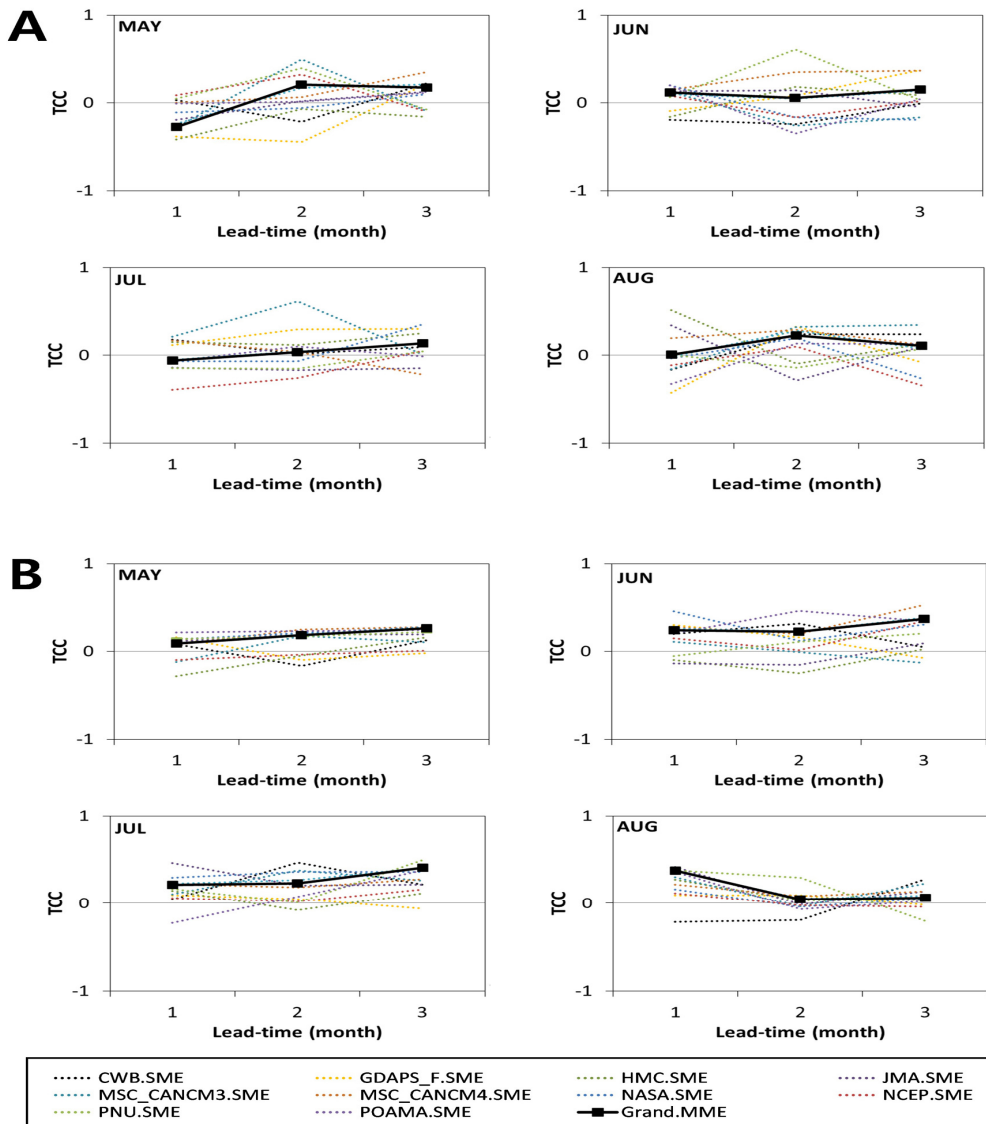


그림 A-1 수원(ID119) 지점에 대한 APCC 계절기후예측정보 (강수-A, 기온-B)의 기후모형별, 선행시간별 예측성 평가 결과

부록 1.2 전주(ID146) 지점

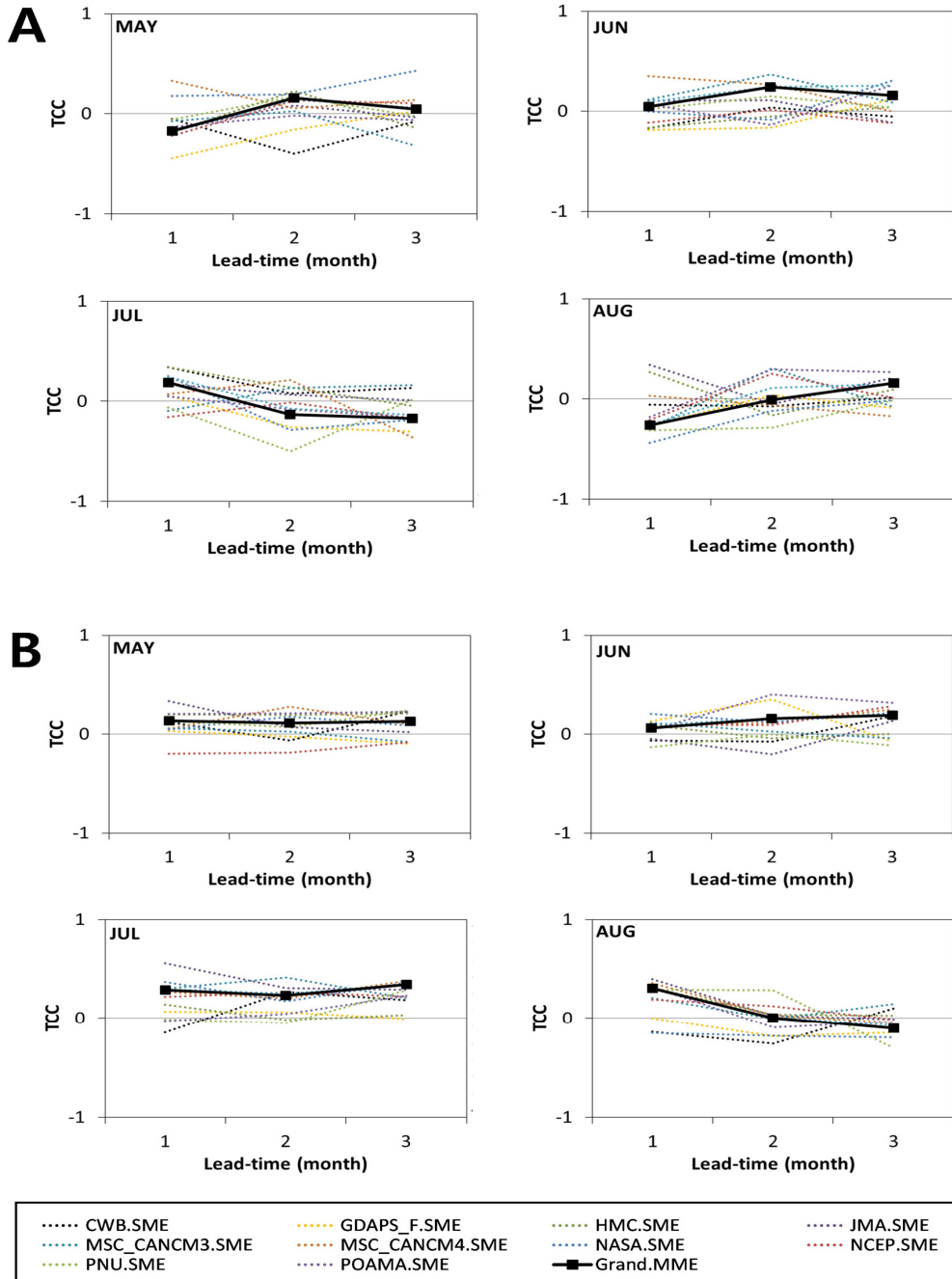


그림 A-2 전주(ID146) 지점에 대한 APCC 계절기후예측정보 (강수량-A, 기온-B)의 기후모형별, 선행시간 별 예측성 평가 결과

부록 1.3 광주(ID156) 지점

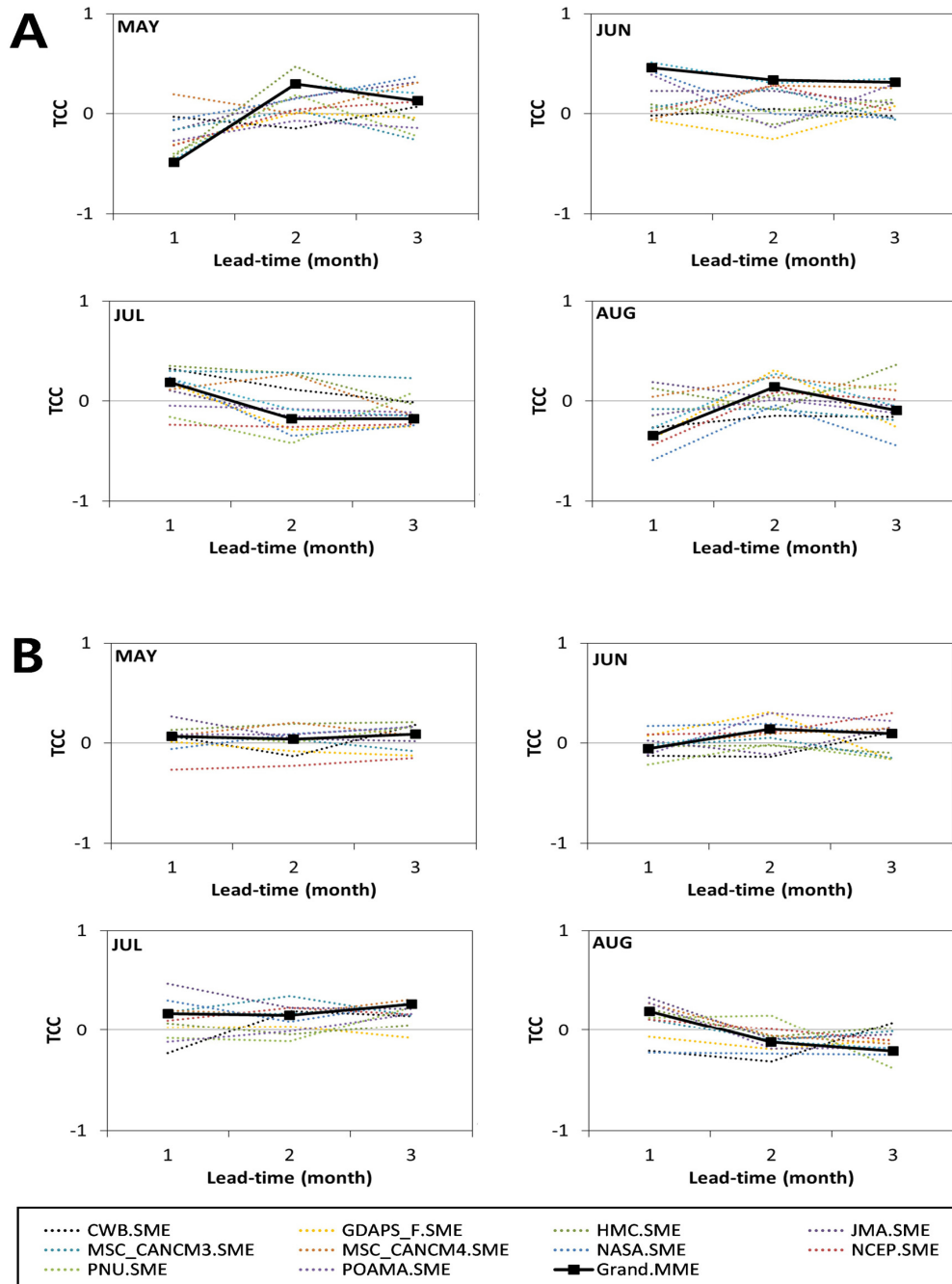


그림 A-3 광주(ID156) 지점에 대한 APCC 계절기후예측정보 (강수량-A, 기온-B)의 기후모형별, 선행시간 별 예측성 평가 결과

부록 1.4 천안(ID232) 지점

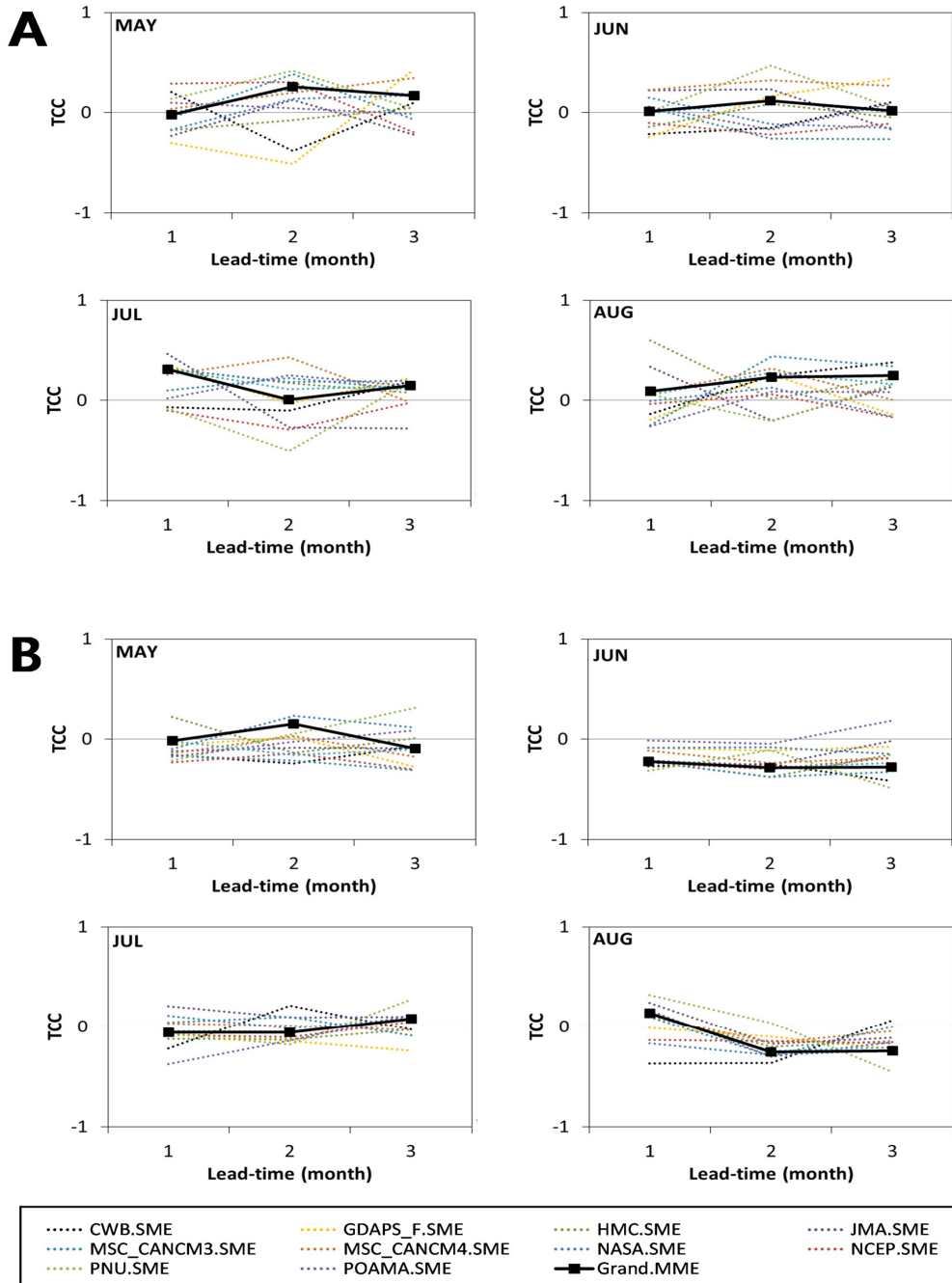


그림 A-4 천안(ID232) 지점에 대한 APCC 계절기후예측정보 (강수량-A, 기온-B)의 기후모형별, 선행시간 별 예측성 평가 결과

부록 1.5 밀양(ID288) 지점

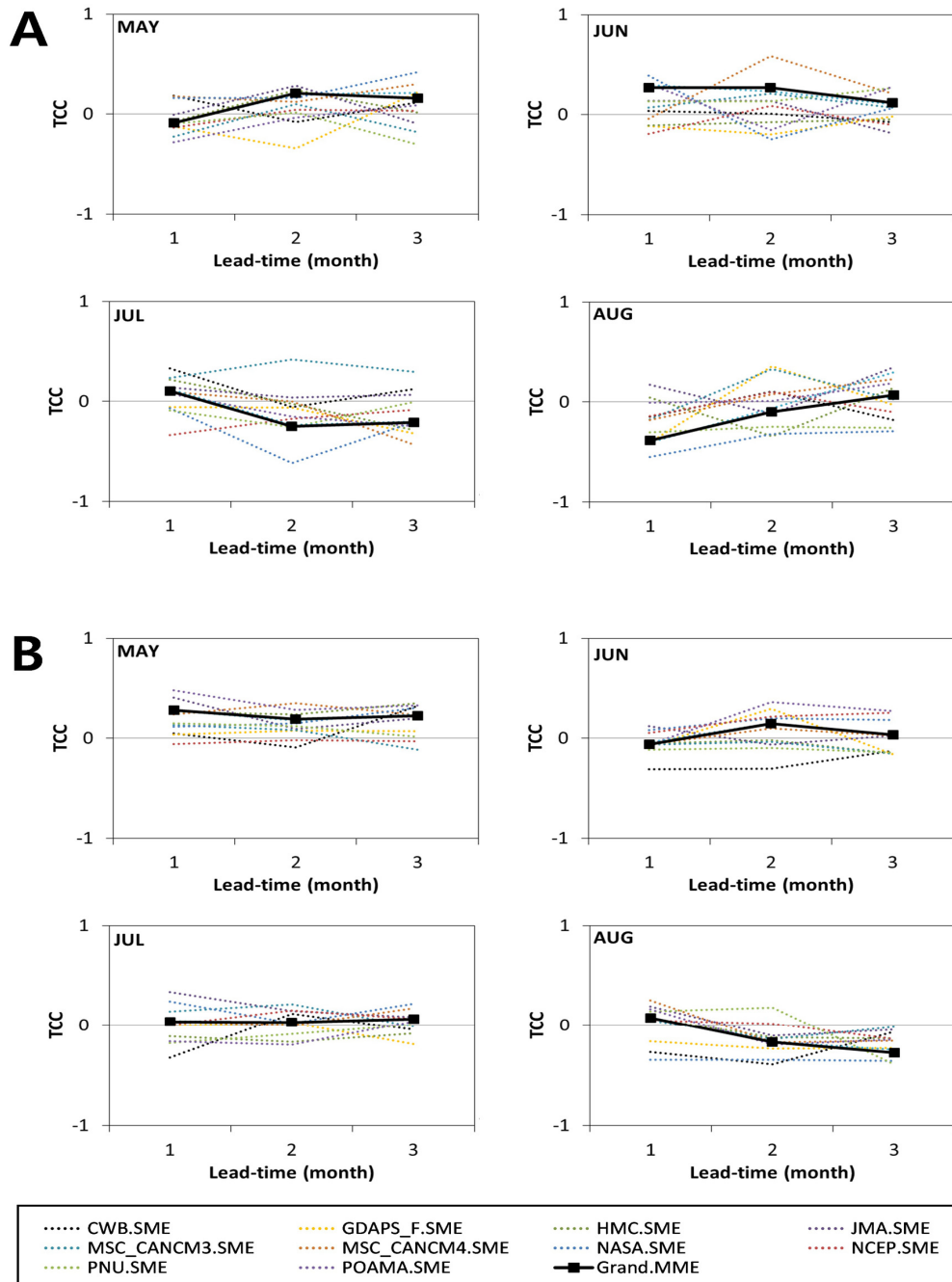


그림 A-5 밀양(ID288) 지점에 대한 APCC 계절기후예측정보 (강수량-A, 기온-B)의 기후모형별, 선행시간 별 예측성 평가 결과

부록 2. 버멀구에 대한 MWR 통계모형에서 선택된 기후모형의 기후변수와 상관 지역

부록 2.1 January

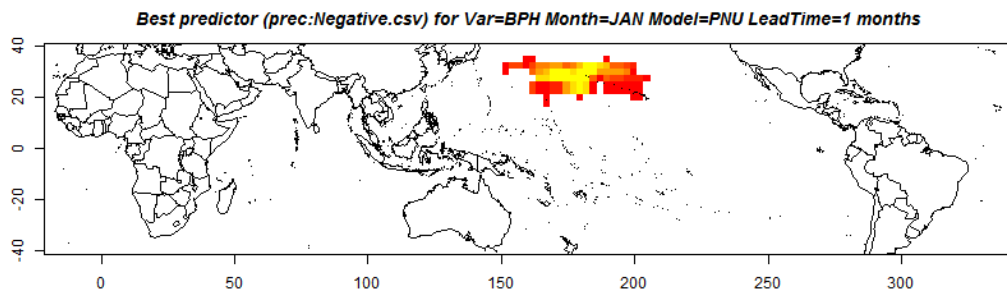


그림 A-6 남한지역 버멀구 발생면적에 대한 1월 예측을 위한 예측인자 및 공간분포

부록 2.2 February

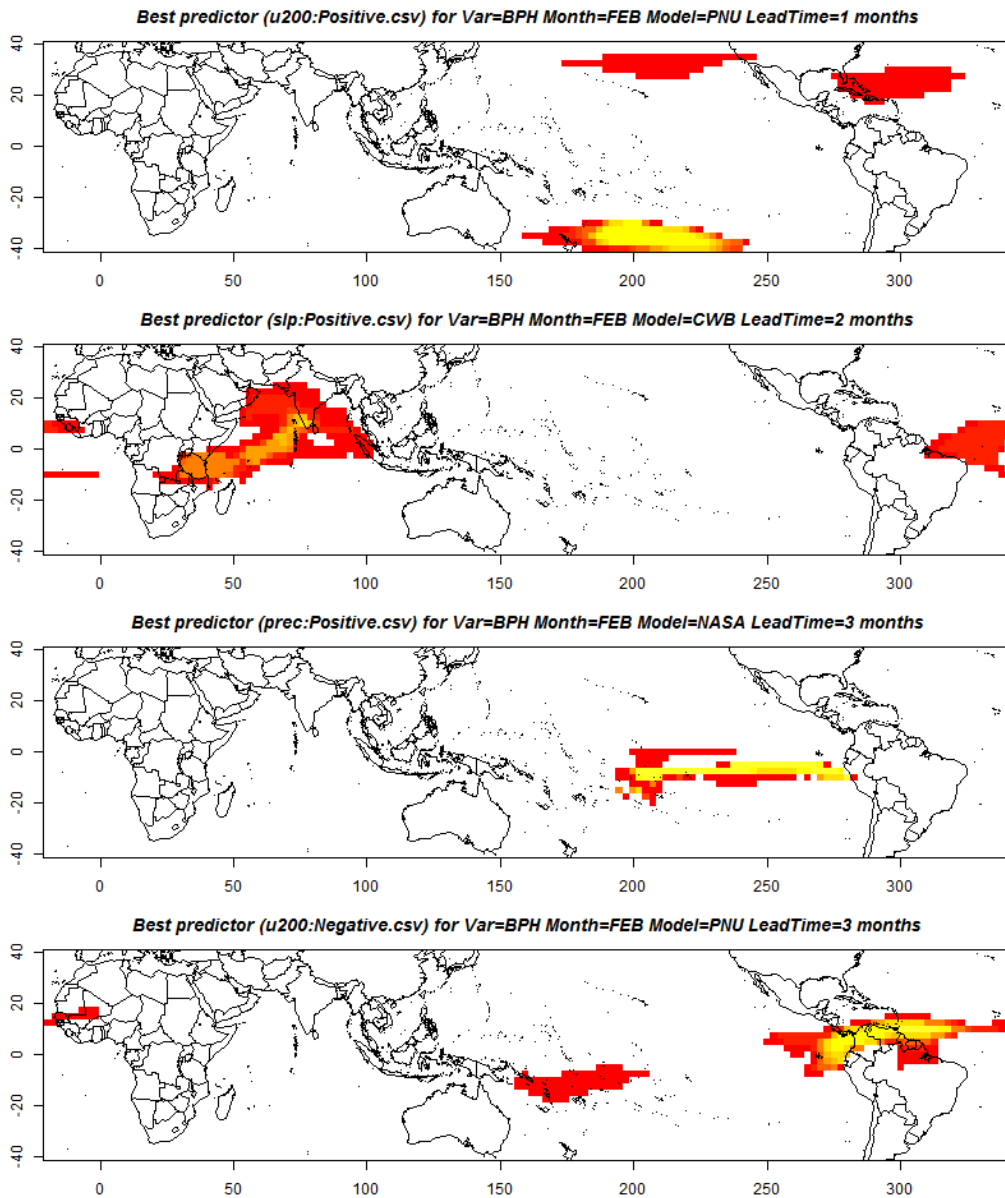


그림 A-7 남한지역 벼멸구 발생면적에 대한 2월 예측을 위한 예측인자 및 공간분포

부록 2.3 March

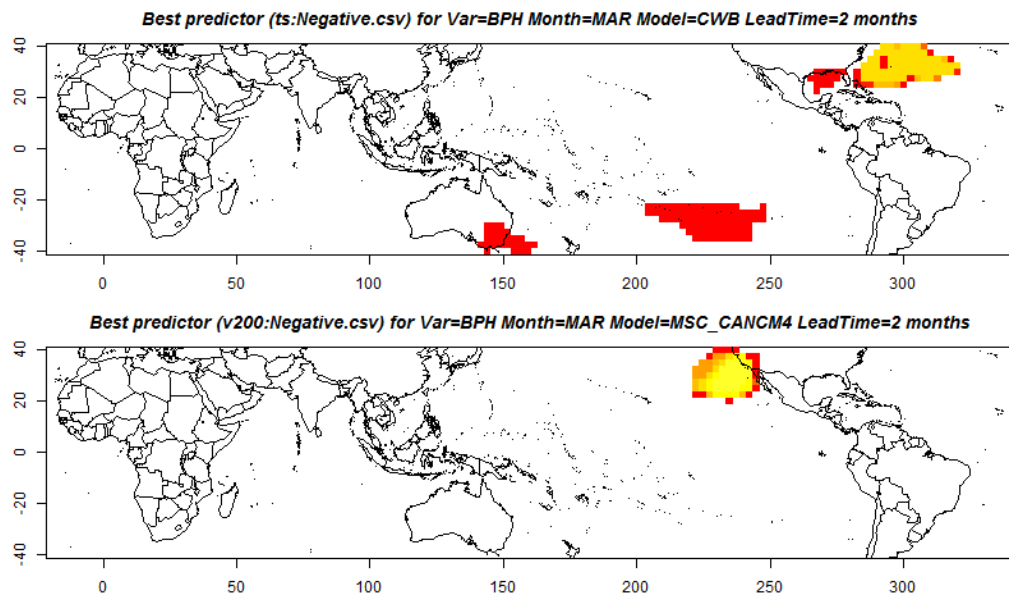


그림 A-8 남한지역 버벌구 발생면적에 대한 3월 예측을 위한 예측인자 및 공간분포

부록 2.4 August

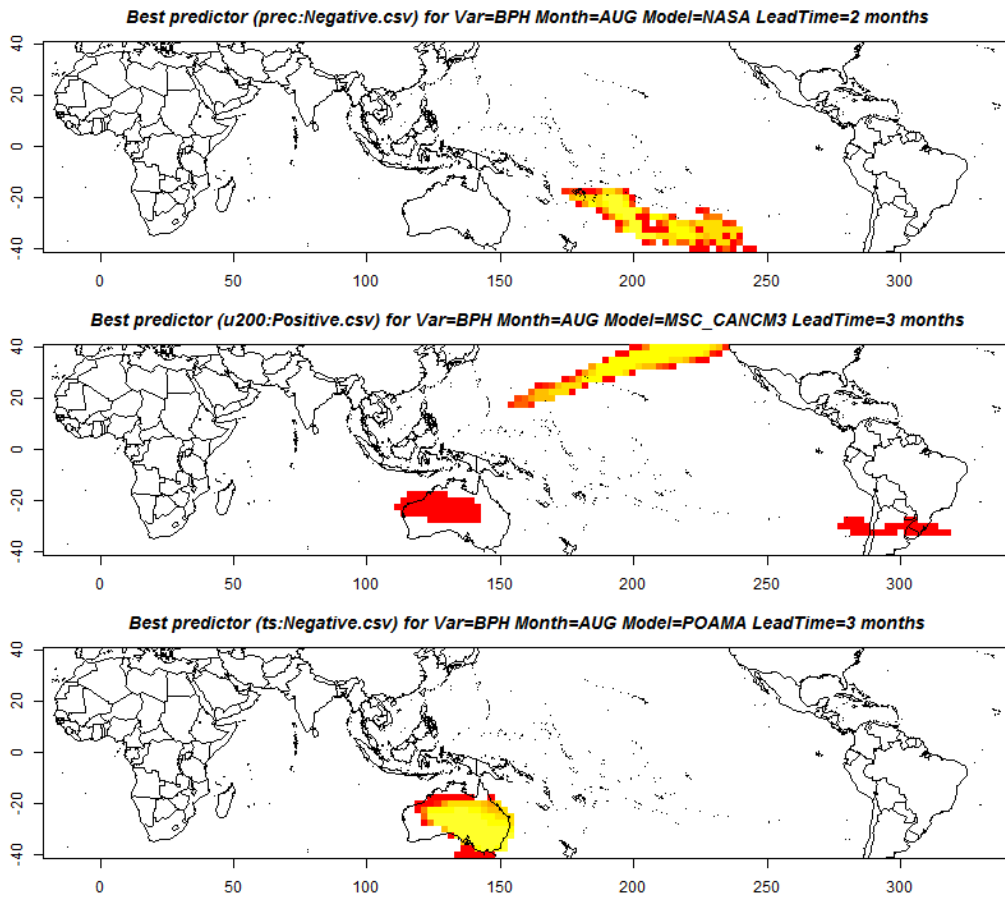


그림 A-9 남한지역 벼멸구 발생면적에 대한 8월 예측을 위한 예측인자 및 공간분포

연구보고서 2015-11

**벼 병해충계절전망 생산을 위한 계절기후
상세화 및 통계적 병해충예측기술 개발**

Development of Seasonal Climate Forecast Downscaling and
Statistical Disease & Pest Forecasting Skills

김광형



APEC 기후센터

48058 부산광역시 해운대구 센텀7로12

Tel: 051-745-3900 Fax: 051-745-3949

www.apcc21.org



ISBN 979-11-5698-109-1