

APEC기후센터

벼 병해충 조기경보시스템 적용을 위한 계절기후정보기반 병해 예측 및 방제 모형 개발

김광형 기후변화연구팀

APEC기후센터
연구보고서

벼 병해충 조기경보시스템 적용을 위한 계절기후정보기반 병해 예측 및 방제 모형 개발

Development of a Seasonal Rice Disease and Pest Forecast and Spray
Decision Support Model

김광형 기후변화연구팀

연구보고서 2015-17

발간사

기후변화와 그에 따른 이상기후의 빈번한 발생은 농작물의 생산량 뿐만 아니라 생산량에 커다란 영향을 미치는 병해충의 발생 양상에도 영향을 미치고 있다. 실제 기후 온난화로 인해 기존에 문제가 되지 않았던 고온성 병해충의 밀도가 증가하고 국가 간 교역의 증가로 외래 병해충이 유입되어 국내에 고착화 되는 등 국내를 비롯한 세계 농업분야에서 대응해야 할 기후변화의 잠재적 문제들이 점차 현실화 되고 있는 실정이다.

이에 대한 대응책의 하나로 많은 국가에서 국가적인 병해충 예찰시스템을 개발하여 운영하고 있지만, 대부분 실시간 모니터링을 기반으로 하여 갑작스런 이상기후로 인한 돌발 병해충의 발생에 선제적인 대응을 하는데 어려움이 있다. 또한 최근 방제전략이 치료적 방제가 아닌 예방적 방제에 초점을 맞추고 있기 때문에 실시간 모니터링 보다는 중단기 기상정보를 활용한 병해충 발생전망에 대한 필요성이 점점 더 높아지고 있다.

따라서 본 연구는 APCC에서 생산·제공하고 있는 계절예측정보를 활용하여 병해충의 잠재적 위험도 정보를 벼 병해충 조기경보시스템을 통해 제공하는 것을 목표로 관련 기술을 단계적으로 개발하고 도입하는 일련의 과정을 포함한다. 먼저 시공간적 해상도가 낮은 계절예측정보를 농업모형에서 활용하기 위해 계절예측정보의 상세화 기법을 개발하고, 상세화된 예측정보를 활용할 수 있는 농업모형을 개발하는 양방향적인 접근을 시도하였다.

앞으로의 연구를 통해 도입될 벼 병해충 조기경보시스템은 벼에 발생하는 주요 병해충에 대한 종합적인 계절 위험도 예측정보를 최종수요자에게 전달하여 해당 정보의 수요자들이 병해충 대응 의사결정, 특히 방제와 관련된 의사결정을 내리는데 도움을 주기 위한 방제 의사결정 지원시스템으로써 활용될 수 있을 것으로 기대한다.

끝으로 본 연구결과가 나오기까지 필요한 자료를 제공하거나 소중한 조언을 아끼지 않으신 APCC 김광형 박사와 연구본부 박사들 외 모든 APCC 식구들에게 감사드린다.

2015. 3월
APEC 기후센터 소장
정진승

ABSTRACT

An early warning system for crop diseases and pests is valuable when the system provides timely forecasts that farmers and/or extensions can utilize to inform their crop management decisions. In Korea, small radio frequency-controlled, unmanned helicopters are used by farmers to replace the conventional labor-intensive and inefficient spraying system. Using helicopters is more labor- and time-efficient, and more farmers nowadays use the helicopter pesticide spraying as their primary control option. The early warning system can be utilized for the collaborative pest and disease control using the unmanned helicopters. The system can provide seasonal disease and pest risk information that can inform decisions on optimal spraying time, which diseases or pests to focus on, amounts of agrochemicals 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 Early Warning & Spray System (DEWSSystem) using the APCC multi-model ensemble (MME) seasonal forecast. To create an operational DEWSSystem specifically tailored for the collaborative disease and pest control utilizing the unmanned helicopter spray system, we first conducted a survey to get a glance of decision making processes of the collaborative control—the selection of agrochemicals, planning processes of collaborative control, problems encountered arising from spraying with helicopters, and others. Based on the survey results we set our research direction and decided to focus on two problems in the first year: 1) development of daily disease and pest forecasting models and 2) development of spatial and temporal downscaling methods of APCC MME seasonal forecast. In this study, we developed the EPIRICE Daily Risk Model by extracting and modifying core infection risk functions from EPIRICE which, in 2013, was parameterized and validated based on ground truthed disease incidence data surveyed by Rural Development Administration (RDA). The daily risk

score generated by EPIRICE Daily Risk Model was successfully translated into a realistic, quantitative disease value through a series of statistical analyses, and subsequently validated using another ground truthed disease data recorded from 1974 to 2000 in Icheon. To utilize this daily risk model, we developed a temporal downscaling method using a stochastic weather generator (WG). This WG-based temporal downscaling method was applied to downscale monthly weather data (from the APCC MME seasonal forecast) to daily weather data, which can be utilized by daily disease and pest forecasting models. An appropriate WG was selected through comparing EPIRICE model results with original observed weather data and WG-generated synthetic weather data as well as comparing statistics of the original weather data with the synthetic ones. GEM was selected as an appropriate WG for further development of the temporal downscaling method over ClimGen. For the WG-based temporal downscaling, GEM was first used to synthesize more than 1,000 reference weather data bank based on historic 30-year weather data for each specific location. Second, the best-fit weather data was selected from the reference weather data bank based on the Mahalanobis Distance between the given monthly forecasts and the reference data. Bias-correction of the selected best-fit weather data against the given monthly forecasts was also applied to improve the WG downscaling skill. Further improvement was accomplished by introducing an additional ensemble technique of choosing 125 best-fit weather data and using them for the EPIRICE model run. This process reduces the extreme effects resulting from abnormal daily variability introduced during WG synthesis. In addition, we considered the fundamental limitation of the APCC MME seasonal forecast of consisting only of temperature and precipitation data. Thus, we developed a simple way of estimating relative humidity to be used for the developed WG downscaling system. It was done by utilizing the Mahalanobis Distance and ensemble methods to select an additional variable from more than 30 years of historical weather dataset

based on temperature and precipitation as predictors. These methods will be combined to improve the WG downscaling system, which will contribute to the seasonal rice disease and pest outlook using the APCC MME seasonal forecasts.

In conclusion, the EPIRICE Daily Risk Model developed in this study is a role model for other disease forecast models. It is the first model to be used for seasonal disease outlook that uses the APCC MME seasonal forecasts. Additionally, through the EPIRICE Daily Risk Model, many spatial and temporal downscaling methods will be evaluated for APCC MME seasonal forecast since it is developed to be able to use the downscaled seasonal forecasts. The WG temporal downscaling method showed relatively reasonable performance for the EPIRICE model when used with all the techniques developed in this study. From the WG applicability test to the evaluation of available downscaling skills, a complete set of evaluation platform is required for additional evaluation for other daily agricultural models. Through this study, a daily agricultural model and a temporal downscaling method required for the use of APCC seasonal forecast are developed as an effort to utilize climate information in agricultural area. Nevertheless, in order to connect the climate information such as seasonal forecasts with the agricultural information that is useful for various decision makings of agricultural stakeholders, bi-directional approaches from both climate and agricultural sciences are needed.

목차

벼 병해충 조기경보시스템 적용을 위한 계절기후정보기반 병해 예측 및 방제 모형 개발

발간사	i
ABSTRACT	iii
1. 서론	1
1.1 연구의 배경	1
1.2 연구의 목적 및 내용	2
2. 국내 벼 병충해 발생 동향 및 조기경보시스템 현황	4
2.1 벼 병해 발생 동향	4
2.2 벼 병해 발생 동향	7
2.3 벼 병해충 조기경보시스템	10
3. 무인헬기 공동방제 맞춤형 조기경보시스템의 필요성	14
3.1 무인헬기 공동방제 현황	14
3.2 무인헬기 공동방제 문제점	18
3.3 무인헬기 공동방제 문제점	20
3.3.1 공동방제단 대상 설문조사	20
3.3.2 설문조사 결과 분석	20
4. 무인헬기 공동방제 조기경보시스템 개발	27
4.1 벼 병해충에 대한 계절예측정보의 제공	27
4.1.1 계절예측정보 활용 가능한 병해충 모형 개발	28
4.1.2 계절예측정보의 통계적 상세화	29
4.2 Weather generator를 활용한 통계적 상세화	30
4.2.1 Weather generator의 원리	31
4.2.2 Weather generator 활용한 시간적상세화 기법의 개발	35

5. 연구 자료 및 방법	38
5.1 공동방제단 대상 설문조사	38
5.2 EPIRICE Daily Risk 모형 개발	40
5.3 EPIRICE Daily Risk 모형 일별위험도지수와 실제 병해조사 병해조사결과의 상관성분석을 통한 방제모형 개발 및 검증	43
5.4 Weather generator 활용한 시간적상세화 기법의 개발 및 평가	48
5.5 Weather generator 시간적상세화 기법 성능 개선	55
6. 연구내용	58
6.1 EPIRICE Daily Risk 모형과 방제 의사결정을 위한 위험도 한계값 개발	58
6.1.1 EPIRICE Daily Risk 모형 개발 및 검보정	58
6.1.2 EPIRICE Daily Risk 모형 일별위험도지수와 실제 병해 조사결과의 상관성분석을 통한 방제모형 구현	65
6.2 Weather generator를 활용한 계절예측정보의 시간적상세화 기법 개발 및 평가	78
6.2.1 Weather generator 적합성 평가	78
6.2.2 Weather generator 활용 시간적상세화 기법 개발 및 평가	97
6.2.3 Weather generator 활용 시간적상세화 기법 성능 개선	101
7. 결론 및 토론	117
7.1 결론	117
7.2 차년도 연구 방향	124
7.3 연구결과의 활용 제안	125
REFERENCES	135

1. 서론

1.1 연구의 배경

기후변화와 이상기후로 인해 기온이 지속적으로 상승하거나 전에 없었던 강도와 빈도의 이상기후현상이 증가하고 있으며, 이로 인하여 농작물 병해충 발생 양상의 변화가 예상되고 있다. 벼줄무늬잎마름병, 벼흰잎마름병 등 고온성 병해충의 밀도 증가와 그 외 돌발성 병해충의 증가, 개방화에 따른 교역 증가로 외래 병해충의 유입에 의한 피해가 점차 확산되고 있다(이준호, 2014). 이러한 농작물 병해충은 전국적으로 동시 다발적으로 발생하고 있지만 병해충의 예찰과 방제를 위한 노력은 특정 작목의 일부 병해충에 한해서 각 지역시스템에만 의존하여 이루어지고 있는 실정이다. 하지만 우리나라의 주작물인 벼를 대상으로는 국가적인 예찰시스템이 이미 확립되어 있으며, 이러한 예찰시스템을 기반으로 병해충의 발생동태를 파악하고 위기상황 발생 시 국가적으로 정책적인 개입을 할 수 있는 시스템이 갖춰져 있다(이용환, 2012). 그럼에도 불구하고 기존 예찰시스템이 지역별 실시간 모니터링을 바탕으로 현재시점에서 이미 발생한 병해충만을 대상으로 하기 때문에 그에 따른 여러 가지 부작용이 있는 것이 현실이다. 즉, 돌발병해충의 발생 시 실제적인 방제대책이 신속하고 효과적으로 현장에 적용되기까지 생각보다 긴 시간이 걸리기 때문에 선제적 대응이 아닌 후속조치 성격의 대응이 주를 이룬다는 것이다. 또한 기존 관행방제 시스템이 치료적 방제보다는 예방적 방제에 초점을 맞추고 있다는 것도 현행 모니터링에 의한 방제시스템이 해결할 수 없는 한계인 것이다. 따라서 이러한 기존 예찰모니터링에 의한 병해충 방제의 활용적 한계를 극복하기 위해서는 증상기 혹은 계절 예측정보를 활용한 병해충의 예측시스템이 도입되어야 할 필요성이 있다. 특히 병해충에 대한 계절예측을 통해서 는 예상되는 병해충 위험도에 따른 선제적, 예방적 방제대책을 적기 수립하는 것이 가능할 것으로 생각된다.

계절예측정보의 농업모형에서의 실제적 활용은 전 세계를 비롯해 국내에서도 아직까지 현업화 되지 않은 새로운 개척분야이다. 이러한 새로운 시도를 통해 계절예측이라는 가치 있는 정보가 농업정보로 변환될 수 있는 체계적인 시스템이 정립되고 이를 바탕으로 최종사용자들이 농업에서의 의사결정, 특히 벼 병해충 방제 전략에 활용할 수 있도록

도울 수 있는 시스템적인 접근이 필요하다. APCC 농업섹터의 농작물 계절작황전망 (seasonal crop outlook)은 계절예측정보를 활용한 농업분야의 프레임워크로서 APCC 농업응용분야의 중장기 목표이다. 본 연구 역시 계절작황전망의 커다란 틀 안에서 각 병해충의 잠재적 위험도 정보를 벼 병해충 조기경보시스템을 통해 제공하는 것을 목표로 한다. 따라서 본 연구에서는 벼 병해충에 대한 계절예측정보의 생산, 그리고 이를 위한 계절예측의 시공간적상세화 기법의 개발을 다음의 목적과 내용을 바탕으로 수행하였다.

1.2 연구의 목적 및 내용

벼 병해충 조기경보시스템은 벼에 발생하는 주요 병해충에 대한 종합적인 계절 위험도예측정보를 최종수요자에게 전달하여 최종수요자들이 병해충 대응 의사결정, 특히 방제와 관련된 의사결정을 내리는데 도움을 주기 위한 방제 의사결정 지원시스템이다. 그림 1과 같이 APCC의 계절예측정보가 제공되면 이를 각 지역별로 시공간적상세화 할 수 있는 기술을 적용하여 병해충 모형이 사용할 수 있는 상세화 된 계절예측정보로 변환을 시키게 된다. 다음으로 상세화 된 계절예측정보와 함께 벼 이앙시기나 품종과 같은 경종적 정보를 입력값으로 하여 조기경보시스템 내에 장착된 작물 병해충 예측모형이 구동되고, 그 결과 병해충에 대한 계절 위험도정보가 생산된다. 최종수요자들은 해당 위험도정보를 바탕으로 고위험도 병해충에 대한 선택적 집중방제 또는 화학적 방제 이외에 가능한 경종적 방제 의사결정까지 미리 계획할 수 있도록 하는 것이 벼 병해충 조기경보시스템의 최종 목표이다. 이를 위해 본 연구에서는 단계별로 다음과 같은 목적을 바탕으로 2014년도 연구를 수행하였다.

○ 목적 1

특정 재배시기의 병해 발생위험도를 산출하도록 기존 EPIRICE 모형을 바탕으로 EPIRICE Daily Risk 모형을 개발하고, 모형의 일별 위험도지수를 바탕으로 방제 의사결정을 도울 수 있는 방제 알고리즘 개발

○ 목적 2

Stochastic weather generator를 활용한 계절예측정보의 시간적상세화 기법의 개발 및 평가

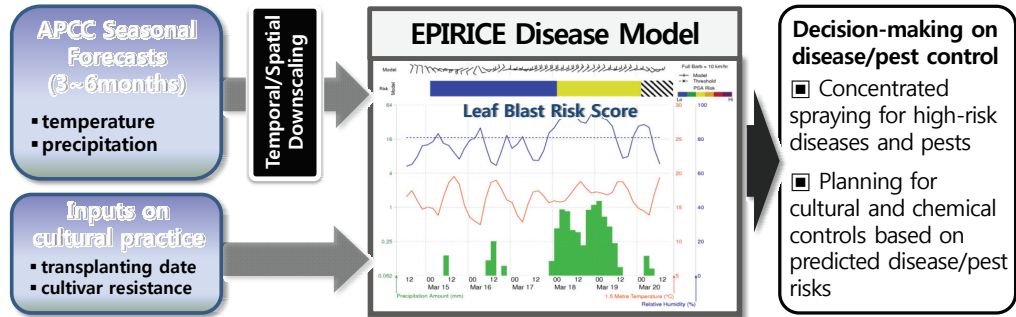


Figure 1. APCC 계절예측정보와 EPIRICE 병해예측모형을 통한 벼 병해 계절예측시스템과 예측결과에 따른 병해충 방제 의사결정 옵션. APCC 계절예측정보의 활용을 위해서는 시공간적 상세화가 필수임.

벼 병해충에 대한 종합적인 계절 위험도정보를 생산하기 위해서는 2가지 주요 문제점이 해결되어야 한다. 먼저 시공간적 해상도가 낮은 계절예측정보를 농업모형에서 활용하기 위해 계절예측정보에 대한 농업모형 맞춤 상세화 기법이 개발되어야 한다. 다시 말해서 농업모형에서 사용할 수 있는 기상입력값의 특성을 바탕으로 하여 계절예측정보가 시공간적으로 상세화 되어야 한다. 다음으로 이렇게 상세화 된 계절예측정보를 활용할 수 있는 농업모형이 필요하다. 이를 위해 2013년 기후변화 영향평가를 위해 국내에 도입된 EPIRICE 모형의 중심 감염알고리즘을 추출하여 계절예측정보를 활용 가능한 EPIRICE Daily Risk 모형과 방제 알고리즘을 개발하였다. 본 연구에서는 위 2가지 문제점을 동시에 해결하기 위해 계절예측정보 활용 가능한 농업모형 개발 뿐만 아니라 계절예측정보의 상세화 기법을 개발하는 양방향적인 접근을 시도하였다.

앞서 제시된 연구의 목적을 효과적으로 달성하기 위해 연구 내용과 관련된 주요 정보에 대한 면밀한 분석을 진행하였고 그 결과를 요약하여 다음 여러 장에 걸쳐 제시하였다. 우선 현재 국내 벼 병충해 발생 동향을 분석하고 병해충 조기경보시스템이 왜 필

요하고 어떤 분야에서 활용될 수 있는지에 대해 알아볼 필요가 있었다. 무엇보다도 본 연구를 통해 개발될 벼 병해충 조기경보시스템이 국내 벼와 관련된 모든 방제분야를 대상으로 하는 것이 현실적으로 불가능하기 때문에, 연구의 효율성을 높이기 위해 조기경보시스템의 특정 목표분야를 선정하고 해당 분야에 대한 면밀한 분석을 통해 연구의 방향성을 결정하였다. 또한 벼 병해충 조기경보시스템을 구축하기 위해 계절예측정보의 시간적상세화 기법 중의 하나로 본 연구에서 활용한 Weather generator를 이용한 시간적상세화에 대해 자세히 살펴보았다.

2. 국내 벼 병충해 발생 동향 및 조기경보시스템 현황

2.1 벼 병해 발생 동향

국내 벼 병해 발생 동향을 조사하기 위해 농진청에서 매년 발간하는 농작물 병해충 예찰 방제보고서를 참고하였다. 2000년 이후 2010년까지 11년간 연평균 벼에 발생한 병해 전체 발생면적은 약 32만 3천 ha에 이르는데 그동안 병해 발생이 가장 많았던 해가 2000년, 2003년 및 2004년으로 전체 병해 발생면적이 약 40만 ha에 이르고 가장 적었던 해는 2010년 22만 4천 ha이며 전체 평균 약 32만 ha의 면적에서 병해가 나타났다 (표 1). 하지만 병해 발생면적이 넓다고 하여 반드시 병해에 의한 피해율이 높지는 않기 때문에 이를 감안하여 분석해야 한다.

병해 발생 동향을 병해 종류별로 구분하여 살펴보면 지난 11년 동안 도열병(잎도열병과 이삭도열병)의 발병면적이 전체 발생면적의 19%를 차지하며 해마다 거의 같은 수준의 병 발생량을 나타내고 있으나 최근 5년간 (2010~14) 그 발병면적이 지속적으로 줄어들고 있는 실정이다 (농촌진흥청 NCPMS 참고). 이삭도열병에는 목도열병이 포함되어 있고 마디도열병도 이삭도열병에 포함시키나 이 2가지 병해는 거의 발생되지 않고 있다. 잎집무늬마름병은 전체의 63.8%를 차지하여 가장 넓은 면적에 병 발생이 관찰되었다. 다른 병해의 발생면적은 전체의 5% 미만 수준이며 이 기간 동안 바이러스병인 벼 검은줄오갈병과 벼오갈병은 거의 나타나지 않았고 줄무늬잎마름병은 해마다 병 발생이

관찰되나 해에 따라 등락이 커 가장 적은 해는 408 ha에서 가장 많은 해는 3만 ha에서 병 발생이 관찰되었다.

Table 1. 지난 11년간 (2000–2010년) 국내 벼 병 발생면적에 대한 조사결과 (출처: 농진청, 면적단위: ha)

diseases	year													normal years (99~08)
	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	average	(%)	
Leaf blast	84,591	58,810	20,108	54,042	53,998	41,963	81,765	45,255	33,046	31,234	10,757	46,869	(14.5)	46,870
Panicle blast	9,465	4,261	4,066	48,278	14,199	14,238	12,848	20,693	10,323	14,156	5,584	14,373	(4.5)	14,374
Sheath blight	291,655	276,298	249,761	243,514	273,246	227,126	224,743	182,155	172,700	123,950	152,881	219,820	(63.8)	219,782
Bacterial blight	1,890	918	2,109	10,053	21,646	27,479	29,485	10,175	19,605	11,607	11,490	13,314	(4.1)	13,314
Bacterial grain rot	16,609	6,612	10,973	10,990	19,270	9,875	9,313	4,329	8,119	651	29,256	11,454	(3.6)	11,454
Stripe	5,124	2,804	1,654	1,885	1,401	480	14,137	1,509	6,006	21,541	525	5,187	(1.6)	5,556
Black-streaked dwarf				37				4				20	(0.0)	37
Rice dwarf virus													(0.0)	
Brown leaf spot	371		634	4,106				511				1,405	(0.4)	1,704
etc		4695	8494	5424	4298	21507	19505	10234	19184	17392	13305	12,403	(3.8)	12,404
total	404,210	357,089	298,315	374,589	392,685	343,589	378,139	286,978	268,553	220,531	223,798	322,588	(100)	322,589

Table 2. 지난 11년간 (2000-2010년) 국내 벼 병해에 의한 쌀 감수율 추정결과 (출처: 농진청, 단위: %)

diseases	year												average	%
	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010			
Leaf blast	0.04	0.02	0.02	0.21	0.03	0.04	0.03	0.04	0.00	0.04	0.02	0.04	(7.7)	
Panicle blast	(0.02)	(0.01)	(0.01)	(0.20)	(0.02)	(0.03)	(0.02)	(0.04)	(0.03)	(0.03)	(0.02)	(0.04)		
Sheath blight	0.43	0.36	0.40	0.41	0.44	0.40	0.41	0.30	0.30	0.23	0.32	0.36	(69.2)	
Bacterial blight	0.01	0.01	0.01	0.01	0.03	0.05	0.04	0.02	0.03	0.02	0.04	0.02	(3.8)	
Bacterial grain rot	0.03	0.02	0.03	0.03	0.02	0.02	0.02	0.01	0.01	0.00	0.10	0.03	(5.8)	
Stripe		0.01	0.01	0.01	0.01	0.01		0.03	0.01	0.04	0.00	0.01	(1.9)	
etc		0.02	0.01	0.02	0.01					0.04	0.01	0.02	(3.8)	
total	0.51	0.44	0.48	0.69	0.54	0.52	0.50	0.40	0.37	0.49	0.48	0.52	(100)	

지난 11년 동안 병해에 의한 감수율의 추정결과는 표 2에서 보는 바와 같다. 농촌진흥청은 주요 수도병해의 일반농가 발생현황을 파악하기 위해 690개 이상의 관찰답을 통해 중요 수도병해로 인한 감수율을 추정하고 있다. 병해에 의한 감수율도 병 발생 면적과 유사한 경향을 보여 발생면적이 비교적 많았던 해에서 감수율이 큰 것으로 나타났는데 그림에도 불구하고 항상 발생면적과 정확히 일치하지는 않았다. 이는 병해의 종류별로 감수율에 차이가 있기 때문이라 생각된다.

병해 종류별로 감수율 비중을 보면 잎도열병과 목도열병이 15.4%, 잎집무늬마름병이 69.2%로 발병면적 비율과 유사하게 나타났으며 발병면적에서 5% 미만이었던 다른 병들도 세균성벼알마름병을 제외하고는 손실률 비중 역시 5% 미만으로 나타났다. 세균성벼알마름병은 벼알에 직접 피해를 끼쳐 감염에 따른 벼의 생산량에 직접적인 피해를 주기 때문에 다른 잎이나 줄기 병에 비해 피해가 크게 나타나는 것으로 판단된다. 기타 이삭누룩병, 갈색잎마름병, 오갈병, 검은줄오갈병 등에 의한 손실비율은 발생면적 비율 4.2%와 유사한 3.8% 손실비율을 나타내고 있음을 알 수 있다. 따라서 해마다 잠재적 감수율이 큰 도열병과 잎집무늬마름병에 대한 방제가 지속적으로 이루어지고 있으며, 대

부분의 경우 치료적 방제가 아닌 예방적 방제이기 때문에 병해 발생에 대한 예측정보가 없는 상황에서는 매년 같은 양의 농약(살균제)이 투입될 수밖에 없는 상황이다. 하지만 실제 예찰포나 관찰포의 병해발생동향을 살펴보면 도열병의 경우 그 발생정도가 점차 감소하고 있는 추세이고, 그 외 병해의 경우는 해마다 발병양상이 크게 차이가 나기 때문에 현재 관행적으로 방제에 투입되고 있는 농약의 양이나 종류를 실제 병 발생양상을 예상하여 조정해야할 필요성이 강하게 제기돼 오고 있다.

2.2 벼 충해 발생 동향

국내 벼 포장에 상시 발생하여 벼를 가해함으로써 경제적으로 중요하게 생각되는 해충은 끝동매미충, 애멸구, 벼멸구, 흰등멸구, 벼잎벌레, 벼물바구미, 벼줄기굴파리, 벼잎물가파리, 이화명나방, 흑명나방 및 멸강나방으로써, 해당 해충의 과거 11년간 발생동향은 표 3과 같다. 흑명나방과 흰등멸구의 평균 발생면적은 각각 10만 6천 ha와 8만 8천 ha로 가장 높았으며 벼물바구미와 멸구류가 각각 8만 ha와 5만 ha로 다음을 차지하였고 나머지 7개 해충은 7만 ha 미만으로 나타났다. 그러나 발생면적을 통해 개별 해충의 피해와의 관계를 추정하기는 병해와 마찬가지로 어려운데, 그 이유는 각 해충별 가해양상이나 피해량 등이 서로 다르기 때문이다.

Table 3. 지난 11년간 (2000–2010년) 국내 벼 해충 발생면적에 대한 조사결과 (출처: 농진청, 면적단위: ha)

pests	year												normal years (99–08)
	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	average (%)	
Rice stemborer 1st	15,190	11,376	14,073	8,318	4,526	6,407	2,274	3,332	7,672	2,571	10,315	7,823(2.0)	9,372
Rice stemborer 2nd	10,313	8,163	10,809	6,557	5,215	3,036	729	2,107	150	1,179	8,493	5,159(1.3)	5,931
Armyworm	55,819	1,274	2,266	570	216	393	344	381		14,551		8,424(2.2)	7,658
Rice leaf roller	136,484	34,760	27,716	298,112	63,835	183,098	103,668	168,299	85,176	36,162	36,741	106,732(27.4)	114,718
White-backed planthopper	5,592	88,524	42,939	207,211	97,644	153,941	124,147	87,407	68,550	53,217	44,042	88,474(22.7)	97,818
Brown plant hopper	16,589	2,457	582	33,321	5,181	69,551	54,189	26,564	16,429	2,668	32,141	23,607(6.1)	26,391
Small brown plant hopper	25,383	28,693	22,768	15,042	35,771	13,737	17,029	26,645	18,490	78,720	8,291	26,415(6.8)	22498.4
Rice green leafhopper	1,128	25,989	22,768	15,042	35,771	13,737	17,029	26,645	3,269	2,106	5,585	15,370(3.9)	19085
Rice leaf beetle	1,098	457	1,910	2,159	3,360	1,518	1,109	9,596	10,073	439	691	2,946(0.8)	3,177
Rice leaf miner	4,175	4,471	9,258	4,900	13,683	3,842	2,816	7,686	8,521	3,812	3,150	6,029(1.5)	6,575
Rice stem maggot	185,716	1,373	687	1,132	2,906	1,685	1,213	2,435	2,918	1,021	1,478	18,415(4.7)	20516.8
Rice water weevil	10,295	123,811	104,386	89,433	120,204	89,288	84,003	110,519	70,726	43,821	34,174	80,060(20.6)	95551.4
total	467,782	331,348	260,162	681,797	388,312	540,233	408,550	471,616	291,974	240,267	185,101	389,454 (100)	429,291

Table 4. 지난 11년간 (2000–2010년) 국내 벼 해충 피해에 의한 쌀 감수율 추정결과 (출처: 농진청, 단위: %)

pests	year												
	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	average	%
Rice stemborer 1st	0.02	0.02	0.02	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0	0.02	0.01	(1.2)
Rice stemborer 2nd	0.02	0.03	0.03	0.04	0.01	0.01	0	0	0	0	0.03	0.02	(1.4)
Other planthoppers	0.63	0.4	0.21	1.39	0.52	1.27	1.03	0.52	0.41	0.25	0.48	0.65	(58.9)
Brown plant hopper	0.02	0.02	0.02	0.13	0.02	0.42	0.31	0.11	0.06	0.01	0.23	0.12	(11.2)
Rice leaf roller	0.06	0.03	0.03	0.72	0.09	0.32	0.14	0.23	0.2	0.04	0.06	0.17	(15.9)
Rice water weevil	0.03	0.03	0.04	0.04	0.03	0.01	0.01	0.02	0.04	0.02	0	0.02	(2.2)
etc	0.26	0.1	0.1	0.08	0.1	0.08	0.1	0.13	0.08	0.04	0.05	0.10	(9.3)
total	1.04	0.63	0.45	2.41	0.78	2.12	1.6	1.02	0.8	0.36	0.87	1.10	(100)

따라서 과거 11년 동안 관행적인 방제가 이루어진 농가포장 관찰답에서의 중요 수도해충별 감수율의 추정결과를 표 4에서와 같이 살펴보았다. 농촌진흥청이 운영하는 690개 이상의 관찰답을 통해 수도해충의 일반농가 발생현황을 파악하고 중요 수도해충으로 인한 감수율을 추정하고 있다. 총해 종류별로 감수율 비중을 보면 멸구류가 70%의 감수율 비중으로 가장 큰 피해를 입히는 것으로 나타났으며 발병면적 비율에 비해 상당히 큰 피해를 일으키는 것을 알 수 있었다. 그 외 흑명나방이 발병면적과 비슷하게 15.9%의 감수율 비중을 차지하였다. 병해의 경우와 마찬가지로 총해에 의한 감수율도 발생면적과 유사한 경향을 보여 발생면적이 비교적 많았던 해에서 대부분 감수율이 큰 것으로 나타나기는 하였지만 발생면적과 정확히 일치하지는 않았다.

최근 지구온난화(global warming)로 대표되는 기후변화는 해충의 발생에 영향을 줄 수 있는 매우 중요한 자연적인 요소로서 장기간에 걸친 평균기온의 상승은 변온동물(poikilothermic animal)인 해충의 발육과 발생에도 중요한 영향을 준다. IPPC(2013)에 따르면 기후변화는 개체군 밀도의 변화, 몸의 형태 또는 개체의 크기 등을 포함하는 생물학적 형질 및 생식과 유전의 변화, 생물종의 멸종에 영향을 미칠 가능성이 있으며 온도 상승과 이산화탄소 증가로 해충의 밀도를 억제하던 천적 생물군집은 약화됨에 따라 해충이 대발생할 가능성이 높아져 작물 생산에도 영향을 미칠 것으로 예상한 바 있다. 하지만 국내에서는 1997년에 벼멸구가 대발생 했음에도 벼의 작황은 기록적 대풍을 기록한 적이 있었다. 따라서 자연재해에 해당할 수 있는 기상과 해충발생과의 관계는 향후 더 연구되고 논의되어야 하지만, 최근 2013년 남부지역에 벼멸구가 대량으로 발생하여 국가적인 비상사태가 발생하는 등 지속적인 해충의 격발이 예상됨에 따라 이를 예측하고 선제적인 대응을 하는 방제시스템의 필요성이 꾸준히 증가하고 있다. 특히 매년 중국 지방에서 비래하여 우리나라에 피해를 주는 주요 비래해충을 중심으로 중국 내 발생지 기후와 국가 간 이동에 필요한 대기의 흐름, 바람의 방향을 활용한 비래예측모형의 개발 필요성 또한 높아지고 있다.

2.3 벼 병해충 조기경보시스템

전 세계 벼를 재배하는 대부분의 국가에서는 현재까지 병해충 예측모형을 활용한 조기경보나 방제지원 시스템이 현업화가 되어 있는 경우가 드물어 거의 대부분 정기적인 예찰 또는 모니터링 시스템을 구축하여 벼 병해충의 발생에 대응하고 있다 (Yeh, 2011; Talukder, 2000). 벼를 재배하는 대부분의 국가가 낮은 경제력과 기술력을 가지고 있는데다 병해충 모형의 불확실성과 모형에서 활용해야 하는 기상기후예보의 불확실성이 더해져 아직까지는 조기경보에 대한 정보 신뢰성이 떨어지기 때문인 것으로 파악된다. 하지만 최근 들어 모형과 예보 양 측면에서의 기술력이 급속도로 발전함에 따라 점차적으로 연구개발차원에서 예측모형을 활용한 조기경보시스템의 개발이 활발하게 시도가 되고 있는 상황이다.

현재 대부분의 국가에서 벼 재배현장에 현업화 되어 있는 병해충 조기경보시스템은 일반적으로 실시간 모니터링이나 원격감시를 통한 초기단계 발견을 통해 병해충의 대발생을 조기에 차단하기 위한 형태로 운영이 되고 있다. 현장 모니터링을 통해 병해충 발생을 확인하고 추후 대발생이 예상되는 경우 이에 대한 조기경보를 내고 방제의사결정을 내리는 시스템이 활용되고 있다. 대만의 경우 The Plant Pests Management Network을 통해 벼 병해충에 대한 능동적인 국가 모니터링시스템(nation-wide active monitoring system)을 운영하고 있으며, 이를 통해 실시간 모니터링과 원격감시를 실시하여 실제 현장에서 병해충이 발생했을 경우 조기에 대응할 수 있도록 관계자들에게 원격으로 경보하는 시스템을 운영하고 있다(Yeh, 2011). 말레이시아 역시 도열병과 벼멸구에 대한 지속적인 현장 모니터링을 통해 조기경보시스템을 운영하고 있으며, 최근 각 병해충에 대한 환경적, 경종적 요인별 취약성평가를 통해 병해충 발생가능성을 모델링하는 시스템을 국제미작연구소(IRRI)와의 협력을 통해 개발 중인 것으로 알려져 있다(Chan and Heong, 2013). 베트남에서는 위성자료를 활용하여 벼의 생육시기 정보를 예상하고 이를 각 지역 포집기에 잡힌 벼멸구 개체수 정보와 연계하여 벼멸구에 대한 조기경보를 알리는 시스템이 개발 중이다(Minh 등, 2012). 또한 원격탐사자료를 활용한 하이퍼스펙트럴 영상을 바탕으로 병해충 발생을 모니터링 하는 기술 역시 현업화 수준의 성능을 보여주고 있다(Daud 등, 2013). 방글라데시에서는 병해충 원격감시시스템을 통해 현장의 감시요원들이 실시간으로 국가원격감시시스템에 병해충 모니터링 결과를 올리게 하여 중앙정부에서 실시간으로 조기경보나 대응책에 대한 의사결정을 내릴 수 있는 시스템을 적용하고 있다(Riu, 2007). 국내에서도 다른 국가들과 마찬가지로 각 지역의 관찰포나 예찰포를 대상으로 수집된 실시간 예찰정보를 중앙정부(농촌진흥청)에서 모니터링 하여 필요시 전국의 지자체나 관련기관에 병해충 경보를 내리는 시스템이 구축되어 운영되고 있다(이용환, 2012).

하지만 현재 국내에서 지역 예찰 및 현장 모니터링을 바탕으로 운영되는 벼 병해충 조기경보시스템은 실제 돌발병해충 발생 시 신속한 자료 수집을 위한 시스템의 부재로 인해 발견에서 분류동정 후 방제에 이르기까지 많은 시간이 소요되어 방제적기를 놓치는 경우가 많았다. 따라서 국내 벼 농업분야에서 병해충 적기방제 또는 선별적 방제를 위한 예측 모형을 활용한 시스템의 개발이 지속적으로 요구되어 왔었다. 이에 국내에서

는 실질적인 벼 병해충 조기경보시스템의 한 형태인 국가 병해충 관리시스템 (<http://ncpms.rda.go.kr/>)이 최근에 구축되어 운용되고 있는데, 농촌진흥청에서 2011년 2월부터 가동을 시작해 왔다 (그림 2). 국가 병해충 관리시스템은 병해충의 예찰부터 예측, 진단의 과정을 포함하고 있는데, 우선 전국 각지에서 발생한 병해충의 실시간 예찰정보를 등록하고 확인할 수 있다. 또한 벼, 사과, 배, 감귤, 고추의 30종 병해충에 대한 예측모형을 국가농림기상센터에서 제공하는 960m 격자단위의 기상정보를 바탕으로 구동하여 병해충 발생 예측정보를 일 단위 혹은 시간단위로 실시간으로 제공하고, 일부 농작물에 대해서는 예측모형의 결과를 활용해 농업 현장에서 방제 여부를 결정할 수 있는 정보를 제공하고 있다. 특히 벼 병해충 관련해서는 세균성벼알마름병, 잎도열병, 잎집무늬마름병 예측 모형을 사용하여 실시간 기상정보를 활용한 실시간 병해충 위험도와 함께 동네예보(48시간)를 활용한 2일 예보서비스도 병행하고 있다.



Figure 2. 농촌진흥청이 운영하는 국가농작물병해충관리시스템 웹사이트 (<http://ncpms.rda.go.kr/>).

하지만 국내에서만도 도열병, 흰잎마름병, 잎집무늬마름병, 줄무늬잎마름병 등을 비롯한 총 38 여종의 벼 병해가 발생하고 있으며, 해충 역시 벼멸구, 흑명나방, 물바구미 등 다수의 종이 발생하여 피해를 초래하고 있다 (최승락 등, 1976). 이 중 단지 3개의 병해만이 현재 국가 병해충 관리시스템에서 운용이 되고 있는 실정이고, 나머지 다른 병이나 해충에 대한 모형이 개발되어 현업화 되기까지 적지 않은 시간이 걸릴 것으로 예상된다. 따라서 아직까지는 일반농민이나 지역 농촌지도사들이 실제 현장에서의 의사결정에 국가 병해충 관리시스템의 결과를 활용하기엔 어려운 점이 많은 것이 현실이다. 또한 국가 병해충 관리시스템에서 현재 실시간 기상정보와 함께 2일간의 동네예보정보를 이용해 병해충 예보서비스를 제공하고 있는데, 현실적으로 예방적 관행방제가 만연해 있는 국내 방제실정을 고려할 때 예보의 리드타임이 너무 짧아 실제 현장에서 방제에 해당정

보를 활용하는데 한계가 있을 것이다. 또한 일반 농민의 웹 접근성이 상대적으로 떨어지기 때문에 정보의 전달에도 문제가 있다. 결과적으로 국가 병해충 관리시스템의 이러한 현실적인 문제점들을 해결하기 위해 국가 기관이나 산업계, 학계의 협력연구가 필요하고, 이에 대한 적극적인 국가적 지원이 절실하다. 또한 병해충 예측모형을 개발하고 적용하는 시간을 공동의 노력을 통해 단축하고, 현재 동네예보나 주간예보에 머물러 있는 조기경보 리드타임을 현실적인 리드타임인 1달에서 수개월 앞선 계절예보로 늘리는 노력이 필요하다 하겠다.

3. 무인헬기 공동방제 맞춤형 조기경보시스템의 필요성

3.1 무인헬기 공동방제 현황

농산물을 재배하는 활동 중 병해충 방제작업은 품질 및 생산량을 높이기 위한 필수 작업이지만 고온·다습한 국내환경에서는 농약을 살포하는 과정 중에 과도한 노동력투하와 더불어 농약중독우려가 커져 점차 기피하는 작업이 되고 있다. 최근 통계에 따르면 농가에서 생산노동력의 5-15% 이상을 방제 작업에 할애하고 있는 실정이고, 작목에 따라 연간 10회 이상의 작업이 필요하여 농가에 큰 부담이 되고 있다 (RDA, 2004). 더욱이 농촌의 노동력이 노령화, 부녀화 되면서 손쉬운 방제작업이 더욱 필요하게 되었다. 국내에서는 이를 해결하기 위해 다양한 공동방제의 노력들이 실시되어 왔다. 예를 들어 유인항공기를 활용한 항공방제나 대용량 광역방제기를 활용한 공동방제가 실시되었다. 하지만 유인항공기 항공방제는 주변지역까지 농약이 비산되어 피해를 입히는 부작용으로 인해 중단되었고, 현재는 지역별로 광역방제기를 이용한 공동방제가 1년에 1회에서 4회까지 지역마다 다른 방제횟수로 이루어지고 있는 실정이다. 그러나 광역방제기 역시 살포거리에 따른 살포량 감소 문제로 인해 방제기와 멀리 떨어져 있는 논에 대한 방제 효율성이 떨어진다는 보고가 있다(신진철 등, 1996).

최근 이 같은 방제작업에 무인헬기를 이용한 공동방제 시스템이 도입되었다. 일본의 경우 1980년대 까지 일반적인 관행방제법이었던 약줄 방제와 광역 살포기 그리고 유인

헬기방제 등이 인력대비 방제의 효율이 떨어지면서 농민의 약제 중독, 그리고 비산의 문제, 유인헬기 조종사의 약제중독에 의한 추락사고 등의 문제가 사회적으로 대두 되었다. 이에 일본 농림수산성에서 이러한 문제점을 해결하기 위해 무인헬기 방제와 관련된 개발 권을 민간업체에 연구과제로 주어 최초 개발이 시작되었다. 일본에서는 1990년대 초반부터 농업용 무인헬기가 보급되기 시작하여 현재는 약 2,300여대가 농작업에 이용되고 있으며, 무인헬기를 이용한 방제작업면적은 2010년 960천 ha에 이르고 있다.

국내에서는 2003년부터 무인헬기가 도입되어 벼농사 공동방제에 집중적으로 활용되고 있다. 그림 3는 일본의 농업무인헬기를 국내에 도입하여 판매와 서비스를 제공하고 있는 (주)무성항공의 관련 통계자료인데 국내 보급된 농업무인헬기와 무인헬기 공동방제 현황에 대한 개괄적인 정보를 보여주고 있다. 국내 무인헬기를 이용한 방제작업면적은 2000년대 초반부터 꾸준히 증가하다가 최근에 급속도로 증가추세를 보이면서 2013년에는 110천 ha에 이르는 면적에서 방제가 이루어지고 있다. (주)무성항공을 통해 국내에 도입된 농업무인헬기 대수만 158대로, 전체 무인헬기의 보급대수도 꾸준히 증가하고 있는 실정이다. 농업무인헬기는 주로 농협 경제사업장에서 운용을 하고 있으며, 지역별로는 전남, 충남, 전북 순으로 주요 벼농사 지역을 중심으로 보급이 이루어지고 있음을 알 수 있다.

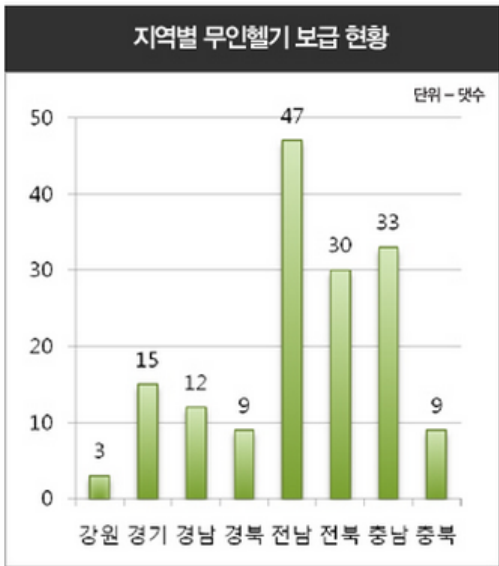
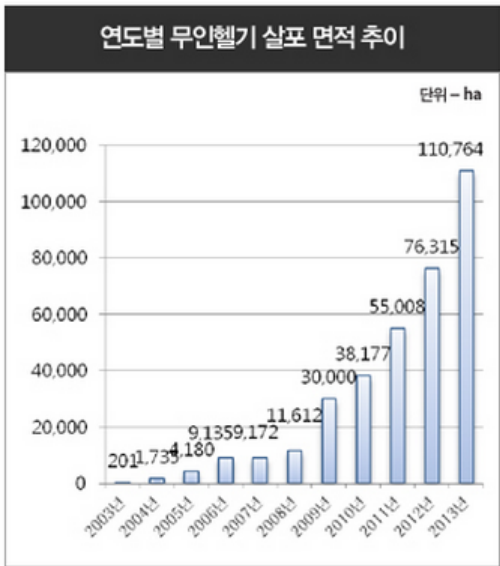
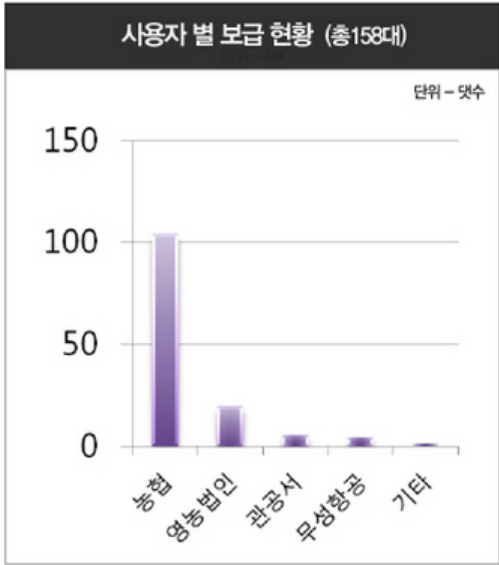
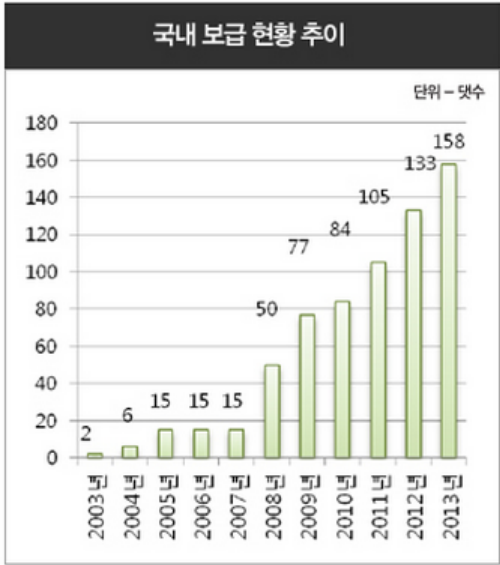


Figure 3. 국내 판매된 농업무인헬기 보급 현황 및 연도별 살포면적 통계 ((주)무성항공 홈페이지: <http://www.ms-aviation.com/>)

현재 국내에 가장 많이 보급된 농업무인헬기인 야마하사의 RMAX 기종의 경우 1회 급유로 1시간정도 비행이 가능하지만, 약제 살포 시에는 1회 탑재량이 20kg으로 한정되어 있어 2.8 ha의 면적을 20분 비행으로 약제 살포가 가능하며, 하루 6시간 작업으로 48 ha 면적에 방제가 가능하다(구영모 등, 2006). 해당 기종으로 병해충 방제 시 경제적인 손익분기 규모는 610 ha로 추정되었고, 잎집무늬마름병 방제 시 동력분무기를 이용하는 관행방제가 1 ha당 113천원인데 비하여 무인헬기 방제는 41천원으로 방제비용이 64% 절감되었고 노동시간도 동력분무기가 1 ha당 620분인데 비하여 무인헬기는 62분으로 노동시간을 90% 경감시킬 수 있는 것으로 조사되었다(정완규 등, 2006). 방제 효율성 측면에서도 약액의 벼 식물체 부착량을 비교한 결과 관행 동력분무기를 이용한 방제의 경우 벼 식물체의 상부는 약액이 줄줄 흐를 정도로 충분히 묻는 반면 하부에는 상부에 비해 약액이 충분하게 침투하지 못했지만, 무인헬기는 로터에서 발생하는 하향풍이 식물체를 앞뒤로 한 번씩 눕혀진 상태에서 약액이 분무되어 식물체의 하위부까지 약액의 침투가 용이함을 확인하였다. 실제로 약제의 농도를 고려한다면 무인헬기 방제가 관행방제에 비해 수십 배나 많은 약량이 식물체의 하위부에 분무된다고 할 수 있다. 또한 넓은 평야지에서의 해충 방제는 국지적인 개별방제의 경우 약을 살포하지 않은 옆 필지로 해충이 옮겨가서 연속적인 문제를 일으키는 경우가 많아 전체 필지를 한꺼번에 방제하는 공동방제가 요구된다. 무인헬기는 이러한 대면적을 대상으로 한 공동방제 시 동력분무기나 광역살포기에 비해 쉽게 짧은 시간에 방제가 가능하여 그 효율성이 높은 것으로 알려져 있다.

3.2 무인헬기 공동방제 문제점

무인헬기를 활용한 공동방제는 상대적으로 낮은 노동강도, 적기방제, 소규모 정밀방제, 환경과 소음 대책이 타 방법에 비해 양호함에도 불구하고 여전히 해결해야 할 문제점을 안고 있다. 무인헬기는 기존 유인헬기에 비해 인명사고의 가능성이 현저히 낮지만 여전히 조종사의 부주의, 조작 미숙, 사전 미확인, 유도자 미숙 등으로 인한 재산상의 피해가 수시로 발생하고 있는 실정이다. 따라서 안전운용체계를 확립하여 무인헬기의 안전한 운용을 추구해야 한다. 무인헬기를 이용한 농약살포는 원액이나 8배 수준의 고농도 농약을 살포하기 때문에 벼 뿐만 아니라 주변작물의 약해의 위험성이 높고 특히 벼 병해충 방제의 특성상 2~4종의 혼용살포가 일반화 된 측면이 있어 무인헬기 전용약제에 대한 약해와 혼용 부작용에 대한 연구가 시급한 실정이다. 특히 국내에 허가된 무인헬기 전용약제의 수가 여전히 적고, 약제 혼용에 대한 공식적인 시험건수가 적어 이에 대한 명확한 가이드라인 개발이 필요하다. 실제로 많은 경우 잘못된 약제의 혼용과 농도로 인해 포장 처리 시 약해증상을 보이는 경우가 여전히 발생하고 있으며 잘못된 약제 선택으로 인해 벼멸구와 같은 해충에 대한 방제가 제대로 이루어지 않은 경우도 빈번하다(나승용 등, 1991). 따라서 각 병해충에 대한 방제효과 시험 혹은 적합 약제 선정이나 혼용 시험 등을 통해 지속적으로 무인헬기 공동방제 관련 약제 가이드라인을 축적해 나가는 것이 필요하다.

지역에 따라 벼농사의 패턴이 다르기 때문에 공동방제를 하는 횟수도 지역에 따라 차이가 난다. 예를 들면 2모작을 하는 남부지방에서는 한 지역에서도 벼의 생육시기가 천차만별이기 때문에 보통 3~4회 공동방제를 실시하는 반면 중서부지방은 대부분 2회 방제에 그치는 것이 일반적이다. 남부지방의 경우 타 지역에 비해 방제횟수가 2배 이상 많기 때문에 약효지속시간을 고려하지 않은 농약의 과다사용이 문제가 되고 있다. 모내기시기를 고려해서 선별적으로 방제를 하는 것이 필요하지만 현실적으로 광범위한 지역을 짧은 시간 안에 방제해야 하기 때문에 선별적 방제가 불가능하다. 농약의 과다사용 뿐만 아니라 기존 관행방제의 틀을 여전히 벗어나지 못한 채 농약의 무차별적 혼용이 이루어지고 있는 곳이 다반이다. 대부분의 지역에서 그해 예상되는 병해충을 대상으로 농약을 선정하는 것이 아니라 매년 주요 병해충이 평년과 비슷하게 발생하는 것으로 가

정하고 모든 병해충에 대한 농약을 비슷한 양으로 사용하기도 하고, 전년도에 문제가 되었던 병해충에 대한 농약의 양을 늘려서 당해 방제를 실시하기도 한다. 일부 방제단의 경우 지역 농업기술센터나 작물병리해충학 전문가의 조언을 통해 특정 병해충에 대한 선택적 농약을 추가하는 경우는 있었지만, 개개 병해충에 대한 선택적 방제 보다는 병과 해충 전반을 방제할 수 있는 높은 가격대의 종합방제제를 무조건적으로 처리하는 경우가 대부분이었다. 종합방제제는 일반적으로 종합살균제와 종합해충제로 나뉘어져 있는데, 이 또한 매년 특별한 기준 없이 지역 자체적으로 결정한 비율과 양 대로 섞여서 사용되고 있었다.

또 다른 문제점은 공동방제 자체의 특성에 기인한다. 즉, 짧은 시간 내에 광범위한 지역에 대한 방제를 끝내야 하는 공동방제의 특성상 기상조건에 따른 방제효율을 무시한 무조건적인 방제가 실시되고 있었다. 공동방제는 보통 품앗이의 개념으로 여러 지역의 방제단이 모여서 각 지역별로 일정을 정해놓고 돌아가면서 방제를 하게 된다. 만약에 방제해야 하는 면적이 넓으면 전체를 방제하는데 2주일 가까이 시간이 걸리는데, 자칫 때를 놓치게 되면 지역에 따라 방제적기를 놓치는 경우도 생기게 된다. 따라서 대부분의 경우 기상조건에 상관없이 최대한 일정에 맞춰서 무리하게 방제를 하게 되는 경우가 많은데, 이 때 제대로 방제가 되지 않았음에도 불구하고 일정에 쫓겨 다음 지역으로 넘어가는 일이 종종 일어나게 된다. 물론 최근 농약자체의 내우성과 잔효성 기술력이 높아지면서 과거에 비해 기상조건 영향을 덜 받는다고는 하지만 그날의 강수량과 바람, 그리고 온도조건에 따라 방제효과가 다르기 때문에 이들 요인들을 고려한 방제가 이루어져야 한다. 하지만 현장에서는 방제일정을 맞춰야 하기 때문에 웬만한 집중호우가 아니면 비가 오는 와중에도 방제가 이루어지는 경우도 있었고 방제 전후 내린 비로 인해 농약이 씻겨 내려가거나 방제 중 강풍으로 인해 농약이 잘못 비산하여 실제 식물체 표면에 고르게 분무가 이루어지지 않는 경우도 있었다. 때로는 방제를 도저히 할 수 없는 기상상태로 인해 그 지역에 방제가 늦춰지면서 방제적기를 놓치는 경우도 존재하였다. 이때는 방제를 신청한 농민이나 지자체, 방제단 사이에 방제비 지급과 관련해 문제가 생기는 경우가 발생하기도 한다.

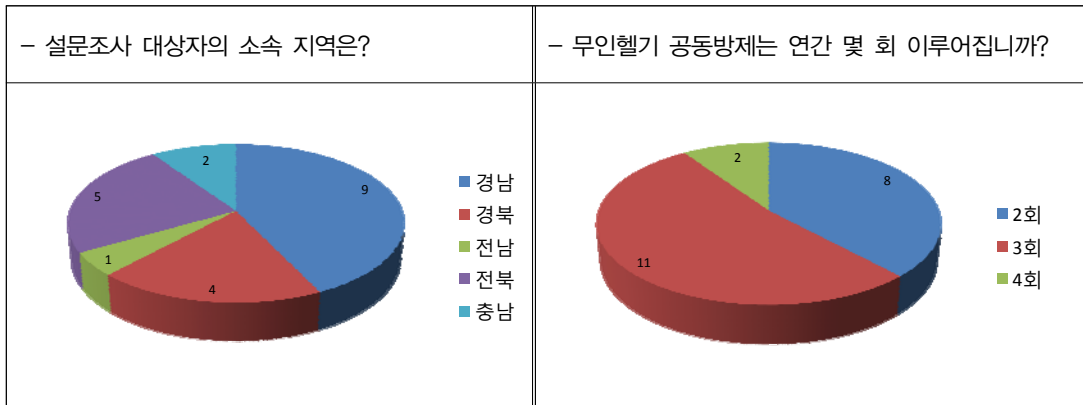
3.3 무인헬기 공동방제에 활용 가능한 정보의 생산

3.3.1 공동방제단 대상 설문조사

무인헬기 공동방제에 활용 가능한 정보를 생산하기 위해서 현장에서 직접 무인헬기를 조종하며 공동방제를 수행하는 방제단과의 의견교환이 중요하다. 따라서 본 연구를 시작하면서 2014년 4월 1일부터 7월 8일까지 경남, 경북, 전남, 전북, 충남 지역의 농협방제단 중에서 무인헬기를 소유하고 있고 공동방제에 직접 참여하는 방제단 소속 담당자를 대상으로 무인헬기를 이용한 벼 병해충 항공방제 설문조사를 실시하였다. 설문조사의 방법과 내용은 다음 5장. 연구 자료 및 방법 항에 나타내었다. 본 설문조사의 일차적 목적은 계절예측정보를 활용한 벼 병해충 조기경보시스템 연구의 최종수요자인 공동방제단을 대상으로 현재 공동방제의 문제점에 대해서 토의하고 해당 문제점을 해결하기 위해 본 연구를 통해서 도출될 연구결과의 활용가능성을 묻고, 현장의 최종수요자들이 현실적으로 필요한 정보 또는 꼭 활용해야 하는 정보를 파악하여 최대의 활용성과 방제 효율성을 제고하는데 사용할 수 있도록 연구의 방향성을 결정하는데 있다. 또한 연구초기부터 최종수요자와의 지속적이고 생산적인 교류를 통해 최종 연구결과가 실제 현장에 사용될 수 있는 방법을 함께 고민하고 도출하는데 그 이차적 목적이 있었다.

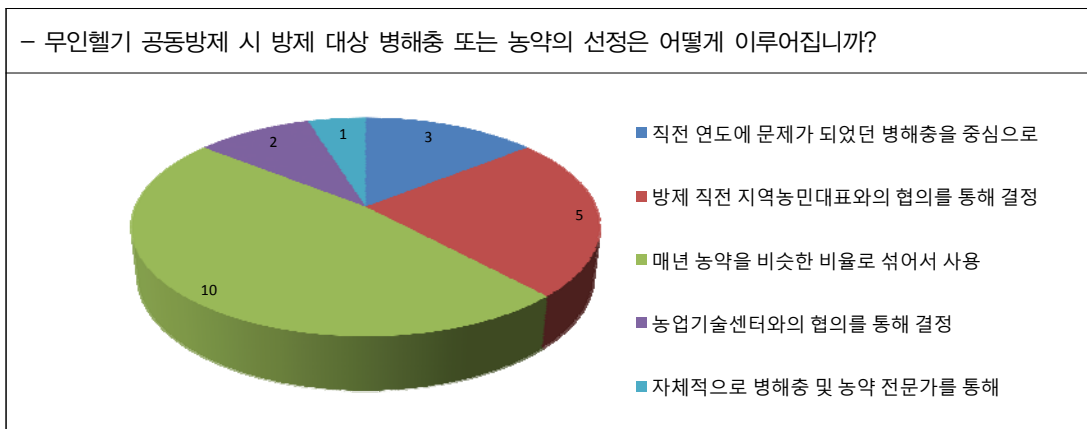
3.3.2 설문조사 결과 분석

총 23명의 공동방제단 소속 담당자들에게 설문조사를 실시하였고, 이중 모든 문항에 답한 21명의 설문조사결과를 이용해 다음의 분석을 수행하였다.

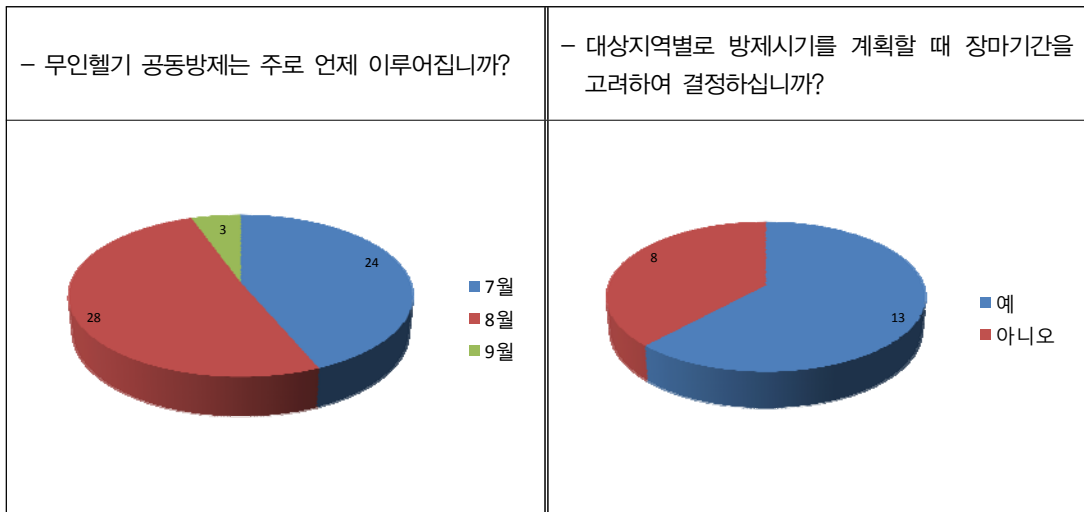


설문조사는 무인헬기업체인 ㈜무성항공 경남지사가 위치해 있는 경남 창녕지역을 중심으로 창원, 함안, 의령, 밀양지역의 농협 및 전문 방제단 담당자 9명을 대상으로, 또한 경북 안동과 울진, 합천 지역의 방제단 담당자 4명이 참여하였다. 전국에서 가장 먼저 무인헬기를 이용한 공동방제를 시작했던 전북 김제의 백산농협을 중심으로 익산, 진안 지역의 방제단 5명과 충남 아산지역의 방제단 2명이 설문에 참여하였고, 마지막으로 전남 순천지역의 방제단 1명이 조사에 응했다. 방제단의 대부분은 농협 경제사업소에 속한 직원이었는데 방제가 없는 시에는 경제사업소의 다른 담당업무를 맡고 있다가 7월~9월의 방제시즌에만 방제에 투입이 되는 경우가 대부분이었다. 방제단의 경력은 2년부터 10년까지 다양하였고, 초기 3년간은 무인헬기 판매업체의 지역 지사를 통해 지속적인 기술교육을 받고 있었다.

무인헬기를 이용한 공동방제는 지역마다 연간 방제횟수가 달랐는데, 경남과 경북, 전남을 포함하는 남부 지역은 보통 3회 이상, 충남과 전북 지역은 주로 2회 방제를 실시하였다. 이는 남부지역에 2모작이 많기 때문에 같은 지역에서도 모내기 시기가 천차만별인 경우가 많아 공동방제 역시 서로 다른 생육시기를 고려해 좀 더 많은 횟수를 실시한다고 답하였다. 또한 지금까지 관행방제를 원래부터 다른 지역에 비해 좀 더 많이 실시해온 지역적 특성에도 기인하는 것으로 생각되었다. 방제횟수는 일반적으로 지역 농민단체의 요청에 의해 결정이 된다고 하였다.

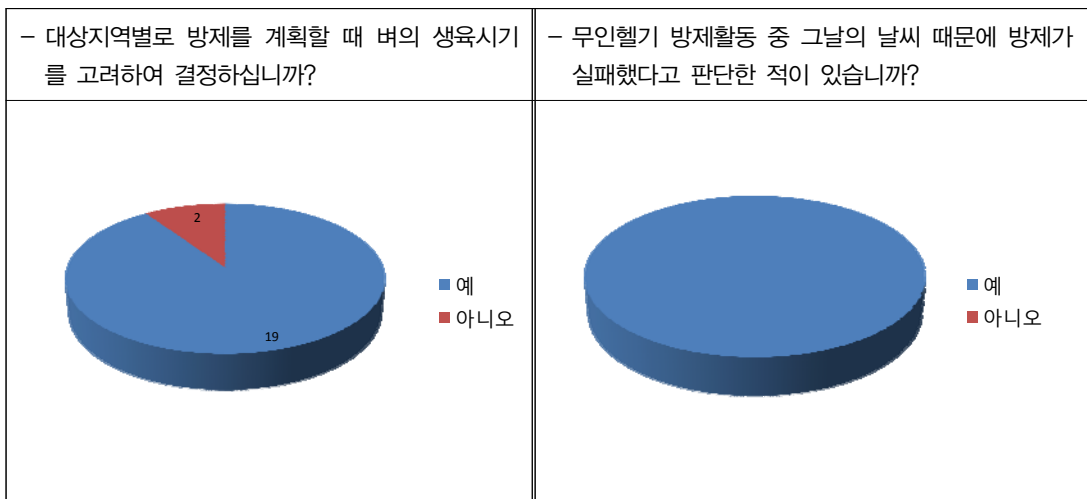


공동방제를 실시하기 전 대부분의 지역에서는 방제에 참여하는 관계자들이 모여 방제협의회를 개최하게 되고, 이 방제협의회에서 방제 대상병해충과 그에 따른 농약의 선정이 이루어지게 된다. 설문조사 결과 대부분의 지역에서 그 해의 병해충 발생가능성과 상관없이 매년 비슷한 비율의 농약을 사용하거나 직전 연도에 문제가 되었던 병해충을 중심으로 방제를 계획하는 것으로 나타났다. 일부 지역농민대표와의 협의를 통해 결정한다고 하였지만, 방제를 신청한 농민들이 그 해에 예상되는 병해충을 고려해서 요청하는 것인지는 확실치 않았다. 즉 농업기술센터나 자체 전문가를 통해 방제 대상 병해충이나 농약을 선정하는 아주 소수를 제외하고 대부분의 경우 객관적인 정보의 부재 가운데 자체적인 의사결정을 내리는 것으로 판단되었다. 농약은 무인헬기 전용약제를 사용하고 있었는데, 현재 국내에서 상품화가 된 약제의 종류가 많지 않고, 대부분의 경우 종합살균제와 종합살충제의 형태로 공급이 되기 때문에 매년 같은 종류의 약제가 사용되고 있는 경우가 많았다. 하지만 같은 약제를 매년 살포하게 되면 병원균이나 해충에 약제 저항성이 생길 우려가 있기 때문에 이에 대한 보완점도 필요한 것으로 나타났다.



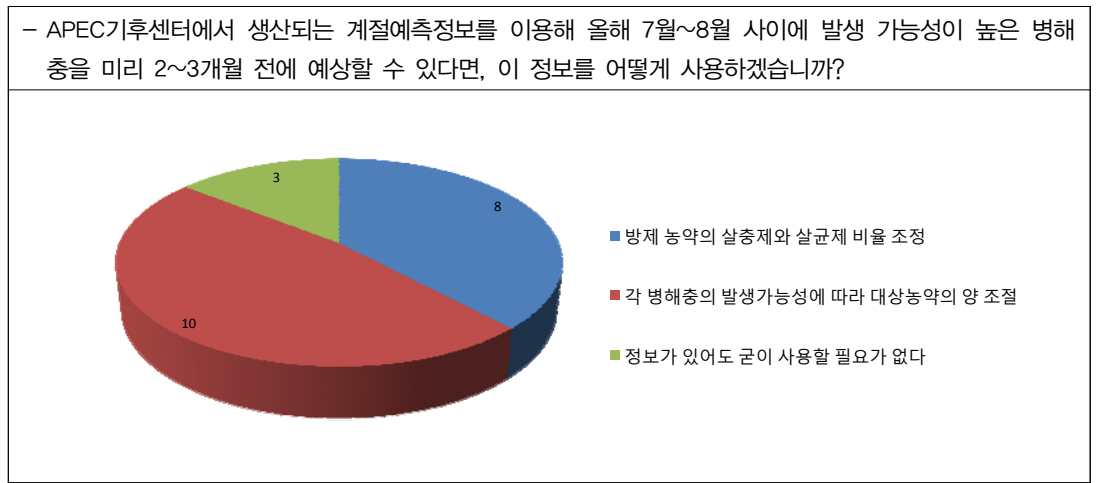
대부분의 공동방제는 병해충 발생이 물리는 7월과 8월 달에 집중적으로 이루어지고 있었고, 일부 지역에서는 9월 달에도 공동방제가 이루어진다고 답하였는데, 이는 앞에서도 언급되었듯이 2모작으로 인해 모내기가 늦어진 농가를 감안하여 추가적인 방제가 이루어지는 것으로 판단된다.

많은 지역에서 장마기간을 고려해서 방제계획을 세운다고 답하였지만, 여전히 장마기간과 상관없이 방제를 계획한다는 답변도 상당히 많았다. 이는 방제 대상지역이 많아서 방제 스케줄이 바뀔 경우에 장마기간 중에도 비가 오지 않는 날에는 무조건 방제를 진행하는 경우가 있기 때문이었다. 또한 일부 방제단은 무인헬기 방제에 사용하는 농약은 약한 빗물에도 별로 영향을 받지 않는 특성을 가지고 있기 때문에 적은 양의 비가 내리는 중에도 방제를 진행한다고 답하였다. 하지만 뚜렷한 강우량의 기준 없이 주관적으로 판단하여 방제를 할지 말지를 결정하는 경우가 대부분이었기 때문에 이에 대한 기준 마련이 시급한 것으로 생각되었다.



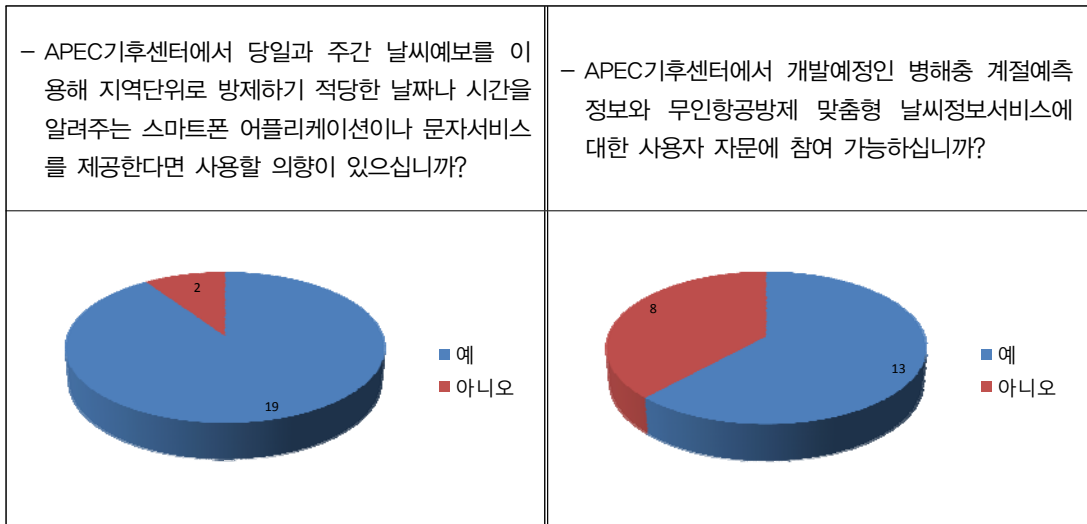
대부분의 조사결과에서 방제를 계획할 때 비의 생육시기를 고려한다고 답하였다. 이는 주로 모내기시기를 이르는데, 모내기시기에 따라서 순차적인 방제시기를 결정하는 관행 때문인 것으로 판단된다. 예를 들면 경남지역의 일부 방제단은 모내기 후 30일이 지나면 1차 방제를 하고 이후 20일이 지나면 2차 방제, 15일 후에 3차 방제를 한다고 답하였다. 모내기시기 뿐만 아니라 출수기에 비가 예상되거나 실제로 내리고 나면 이삭도 열병 등을 방제하기 위해서 방제를 결정한다는 답변도 있었고, 벼 개화기에는 방제를 피한다는 경우도 존재하였다. 방제를 할 때 오전과 오후에 비의 약해내성이 다르기 때문에 이것을 고려하여 방제를 한다고 답한 경우도 있었다.

무인헬기 방제활동 중 그날의 날씨 때문에 방제에 실패했던 경험은 모든 설문조사자가 가지고 있었다. 대부분의 경우가 비와 바람 때문이었는데, 방제를 하는 중 또는 방제 후에 바로 많은 비가 내렸을 때에 약제가 빗물에 씻겨 내려가므로 방제효과가 급격히 떨어지는 것으로 알려져 있고 방제를 하는 도중에 강풍으로 인해서 무인헬기를 조종하거나 약제를 제대로 살포하기가 어려워 방제를 중단하는 경우도 많이 있었다. 따라서 방제를 계획할 때 중단기 예보 뿐만 아니라 실시간 기상정보도 중요한 고려사항이 될 것으로 판단되었다. 특히 짧은 시간 안에 여러 지역을 처리해야 하는 공동방제의 경우 좁은 지역별로 강우유무를 미리 알 수 있다면 그 정보를 바탕으로 해서 방제지역 순위를 정하는 것이 가능하기 때문에 추후 유용한 정보로서 개발할 필요가 있다고 판단하였다. 방제를 실패했을 경우 어떻게 하는지에 대해 물어봤을 때, 많은 경우 다음 일정 때문에 그냥 넘어간다고 답했으며, 일부 지역을 연고로 하는 방제단은 다음에 날씨가 풀리면 다시 방제를 한다고 답했다. 이는 방제를 실패했을 경우 지역 농민들로부터 불만이 접수되기 때문에 지역 연고 방제단으로써 책임감을 가지고 다시 방제를 하는 것으로 생각되었다.



앞선 설문조사 결과에서 대부분의 경우에 매년 비슷한 비율의 농약을 사용하거나 직 전 연도에 문제가 되었던 병해충을 중심으로 방제를 하는 등 객관적인 병해충 발생정보의 부재 가운데 의사결정을 내리고 있었음을 알 수 있었다. 따라서 APEC기후센터의 계

절예측정보를 활용하여 병해충 발생위험도를 공동방제 당사자들에게 미리 제공할 수 있다면 방제계획을 세울 때 해당 정보가 활용될 수 있을 것이다. 병해충 발생에 대한 계절예측정보가 존재한다면 많은 응답자들이 병해충의 상대적 발생가능성에 따라 대상농약의 양을 조절할 수 있다고 답하였다. 좀 더 현실적인 답변은 방제 농약의 살충제와 살균제의 비율을 조정한다는 것이었는데, 그 이유는 요즘 대부분의 공동방제용 농약이 종합살균제나 종합살충제의 형태로 판매가 되기 때문에 병해충 각각에 대한 비율을 조정하는 것은 거의 불가능하고 다만 살균제와 살충제의 비율을 조정하는 것만이 가능하기 때문이다. 일반적으로 살균제와 살충제의 가격이 서로 다르기 때문에 적절한 배합을 통해 농약사용의 경제성이나 효율성을 높일 수 있는 여지가 있을 것이다. 일부 농약전문가가 방제단에 속해있는 경우는 특정 병해충에 대한 발생증가가 예상되는 경우 특정 병해충에 특이적으로 작용하는 농약을 추가로 혼용한다고 답하기도 하였다. 하지만 대부분의 경우 농약의 선택이나 혼용은 무인헬기용 농약을 판매하는 회사의 담당자에게 문의해서 결정하거나 기존에 사용하던 농약을 무인헬기용으로 구입해서 사용하는 경우가 많았다. 정보가 있어도 굳이 사용할 필요가 없다고 답한 방제단 담당자가 3명이나 되었는데, 가장 큰 이유는 첫 번째가 매년 같은 농약을 관행적으로 변함없이 사용해왔기 때문이었고 두 번째는 농약을 바꿨을 때 생길 수 있는 부작용, 즉 방제효과가 떨어져서 특정 병해충이 발생하거나 약해가 발생할 소지가 있어 피하는 경우였다.



위 질문은 벼 병해충 조기경보시스템에 농약방제의 효율성을 고려한 방제모형을 포함하는 것을 감안하여 물은 것인데, 많은 응답자들이 기상정보를 참고로 한 방제정보를 필요로 하고 있음을 알 수 있었다. 하지만 일반적인 기상정보 자체만을 제공하는 것은 이미 기상청이나 민간기상사업자를 통해 얻고 있기 때문에, 기상정보를 가공한 방제효과 지수 같은 정보를 제공하는 것이 고려되어야 할 것이다. 또한 방제여부를 결정하는 의사 결정은 보통 방제전날 밤이나 당일 아침에 결정하기 때문에 하루 미만의 날씨예보가 유용하게 쓰일 수 있을 것으로 생각되었다. 따라서 최근 위성자료나 레이더를 활용한 초단기 강우예측시스템을 적용하여 좁은 지역에 강우 유무에 대한 정보를 스마트폰 어플리케이션이나 문자서비스로 제공할 수 있다면 방제단에게 유용하게 사용될 수 있을 것이다.

본 연구가 목표로 하는 벼 병해충 위험도의 계절예측정보와 무인항공방제 맞춤형 기상정보서비스를 보다 효과적으로 개발하기 위해서는 사용자가 처음부터 평가나 자문을 통해 개발에 참여하여 최종산출물이 사용자에게 보다 적극적으로 활용되도록 만드는 과정이 필요하다. 설문조사를 통한 잠재적 자문 및 평가 인력의 확보는 지속적이고 생산적인 교류를 통해 최종 연구결과가 실제현장에서 사용될 수 있는 기반을 마련하는데 도움을 줄 것이다. 차년도 연구에서도 최종수요자인 방제단과 판매 및 서비스, 교육기관인 (주)무성항공과의 지속적인 교류를 바탕으로 연구의 방향성과 산출물이 결정되어야 할 것이다.

4. 무인헬기 공동방제 조기경보시스템 개발

4.1 벼 병해충에 대한 계절예측정보의 제공

지자체 단위 벼 병해충 공동방제의 효율성을 높이기 위해 계절예측정보를 활용한 벼 병해충 조기경보시스템의 개발이 요구되고 있다. 현재는 객관적인 기준 없이 각 지자체 별로 방제참여자나 농업기술센터의 다소 주관적인 의사결정에 의해 방제대상 병해충이 선정되고 그에 따른 농약의 선정 및 배합이 이루어지고 있기 때문에, 방제의 효율성 그리고 농약사용에 따른 경제성, 불필요한 농약 과다사용에 따른 환경오염 등을 고려한 종합적인 병해충 관리시스템의 적용이 시급한 실정이다. 현재 대부분의 방제 의사결정이 이루어지는 시기를 고려할 때, 선제적 의사결정 과정을 돕기 위해 적어도 2~3달 앞선 병해충 발생위험정보를 제공해야할 필요성이 존재한다. 이는 APCC가 제공하는 계절예측정보를 이러한 의사결정과정에 활용해야 하는 연구개발의 당위성을 부여한다.

하지만, APCC 계절예측정보를 병해충모형과 같은 농업모형에서 활용하기 위해서는 여러 가지 당면과제들이 해결되어야 한다. 우선 계절예측정보에 대한 공간적, 시간적 상세화 과정이 우선되어야 한다. 즉 주어진 계절예측정보를 농업모형에 사용할 수 있도록 농업모형에서 필요로 하는 입력값의 해상도에 맞게 변환시켜야 한다. 다음으로 시공간적 상세화가 된 계절예측정보를 입력값으로 하여 병해충의 잠재적 위험도를 생산할 수 있는 병해충 모형의 개발이 뒤따라야 한다. 하지만 알려진 벼 병해충의 종류가 대략 150가지 정도이기 때문에 이 모든 병해충을 예측할 수 있는 모형을 개발하기는 쉽지 않다. 이미 개발된 모형들을 모두 모은다 해도 겨우 10개 미만일 것이다. 150여 가지의 모든 병해충을 대상으로 하지 않고 국내에 문제가 되는 주요 병해충만을 대상으로 조기경보시스템을 개발한다고 해도 여전히 많은 병해충 예측모형이 개발되어야 한다. 또한 일반적인 일별 해충모형과 달리 기존에 개발된 병해 예측모형 중 많은 수가 시간별 기상입력값을 요구한다. 즉 모형을 구동하기 위해 시간별 기상요소가 필요한데, 현재 계절예측정보는 월별기상요소만 제공하고 있기 때문에 월별을 시간별로 상세화 하는 방법을 사용하거나 반대로 시간별 병해 모형을 일별이나 월별로 변환하는 개발을 필요로 한다. 어느 방향으로 접근하던지 시간이 오래 걸리고 상세화나 모형변환 과정에서 생기는 구조

적 오차를 줄이기는 쉽지 않을 것이다. 가능한 대안으로써 월별기상요소를 활용할 수 있는 병해충 예측모형을 개발하는 방법도 있겠지만, 병해충의 복잡한 감염 또는 생태학적 원리를 단순히 기온과 강수량의 월별기상정보로 설명하기도 쉽지 않다. 따라서 적어도 병해충 모형은 일별기상요소를 사용할 수 있도록 변환시키고, 계절예측정보는 일별기상 자료로 상세화 시키는 양방향적인 방법론이 현실적으로 적합한 방향이 아닐까 생각된다.

4.1.1 계절예측정보 활용 가능한 병해충 모형 개발

대개 작물 병해충 예측모형은 병충해로 인한 손실을 최소화하기 위한 방제 의사결정을 돕는 접근방식을 가지고 있다. 즉 적절한 방제시기를 결정하는 도구로써, 병 발생 위험도가 높은 시기에 미리 경고를 하고 이를 바탕으로 방제를 권고하는 방식을 취한다. 하지만 계절예측정보를 활용해야 하는 병해충 모형은 방제시기를 결정하는 도구가 아닌 계절 내 발병위험도를 보여줌으로써 예상되는 위험도에 따라 방제자가 방제에 대한 장기적 전략을 세울 수 있도록 도와주는 역할을 수행한다. 따라서 본 연구에서는 새로운 감염위험도 예측모형인 EPIRICE Daily Risk 모형과 APCC에서 생산된 계절예측기후자료를 결합하여 전 재배시기 동안의 계절 발병위험도를 산출하는 것을 첫 번째 목적으로 진행하였다.

본 연구의 이전단계로서 2013년 연구를 통해 필리핀 국제미작연구소의 Savary (2012)에 의해 개발된 EPIRICE 모형을 도입하였다. EPIRICE 모형은 국내 도열병과 잎집무늬마름병 발생가능성을 예측할 수 있도록 모수화(parameterization)와 새로운 모듈추가 등의 과정을 거쳐 국내 특성에 맞게 지역화 되었으며, 농진청이 운영하는 예찰포의 실제 병해조사자료를 이용하여 그 성능이 검증되었다. 이전 연구에서 주지할 점은 이 EPIRICE모형이 처음 도입되어 개발되었던 원래 목적이 벼가 재배되는 한 시즌동안 일어날 수 있는 잠재적인 병 발생가능성을 병진전곡선(disease progress curve) 그래프의 전체 면적인 AUDPC(area under disease progress curve)값을 통해 예측하기 위함이었다는 것이다. 따라서 재배시즌 전체에 대한 기상자료만이 모형의 입력자료로 사용할 수 있었다. 결과적으로 2013년 연구과제의 목표였던 기후변화시나리오를 이용한 남한지역의 벼 도열병과 잎집무늬마름병의 미래 발생가능성에 대한 기후변화 영향평가 결과를 성공적으로 도출할 수 있었다. 하지만 위 검증된 모형은 기후변화 시나리오에 활용

하기 위해 모형의 단순화(simplicity)와 일반화(generality)를 추구하는 방향으로 개발되었기 때문에 현실적인 병해의 감염위험도를 정확하고 세밀하게 반영할 수 없었다. 따라서 계절예측정보를 활용해서 계절 내 발병위험도를 좀 더 현실적으로 생산하기 위해 기존 EPIRICE 모형의 중심발병원리(core infection process)를 추출하여 새로운 일별 감염위험도 예측모형인 EPIRICE Daily Risk 모형을 개발하였다.

벼 병해충에 대한 조기경보시스템을 구축하기 위해서는 주요 병해충에 대한 예측모형이 확보되어야 한다. 앞서 언급했듯이 대부분의 병해 예측모형이 시간별 기상요소를 입력값으로 사용하도록 개발되었기 때문에 일별이나 월별 기상요소를 사용할 수 있도록 모형을 변환시키는 과정이 필요하다. 실제로 기후변화 영향평가나 계절예측에 활용하기 위해 기존의 병해충 모형의 구조를 변경하여 좀 더 낮은 해상도의 기상입력값을 사용할 수 있도록 변환하는 시도가 활발하게 이루어지고 있다 (Sparks 등, 2011). 또한 본 연구와 같이 일별 기상요소를 사용하는 기존 병해충 모형을 계절예측정보를 활용할 수 있도록 구조적으로 업그레이드 하는 것도 가능한 방법 중의 하나이다. 하지만 일별 기상요소를 활용할 수 있는 기존 병해충 모형을 활용하는 것이 가장 직접적이고 간단한 해결책일 수도 있지만, 이를 위해서는 계절예측정보의 시공간적 상세화가 선행되어야 하기 때문에 상세화 된 계절예측정보에 대한 신뢰성 평가와 병해충 모형에 대한 적합성 평가가 우선적으로 이루어져야 한다는 문제점이 있다. 따라서 이에 대한 대안으로써 현재 제공되고 있는 계절예측정보를 상세화 과정 없이 있는 그대로 활용할 수 있는 병해충 모형을 새롭게 개발하는 방법을 생각할 수 있다. 벼 병해충의 발병 또는 병원생태학적 원리를 활용하여 현재 제공되고 있는 계절예측정보와의 상관성을 바탕으로 새로운 통계모형을 개발하는 것이 가능하다. 하지만 월평균 기온과 강수량의 제한된 정보만을 활용해서 병해충이 작물을 감염시키고 물리적 피해를 입히는 복잡다단한 생물학적 원리를 설명하는 데에는 근본적인 한계점이 있기 때문에 그 가능성이 면밀히 분석되고 평가되어야 한다.

4.1.2 계절예측정보의 통계적 상세화

본 연구를 통해 개발된 EPIRICE Daily Risk 모형이 사용할 수 있는 필드단위 일별 기상자료를 현 APCC 계절예측자료에서는 얻을 수가 없기 때문에 계절예측정보를 상세

화 하는 기법을 도입, 그 활용기술을 개발하여야 할 필요가 있었다. 또한 다른 농업모형과 마찬가지로 기존에 개발된 시간별 또는 일별 기상자료를 입력값으로 사용하는 병해충 예측모형에서의 활용성을 감안하면 현재 월별자료로 제공되고 있는 APCC 계절예측정보의 상세화가 필수적으로 이루어져야 한다. 2014년도 APCC 연구과제 중 하나로써 통계적 방법에 의해 남한지역 ASOS 기상관측소 지점별로 APCC 계절예측정보에 대한 공간적 상세화가 수행되었다 (조재필, 2014). 따라서 본 연구에서는 계절예측정보에 대한 공간적 상세화를 일단 배제하고 시간적 상세화, 즉 현재 월평균 기온과 월평균 강수량으로 제공되고 있는 계절예측정보를 각 지점의 과거자료를 활용하여 일별자료로 상세화 하는 통계적 기법에 대한 연구를 중심으로 수행하였다.

통계적 상세화 기법은 역학적 기후모형에서 생산되는 계절예측정보와 대상지역의 기후 사이에 경험적이고 정량적인 상관관계를 분석하여 활용하는 기법이다. 따라서 통계적 상관관계가 유의미하게 이루어지기 위해서 또한 대상지역의 가능한 모든 기후변동성을 설명하기 위해서 대상지역의 과거기후자료가 충분히 확보되어야 한다. 통계적 상세화 기법으로는 weather classification을 활용하는 방법과 독립변수와 종속변수 사이의 회귀관계를 활용하는 방법, 그리고 weather generator를 활용하여 상세화 하는 방법 등이 있다. 이 중에서 weather generator를 활용한 상세화 기법은 이미 농업분야의 기후변화 영향평가, 계절예측활용 등의 연구에 활발하게 사용되고 있기 때문에, 본 연구에서도 관련 기법을 도입하여 평가하였다.

4.2 Weather generator를 활용한 통계적 상세화

농업분야에서 일반적으로 활용되는 여러 가지 통계적 상세화기법 중 확률적 날씨생성기(stochastic weather generator, WG)를 이용한 상세화기법을 선택하여 그 활용가능성을 평가하고 검증하였다. WG를 활용한 시간적상세화 기법을 개발하기 위해서는 WG에 대한 이해와 평가가 먼저 선행되어야 한다. 따라서 다음 장에서는 본 연구에서 사용한 WG를 중심으로 WG에 대한 일반적 원리와 각 기상요소별 합성을 위한 통계적 알고리즘, 시간적상세화에 대한 WG 활용 등을 중심으로 알아보도록 한다.

4.2.1 Weather generator의 원리

Weather generator(WG)는 기존 관측된 과거기상자료를 바탕으로 하여 모수적 또는 비모수적 통계 방법에 의해 기후요소들을 관측 자료가 가진 구조와 유사하게 일별자료로 생성하는 통계모형이다. 이 때 산출된 일별 자료는 관측자료와 통계적으로 유사한 구조를 가지고 있다. 하지만 WG를 통해서 특정한 날의 기상을 추정하는 것은 거의 불가능하므로 주로 생성된 기상자료를 이용한 계절별 특성치 통계량이 실제 관측된 계절별 통계량과 일치하도록 모형을 구성하게 된다. 결과적으로 통계량이 일치하도록 기상자료를 추정하기 때문에 합성된 기상자료의 성능은 어떤 통계기법을 사용하느냐에 따라 다를 수가 있다.

가장 초기 WG 중에 하나인 WGEN은 농촌지역의 수질모델링을 목적으로 개발되었다(Richardson and Wright, 1984). 그 이후 WGEN을 바탕으로 해서 많은 WG가 개발되었다. CLIGEN은 WEPP (Water Erosion Prediction Project) 모형 내에 통합되어 개발된 WG인데, 이 역시 WGEN을 기반으로 개발되었지만 강수의 강도(intensity)와 지속시간(duration)을 생성하는 기능이 기존 모형에 비해 추가적으로 향상되었다. 그 외에도 USCLIMATE, CLIMAK, GEM, ClimGen, LARS-WG과 같은 많은 종류의 WG가 개발되어 여러 분야에서 활용되어 왔다. 즉 WG는 지금까지 많은 분야에서 기상자료의 결측치 보완, 장기간의 기상 시계열 자료 생성, 지역적 기후변화 시나리오의 통계학적 상세화 등에 적용되어 왔다. 이러한 WG는 수자원, 농업, 환경, 생태 등의 분야에 적용되어, 수자원설계, 생태 및 수문학적 영향 평가의 중요한 도구로 이용되어 오고 있다. 또한, 최근 가장 이슈가 되고 있는 기후 변화 모의실험 등 기후변화의 영향을 평가하는데 필수불가결한 분야로 쓰인 바 있다.

기존의 연구는 여러 기상요소 중에서 가장 핵심이 되는 강수량 중심으로 모형 개발이 이뤄져 왔으며, 강수량의 합성은 강수 발생과정(Precipitation occurrence process)과 강수의 양을 결정하는 과정 (Precipitation amount process)으로 크게 나누어진다. 대표적인 모수적 방법으로 Richardson(1981)이 제안한 WGEN 모형에서는 강수 발생과정을 2수준(two-state) 1차 마코프 체인(Markov Chain) 모형으로 가정하고 있다. 즉, t 시점에서의 강수유무는 $t-1$ 시점의 강수유무에만 의존한다는 가정을 하고, 전이확

를(transition probability)을 관측 자료로부터 계산하여 미래의 강수 발생 유무를 생성하게 된다. 또 다른 WG인 LARS-WG는 준경험적(semi-empirical) 접근법을 사용하는데 여전히 연속적인 강수가 발생한 날에 강수량 간의 상관관계나 극한 기온이나 홍수와 같은 극한값을 합성해내는데 한계가 있는 것으로 알려져 있다(Semenov and Brooks, 1999). 강수의 양을 결정하는 과정은 과거 자료로부터 추출한 적절한 확률 밀도 함수로부터 랜덤하게 강수량을 추출하는 방식이다. 주로 많이 쓰이는 확률 밀도 함수는 감마 분포, 로그 노말 분포 그리고 혼합지수분포 등이 있다(Richardson, 1981; Hutchinson, 1987; Wilks, 1999). 최근, Furrer and Katz(2007)의 연구내용에서는 지수족 분포(exponential family distribution)와 관련된 문제를 처리할 수 있는 일반화 선형 모형에 의한 날씨생성기 모형을 제안하기도 하였다. 강수 발생의 경우에는 자료에 0과 1만 있으므로 이항분포를, 강수량의 경우에는 양수의 값을 갖는 감마분포를 적합시킴으로써, 기존의 일반화선형 모형을 적용시키는 알고리즘을 그대로 이용할 수 있다. 강수의 발생유무에 따라 다른 기상요소들, 즉 최고/최저기온, 일조시간, 상대습도, 풍속 등이 강수와의 회귀관계와 전날 각 기상요소의 값을 바탕으로 결정되게 된다. 해당 회귀관계는 각 기상요소 사이 또는 내부에 cross-correlation과 auto-correlation을 유지하면서 형성이 된다.

다음 항에서는 본 연구에서 사용된 GEM과 ClimGen이라는 WG에 대해서 좀더 자세하게 알아보도록 한다.

4.2.1.1 GEM

GEM (Generation of weather Elements for Multiple applications)은 미국의 ARS-NRCS (the Agricultural Research Service-the Natural Resources Conservation Service) 팀에 의해서 개발된 WG이다. GEM은 기존에 개발되었던 USCLIMATE (Hanson 등, 1994)과 WGEN (Richardson and Wright, 1984)의 기본적인 구조를 바탕으로 개발되었지만, 기존 모형들에 비해 여러 가지 면에서 정확도가 향상된 모형이다. 현재까지 업그레이드된 GEM은 강수량, 최고/최저기온, 일사량, 이슬점온도, 풍속 등 통계적으로 대표값을 가지는 일별기상자료를 합성할 수 있다.

GEM은 강수 발생 유무를 WGEN과 같이 2수준 1차 마코프 체인 모형으로 가정을 한다. 일별 강수에 대한 모수의 계절변동성은 제한된 푸리에 급수(finite Fourier series)의 극형식(polar form)에 의해 결정된다. 최고기온과 다른 기상요소의 다중요소 과정(multi-variate process)을 설명하기 위해서는 Richardson(1981)의 방법을 그대로 가져다 사용했다. 결과적으로 5개의 기상요소와 함께 일별풍속과 기온과의 관계를 설명하는 모수가 들어가기 때문에 이 모든 기상요소를 설명하기 위해서 사용하는 GEM의 모수 매트릭스는 6 x 6, A와 B 매트릭스를 사용하게 된다. 즉, 이 6 x 6 매트릭스는 일평균 최고/최저기온, 일사량, 이슬점온도, 풍속, 그리고 연속되는 2일 동안의 기온 차에 대한 모든 가능한 상관관계로 구성되어 있다. 마지막 연속 2일 동안의 최고기온의 차이는 풍속을 위해서 더해진 것인데, 풍속은 다른 어떤 기상요소와도 연관이 되어 있지 않기 때문에 합성하기에 어려움이 있다. 하지만 주어진 일자의 풍속과 최고기온의 전날과의 차이 사이에 유의한 관계가 있다는 연구결과를 바탕으로 해당 모수 매트릭스를 활용하였다. 사실 기상학적으로 보면 둘 사이의 관계가 실제로 의미가 있는 것으로 보인다. 왜냐하면, 일반적으로 강한 풍속은 종종 기온의 차가 큰 것과 관련이 되어 있다고 알려져 있기 때문이다. 강수와 마찬가지로 다른 기상요소들의 평균값과 변동계수(coefficients of variation)의 계절변동성은 제한된 푸리에 급수의 극형식에 의해 결정된다. 각각의 기상요소 평균값과 표준편차는 해당 일자의 강수 유무에 따라 조건적으로 결정이 되며 일사량 값은 잠재일사량의 10%와 90% 사이에서만 합성이 되도록 제한이 되어 있다.

하지만 GEM이 여전히 가지고 있는 한계점들이 존재한다. 예를 들어 1)극한기후에 대한 재현성이 떨어지고, 2)일별보다 작은 시간단위로 상세화를 하는데 성능이 여전히 낮고, 3)전 지구적인 또는 넓은 지역적인 현상(엘니뇨현상과 같은)의 영향성을 설명하지 못하고, 4)공간적 상관성을 고려하지 못한다는 점들이다. 하지만 이는 대부분의 WG가 가지고 있는 한계이며, 일부 WG에서는 지금도 여러 가지 한계점들을 넘어서기 위한 지속적인 업그레이드가 이루어지고 있다.

4.2.1.2 ClimGen

ClimGen은 WGEN을 바탕으로 개발된 다른 대부분의 WG와 비슷한 방법을 사용하여 기상자료를 합성한다. 앞서 설명한 GEM과 대부분의 기능적인 면에서 같거나 비슷한 원리를 사용하기 때문에 그에 관해 따로 설명하지는 않겠다. 다만 ClimGen이 다른 WG 또는 특히 GEM과 차별화가 되는 몇 가지 기능에 대해서 설명하기로 한다.

ClimGen은 과거관측자료를 모수화 하는 과정을 자동화하는 기능이 추가되었다. 이는 새롭게 추가되는 관측지점이 있거나 합성기간을 늘려야 할 때 유용한 기능이다. 일단 관측기상자료를 ClimGen이 인식할 수 있는 포맷으로 변환해 주기만 하면 ClimGen에서 자동으로 읽고 모수화를 진행하게 된다. 또한 다른 WG와 달리 ClimGen에서는 일별 강수량을 결정하는데 Weibull distribution을 사용한다. Selker와 Haith(1990)은 Weibull distribution이 다른 WG에서 사용하는 다른 확률분포에 비해 성능이 개선되었음을 밝힌 바 있다. 다음으로 ClimGen에서는 여러 기상요소의 계절변동성을 결정하기 위해 스플라인 적합법(spline-fitting approach)이 적용되었다. 이는 다른 WG에서 사용하는 푸리에 급수보다 좀 더 나은 성능을 보이는 것으로 알려져 있다. 이 외에도 ClimGen에는 Bristow와 Campbell(1984)에 의해 개발된 일사량 값을 추정할 때 기온정보에 기반을 둔 방법을 사용하는 기능이 추가되었다. 이는 일별 일사량에 대한 자료가 부족하거나 중간에 자료가 없는 관측지점이나 지역에 유용하게 사용될 수 있다.

GEM과 마찬가지로 ClimGen에서도 유사한 한계점들이 존재한다. ClimGen의 성능을 시험했던 이전의 연구들을 보면, 강수량의 일별 변동성이나 극한 강수를 제대로 모의하지 못하는 것으로 나타난다(Safeeq와 Fares, 2007). 또한 다른 연구에서는 ClimGen이 일사량과 상대습도를 합성하는데 성능이 떨어지는 것으로 나타나기도 하였다(McKague 등, 2003). 그럼에도 불구하고 ClimGen의 모체인 WGEN에 비해서는 강수량이나 기온을 재현하는데 성능이 좀 더 나은 것으로 알려져 있다(McKague 등, 2003). 주지할 점은 대부분의 WG가 지역적으로 다른 성능을 보인다는 것이다. 특히 연간 변동성이나 일별 변동성이 큰 기후조건을 제대로 모의하지 못하는 것으로 알려져 있다. 따라서 WG를 선정하거나 사용하기에 앞서 적용 대상지역별로 우선 검증이 된 후 사용여부가 결정되어야 할 것이다.

4.2.2 Weather generator 활용한 시간적상세화 기법의 개발

그림 4는 APCC 계절예측정보의 농업모형 활용성을 높이기 위한 일련의 단계를 설명하고 있다. WG 시간적상세화 기법은 후반부에 속하는 지점별 시간적상세화 단계를 위한 기법이다. 또한 현재 APCC에서 수행되고 있는 계절예측정보 성능향상 및 공간적상세화 기법의 개발 등과 연계하여 농업모형에 곧바로 적용할 수 있는 일련의 상세화 시스템을 개발하기 위한 노력의 일부이기도 하다.

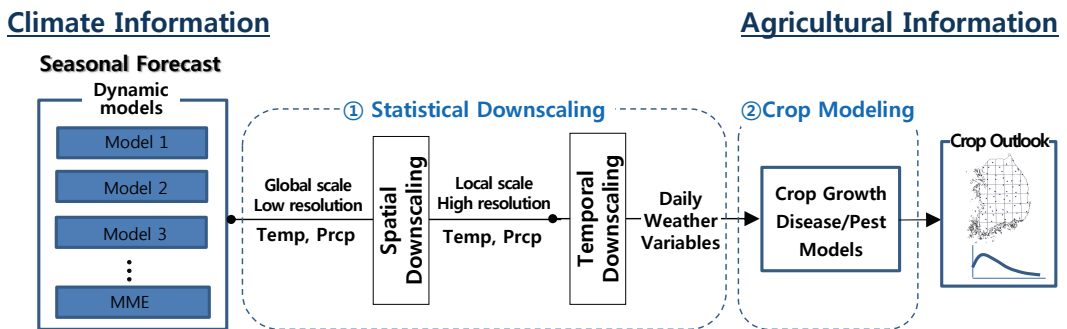


Figure 4. 기후정보를 활용한 농업응용정보의 제공 흐름도. 기후정보를 농업응용정보로 연결시키는 과정은 일련의 시공간적 상세화(①)를 통해 낮은 시공간적 해상도의 기후정보를 농업모형이 사용할 수 있는 높은 시공간적 해상도의 상세기후정보로 변환한 후, 해당 기후정보를 입력값으로 사용할 수 있는 작물생육 또는 병해충 모형과 같은 농업모형(②)을 구동하는 과정을 포함함. [APCC 연구보고서(조재필,2014)의 그림을 일부 변환하여 사용함]

APCC MME 계절예측정보가 월별기상값으로 제공되기 때문에 대부분의 농업모형에서의 활용을 위해서는 일별기상값으로 상세화가 되어야 한다. WG는 월별기상자료를 일별기상자료로 상세화 할 수 있는 가장 일반적인 방법 중에 하나이다. WG를 활용한 상세화 방법은 주로 2가지가 사용되어 왔다. 가장 일반적인 방법은 주어진 표적 월별기상값을 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 합성기상자

료를 생성할 수 있다. 모수 입력값을 조정하는 방법은 지금까지 여러 기후변화 영향평가 연구(Wilks, 1992; Katz, 1996; Mearns 등, 1997; Semenov and Barrow, 1997)와 계절예측정보에 대한 시간적상세화방법 연구(Wilks, 1989, 2002; Zhang 등, 2004)에서 사용되어져 왔다. 다만 본 방법을 사용할 때 주지해야 할 점이 있는데, 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 있다는 것이다.

두 번째 WG를 활용한 시간적상세화 방법은 합성된 일별기상자료를 표적 월별기상값과 같은 값을 갖도록 조정하는 기법이다. 가장 간단한 방법은 합성기상자료의 전체 평균과 표적 월별기상값과의 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 월별기상값의 차이를 바탕으로 합성기상자료를 편차 보정하여 사용한 예가 존재한다(Hansen and Indeje, 2004; Kittel 등, 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 시간적상세화 방법 중 WG의 모수 입력값을 조정하는 것보다 합성기상자료 자체를 표적 월별기상값에 맞게 샘플링하고 편차 보정하는 방법이 더 높은 성능을 보이는 것으로 나타났다.

결론적으로 벼 병해충에 대한 계절예측정보의 생산, 그리고 이를 위한 계절예측의 시공간적상세화 기법의 개발은 APCC 농업섹터의 계절작물작황전망(seasonal crop outlook)의 커다란 틀 내에서 각 병해충의 잠재적 위험도 정보를 벼 병해충 조기경보시스템을 통해 제공하는 것을 목표로 한다. 계절예측정보의 농업모형에서의 실제적 활용은 전 세계를 비롯해 국내에서도 아직까지 현업화 되지 않은 새로운 개척분야이다. 이러한 새로운 시도를 통해 계절예측이라는 가치 있는 정보가 농업정보로 변환될 수 있는 체계

적인 시스템이 정립되고 이를 바탕으로 최종사용자들이 농업에서의 의사결정, 특히 무인 헬기를 활용한 벼 병해충 공동방제 전략에 활용할 수 있도록 도울 수 있는 체계적이고 시스템적인 접근이 필요하다.

5. 연구 자료 및 방법

5.1 공동방제단 대상 설문조사

2014년 4월 1일부터 7월 8일까지 경남, 경북, 전남, 전북, 충남 지역의 농협 공동방제단 중에서 무인헬기를 소유하고 있고 공동방제에 직접 참여하는 방제단 소속 담당자를 대상으로 무인헬기를 이용한 벼 병해충 항공방제 설문조사를 실시하였다. 본 연구가 타깃으로 하는 분야가 지자체 단위의 무인헬기 공동방제였기 때문에, 공동방제에 참여하는 가능한 모든 관계자 그룹, 즉 지자체 농업공무원(농업기술원, 농업기술센터 등), 농협 또는 전문 방제단, 무인헬기 판매 및 서비스 업체 관계자 등을 대상으로 우선적으로 전화조사를 실시하여 설문조사 대상자 그룹을 최종 선정하였다. 전화조사 결과 대부분의 농업기술원과 농업기술센터는 공동방제의 예산을 확보하여 지원하거나 방제단의 요청이 있을 때 자문을 주는 정도의 역할을 주로 수행했고, 실질적으로 공동방제를 계획하고 수행하는 관계자는 지역 농협 또는 전문 방제단과 지역거점 무인헬기업체 관계자임을 인지하게 되었다. 특히 무인헬기업체는 판매, 기술교육, 애프터서비스 등과 함께 매년 공동방제단을 주도적으로 운영하고 있었고 지역 방제단의 방제계획을 총괄 조정하는 등 공동방제에서 중요한 핵심적인 역할을 수행하고 있었다.

지역 농협 방제단은 해당 농협이 무인헬기를 보유하고 있는지 여부에 따라 방제단의 규모가 결정되는데, 대당 2억 원 가까이 하는 가격 때문에 대부분의 경우 농협 당 1대 내지 2대의 무인헬기를 보유하고 있었다. 매년 공동방제 시기가 되면 해당 지역 뿐만 아니라 타 지역의 농협 또는 전문 방제단이 한꺼번에 참여하는 공동방제단을 조직하여 여러 대의 무인헬기를 이용해 순차적으로 지역별 공동방제를 실시하고 있었다. 따라서 본 연구에서는 지방에 거점을 둔 무인헬기업체의 지사를 중심으로 네트워크가 형성되어 있는 각 지역 방제단에 소속된 헬기 조종사들을 대상으로 설문조사를 실시하였다. 설문조사문항은 그림 5의 설문조사지에 나타난 바와 같고 설문조사방식은 일대일 면담을 통해 먼저 설문조사 목적과 각 항목에 대해 충분히 이해하는 시간을 가진 이후 본격적인 설문조사를 실시하였다.

설문조사 항목 외에도 무인헬기를 이용한 공동방제 현장에서의 일반적 문제점이나

특이점에 대해 설문조사 대상자의 의견을 묻는 방식으로 조사하였다. 조사된 정보는 국내 무인헬기 공동방제 현황과 문제점으로 구분하여 앞서 3.1절과 3.2절에 요약·정리하여 나타내었다.

무인헬기를 이용한 벼 병해충 항공방제 설문

-----농협방제단 성명----- (H.P.)-----

1. 무인헬기 공동방제 시 방제 대상 병해충 또는 농약의 선정은 어떻게 이루어집니까?
 - 1) 직전 연도에 문제가 되었던 병해충을 중심으로 ()
 - 2) 방제 직전 지역농민대표와의 협의를 통해 결정 ()
 - 3) 매년 비슷한 병해충에 대한 농약을 비슷한 비율로 섞어서 사용 ()
 - 4) 기타 ()

2. 무인헬기 공동방제는 연간 몇 회, 그리고 언제 이루어집니까?
 - 1) 연간 () 회
 - 2) 시기(대략적 날짜): 첫 번째 방제 () 두 번째 방제 ()
세 번째 방제 () 네 번째 방제 ()

3. 대상지역별로 방제시기를 계획할 때, 장마기간을 고려하여 결정하십니까?
 - 1) 예 ()
 - 2) 아니오 ()

4. 대상지역별로 방제를 계획할 때, 벼의 생육단계(모내기날짜)를 고려하여 결정하십니까?
 - 1) 예 ()
 - 2) 아니오 ()

5. 무인헬기 방제활동 중 그날의 날씨 때문에 방제가 실패했다고 판단하신 적이 있습니까?
 - 1) 예 ()
 - 2) 아니오 ()

* APEC기후센터에서는 계절예보(현재부터 향후 3개월까지의 날씨예보)를 생산하고 있습니다.

6. APEC기후센터에서 생산되는 계절예보를 이용해 올해 7월~8월 사이에 발생 가능성이 높은 병해충을 미리 2~3개월 전에 예상할 수 있다면, 이 정보를 어떻게 사용하시겠습니까?
 - 1) 방제 농약에서 살충제와 살균제의 비율을 조정할 수 있다 ()
 - 2) 발생가능성이 높은 병해충에 대한 농약의 양은 높이고,
발생가능성이 낮은 병해충에 대한 농약의 양은 낮출 수 있다 ()
 - 3) 정보가 있어도 굳이 사용할 필요가 없다 ()

7. APEC기후센터에서 당일과 주간 날씨예보를 이용해 지역 동리단위로 방제하기 적당한 날짜나 시간을 알려주는 스마트폰 어플리케이션이나 문자서비스를 제공한다면 사용할 의향이 있으십니까? (온도와 강수, 바람세기를 고려한 컴퓨터 방제모형을 이용)
 - 1) 예 ()
 - 2) 아니오 ()

8. 선생님께서는 APEC기후센터에서 개발예정인 병해충 계절예측정보 (※ 5월에 6~8월 동안 예상되는 병해충 발생위험도 제공)와 무인항공방제 맞춤형 날씨정보서비스에 대한 사용자 자문에 참여 가능하십니까?
 - 1) 예 ()
 - 2) 아니오 ()

Figure 5. 무인헬기 공동방제단을 대상으로 한 설문조사 문항.

5.2 EPIRICE Daily Risk 모형 개발

2013년 APCC 연구과제를 통해 국내 벼 병해 발생생태를 고려한 모수화 및 실제 각 지역의 병해조사자료를 바탕으로 보정과 검증이 끝난 EPIRICE 모형을 본 연구에 활용하였다. EPIRICE모형의 주요 알고리즘을 바탕으로 일별 발생위험도를 생산할 수 있는 새로운 모형을 개발하는 것이 주목적이었다. EPIRICE의 기본구조는 SEIR(Susceptible - Exposed - Infected - Removed) 구조로서 각 병해 별 전형적인 병징을 바탕으로 각 병해 고유의 개별 병징의 단위인 site 개념이 정의되고, 각 site가 병원균에 노출되어 감염이 일어나고 일정시간 후에 치료가 되거나 제거가 되는 일련의 과정을 각 단계별 site 개수로 설명하는 구조이다. 이러한 site의 개념은 전체 벼 식물체의 면적 중 병에 걸린 면적의 비율을 계산하여 벼의 생육시기 별로 해당 병이 진행하는 정도를 이해하는데 도움이 된다. 하지만 일별 위험도와 같이 매 시기별로 병원균에 노출되었을 때 병 발생가능성을 나타내는 값을 얻기 위해서는 이와는 다른 접근법이 필요했다. 따라서 EPIRICE Daily Risk 모형을 개발하기 위해 기존 EPIRICE 모형의 기본 뼈대가 되는 SEIR구성요소와 site의 개념을 완전히 제거하였고, 다음과 같이 매일의 기상값과 다른 병원생리학적 요소들에 의해 결정이 되는 RI, 즉 감염속도(rate of infection)를 우선적으로 추출하였다.

$$RI = R_c I C^a = R_{cOpt} \times R_{cA} \times R_{cT} \times R_{cW} \times I \times C^a$$

where, R_c : the basic infection rate corrected for removals,
 R_{cOpt} : a reference value of the basic infection rate corrected for removals
 R_{cA} : plant age modifier
 R_{cT} : temperature modifier
 R_{cW} : leaf wetness modifier
 I : number of infectious sites
 C^a : disease aggregation function

위 감염속도 식은 본래 EPIRICE 모형에서 병발생과 연관된 여러 가지 기능과 모듈 등을 중심으로 구성이 되어 있었지만, 본 연구를 통해 새로운 모듈을 추가하거나 기존 모듈의 기능을 세분화 하여 좀 더 정확도와 민감도가 향상된 모듈을 적용해야 할 필요가 있었다. 왜냐하면 기존 EPIRICE 모형이 기후변화 시나리오의 일별자료를 입력하여

기후변화 영향평가를 수행하기 위해 개발된 모형이었기 때문에 감염속도를 결정하는 대부분의 주요 알고리즘은 상당히 단순화되어 있는 상태였다. 따라서 본 연구에서는 감염속도를 결정하는 주요 알고리즘 중에 기상요소에 의해 기여되는 부분과 기타 식물나이나 병해에 대한 품종저항성과 같은 중요한 병원생리학적 요소를 중심으로 각각의 모듈을 나누어 개발하였다. 하지만 이전 병해충 모형들처럼 아주 복잡한 과정기반 또는 기계적인 모듈을 추가하는 것은 되도록 피했다. 여전히 계절예측정보의 낮은 해상도를 고려하면 최대한 간단한 모형이 필요했기 때문이었다. 또한 기존 모형의 감염속도 식의 구성요소 중에 감염된 site 개수(I)와 감염된 부위에서 주변의 건강한 식물체로 퍼져나가는 속도를 나타냈던 집합모수(disease aggregation function, C^a)를 제거한 후 기본감염속도인 R_c (the basic infection rate corrected for removals)값에 영향을 미치는 요소만을 선택하여 활용하였다. 또한 기존 모형에서 병해별 특정 모수로 주어졌던 기본감염속도의 초기참고값(a reference value of the basic infection rate corrected for removals, R_{cOpt}) 역시 제외시켰다. 만약 초기참고값이 있게 되면 기상이나 다른 여타의 조건과 상관없이 일정 속도의 R_c 값이 확보가 되게 되는데, 이는 모형의 민감도를 떨어뜨릴 수 있는 여지가 있기 때문이었다. 남은 모듈을 가지고 최종 기본감염속도, 또는 감염 위험도를 결정하는 식은 개략적으로 다음과 같이 표현될 수 있겠다.

$$R_c = R_{cT} \times R_{cW} \times R_{cA} \times R_{cCS}$$

where, R_c : the basic infection rate corrected for removals,
 R_{cT} : temperature modifier,
 R_{cW} : leaf wetness modifier,
 R_{cA} : plant age modifier,
 R_{cCS} : plant cultivar susceptibility modifier

이렇게 해서 최종적으로 도출된 병해의 일별 감염속도를 일별 위험도로 변환시키게 되면 새로운 일별 위험도 모형이 개발되는 것이다. 위 식과 같이 각 모듈별로 기온과 강수량(상대습도), 식물체의 나이, 식물체의 품종저항성에 따른 감염속도를 일별자료를 활용해서 최대한 정확하게 반영할 수 있도록 노력하였다. 또한 기존 모형에서는 On/Off와 같이 단순화되어서 적용되었던 각 요소들의 영향 정도가 증감률 형태로 적용되거나 문헌조사를 바탕으로 특정 회귀관계식을 적용하여 성능을 향상시켰다. 엽습윤에 따른 감염

속도를 결정하는 모듈인 강수량과 상대습도 모듈은 문헌조사를 통해 얻은 감염에 대한 역학(epidemiology) 정보를 바탕으로 상세하게 다듬었는데, 강수량의 범위에 따라 일부 구간에서만 상대습도를 적용하도록 강수량 구간을 나누고 상대습도를 적용하는 구간 내에서 엽습윤지속시간을 적용하는 상대습도 구간을 또 따로 나뉘서 해당 상대습도 구간에서만 엽습윤지속시간기능을 사용하도록 하였다. 기온과 식물체의 나이, 식물체의 품종 저항성 모듈은 기존 EPIRICE의 기본적인 포맷에서 크게 벗어나지 않게 수정하였고, 각각의 모듈에 대한 자세한 설명은 다음 6장. 연구내용 항에서 그림과 함께 나타내었다.

EPIRICE Daily Risk 모형의 모수보정에는 2013년 연구과제에서 EPIRICE 모형의 모수화 및 검증에 사용했던 농촌진흥청 예찰포장의 병해조사자료 중에서 2004년 봉화, 2004년 남양주 지역의 자료를 사용하였다. 해당 병해조사자료를 사용한 이유는 기존 EPIRICE 모형의 검증과정에서 모형의 병진전곡선과 실제 병해의 진전곡선이 가장 유사하게 그려졌었기 때문이었다(김광형, 2013). 기존 모형이 가장 유사하게 재현했던 2개의 병해조사자료를 활용해 새롭게 개발된 EPIRICE Daily Risk 모형의 모수보정에 활용하였다. 벼 잎도열병의 병 진전곡선은 전형적으로 종(bell) 모양을 보이는데 주로 이앙 후 20일경부터 나타나기 시작하여 출수기 전 30일에서 10일 사이에 최고 병반면적율을 보였다가 이후 점점 줄어드는 형태를 보인다. 병반면적율이 줄어드는 이유는 병에 걸린 잎은 시간이 지나면서 노화되고 결국 사라지는 반면 새로운 건강한 경수와 잎이 빠른 속도로 늘어나기 때문에 전체 잎면적 중 병반이 차지하는 비율이 줄어드는 모양새를 보인다. 잎도열병은 아주 심하게 감염되지 않는 이상 출수기 전까지는 잦아들다가 이후 이삭도열병이나 목도열병으로 전반되는 경우가 생긴다. 본 연구에서는 EPIRICE Daily Risk 모형을 모수보정하기 위한 자료로서 각 병해조사시점 사이에 전보다 더 늘어난 병반면적율을 해당 시기 기상조건으로 인해서 새롭게 감염되어 나타난 병징으로 간주하고 모수보정을 위한 자료로 사용하였다. 최고 병반면적율 이후에는 병반면적율이 줄어들기 때문에 이 후 증가한 병반면적율은 0이 된다.

EPIRICE Daily Risk 모형의 모수보정을 위한 자세한 방법은 다음과 같다. 1) 예찰포장의 병해조사자료에서 열흘단위로 조사된 잎도열병의 병반면적율을 기반으로 이앙후일수에 따른 병반면적율을 계산하여 나타낸다. 2) 열흘단위로 조사되었으므로 열흘간 새롭

게 추가된, 즉 바로 이전 조사시기의 병반면적율 보다 더 늘어난 병반면적율을 계산하여 해당 기간 내 늘어난 병반면적율(periodically increased disease severity)로 나타낸다. 3) 해당지역의 과거기상정보를 활용하여 EPIRICE Daily Risk 모형을 구동한 후 Daily Risk Score 결과를 얻는다. 4) Daily Risk Score를 위 병반면적율이 조사된 기간 별로 구분하여 각 기간 내 Daily Risk Score를 모두 합산한 후, 위에서 얻은 각 기간 내 늘어난 병반면적율과의 상관성 분석을 수행한다. 5) 2개 지역의 병해조사자료 모두에서 상관계수가 0.92 이상 (6개 샘플을 사용했을 경우 99% 신뢰수준에서 유의미한 상관관계를 나타내기 위해) 되는지를 확인한다. 분석 결과 0.9 보다 낮은 상관성이 도출되었을 경우 이전단계인 EPIRICE Daily Risk 모형의 모수화 단계로 다시 돌아가 모형의 모수를 재조정 한 후 상관성 분석을 다시 실시하였다.

5.3 EPIRICE Daily Risk 모형 일별위험도지수와 실제 병해조사결과의 상관성분석을 통한 방제모형 개발 및 검증

EPIRICE Daily Risk 모형의 일별 위험도지수와 실제 병해조사결과를 비교하여 상관성을 분석하였다. 상관성 분석의 목적은 가장 높은 상관성을 보이는 조합을 선택하여 일별 위험도지수를 바탕으로 실제 병해조사결과를 가장 가깝게 예측할 수 있는 방제모형을 구현하는 것이다. 분석을 위해 2013년 연구과제에서 EPIRICE 모형의 모수화 및 검증에 사용했던 농촌진흥청 예찰포장의 2002~2010년 병해조사자료를 사용하였다. 상관성 분석을 위해 병해조사자료 중에서 최고 병반면적율이 일정수준, 즉 0.5% 이상인 자료만을 선별하여 사용하였다. 병반면적율 0.5%는 예찰포장 조사 시 조사자가 기록할 수 있는 가장 낮은 병반면적율 기준이다. 따라서 잎도열병 병반면적율이 0.5% 미만인 경우 조사자의 주관적 의견에 의한 오차범위가 상대적으로 크기 때문에 병해 예찰모형을 모수보정하기에 적절한 자료가 아니라고 판단하였다. 또한 병반면적율이 0.5% 미만인 경우는 실제 현장에서 방제를 필요로 하지 않는 발병정도이기 때문에 굳이 EPIRICE Daily Risk 모형에 적용할 필요가 없었다. 또한 병반면적율에 대한 조사가 정상적으로 시작되고 끝난 자료들만 선별하였는데, 예를 들면 일부 자료의 경우 초기 조사자료가 빠져있고 중간부터 자료가 입력되어 있거나 또는 최고 병반면적율이 조사된 시점 이후의

조사값이 존재하지 않았기 때문에 이러한 자료들은 모두 분석에서 제외시켰다. 마지막으로 모든 조사시점의 자료가 있음에도 연속 2회 이상 0 이상의 병반면적을 값을 보이지 않았던 자료들은 병 진전곡선을 그릴 수 없었기 때문에 본 검증에서 제외시켰다. 이외에도 전형적인 벼 잎도열병 진전곡선의 형태를 과도하게 벗어나는 자료들은 농진청 병해충 조사전문가의 조언을 통해 검증에서 제외하였다.

EPIRICE Daily Risk 모형은 계절예측정보를 활용하여 다가오는 계절의 도열병 위험도를 생성하기 위해 개발되었다. 따라서 모형 결과인 일별 위험도 자체를 활용하는 것보다는 병해조사자료와의 통계적 관련성을 이용하여 실제 포장에서의 발병정도를 유추하는 과정이 필요하다. 이를 위해 우선적으로 실제 병해조사자료에서 어떤 정보를 활용해야 할지를 결정해야 하고, 이후 해당 정보와 모형의 결과를 통계적 상관성을 바탕으로 연결시키는 과정이 뒤따라야 한다. 실제 병해조사자료는 10일 간격으로 벼 예찰포에 발생한 잎도열병의 병반면적을 조사한 것으로서, 최종 조사결과는 시기에 따른 병반면적의 진전곡선(disease progress curve)으로 표출이 된다. 일반적으로 병해에 의한 경제적 피해 정도 혹은 최종 생산성에 미친 영향 정도를 조사하는 연구에서 병해의 심각도를 판단하게 위해 주로 활용하는 정보로는 병진전곡선의 아래면적을 이르는 AUDPC(Area Under Disease Progress Curve)와 조사기간 중 최고로 높았던 병반면적(maximum disease severity)이 있다. 따라서 본 연구에서는 AUDPC값과 최고 병반면적을 사용하여 모형 결과인 위험도값과의 상관성 분석을 수행하였다.

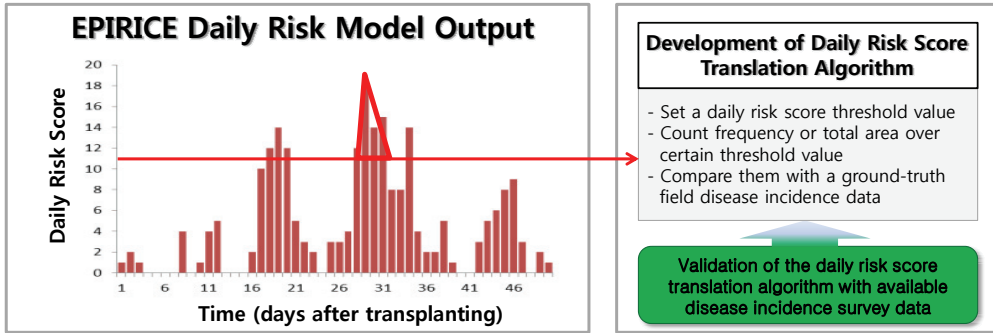


Figure 6. 실제 병해 발생정도와 EPIRICE Daily Risk 모형 결과 사이의 통계적 상관성을 바탕으로 모형의 일별위험도지수를 변환하는 알고리즘 개발. 여러 가지 알고리즘을 바탕으로 상관성 분석을 수행한 후 가장 높은 상관성을 보이는 최적의 변환알고리즘을 선정하게 됨.

EPIRICE Daily Risk 모형을 구동하면 잎도열병의 일별 위험도지수(Daily Risk Score)가 생산된다. 계절예측자료의 리드타임이 3개월이라고 가정했을 경우 3개월 앞서 약 90일간 예상되는 기상기후값과 필요한 경종적 정보를 입력하여 해당 기간 동안의 일별 위험도지수를 생산하게 되는데, 일별 위험도지수를 어떻게 가공해서 실제 병해조사자료와 상관성분석을 해야 할지에 대한 고민이 필요했다. 간단하게 일별 위험도지수를 모두 누적한 값을 사용하거나 단순히 전체를 평균한 값을 사용하는 것은 현실과 맞지 않는 접근법이라 판단하였다. 왜냐하면 일별 위험도지수가 존재하는 날이지만 일정 수준의 한계값(threshold)을 넘지 않으면 감염이 진행되지 않을 가능성이 있기 때문인데, 이는 병원균이 식물체를 침입하기 위해 또는 이미 침입한 상태에서 주변의 건강한 식물체로 퍼져 나가기 위해서는 일정 수준 이상의 유도 환경(inducing environment)이 조성되어야 하기 때문이다. 가령 온도가 정확하게 최적값인 경우에도 상대습도가 감염에 적합하지 않으면 병은 진전되지 않는다. 때로는 일정량 이상의 비가 오지 않으면 온도나 상대습도가 최적값이더라도 병이 일어나지 않을 수 있다. 따라서 본 연구에서는 일정 수준 이상의 일별 위험도지수가 되었다는 것이 식물체에 감염이 시작되거나 병이 진전될 수 있는 환경이 조성되었음을 의미하는 것으로 가정하여, 일정 수준 이상의 일별 위험도지수를

이르는 한계값(threshold)을 우선 정하였다. 한계값은 0.1부터 0.9까지 0.1 단위로 증가시키면서 적용하였는데, 한계값이 0.5 미만 0.8 초과인 경우 통계분석을 할 수 있는 값이 생성되지 않는 경우가 많았기 때문에 0.5 이상 0.8 이하 까지를 한계값으로 사용하여 실험하였다. 이 한계값을 바탕으로 다음의 2가지 방식으로 가공된 일별 위험도지수 정보를 생성하였다. 첫 번째는 일별 위험도지수가 한계값을 넘는 빈도수와 두 번째는 한계값을 넘어가는 모든 일별 위험도지수를 합산한 값을 구하였다. 예를 들어 일별 위험도지수가 5, 6, 7이고 한계값이 4라고 가정하면, 한계값 4를 넘는 일별 위험도지수의 빈도수는 총 3회이므로 3이 가공된 빈도수가 된다. 두 번째로 한계값 4를 넘는 일별 위험도지수는 각각 1, 2, 3($5-4=1$, $6-4=2$, $7-4=3$)이 되고 이 모든 값을 합산한 6이 최종적으로 상관성 분석에 쓰이게 되는 일별 위험도지수의 합산값이 된다. 결과적으로 앞서 실제 병해조사자료에서는 AUDPC값과 최고 병반면적율을 상관성 분석자료로 추출하고, 모형결과에서는 지정된 한계값을 넘는 빈도수와 한계값 이상 되는 일별 위험도지수의 합산값을 추출하여 상관성 분석을 수행하였다 (그림 6). 위 상관성분석을 통해 특정 한계값이 결정되면 자연스럽게 실제 병해조사자료에서 AUDPC값 또는 최고 병반면적율 중 병해조사자료의 대표값이 결정되고 모형의 일별 위험도지수에 대해서는 한계값을 넘는 빈도를 사용할지 한계값을 넘는 일별 위험도지수를 합산하여 사용할지가 결정이 될 것이다. EPIRICE Daily Risk 모형의 일별 위험도지수를 활용한 방제모형은 위에서 결정된 값을 중심으로 한 회귀식을 활용하는 모형이다.

EPIRICE Daily Risk 모형을 구동하기 위한 입력값은 해당 지역의 일별기상정보와 벼 이앙시기, 심겨진 벼 품종정보를 포함한다. 농촌진흥청 벼 예찰포 조사자료의 기간이 2002년부터 2010년까지인 것을 감안하여 기상청의 2002~2010년 과거기간에 대한 남한지역 상세화자료(1km 격자 기상자료)를 활용하여 모형을 구동하였다. 하지만 상세화자료에서 가용한 기상요소가 기온과 강수량 밖에 없으므로 EPIRICE Daily Risk 모형에 필요한 상대습도는 조사포장에서 가장 가까운 ASOS 관측소의 과거 상대습도 값을 내삽 없이 사용하였다. 사용된 상대습도의 현실성을 최대로 확보하기 위해 대상 예찰포 조사자료의 선정 기준 중 하나로 해당 지점과 가장 근접한 ASOS와 예찰포와의 거리가 적어도 10km 이내가 되는 지점만을 선정하였다. 각 예찰포의 벼 품종과 이앙시기에 대한 정보는 해당 지역 농업기술센터에 전화를 걸어 일일이 확인하였고, 농업기술센터에서 정보를 얻지 못한 일부 예찰포에 대해서는 농진청에서 매년 발간하는 벼 작황조사보고

서를 참고하여 가장 가까운 작황조사시험포장의 품종과 이양시기 정보를 바탕으로 관련 정보를 유추하여 사용하였다.

일단 방제모형의 모수와 방법론이 정해지게 되면 방제모형이 실제 현장에서의 병해 발생정도를 제대로 모의하는지를 검증하는 과정이 필요하다. 모형의 검증에는 앞서 상관성 분석에 사용했던 농진청 예찰포장의 병해조사자료를 다시 사용할 수 없기 때문에 다른 병해조사자료를 확보해야 했다. 사용된 병해조사자료는 농촌진흥청 농업과학원 산하 이천시험장에서 벼 품종 중 하나인 진흥을 대상으로 1974년부터 2000년까지 27년간 배비구 (권장비료량보다 2배만큼 처리함으로서 병해가 발생하기 좋은 환경을 조성하는 실험구) 환경에서 잎도열병 병반의 개수를 조사한 자료이다. 총 27개의 조사자료는 일주일 단위로 조사가 이루어졌고 식물병리학 전공자가 벼 한포기당 병반의 개수를 일일이 세어 기록하였기 때문에 벼 도열병 관련 조사자료 중에서는 국내에서 정확도가 가장 높은 자료 중 하나이다. 포기당 병반개수 자료는 병반의 크기가 일정하고 전체 식물체의 엽면적이 일정한 속도로 늘어난다고 가정했을 경우 병반면적을 자료로 변환이 가능하지만 본 연구에서는 두 자료의 유사성을 감안하여 변환 없이 병반개수 조사자료 자체를 활용하여 AUDPC(병반개수 진전곡선 아래면적)와 최고 병반개수를 추출하여 사용하였다. 간단하게 방법을 설명하면 매 조사시기별로 기록된 병반의 개수를 바탕으로 병 진전곡선을 그린 후, 앞서 병반면적을 자료와 마찬가지로 병 진전곡선의 아래면적을 계산하여 AUDPC값을 구했고, 조사기간 중 가장 많았던 최대 병반개수를 해당 병해조사자료의 대표값으로 선정하여 시험하였다. 모형구동을 위한 기상자료는 경기도 이천시험장과 5km 정도 떨어져 있는 기상청 이천관측소(ID203)의 과거기상자료를 그대로 사용하였다. 이양시기 정보는 이천시험장에 문의하여 얻었고, 품종은 중간감수성(Moderately susceptible)인 진흥으로 사용하였다.

EPIRICE Daily Risk 모형이 주어진 기상입력값에 얼마나 민감하게 반응하는지를 확인하기 위해 기상입력값에 대한 민감도 분석을 수행하였다. 민감도 분석을 위해 모형 결과값인 일별 위험도지수를 앞선 상관성 분석을 바탕으로 실제 병해조사결과와 가장 높은 상관성을 보였던 $area_{over0.6}$ 값으로 변환하여 각각의 기상요소가 해당값에 얼마나 영향을 미치는지를 시험하였다. 2004년도 봉화지역의 농촌진흥청 예찰포에서 조사된 병

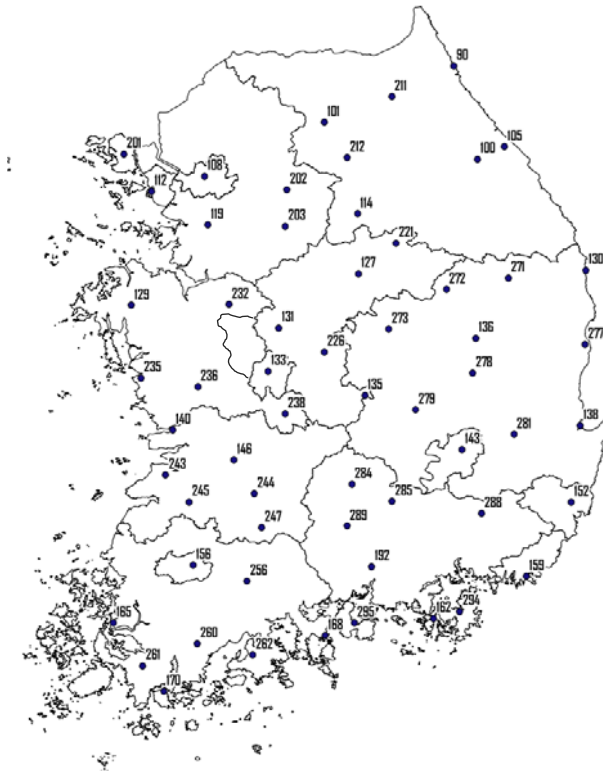
해조사자료와 당시의 기상정보를 기반으로 민감도 분석을 수행하였다. 민감도 분석의 대상기간은 5월25일 이양시기부터 잎도열병의 발생이 마무리되는 8월12일(이양후 80일)로 한정하였고, 기온과 상대습도의 경우 해당기간동안의 평균값을 강수량의 경우 해당기간 동안의 누적값을 사용하였다. 민감도 분석을 위한 각 기상요소의 입력범위는 봉화 지역에 설치된 기상청 ASOS 기상관측소(ID271)의 과거 1976-2005년 동안의 30년 관측기상자료를 바탕으로 하였다. 우선 30년 관측기상자료의 5월 25일부터 8월 12일까지의 기상값을 뽑은 후 각 기상요소별로 최저값과 최고값을 구한 뒤, 최저값의 95%와 최고값의 105% 사이의 값을 입력범위로 설정하여 민감도 분석을 수행하였다.

5.4 Weather generator 활용한 시간적상세화 기법의 개발 및 평가

WG 시간적상세화 기법을 통한 APCC 계절예측정보의 농업모형 활용성을 평가하기 위해 EPIRICE-LB(잎도열병)와 EPIRICE-SB(잎집무늬마름병)모형이 사용되었다(Kim, 2013). WG는 USCLIMATE과 WGEN모형을 기반으로 USDA에서 개발된 GEM(Generation of weather Elements for Multiple applications)과 역시 WGEN을 기반으로 하여 Washington State University에서 개발된 ClimGen이 사용되었다(Stöckle et al., 1999; Hanson and Johnson, 1998). GEM과 ClimGen을 사용한 이유는 두 날씨생성기 모두 EPIRICE 모형의 기상입력값인 최고/최저기온, 강수량, 상대습도(이슬점 온도) 자료를 합성할 수 있었기 때문이었다.

WG의 일반적인 성능을 평가하기 위해 남한지역의 대표 벼 재배지역을 선정하였고 해당 지역에 위치하고 있는 ASOS 관측지점을 선정하였다. WG의 모수화에 최소 30년 이상의 관측기상자료가 필요하기 때문에 1976~2005년 기간의 과거 일별기상자료를 가지고 있는 ASOS 지점을 선정하였고 결과적으로 제주도를 제외한 남한의 59개 ASOS 기상관측소의 자료를 이용하였다(그림 7; 표 5). 59개 ASOS 지점 중에 화성(119), 아산(232), 전주(146), 광주(156)와 밀양(288) 지점에 대한 지난 1976~2005년 동안의 30년 일별 관측기상자료를 사용하여 GEM과 ClimGen의 모수를 결정하였고 분석된 모수를 바탕으로 각 지점별 과거자료와 동일한 30년 기간의 합성기상자료를 생성하였다. 이렇게 생성된 30년 합성기상자료와 과거 30년 관측기상자료의 기온, 강수량, 상대습도에 대한 월평균 기상값을 사용해 비교 분석하였다. 먼저 강수량에 대한 분석은 월평

균 강수량(mm/month)의 30년 평균과 표준편차에 대한 K-S (Kolmogorov-Smirnov) test를 실시하여 관측값과 합성값 사이에 통계적으로 유의한 차이가 있는지를 P-value를 바탕으로 분석하였다. 일반적으로 사용하는 t-test는 두 집단 간 평균을 비교할 때, F-test는 분산을 비교할 때 쓰이는데, K-S test는 관측값을 정규분포라고 가정했을 때 각 WG에 의한 합성값이 관측값의 정규성을 따르는지를 검정하는 방법으로 평균과 분산을 한꺼번에 볼 수 있는 통계기법이다. 따라서 검정결과인 P-value가 0.05 보다 작을 경우 합성된 기상값이 관측기상값과 통계적으로 유의하게 (95% 신뢰수준에서) 차이가 난다는 것을 의미하고 이는 해당 WG가 관측값을 제대로 모의하지 못한다는 것을 의미한다고 판단하였다. 그래픽 분석을 위해 강수량, 최고기온과 최저기온, 그리고 상대습도의 월평균값의 30년 평균을 그래프로 나타내어 관측값과 합성값을 서로 비교하였다. 그래프 상에서 관측값의 월평균과 각 WG로부터 합성된 기상값의 월평균이 근접한 값을 보이는지 여부를 바탕으로 평가하였다.



Within Province	AOSO IDs	Total number
Gangwon	90, 100, 101, 105, 114, 211, 212	7
Gyeonggi, Seoul, Incheon	108, 112, 119, 201, 202, 203	6
Chungcheongbuk	127, 131, 135, 221, 226	5
Chungcheongnam, Daejeon, Sejong	129, 133, 232, 235, 236, 238	6
Gyeongsangbuk, Daegu	130, 136, 138, 143, 271, 272, 273, 277, 278, 279, 281	11
Gyeongsangnam, Busan, Ulsan	152, 159, 162, 192, 284, 285, 288, 289, 294, 295	10
Jeollabuk	140, 146, 243, 244, 245, 247	6
Jeollanam, Kwangju	156, 165, 168, 170, 256, 260, 261, 262	8

Figure 7. 본 연구에 사용한 남한지역 59개 기상청 ASOS의 광역시·도별 분포도.

각 기상요소별 월평균 값을 바탕으로 WG 합성기상자료가 관측기상자료를 얼마나 유사하게 재현할 수 있는지를 조사하였다. 하지만 실제 EPIRICE와 같은 병해모형은 일별 기상자료를 입력값으로 사용하기 때문에 기상정보의 월평균 값과 상관없이 일별변동성에 더 민감하게 반응하게 된다. 따라서 본 연구에서는 EPIRICE 모형에 대한 WG 상세화기법의 적합성을 검증하기 위한 2번째 방법으로 관측기상자료와 각 WG로부터 합성된 기상자료를 입력값으로 EPIRICE를 구동한 후 각각의 결과값인 AUDPC를 비교하여 분석하는 평가를 수행하였다. 사용된 통계분석기법은 t-test와 F-test, 그리고 K-S test 이고 강수량 분석방법과 마찬가지로 관측기상자료에 의한 EPIRICE 모형 결과값과 합성기상자료에 의한 EPIRICE 모형 결과값 사이에 통계적으로 유의한 차이가 있는지를 P-value를 바탕으로 분석하였다.

Table 5. 본 연구에 사용한 남한지역 59개 기상청 ASOS의 위치 정보.

ASOS ID	Station name	Longitude	Latitude	Elevation (m)	ASOS ID	Station name	Longitude	Latitude	Elevation (m)
90	Sokcho	128.565	38.251	22.9	203	Icheon	127.484	37.264	90.0
100	Daegwallyeong	128.718	37.677	772.4	211	Inje	128.167	38.060	198.7
101	Chuncheon	127.736	37.903	76.8	212	Hongcheon	127.880	37.684	146.2
105	Gangneung	128.891	37.751	26.1	221	Jecheon	128.194	37.159	263.1
108	Seoul	126.966	37.571	85.5	226	Boeun	127.734	36.488	173.0
112	Incheon	126.625	37.478	69.0	232	Cheonan	127.121	36.780	21.3
114	Wonju	127.947	37.338	150.7	235	Boryeong	126.557	36.327	17.9
119	Suwon	126.988	37.270	34.5	236	Buyeo	126.921	36.272	11.0
127	Chungju	127.953	36.970	113.7	238	Geumsan	127.482	36.106	170.6
129	Seosan	126.496	36.774	25.2	243	Buan	126.717	35.730	3.6
130	Ulsan	129.413	36.992	47.0	244	Imsil	127.286	35.612	248.0
131	Cheongju	127.443	36.636	56.4	245	Jeongeup	126.866	35.563	39.5
133	Daejeon	127.374	36.369	62.6	247	Namwon	127.333	35.405	93.5
135	Chupungnyeong	127.994	36.220	240.9	256	Suncheon	127.239	35.075	74.4
136	Andong	128.707	36.573	140.7	260	Jangheung	126.920	34.689	44.5
138	Pohang	129.380	36.033	1.3	261	Haenam	126.569	34.554	4.6
140	Gunsan	126.763	36.002	26.9	262	Goheung	127.276	34.618	53.3
143	Daegu	128.619	35.885	57.3	271	Bongwhoa	128.914	36.944	320.9
146	Jeonju	127.155	35.821	61.0	272	Yeongju	128.517	36.872	210.5
152	Ulsan	129.320	35.560	34.6	273	Mungyeong	128.149	36.627	170.8
156	Gwangju	126.892	35.173	74.5	277	Yeongdeok	129.409	36.533	41.2
159	Busan	129.032	35.105	69.2	278	Uiseong	128.689	36.356	82.6
162	Tongyeong	128.436	34.845	30.8	279	Gumi	128.321	36.131	47.4
165	Mokpo	126.381	34.817	37.4	281	Yeongcheon	128.951	35.977	93.3
168	Yoesu	127.741	34.739	73.3	284	Geochang	127.911	35.671	221.4
170	Wando	126.702	34.396	27.7	285	Hapcheon	128.170	35.565	33.0
192	Jinju	128.040	35.164	27.1	288	Miryang	128.744	35.492	10.7
201	Ganghwa	128.565	38.251	22.9	289	Sancheong	127.879	35.413	138.7
202	Yangpyeong	127.494	37.489	47.4	294	Geoje	128.605	34.888	44.5
					295	Namhae	127.926	34.817	43.2

관측기상자료에 의한 EPIRICE 모형 결과값과 WG 합성기상자료에 의한 EPIRICE 모형 결과값 사이에 나타난 통계적으로 유의한 차이가 났다면, 모형을 구동한 특정 기간의 기후값이 다르다는 것을 의미할 것이다. 다시 말하면, 두 기상자료 사이에 일별 변동성에서 차이가 난다는 것을 말하고 해당 일별 변동성을 간접적으로라도 평가할 수 있다면 모형을 구동하지 않고 기상자료만을 대상으로 평가가 가능할 수도 있다고 생각되었다. EPIRICE 모형에는 각각의 기상요소가 감염속도에 영향을 미치는 정도를 나타내는 기상알고리즘이 있기 때문에 해당 알고리즘을 활용하여 기상자료를 분석하고자 하였다. 결과적으로 본 실험을 통해 모형의 기상알고리즘을 바탕으로 기상자료를 분석하는 평가방법이 실제 모형을 구동하여 얻은 결과값을 대상으로 분석하는 평가결과를 지지하는 도구가 될 수 있는지를 본 연구를 통해 알아보았다.

WG 합성기상자료의 일별변동성에 대한 평가를 위해 EPIRICE 모형이 구동되는 기간인 이양기부터 이양후 80일까지의 총 80일간의 기상자료를 추출하여 사용하였다. 모형의 기상알고리즘에 따라 감염속도(Rc)에 현저한 영향을 미치는 각 기상요소의 특정 구간을 정하고 관측기상자료와 각 WG 합성기상자료의 일별기상값이 해당 구간에 포함되는 총 빈도수를 계산하였다. 먼저 EPIRICE 모형을 구동하기 위해 사용되었던 5개 ASOS 지점의 30년 일별 관측기상자료와 GEM와 ClimGen을 통해 생성된 일별 합성기상자료를 그대로 사용하여 일별변동성에 대해 평가하였다. 모형의 감염속도에 현저한 영향을 미치는 구간으로써, 기온의 경우 18-24°C 구간을 선정하였고 강수량의 경우 1-50mm 구간을, 상대습도의 경우 80% 이상인 경우를 선정하였다. 각 기상요소의 일별 기상값이 해당 구간에 포함되는 빈도수가 모형이 구동된 80일 기간 중 총 몇 번인지를 계산하고, 계산된 값을 바탕으로 t-test, F-test 통계분석기법을 사용하여 관측기상자료의 해당 빈도수와 비교하여 분석하였다. 앞서 EPIRICE 모형 결과를 대상으로 분석한 방법과 마찬가지로 P-value가 0.05 이하이면 해당 통계검정에서 관측기상자료와 합성기상자료가 95% 신뢰수준에서 유의한 차이가 나는 것으로 해석하였다.

일단 모형에 적합한, 즉 관측된 기상정보에 대한 EPIRICE 모형의 반응을 가장 근접하게 재현할 수 있는 WG를 선정한 후 해당 WG를 활용한 시간적상세화 기법 개발을 진행하였다. 1976~2005년 기간의 과거 일별기상자료를 가지고 있는 남한의 59개

서 WG를 이용한 통계적 상세화기법은 다음과 같이 수행되었다. 먼저 해당 기상관측소의 과거 30년 일별 관측기상자료를 이용하여 WG의 각 기상관측소별 모수를 결정하고, 이렇게 생성된 모수를 바탕으로 다수의 기상값(약 1,000년 자료)를 합성하여 각 지점별로 레퍼런스 기상자료은행(reference weather data bank)을 만들어 놓는다. 일단 계절 예측정보가 월평균 값으로 주어지게 되면 먼저 공간적상세화 방법을 통해 특정 기상관측소 지점에 대해 편차 보정된 월평균 강수량 및 온도 예측정보를 생성하고, 이렇게 공간상세화 된 월평균 계절예측정보를 바탕으로 가장 비슷한 월별 기후특성을 보이는 기상값을 앞서 만들어 놓은 레퍼런스 기상자료은행에서 추출하여 다음단계에 사용하게 된다. 이 때 추출하는 방법은 계절예측정보인 강수량과 기온을 동시에 고려하여 주어진 예측정보와 레퍼런스 기상자료은행의 합성기상자료 사이의 마할라노비스(Mahalanobis) 거리를 구한 후 가장 낮은 거리 값을 나타내는 합성기상자료를 선택하는 것이다 (아래 그림 8). 하지만 본 연구에서는 WG 상세화기법 자체의 성능평가가 주목적이기 때문에 실제 평가에서는 계절예측정보를 사용하지 않았고 각 지점별 과거관측자료, 즉 일별 기온, 강수량, 상대습도의 월평균 값을 생성한 후 이를 계절예측정보로 간주하여 대신 사용하였다. 이렇게 하면 동일한 과거관측정보로부터 과거 일별자료를 그대로 사용하여 EPIRICE 모형을 구동한 결과와 과거 월별자료를 사용하여 WG에서 합성된 레퍼런스 기상자료은행에서 추출한 일별합성자료를 사용하여 EPIRICE 모형을 구동한 결과를 일대일로 비교할 수 있게 된다. 즉, 다른 오차의 개입을 완전히 차단하여 WG 상세화기법 자체의 성능만을 평가할 수 있게 되는 것이다.

마할라노비스 거리란 각각의 케이스가 여러 가지 변수(variables)의 중심값(평균값)들로 이루어진 중심(centroid)에 대해서 갖는 거리를 말한다. 개념적으로 다시 보면 여러 변수를 동시에 이용하여 살펴보는 다중변수 테스트의 경우 각각의 중심 값을 중앙에 교차시켜 각각의 케이스 값들을 나열해 보면 일종의 군집을 이루게 되는데, 마할라노비스 거리는 특정 케이스의 값이 중심에서 얼마나 벗어났는가를 보기 위한 거리값이다. 마할라노비스 거리를 구하는 공식은 아래와 같다.

$$mahalanobis(p, q) = (p - q) \Sigma^{-1} (p - q)^T$$

(Σ^{-1} 는 공분산 행렬의 역행렬이고, T 는 변환행렬이다)

본 연구에서 마할라노비스 거리를 바탕으로 선정된 합성기상자료는 최적기상자료(best-fit)로 명명하였다. 최적기상자료는 그대로 사용하지 않고 계절예측정보와의 월별 편차를 보정하여 사용하였다. 보정을 위해 최적기상자료의 일별자료에 앞에서 구한 월별 편차를 더하거나 곱하였는데, 기온이나 상대습도의 경우 편차를 더해주었고 강수량의 경우 0값이 존재하므로 곱하여 편차 보정하였다. 편차 보정된 최적기상자료의 일별기상자료를 EPIRICE 모형을 구동하는데 입력값으로 사용하였다.

평가를 위해 각 연도별로 관측된 일별기상자료와 WG에서 합성된 레퍼런스 기상자료은행으로부터 추출되어 편차 보정한 최적기상자료를 각각 EPIRICE 모형에 입력값으로 넣어 출력된 병해 위험도값인 AUDPC를 비교하였다. 각 단계별 성능평가는 59개 ASOS 지점 모두를 대상으로 하지 않고, 주요 쌀 생산지를 중심으로 5개의 ASOS 지점을 선택하여 지점별로 모형을 구동하여 생산된 1976~2005년의 AUDPC값을 비교분석한 temporal correlation coefficient(TCC) 값을 바탕으로 평가하였다.

5.5 Weather generator 시간적상세화 기법 성능 개선

WG 시간적상세화 기법에 의해 상세화 된 최적기상자료와 관측기상자료의 일별기상값을 EPIRICE 모형의 기상입력값인 기온, 강수량, 상대습도를 중심으로 분석하였다. 앞서 상관분석에서 가장 낮은 상관계수를 보인 지점을 대상으로 일별 기상값과의 연관성을 조사하기 위해 모형이 구동된 기간 동안의 기상자료를 분석하였다. 먼저 EPIRICE 모형이 구동되는 기간인 5월 25일부터 8월 12일까지의 기온, 강수량, 상대습도의 평균값을 계산하여 비교하였고, 모형의 기상알고리즘을 바탕으로 하여 감염속도(Rc)에 영향을 미치는 각 기상요소의 특정 구간을 중심으로 일별 기상값의 빈도수를 분석하여 비교하였다. 기온의 경우 일평균 기온이 18-24°C 인 날의 빈도수, 강수량의 경우 일평균 강수량이 1-50mm 인 날의 빈도수, 그리고 상대습도의 경우 80% 이상인 날의 빈도수를 각각 계산하여 최적기상자료와 관측기상자료를 비교분석하였다.

WG 시간적상세화 기법의 성능을 개선하는 방법으로 앞서 계절예측정보에 가장 가까운 최적기상자료를 1개만 뽑는 것이 아니라 여러 개의 최적기상자료를 추출하여 모형을 구동한 후 모형의 결과값을 평균하여 사용하는 앙상블(ensemble) 기법을 도입하였다. 앙상블 개수를 정하기 위해 한 개의 최적기상자료와 27개, 64개, 125개, 216개의 앙상블 최적기상자료를 사용하여 EPIRICE-LB 모형을 구동하여 나온 결과값과 관측기상자료를 사용하여 모형을 구동한 결과값과의 상관성을 분석하였다. 먼저 상관성이 앙상블 개수에 따라 증가하는 경향성을 보이는지 확인하였다. 증가하는 경향이 갑자기 줄어드는 시점의 앙상블 개수를 최종 앙상블 기법에 사용할 최적기상자료의 개수로 선정하였다.

APCC 계절예측정보를 실제로 WG 상세화기법에 사용할 경우 사용할 수 있는 기상요소가 기온과 강수량으로 제한된다. 앞서 WG 상세화기법을 개발하고 성능을 평가했을 때에는 EPIRICE 모형에 필요한 기온과 강수량, 상대습도를 모두 사용하여 상세화를 수행하였지만 실제로 APCC 계절예측정보를 사용하기 위해서는 기온과 강수량, 2개의 기상요소만을 가지고 상세화를 해야 하기 때문에 이에 대한 평가를 추가적으로 수행하였다. 기온과 강수량만을 가지고 위에서 개발된 상세화기법을 사용했을 때의 EPIRICE 결과값과 기온과 강수량, 상대습도 모두를 가지고 상세화기법을 사용했을 때의 EPIRICE 결과값을 관측기상자료를 사용해 구동한 EPIRICE 결과값과 각각 비교하여 상관성분석

을 수행하였다. 다음 단계로 기온과 강수량, 2개의 기상요소만이 주어졌을 경우를 가정하고 WG 상세화기법의 성능을 개선하기 위해 다음의 2가지 방법을 사용하여 상대습도를 유추하였다. 먼저 다중회귀분석을 활용하여 과거 30년 관측기상자료로부터 월평균 상대습도를 종속변수로, 월평균 기온과 강수량을 독립변수로 하여 통계적으로 유의하게 상대습도를 구할 수 있는지를 평가하였다. 통계적으로 유의한 다중회귀식이 얻어지면 이를 사용하여 주어진 계절예측정보인 기온과 강수량으로 부터 상대습도를 계산하여 얻고, WG 상세화기법에는 이 3개의 기상요소를 모두 사용하여 최적기상자료를 얻는 방법을 시도하였다. 두 번째 방법은 과거기상자료를 기상자료은행으로 간주하고 주어진 월평균 기온과 강수량을 바탕으로 가장 낮은 마할라노비스 거리를 나타내는 최적기상자료를 추출하여 해당 기상자료의 월평균 상대습도 값을 얻는 것이다. 이 때 최적기상자료를 하나만 추출하는 것이 아니라 5개를 순위대로 추출하여 5개의 월평균 상대습도를 다시 평균한 값을 최종 상대습도 값으로 선정하여 사용하게 된다. 결국 계절예측정보에서 주어진 기온과 강수량에 과거기상자료로 부터 추출하여 앙상블한 최종 상대습도 값을 함께 사용하여 다음의 WG 상세화기법을 구동하는 방법이다. 위 2가지 방법을 통해 얻은 기온과 강수량, 상대습도를 바탕으로 WG 상세화 시킨 후 이렇게 나온 일별기상자료를 입력값으로 EPIRICE를 구동한 결과값을 관측기상자료를 가지고 구동한 EPIRICE 결과값과 비교하여 평가하였다.

다음 그림 8은 본 연구에서 개발된 WG 상세화기법과 계절예측정보의 한계를 바탕으로 추가 개선된 방법을 모두 통합하여 나타낸 APCC 계절예측정보의 WG 시간적 상세화기법의 전체 흐름도를 나타낸다.

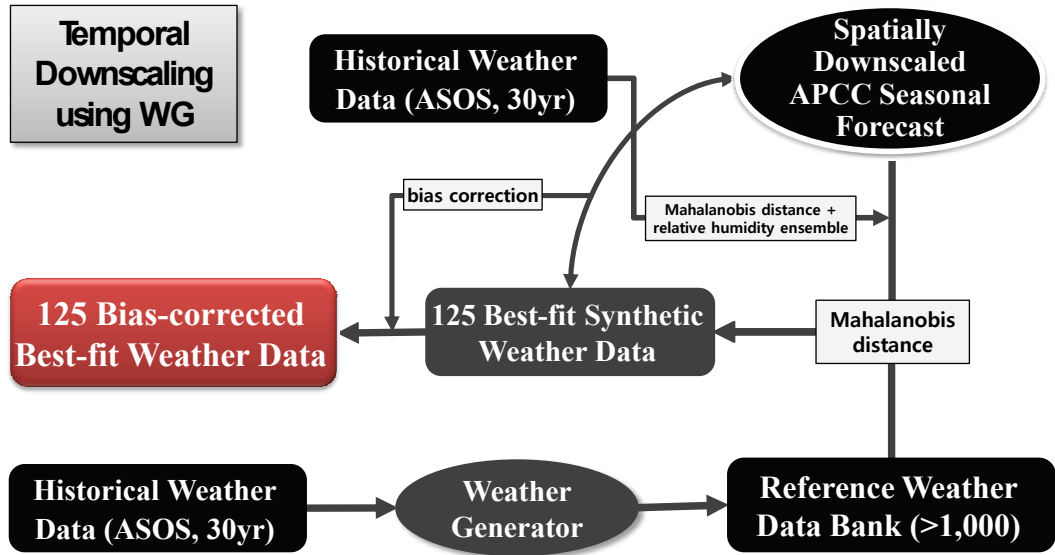


Figure 8. APCC 계절예측정보의 WG 시간적 상세화기법의 전체 흐름도. 상세화기법의 기상입력값은 각 지점별로 공간적 상세화가 이루어진 APCC 계절예측정보(Spatially Downscaled APCC Seasonal Forecast)임. 상세화기법의 최종 결과물은 마할라노비스 거리를 바탕으로 레퍼런스 기상자료은행에서 추출된 125개의 오차교정된 최적기상자료(125 Bias-corrected Best-fit Weather Data)임. 계절예측정보에서 제공하지 않는 상대습도를 과거기상자료(Historical Weather Data)로부터 추정하기 위해 마찬가지로 마할라노비스 거리와 앙상블 기법을 사용하였음.

6. 연구내용

6.1 EPIRICE Daily Risk 모형과 방제 의사결정을 위한 위험도 한계값 개발

6.1.1 EPIRICE Daily Risk 모형 개발 및 검토정

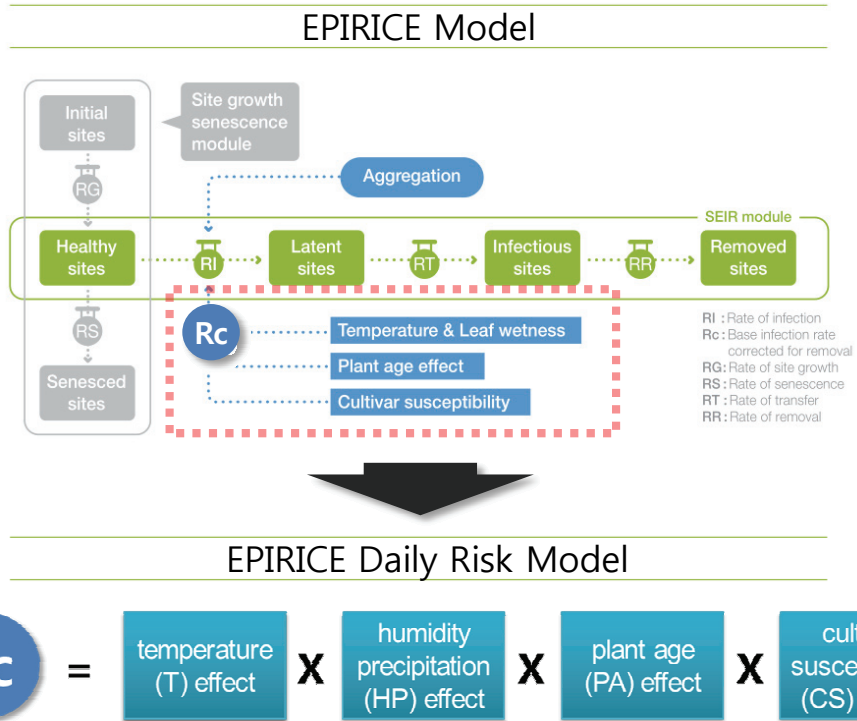


Figure 9. EPIRICE 모형과 EPIRICE Daily Risk 모형의 구조. EPIRICE 모형은 SEIR 모듈과 Site growth senescence 모듈로 구성되어 있으며 감염속도에 영향을 미치는 기상요소, 식물 성장단계 및 품종, 감염 전반율에 의해 모형이 구동됨. EPIRICE Daily Risk 모형은 기온, 엽습윤, 식물의 성장단계, 품종별 감수성에 의해 결정되는 EPIRICE 모형의 기본감염속도 (R_c) 모듈을 기반으로 개발됨.

EPIRICE 모형은 전체 재배기간 동안의 잠재적 병 발생가능성을 단순화 된 모형구조를 통해 예측하고 병 진전곡선 아래면적으로 결과값을 수치화함으로써 넓은 지역 간 상대적 비교가 가능하도록 개발되었다. 병원균에 의한 작물 감염원리의 단순화와 일반화 과정을 통해 기후변화 시나리오에 따른 미래 병 발생가능성을 예측하고 지역 간 비교를

가능하게 하여 정책결정이나 기후변화 영향평가 및 대응에 활용하기에 적절한 모형이었다. 하지만 계절예측정보를 활용한 조기경보시스템에 적용하기 위해서는 현실을 좀 더 정확하게 반영할 수 있는 절대적 위험도를 생산할 수 있어야 실질적인 계절전략(예를 들면 방제전략 등)을 세우는데 도움이 될 수 있다. 따라서 본 연구에서는 기존 EPIRICE 모형이 재배기간 동안 일별 발병위험도를 생산할 수 있도록 구조적 수정 및 개선을 수행하였다. 즉, 기존 EPIRICE 모형의 중심발병원리(Core infection process)를 추출하여 새로운 일별 감염위험도 예측모형을 개발하는 것이다. 이를 통해 계절예측정보의 주어진 예측기간에 따라 일별 감염위험도 예측모형의 결과를 바탕으로 사용자에게 미리 활용 가능한 병해 발병위험도 예측정보를 제공할 수 있을 것이다.

그림 9의 위편 패널은 원래 EPIRICE 모형의 구조를 나타낸다. EPIRICE 모형은 서로 다른 모수화를 통해 도열병을 설명하는 EPIRICE-LB와 잎집무늬마름병을 설명하는 EPIRICE-SB의 2개의 모형으로 개발되었다. 전체적인 구조는 같지만 각 site의 개념이 다르고 모수가 병해 별로 결정되었다. 입력값(Input)은 벼의 재배기간 전체에 해당하는 일별 기상값(평균온도, 상대습도, 강수량)과 그 외 경종적 모수들(품종저항성, 이앙시기 등)이다. 이러한 값들이 입력되면 SEIR 모듈의 site 개수가 시간에 따라 변화하는데, 이는 모형의 핵심요소인 감염률, 즉 RI 값에 의존적이다. 모형의 출력값은 시간에 따른 전체 site당 병든 site의 누적비율이 병반면적율과 같은 개념으로 표현이 되며 최종적으로 병진전곡선 아래면적인 AUDPC로 병 발생가능성이 표현된다.

앞서 연구방법 항에서 언급했듯이 EPIRICE-LB 모형의 기본감염속도인 R_c 값에 영향을 미치는 기상 및 경종 요소별 모듈만을 선택하여 도열병의 일별 감염속도를 구하고 이것을 일별 위험도지수로 변환시키는 것이 EPIRICE Daily Risk 모형의 작동원리이다. 또한 도열병 위험도 예측성을 높이기 위해 각 기상 및 경종 요소들이 모형에 통합되는 구조는 감염속도에 직접적으로 영향을 주는 형태로 변경하여 적용하였다. 본 연구를 통해 개발된 EPIRICE Daily Risk 모형의 구조는 그림 9의 아래쪽 패널 그림과 같다. 그림과 같이 기온모듈, 상대습도/강수모듈, 식물 성장단계모듈, 품종 감수성모듈이 일별 감염속도에 통합적으로 영향을 미치는 구조를 가진다. 각 모듈별로 개발된 결과를 다음 세 부항목에서 설명하였다.

6.1.1.1 EPIRICE Daily Risk 모형의 기온모듈 개발

기존 EPIRICE 모형에서 기온과 기본감염률과의 관계 알고리즘을 분리하여 EPIRICE Daily Risk 모형의 일평균기온에 따른 상대적 병해위험도를 나타내는 기온모듈을 개발하였다. 그림 10에 나타난 것처럼 기존 EPIRICE에서의 기온관계식을 그대로 활용하였고, 약 21°C에서 가장 높은 ‘기온에 의한 상대적 위험도’, 즉 T effect를 나타내게 된다. T effect 값이 0이 되는 9°C 이하와 38°C 이상의 조건에서는 기온의 영향이 0이 되기 때문에 일별 감염속도 역시 0이 된다. 따라서 EPIRICE Daily Risk 모형의 일별 감염속도는 4가지 모듈 중 하나라도 effect값이 0이 되면 일별 위험도지수 역시 0이 되도록 하였다. 실제 상황에서도 여러 가지 조건 중 한 가지 조건이라도 병해 발생에 적합하지 않으면 해당 조건이 억제조건(repressor)이 되어 병해는 일어나지 않는 경우가 일반적이다.

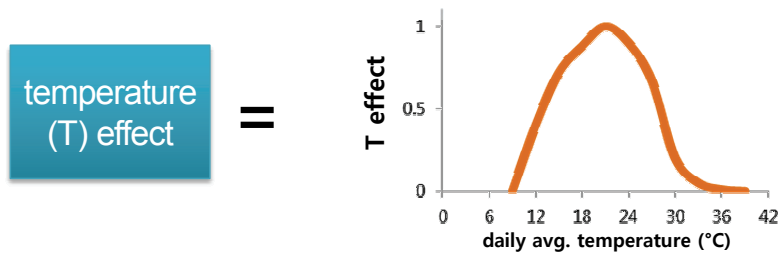


Figure 10. 일평균 기온과 기본감염률과의 경험적 관계를 활용한 EPIRICE Daily Risk 모형의 기온모듈.

6.1.1.2 EPIRICE Daily Risk 모형의 상대습도/강수모듈 개발

기존 EPIRICE 모형에서는 상대습도와 강수량이 기본감염률에 미치는 영향에 대한 알고리즘이 상당히 단순화 되어 있었다. 일 최고 상대습도가 90%를 초과하거나 일평균 강수량이 5mm를 초과하게 되면 상대습도와 강수량의 영향이 1이 되고 그 외의 경우는 0이 되었다. 하지만 EPIRICE Daily Risk 모형에서는 이 부분을 좀 더 상세하게 변경하여 상대습도/강수모듈을 개발하였다 (그림 11). 먼저 일별강수량의 단계를 지정하여

실제로 감염이 일어나는데 도움이 되는 1mm 이상 50mm 미만의 강수량은 ‘상대습도/강수에 의한 상대적 병해위험도’, 즉 HP effect가 1이 되게 하였고, 50mm 이상 100mm 미만의 강수량은 병원균을 씻겨나가게 하여 공기 중에 전염원을 제거하는 영향도 있기 때문에 이때는 HP effect값이 절반으로 떨어지게 된다. 100mm 이상의 강수량은 공기 중이나 식물체 병반 위의 병원균을 씻어냄으로써 병해를 오히려 저해하기 때문에 HP effect값은 0이 된다. 강수량이 기준보다 적더라도 상대습도가 높은 상태(또는 짙은 안개상태)에서는 감염률이 증가하기 때문에 일평균 상대습도 값에 따라 HP effect 값이 결정되는 알고리즘을 적용하였다. 일평균 상대습도가 기준값(80%) 이상이거나 일 최고 상대습도가 95% 이상인 경우는 HP effect값이 1이 되게 하였고, 그 반대의 경우는 엽습윤지속시간(leaf wetness duration)을 바탕으로 상대적 병해위험도를 결정하는 방법을 사용하였다. 엽습윤지속시간은 해당지역의 위도, 날짜, 일평균 상대습도, 일 최소 기온, 일 최대기온, 일평균 기온을 사용하여 상대습도의 시간별 변동성(diurnal variation)을 예측하고 이를 바탕으로 엽습윤지속시간을 계산하는 방법을 사용한다. 일별 엽습윤지속시간이 결정되면 아래 그래프와 같이 엽습윤지속시간에 따른 상대적 병해위험도 관계식을 이용하여 HP effect값이 결정이 된다. 이와 같이 강수량과 상대습도의 여러 가지 알고리즘을 통합하여 도열병의 일별 위험도를 결정하는 상대습도/강수모듈을 개발하여 EPIRICE Daily Risk 모형에 적용하였다.

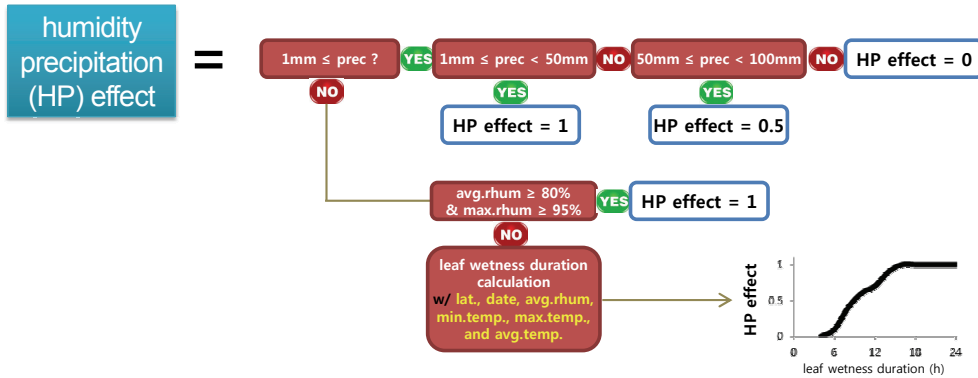


Figure 11. 일평균 강수량 또는 일평균 상대습도와 기본감염률 간의 단순화 된 관계를 활용하여 개발된 상대습도/강수모듈. 주어진 일평균 상대습도가 특정구간(80%이상)을 벗어난 경우 엽면적습윤지수를 계산하여 HP effect값을 생성하게 되는데 이 때 일평균 상대습도, 최저기온 및 최고기온, 일평균 기온, 그리고 위도 및 날짜 정보를 사용하여 엽면적습윤지수를 계산하게 됨.

6.1.1.3 EPIRICE Daily Risk 모형의 성장단계모듈 개발

기존 EPIRICE 모형에서 식물의 성장단계 (혹은 이양후일자)와 기본감염률과의 상관 알고리즘을 분리하여 EPIRICE Daily Risk 모형의 성장단계모듈로 개발하였다 (그림 12). 식물 성장단계, 즉 이양후일자(days after transplanting)에 따라 도열병에 대한 벼 식물체의 감수성 정도가 변하는 경험적 현상을 간단한 알고리즘으로 만들어 '이양후 일자에 따른 상대적 병해위험도', 즉 PA effect값을 나타내는 성장단계모듈을 개발하였다. 성장단계모듈은 다른 모듈에 비해 상대적으로 단순화시켜 이양 후 40일 정도까지는 도열병에 대해 감수성을 보이는 기간이기 때문에 PA effect값이 1을 유지하다가, 이후 식물체가 노화되면서 도열병에 대한 저항성이 높아지게 되면 PA effect값이 급격히 떨어지면서 이양 후 70일 정도가 되면 0이 되도록 하였다.

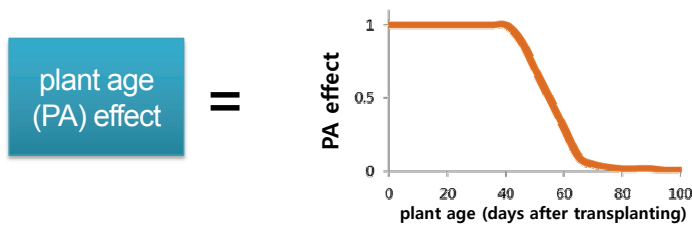


Figure 12. 식물의 성장단계와 기본감염률 간의 단순화 된 관계를 활용하여 개발된 성장단계모듈. 성장단계는 이양후일자를 바탕으로 나타냄.

6.1.1.4 EPIRICE Daily Risk 모형의 품종 감수성모듈 개발

기존 EPIRICE 모형에서 도열병에 대한 품종별 감수성 정도에 기반을 둔 감염속도 모듈이 개발되어 사용되었다. 품종별 감수성과 기본감염률과의 상관알고리즘을 분리하여 이양된 벼 품종에 따른 상대적 병해위험도 즉 CS effect값을 나타내는 품종 감수성모듈을 제작하여 활용하였다 (그림 13). EPIRICE Daily Risk 모형에서는 지난 10여 년간 주로 재배되었던 품종을 중심으로 각 품종의 감수성 정도를 정의하여 활용하였다.

CS effect	Resistance level	Rice cultivars
0.55	Resistant	Namcheon, Unbong, Jinbu, Taeseong, Nongbaek
0.69	Moderately resistant	Ilmi, Unkwang, Sambaek, Dongan, Dongjin #1, Odae, Sangju, Sangmi
0.86	Neutral	Dongjin, Chucheong, Dobong, Olchal, Nampyeong, Junam, Saechucheong, Hwayeong, Daean, Sindongjin, Hopum, Onnuri, Samkwang, Dobong, Sura
1.03	Moderately susceptible	Ilpum, Hwasung, Jinheung, Juan
1.28	Susceptible	Palkeum, Nakdong, Jinju

Figure 13. 도열병에 대한 벼 품종별 감수성 정도가 기본감염률에 미치는 영향을 고려하여 각 품종 별로 CS effect값을 지정한 품종 감수성모듈.

6.1.1.5 EPIRICE Daily Risk 모형의 모수보정

EPIRICE Daily Risk 모형의 모수보정을 위해 2004년 봉화지역과 2004년 남양주지역의 벼 도열병 예찰포 병해조사자료를 사용하였다. 병해조사는 총 7회 이루어졌기 때문

에 조사시기별 병반면적의 증가율 자료는 샘플별로 6개를 얻을 수 있었다. EPIRICE Daily Risk 모형을 구동하여 위 7회 병해조사시점 사이의 일별 위험도지수를 전부 합한 값을 분석에 사용하였다. 이렇게 얻은 병해조사자료와 모형 일별 위험도지수 자료는 각각 6개의 샘플을 가지고 있으므로 99%의 신뢰수준에서 통계적으로 유의하기 위해서는 상관계수가 0.92 이상이어야 한다. 비록 적은 샘플수로 인해서 상관계수에 큰 의미를 둘 수는 없을지라도 이는 모형의 모수가 실제 병해조사결과를 최대한 반영하는 수준에서 보정되었음을 나타내기 위한 일종의 정해진 목표로 볼 수 있다. 따라서 두 값 사이의 상관성을 분석하여 상관계수가 0.92가 넘을 때까지 모형의 모수를 합리적인 범위 내에서 조정하면서 보정하였다. 최종적으로 얻은 모형의 모수는 앞서 그림 10~13에서 나타난 각 모듈별 effect값으로 반영하였다.

그림 14는 최종적으로 확정된 모수를 적용하여 구동한 EPIRICE Daily Risk 모형의 결과값과 2개 지역의 병해조사자료의 결과값을 함께 나타낸 그래프이다. 그래프를 보면 각 기간별 병해증가율과 일별 위험도지수(Daily Risk Score)의 합산값이 서로 비슷하게 증감을 보여주고 있음을 확인할 수 있으며, 실제 병반면적율이 감소해서 병해증가율이 0을 보이고 있는 기간에는 일별 위험도지수 역시 상당히 낮은 값을 유지하고 있음을 알 수 있다. 상관성 분석 결과 2004년도 봉화지역의 병해조사자료와 EPIRICE Daily Risk 모형의 일별위험도와와의 각 기간별 상관계수는 0.962, 2004년도 남양주지역의 병해조사자료와의 상관계수는 0.948이었다. 이번 결과를 통해 최종적으로 모수 보정된 EPIRICE Daily Risk 모형이 현장의 도열병 발생정도를 비슷하게 모의하고 있는 것으로 판단하고 다음 단계의 연구를 수행하였다.

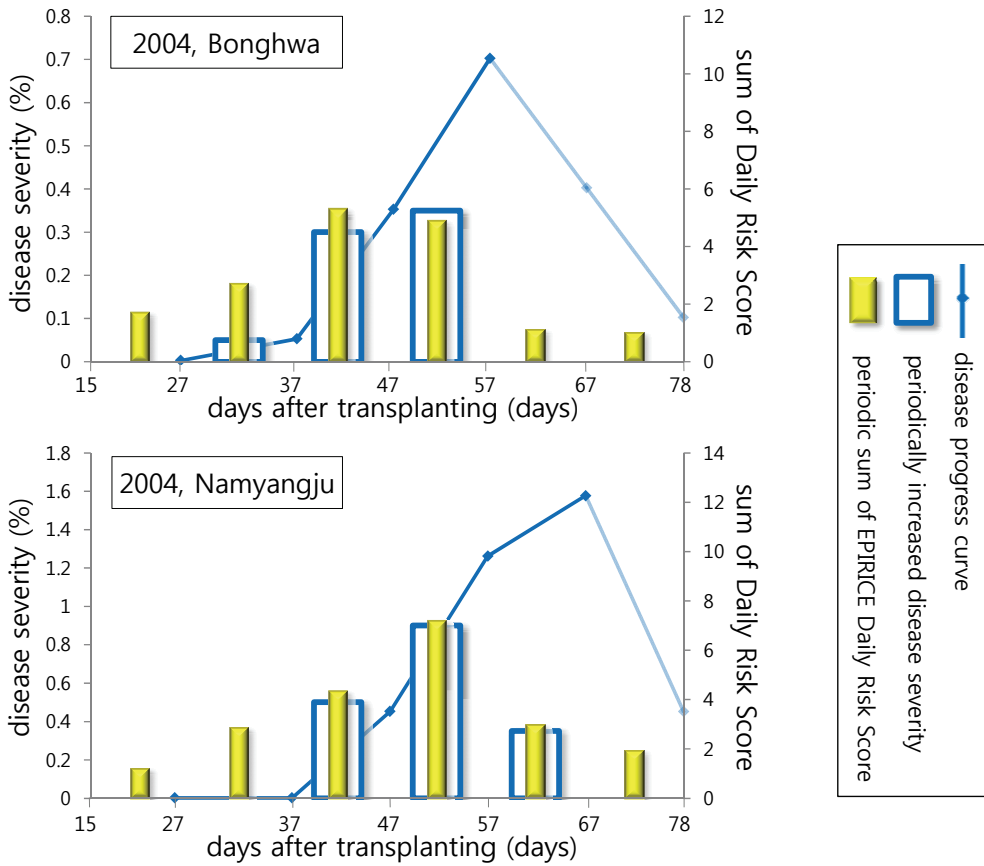


Figure 14. 2004년 봉화와 남양주 지역 예찰포의 병해조사자료를 바탕으로 EPIRICE Daily Risk 모형의 모수 보정. 총 6개 구간의 병해조사값과 일별위험도지수 사이에 상관성 분석 결과를 바탕으로 모수를 보정함. 상관성 분석 결과 2004년 봉화지역의 병해조사자료와 EPIRICE Daily Risk 모형의 각 기간별 일별위험도와의 상관계수는 0.962, 2004년 남양주지역 병해조사자료와의 상관계수는 0.948으로 나타남.

6.1.2 EPIRICE Daily Risk 모형 일별위험도지수와 실제 병해조사결과의 상관성분석을 통한 방제모형 구현

EPIRICE Daily Risk 모형을 통해 도출된 일별 위험도지수는 해당 시기에 병원균이 존재는 경우 건강한 벼에 병원균이 침입하여 감염을 시작할 수 있는 위험 정도를 의미

한다. 이미 감염이 된 벼에서는 위험도값에 따라 감염된 식물체 부위에서 병원균이 얼마나 빠르게 번식하는지 또는 병징에서 자라난 새로운 전염원이 주변 식물체로 얼마나 빠르게 전파되는지를 의미할 것이다. 따라서 예방적 의미의 방제가 필요한 병해를 대상으로는 위험도가 일정수준이 넘기 전에 방제를 해야 감염이 시작되는 것을 차단할 수 있으며, 치료적 의미의 방제가 필요한 병해에 대해서는 위험도가 일정수준이 넘는 시기를 넘기면 방제를 통한 병의 억제효과가 그만큼 줄어들기 때문에 그 전에 방제를 하도록 권고하는 나름의 원칙을 적용할 수 있다. 이러한 방제원리를 적용하기 위해서는 EPIRIC EPIRICE Daily Risk 모형이 생산하는 일별 위험도지수와 실제 현장에서 발생하는 도열병의 발생정도를 연결시키는 관계고리를 찾아내야 한다. 일단 위 2개 정보 사이에 강한 상관성이 정해지면 이를 바탕으로 일별 위험도지수를 실제 현장의 도열병 발생정도로 변환시켜 방제의 시기나 여부를 결정할 수 있는 의사결정의 토대를 만들 수 있는 것이다.

다음 항에서 구체적으로 다루겠지만, EPIRICE Daily Risk 모형의 출력값인 일별 위험도지수를 현장의 병해발생정도와 연결시키기 위해 첫째는 일별 위험도지수가 특정 한계값을 넘는 빈도수를 구하고 둘째는 특정 한계값을 넘어선 모든 일별 위험도지수를 합산한 값을 이용하여 실제 병해조사자료와의 상관성을 분석하였다. 병해조사자료는 AUDPC값과 최고 병반면적율을 추출하여 분석에 사용하였다. 이렇게 해서 최고의 상관성을 보인 조합을 알고리즘화 하고 이것을 EPIRICE Daily Risk 모형 결과에 적용하게 되면 일별 위험도지수를 바탕으로 현장의 병해 발생정도를 예측할 수 있게 된다. 이후 다양한 문헌조사를 바탕으로 방제를 필요로 하는 도열병 발생정도를 정하고, 이 기준을 넘는지 여부를 바탕으로 방제를 권고하는 식으로 활용될 수 있을 것이다.

6.1.2.1 EPIRICE Daily Risk 모형의 위험도지수와 실제 병해조사자료의 상관관계 분석

EPIRICE Daily Risk 모형은 계절예측정보를 활용하여 다가오는 계절의 도열병 위험도를 생산하기 위함이므로 일별 위험도 자체를 활용하는 것보다는 통계적 관련성을 이용하여 모형의 결과를 실제 병해 발생결과와 연결시켜야 한다. 본 연구에서 사용된 농촌진흥청 예찰포장의 병해조사자료는 이앙 후 열흘간격으로 도열병의 병반면적율을 조사한 것인데 시기별로 면적율을 연결하면 병진전곡선이 만들어진다. 아래 그림 15는 앞서

EPIRICE Daily Risk 모형의 모수보정에 사용되었던 2004년 봉화지역의 잎도열병 진전 곡선을 나타낸 것이다. 그림과 같이 병진전곡선의 아래면적을 이르는 AUDPC 값인 38.63과 조사기간 중 최고 병반면적율이었던 1.75를 바탕으로 병해의 심각도 또는 발생정도를 표현하였다. 같은 방식으로 총 13개 잎도열병 병반면적율 조사결과를 AUDPC (obs.audpc)와 최고 병반면적율(obs.peak)로 나타낸 것이 표 6이다. 위 2종류의 값을 각각 사용하여 다음에 설명되는 EPIRICE Daily Risk 모형 일별위험도지수를 추가적으로 가공한 값들과 상관성을 분석하였다.

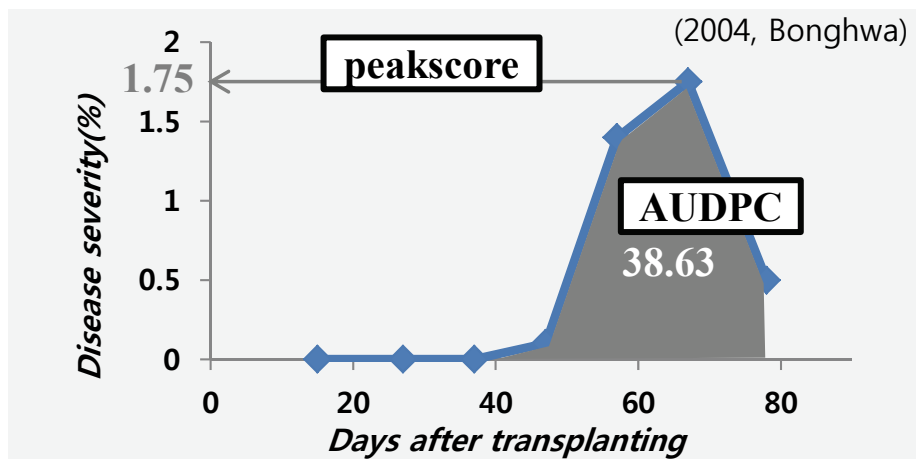


Figure 15. 병 진전곡선의 아래면적인 AUDPC와 최고 병반면적율인 peakscore를 구하는 방법에 대한 설명. 2004년 봉화지역 도열병 진전곡선을 바탕으로 필드 병해조사 자료의 대푯값인 AUDPC 38.63과 최고 병반면적율 1.75를 구할 수 있었음.

Table 6. 각 지역별 병해조사자료를 바탕으로 그림 15의 방법을 따라 계산된 AUDPC값(obs.audpc)과 최고 병반면적율값(obs.peak).

city_year	obs.audpc	obs.peak
Yeosu_2002	10.98	0.55
Uiseong_2003	87.73	6.1
Namyangju_2004	15.75	0.7
Bonghwa_2004	38.63	1.75
Youngju_2004	28.1	1.05
Youngju_2005	38.4	1.55
Namyangju_2006	27.13	1.8
Danyang_2008	46.25	2
Tongyoung_2002	56.45	3.6
Youngyang_2003	18.43	1.15
Jangsu_2006	14.78	1.55
Youngam_2006	64.25	4
Kimcheon_2008	21.05	1.75

EPIRICE Daily Risk 모형은 그림 9과 같이 일별 기상값(일평균 기온, 일평균 상대 습도, 일평균 강수량)과 그 외 경종적 모수(품종저항성, 이앙시기)에 대한 정보를 바탕으로 일별 위험도지수를 생산한다. 그림 16은 2004년도 봉화지역에 해당하는 일별 기온, 강수량, 상대습도 값과 당시 봉화지역의 이앙시기 및 품종 정보를 EPIRICE Daily Risk 모형에 입력하여 구동시켜서 나온 일별 위험도지수이다. 이앙후일자(days after transplanting)를 기준으로 일별 위험도값을 차례대로 나타내고 있는데, 이앙후 15일까지는 잎도열병이 발생하지 않기 때문에 모형의 작동시점(onset)을 이앙후 15일로 모수를 정하였고 이 시기에는 일별 위험도값이 0으로 유지된다. 이후부터는 각 기상요소와 성장단계, 그리고 품종정보를 바탕으로 매일의 위험도지수가 그림과 같이 표시된다. 모형의 결과를 현장의 병해조사자료와 직접적으로 비교하여 높은 상관성을 보이는 알고리

증을 찾아내면, 거꾸로 알고리즘을 이용해 모형결과를 바탕으로 실제 병해조사결과 (실제포장의 병해위험도)를 도출할 수 있을 것이다. 그림 16와 같이 일정기간동안의 일별 위험도지수를 대상으로 0.5부터 0.8까지 0.1단위로 증가하는 한계값(thresholds)을 적용한다. 그림과 같이 각 한계값 별로 범주가 구분되어지는데, 각 범주별로 2가지를 계산하였다. 즉, 일별위험도지수의 한계값을 0.5부터 0.8까지 정한 후 각각의 한계값을 기준으로 위험도지수가 넘어서는 빈도수(frequencyover) 또는 한계값을 넘어선 모든 위험도지수를 합한 값(areaover)을 계산하였다. 해당 값을 모형의 결과를 대표하는 값들로 간주하고 다음의 표 7과 같이 정리하였다.

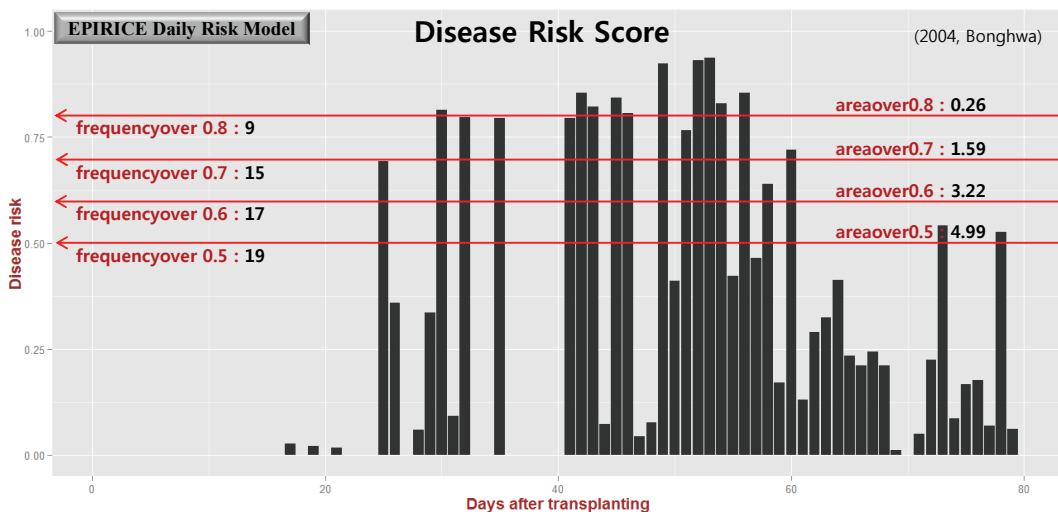


Figure 16. EPIRICE Daily Risk 모형을 구동하여 얻은 결과인 일별위험도지수를 이양후일수에 따라 표현한 그래프. 2004년 봉화지역의 과거기상자료를 바탕으로 EPIRICE Daily Risk 모형을 구동함. 각 한계값을 기준으로 이를 넘어서는 위험도지수의 빈도수(frequencyover_{0.x})와 한계값을 넘는 모든 위험도지수를 합한 값(areaover_{0.x})을 계산하여 나타냄.

Table 7. 각 지역별 병해조사자료를 바탕으로 그림 16의 방법을 따라 계산된 각 한계값을 기준으로 한 위험도지수의 빈도수(threshold0.x)와 한계값을 넘는 모든 위험도지수를 합한 값(areaover0.x).

city_year	frequency over0.5	frequency over0.6	frequency over0.7	frequency over0.8	areaover 0.5	areaover 0.6	areaover 0.7	areaover 0.8
Yeosu_2002	26	17	0	0	2.83	0.62	0	0
Uiseong_2003	25	25	23	21	11.14	8.64	6.27	4
Namyangju_2004	21	14	0	0	2.6	0.72	0	0
Bonghwa_2004	19	17	15	9	4.99	3.22	1.59	0.26
Youngju_2004	17	13	0	0	2.07	0.58	0	0
Youngju_2005	21	14	0	0	2.39	0.68	0	0
Namyangju_2006	25	15	0	0	2.9	0.79	0	0
Danyang_2008	19	17	9	4	3.68	1.86	0.63	0.08
Tongyoung_2002	30	24	18	9	6.53	3.72	1.63	0.24
Youngyang_2003	36	30	0	0	4.79	1.31	0	0
Jangsu_2006	37	24	0	0	4.48	1.33	0	0
Youngam_2006	30	28	23	9	7.29	4.41	1.95	0.22
Kimcheon_2008	19	14	10	6	4.07	2.4	1.15	0.26

다음으로 총 13개 잎도열병 조사결과를 AUDPC (obs.audpc)와 최고 병반면적을 (obs.peak)로 나타낸 표 6의 병해조사자료에서 추출된 정보와 총 13개 지역 일별 위험도지수의 각 한계값을 넘는 빈도수(frequencyover0.x) 또는 한계값을 넘어선 모든 위험도지수를 합한 값(areaover0.x)을 나타낸 표 7의 모형 결과값에서 추출된 정보를 일대일로 매칭시켜 상관성 분석을 수행하였다. 결과는 표 8과 같다. 가장 높은 상관성을 보였던 조합은 최고 병반면적(obs.peak)과 한계값 0.6을 넘는 모든 위험도지수를 합한 값(areaover0.6)이었고, 95% 신뢰수준에서 유의한 0.949의 상관계수를 보였다. 그 외에도 obs.peak과 areaover0.5의 조합에서는 0.935의 상관계수가, obs.peak과 areaover0.7과 frequencyover0.8의 조합에서는 각각 0.917과 0.914의 상관계수가 계산되었다. 샘플 수가 13개 밖에 안 되고 각 조합별 상관계수가 비슷하기 때문에 확정적으로 어떤 조합이 가장 적합한지를 단정할 수는 없었지만 가장 높은 상관계수를 보인 obs.peak과 areaover0.6의 조합을 선택하여 해당 조합의 값들을 그래프로 나타내고 회귀식과 R square 값을 구하였다 (그림 17). 추정 회귀식은 $y = 0.6467x + 0.6128$

(y: obs.peak; x: areaover0.6) 이었고, R square는 0.9에 이르렀다.

Table 8. 병해조사자료의 대푯값(obs.audpc 또는 obs.peak)과 EPIRICE Daily Risk 모형의 위험도지수를 바탕으로 한 결과값(frequencyover0.x 또는 areaover0.x) 사이의 상관계수.

Disease data	frequency over0.5	frequency over0.6	frequency over0.7	frequency over0.8	areaover 0.5	areaover 0.6	areaover 0.7	areaover 0.8
obs.audpc	-0.046	0.394	0.861	0.874	0.826	0.881	0.855	0.727
obs.peak	0.158	0.524	0.864	0.914	0.935	0.949	0.917	0.809

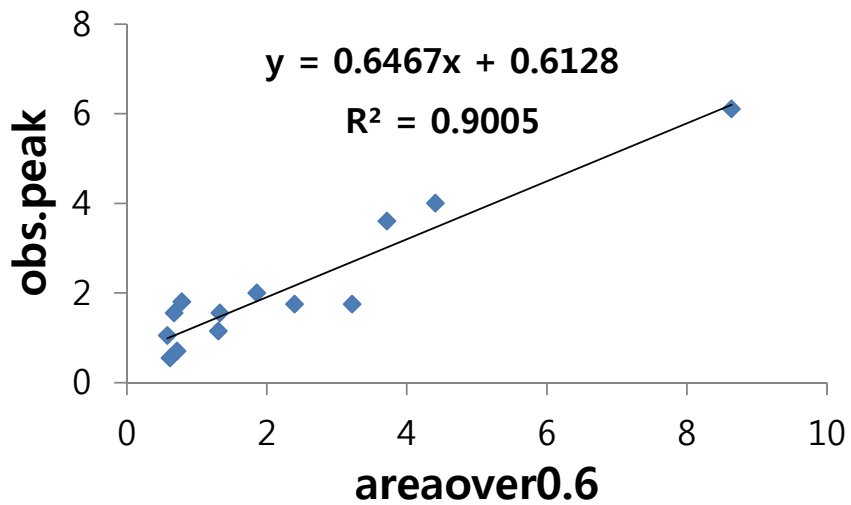


Figure 17. 가장 높은 상관계수를 보인 obs.peak과 areaover0.6의 조합에 대한 단순회귀분석. 회귀식과 R² 값을 그래프 상에 나타냄.

6.1.2.2 Daily Risk 모형의 일별 위험도지수와 병해조사자료의 상관관계 검증

앞서 13개의 병해조사자료를 바탕으로 EPIRICE Daily Risk 모형의 위험도지수를 해석하기 위한 상관식을 구하였다. 가장 높은 상관성을 보였던 최고 병반면적(obs.peak)과 한계값 0.6을 넘는 일별 위험도지수를 모두 합한 값(areaover0.6)의 조합을 선별하였고 상관성 분석에 사용하였던 조사자료와 전혀 다른 병해조사자료를 이용하여 해당 상관관계를 검증하였다. 사용된 병해조사자료는 농촌진흥청 국립농업과학원에서 운영하는 이천시시험장에서 진흥 품종을 대상으로 1974년부터 2000년까지 27년간 배비구 환경에서 잎도열병 병반의 개수를 조사한 자료이다. 매 조사시기별로 기록된 병반 개수를 바탕으로 병반개수의 진전곡선을 그린 후, 앞서 병반면적을 자료와 마찬가지로 병반개수 진전곡선 아래면적인 AUDPC값(obs.audpc)과 가장 높았던 병반의 개수(obs.peak)를 구하여 검증에 사용하였다 (표 9).

앞서 상관성 분석과 마찬가지로 EPIRICE Daily Risk 모형 결과값인 일정기간의 일별 위험도지수를 대상으로 한계값을 0.5부터 0.8까지 정하고 각각의 한계값을 넘어가는 위험도지수의 빈도수(frequencyover) 또는 한계값 이상 되는 위험도지수를 모두 합한 값(areaover)을 계산하여 모형의 결과를 대표하는 값을 추출하였다(표 10). EPIRICE Daily Risk 모형의 일별 위험도지수와 병해조사자료 사이의 상관관계를 검증하기 위해 경기도 이천시시험장과 5km 떨어져 있는 이천 ASOS 기상관측소(ID203)의 과거 1974-2000년 일별 관측기상자료를 사용하여 EPIRICE Daily Risk 모형을 구동하였다. 모형에 사용한 품종 정보는 진흥이었고 이앙시기는 병해조사자료에 명시된 5월 25일을 그대로 사용하였다.

Table 9. 농촌진흥청 경기도 이천시시험장에서 1974년부터 2000년까지 조사된 주당 도열병 병반개수 조사자료를 바탕으로 그림 15의 방법을 따라 계산된 AUDPC값 (obs.audpc)과 최고 병반개수값 (obs.peak).

city_year	obs.audpc	obs.peak
Icheon_1974	2211.9	127.8
Icheon_1975	7781.5	360.3
Icheon_1976	2959.4	132.8
Icheon_1977	644	48.6
Icheon_1978	1351.7	119.4
Icheon_1979	4502	182
Icheon_1980	2667	150.8
Icheon_1981	2581.1	130.3
Icheon_1982	2144.1	85.8
Icheon_1983	3485.8	184.1
Icheon_1984	4954.4	257.4
Icheon_1985	2922.9	124.9
Icheon_1986	2944	164.7
Icheon_1987	2527.4	117.2
Icheon_1988	983.7	49.5
Icheon_1989	2531.5	128.2
Icheon_1990	2855.4	167.2
Icheon_1991	1763.6	76.5
Icheon_1992	294.6	24.3
Icheon_1993	4425	211.2
Icheon_1994	137.3	7.6
Icheon_1995	125.4	9.6
Icheon_1996	2670.5	139.3
Icheon_1997	826.8	45.1
Icheon_1998	1917.3	168.1
Icheon_1999	376.6	23
Icheon_2000	10.4	0.6

병해조사자료와 모형 결과값으로부터 추출된 각각의 정보를 일대일로 매칭시킨 후 상관성 분석을 수행한 결과는 표 11에 나타내었다. 앞서 병반면적을 자료에서 가장 높은 상관계수를 나타냈던 최고 병반면적(peak)과 한계값 0.6이상 위험도를 합한 값(areaover0.6)의 조합에 대한 검증 결과 0.7 정도의 높은 상관계수값을 나타내었다. 그 외 AUDPC와 한계값 0.5를 넘는 빈도수의 조합 등이 약간 더 높은 상관계수를 나타냈지만 병반면적이 아닌 병반개수에 대한 조사자료라는 것을 감안하면 약간의 높고 낮음을 별 의미가 없는 것으로 판단되었다. 결과적으로, 본 검증평가를 통해 앞서 병반면적을 조사자료를 바탕으로 선택되었던 상관관계 조합이 여전히 높은 (통계적으로 유의한) 상관성을 보여주고 있음을 확인하였다.

Table 10. 1974년부터 2000년까지 경기도 이천 ASOS 기상관측소(ID203) 과거기상자료를 바탕으로 EPIRICE Daily Risk 모형을 구동하여 일별위험도지수를 구하고 그림 16의 방법을 따라 계산된 각 한계값(0.5~0.8)을 기준으로 한 위험도지수의 빈도수(threshold0.x)와 각 한계값을 넘는 위험도지수를 모두 합한 값(areaover0.x).

city_year	frequency over0.5	frequency over0.6	frequency over0.7	frequency over0.8	areaover 0.5	areaover 0.6	areaover 0.7	areaover 0.8
Icheon_1974	32	29	28	27	11.6	8.6	5.8	3.1
Icheon_1975	38	31	27	24	12.4	9	6.1	3.5
Icheon_1976	29	23	22	19	9.6	7.1	4.8	2.7
Icheon_1977	12	10	10	9	3.6	2.6	1.6	0.6
Icheon_1978	35	29	28	21	11.1	7.9	5.1	2.6
Icheon_1979	53	48	47	38	18.8	13.9	9.1	4.8
Icheon_1980	36	33	32	32	15.4	11.9	8.7	5.5
Icheon_1981	40	38	33	23	13.6	9.6	6	3.4
Icheon_1982	18	17	17	15	6.9	5.2	3.5	1.9
Icheon_1983	37	34	33	29	14.2	10.7	7.4	4.4
Icheon_1984	36	34	33	27	13.6	10	6.6	3.6

city_year	frequency over0.5	frequency over0.6	frequency over0.7	frequency over0.8	areaover 0.5	areaover 0.6	areaover 0.7	areaover 0.8
Icheon_1985	23	23	22	22	10	7.7	5.5	3.3
Icheon_1986	24	21	21	20	9.5	7.3	5.2	3.1
Icheon_1987	20	20	20	19	8.5	6.5	4.5	2.5
Icheon_1988	17	17	17	17	7.2	5.5	3.8	2.1
Icheon_1989	19	18	17	13	7.2	5.3	3.5	1.9
Icheon_1990	29	27	26	22	10.7	8	5.3	2.9
Icheon_1991	25	24	23	18	9.3	6.9	4.6	2.5
Icheon_1992	22	22	20	16	8.9	6.7	4.6	2.8
Icheon_1993	42	39	38	38	18	13.9	10.1	6.3
Icheon_1994	12	11	8	5	3.3	2.1	1.3	0.6
Icheon_1995	18	16	15	11	6.3	4.5	2.9	1.6
Icheon_1996	21	21	21	19	9.1	7	4.9	3
Icheon_1997	15	11	11	11	5.2	3.8	2.7	1.6
Icheon_1998	18	18	18	17	8.1	6.3	4.5	2.8
Icheon_1999	15	15	14	11	5.7	4.2	2.8	1.5
Icheon_2000	16	16	16	14	6.6	5	3.4	2

Table 11. 농촌진흥청 이천시시험장 병해조사자료의 대꽃값(obs.audpc 또는 obs.peak)과 EPIRICE Daily Risk 모형의 위험도지수를 바탕으로 한 결과값(frequencyover0.x 또는 areaover0.x) 사이의 상관계수.

Disease data	frequency over0.5	frequency over0.6	frequency over0.7	frequency over0.8	areaover 0.5	areaover 0.6	areaover 0.7	areaover 0.8
obs.audpc	0.72	0.69	0.678	0.7	0.706	0.702	0.691	0.663
obs.peak	0.703	0.672	0.665	0.691	0.696	0.698	0.687	0.666

6.1.2.3 EPIRICE Daily Risk 모형의 민감도 분석

EPIRICE Daily Risk 모형이 주어진 기상입력값에 얼마나 민감하게 반응하는지를 확인하기 위해 기상입력값에 대한 민감도 분석을 수행하였다. 표 12는 봉화지역 ASOS 기상관측소(ID271)의 과거 30년(1976-2005년) 동안의 관측기상자료를 바탕으로 통계 분석을 한 결과를 나타낸다. 해당 통계분석 결과를 바탕으로 모형의 민감도 분석을 위한 각 기상요소의 입력범위를 결정하였다.

Table 12. 봉화지역 ASOS 기상관측소(ID288)의 과거 30년간 (1976-2005년) 관측기상자료에 대한 통계분석 결과.

weather data (May 25 - Aug 12) for 30 years	mean temperature (°C)	mean relative humidity (%)	cumulative precipitation (mm)
minimum value	19.89	64.53	218.50
maximum value	24.30	84.32	917.50
mean value	22.10	74.57	556.84
standard deviation	1.16	5.39	162.69

그림 18은 민감도 분석의 결과를 보여주고 있는데, y축은 EPIRICE Daily Risk 모형의 결과값을 $area_{over0.6}$ 값으로 나타낸 것이고, x축은 이앙일 부터 이앙 후 80일 되는 기간 동안의 평균 기온, 누적 강수량, 평균 상대습도를 순차적으로 나타낸다. 2004년 봉화지역의 평균 기온, 누적 강수량, 그리고 평균 상대습도를 그래프 상에 표시하여 지난 30년간 평년값의 변동범위 내에서 대략 중간값(median)이 되는 것을 확인하였다. 그림의 그래프를 통해 지난 30년간의 연간변동성을 나타내는 기상입력값 범위 내에서 EPIRICE Daily Risk 모형이 얼마나 민감하게 반응하는지를 확인하였다. 가장 민감한 반응을 보여주었던 기상요소는 최고 $area_{over0.6}$ 값과 최저 $area_{over0.6}$ 값의 차이가 3 이상 이었던 상대습도였다. 약 19~25°C 사이의 기온 변동은 최저 2.3부터 최고 3.9까지 $area_{over0.6}$ 값이 변하는 결과를 보였다. 상대습도의 경우 약 60~80%의 평균값 범위에서는 $area_{over0.6}$ 값이 천천히 증가하다가 80%가 넘어가면서 증가속도가 크게 늘

어났는데, 이는 80% 이상 되는 일평균 상대습도가 모형의 기본감염속도인 R_c 에 영향을 크게 미치도록 상대습도/강수모듈이 모수화 되었기 때문인 것으로 추정된다. 누적강수량의 경우 강수빈도에 대한 민감도 분석이 불가능하여 기존 강수빈도를 그대로 유지하고 강수량의 강도만을 변화시키면서 민감도 분석을 수행하였다. 일반적으로 R_c 에 영향을 미치는 강수빈도가 변화되지 않은 상태에서 해당 시험이 모형의 민감도에 큰 영향을 미치지 않을 것으로 예상되었으나 단지 강수량의 강도가 변함에 따라 모형의 $area_{over0.6}$ 값이 2.7~4.2의 범위에서 반응하는 것을 확인할 수 있었다. 이는 EPIRICE Daily Risk 모형의 상대습도/강수모듈이 강수량에 따라 차별적인 HP effect 값을 생성하도록 모수화 되었기 때문에 나타난 결과인 것으로 판단된다.

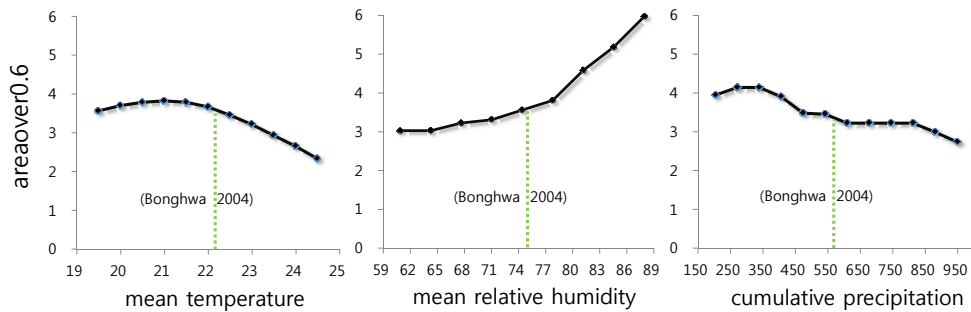


Figure 18. EPIRICE Daily Risk 모형의 기상입력값에 대한 민감도 분석 결과 그래프. 민감도 분석은 2004년 봉화지역의 과거 유행열병 발생자료를 참고하여 수행하였으며, 봉화지역 ASOS 기상관측소(ID288)의 2004년도 해당기간의 관측기상자료를 기준 입력값으로 하여 EPIRICE Daily Risk 모형을 구동하였음. 봉화지역 과거 30년(1976-2005년)의 연간 변동성을 바탕으로 각 기상요소의 입력값 범위를 결정함.

6.2 Weather generator를 활용한 계절예측정보의 시간적상세화 기법 개발 및 평가

6.2.1 Weather generator 적합성 평가

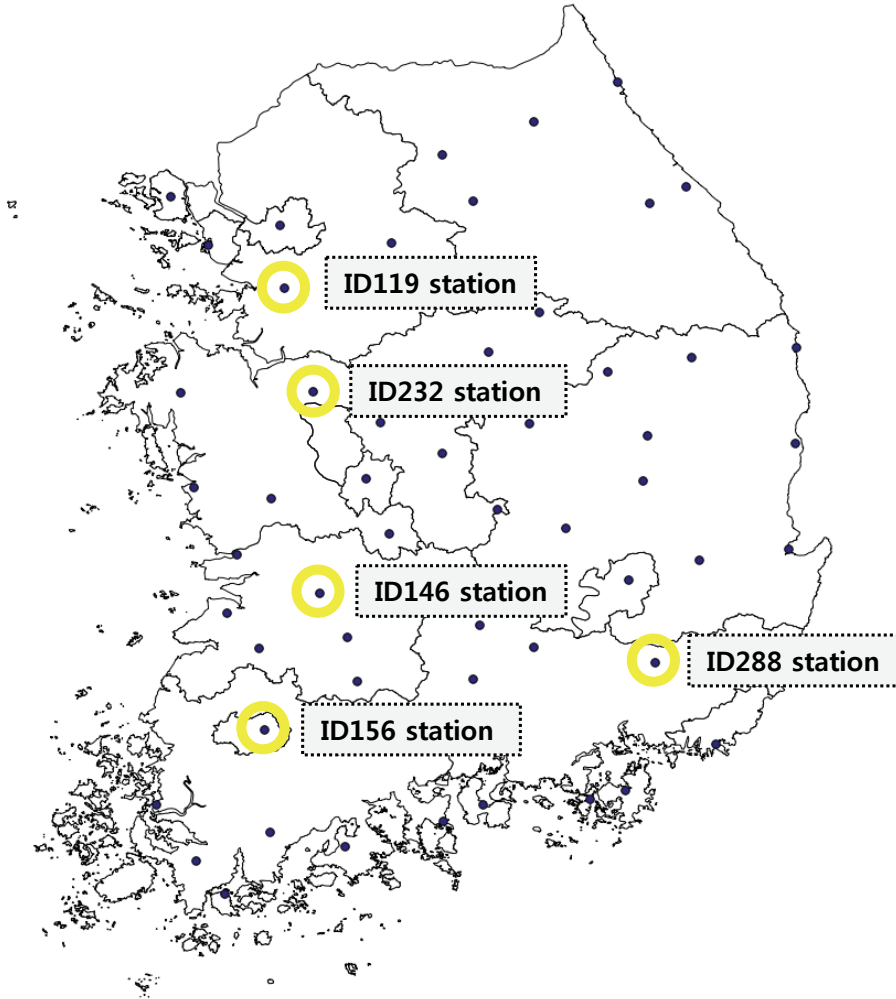


Figure 19. Weather generator 평가를 위해 사용된 5개 ASOS 기상관측소 지점.

현재 월평균 기온과 월평균 강수량으로 제공되고 있는 계절예측정보를 시간적상세화, 즉 일별자료로 상세화 하는 통계적 기법을 시도하였다. 농업분야에서 일반적으로 활용되는 상세화기법 중 확률적 날씨생성기(Stochastic weather generator, WG)를 이용한 상세화기법을 통해 APCC 계절예측정보의 EPIRICE 모형에 대한 활용성을 평가하였다.

이를 위해 먼저 EPIRICE 모형에 적합한 일별기상자료를 합성하는 WG를 선정해야 했다. 본 연구에서 평가된 GEM과 ClimGen은 모두 WGEN을 기반으로 하지만 각기 다른 목적을 위해 개발된 WG이기 때문에 각 WG를 통해 합성된 일별기상자료가 본 연구의 농업모형에 적합하게 활용될 수 있는지를 평가할 필요가 있다. 특히 대부분의 병해 예찰 모형이 기온과 강수량 뿐만 아니라 상대습도에 민감하게 반응하므로 이 3가지 기상요소를 관측값과 가장 비슷하게 합성할 수 있는지를 바탕으로 WG를 선정하여야 한다.

본 연구에서는 GEM과 ClimGen의 EPIRICE 모형에 대한 적합성을 평가하기 위해 59개 ASOS 기상관측소 지점 중에 국내 주요 쌀 생산지인 5개의 도를 대표하는 화성(119), 아산(232), 전주(146), 광주(156)와 밀양(288) 지점을 대상으로 평가를 수행하였다. 각 지점의 과거 1976~2005년 동안의 30년 관측기상자료와 WG로 생성된 30년 합성기상자료를 활용하여 기후자료 자체에 대한 비교평가 및 EPIRICE 모형의 결과값을 비교하여 어떤 WG가 본 연구목적에 적합한지를 평가하였다.

6.2.1.1 관측기상자료와 WG 합성기상자료의 비교 평가

5개 ASOS 기상관측소 지점의 1976~2005년의 30년 일별 관측기상자료를 사용하여 GEM과 ClimGen의 지점별 모수를 결정하고, 각 모수를 바탕으로 새로운 30년 일별 기상자료를 합성하였다. 특히 GEM의 경우 R 프로그램을 통해 새로운 기상자료를 합성하는 과정을 모두 자동화 하였다. 일단 정해진 포맷의 관측기상자료만 준비되면 R 프로그램이 관측기상자료를 읽어 포트란 코드로 작성된 GEM을 불러들여 총 3단계로 나뉘어져 있는 합성과정을 자동으로 진행하도록 하였다. 본 연구에서 개발된 R 코드를 사용하면, 추후 지점이 추가되거나 더 많은 합성기상자료가 필요할 때 새로운 합성자료를 생성하는 시간과 노력을 줄일 수 있을 것으로 생각한다. ClimGen의 경우 소스코드를 공개하지 않았기 때문에 기존 프로그램을 있는 그대로 사용해야 했지만, 본 연구를 수행하면서 개발자와 지속적인 협의를 통해 주요 단계별로 한꺼번에 많은 자료를 처리할 수 있도록 업그레이드가 되었기 때문에 해당 WG를 사용하여 5개 지점에 대한 30년 합성기상자료를 문제없이 생성할 수 있었다.

각각의 WG가 각 지점 관측값의 월별 기후변동성을 얼마나 잘 재현할 수 있는지를

통계분석과 그래픽분석을 통해 평가하였다. 먼저 표 13은 각 ASOS 지점의 월평균 강수량을 대상으로 관측기상자료와 합성기상자료를 비교분석한 결과이다. 각 지점별 월평균 강수량의 30년 평균과 표준편차를 계산한 후, K-S test 통계기법을 이용하여 관측값과 합성값의 평균과 분산에 대한 통계적 분석을 수행하였다. K-S test는 관측값을 정규분포라고 가정했을 때 WG에 의해 생성된 합성값이 관측값의 정규성을 따르는지를 검정하는 방법이다. 이는 평균과 분산을 동시에 분석할 수 있는 통계기법이기 때문에, P-value가 0.05 이하일 때는 관측자료와 합성자료의 평균과 분산이 95% 신뢰수준에서 유의미한 차이가 있음을 나타낸다. 따라서 표 13에서 0.05 이하의 P-value를 보이는 WG의 월평균 강수량은 해당 월에 대해 WG가 관측기상자료와 통계적으로 유의한 차이가 나는 합성기상자료를 생성하였음을 나타내는 것이다.

Table 13. 기상관측소 지점별 과거 30년(1976-2005년)에 대한 월평균 강수량 통계와 GEM과 ClimGen에 의해 생성된 30년 합성기상자료와 과거기상자료 사이의 K-S test 통계분석 결과 (Jan~Jun). P-value가 0.05 이하일 때는 관측기상자료와 합성기상자료의 평균과 분산이 95% 신뢰수준에서 유의미한 차이가 있음을 나타냄. 즉 합성기상자료가 관측기상자료를 재현하지 못함을 나타냄.

stations	weather data		Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun
ID199	Obs	mean	21.37	26.05	42.96	76.61	88.29	142.47
		std	17.16	25.28	27.34	57.7	56	103.35
	GEM	mean	22.23	20.77	45.17	68.65	100.19	151.25
		std	15.89	12.99	32.61	39.15	48.36	80.18
		P-value (ks-test)	0.808	0.388	0.958	0.958	0.393	0.808
	ClimGen	mean	20.11	29.76	37.54	71.57	92.01	132.62
		std	15.32	20.89	22.33	47.54	62.86	88.93
		P-value (ks-test)	0.952	0.393	0.594	0.952	0.799	0.808
	ID146	Obs	mean	32.31	40	54.36	85.64	85.39
std			23.94	30.16	24.22	54.02	39.75	106.79
GEM		mean	28.49	34.52	72.36	75.95	91.95	141.37
		std	15.31	23.07	34.05	45.48	42.75	80.42
		P-value (ks-test)	0.799	0.799	0.003	0.594	0.586	0.239
ClimGen		mean	33.29	39.72	45.36	76.74	80.78	160.19
		std	12.02	27.86	19.44	53.15	45.72	114.38
		P-value (ks-test)	0.041	0.999	0.586	0.808	0.586	0.393

stations	weather data		Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun
ID156	Obs	mean	37.64	45.76	61.32	92.1	87.51	195.8
		std	25.74	28.78	28.33	60.04	46.44	116.49
	GEM	mean	33.2	40.65	73.62	83.84	89.62	174.49
		std	17.56	26.82	30.46	47.14	46.95	87.78
		P-value (ks-test)	0.799	0.388	0.071	0.808	0.958	0.808
	ClimGen	mean	33.89	47.06	59.47	91.81	66.51	181.09
		std	14.62	30.05	31.83	51.26	31.2	94.43
		P-value (ks-test)	0.952	1	0.799	0.952	0.071	0.999
	ID232	Obs	mean	22.59	28.55	44.28	73.95	81.04
std			18.39	24.63	26.88	50.23	45.73	99.74
GEM		mean	27.91	20.2	45.04	68.52	90.13	142.22
		std	16.68	14.07	23.7	36.06	58.91	67
		P-value (ks-test)	0.071	0.236	0.586	0.958	0.999	0.808
ClimGen		mean	20.27	29.7	48.76	82.66	96.57	137.34
		std	10.75	19.21	39.56	45.91	56.4	88.29
		P-value (ks-test)	0.799	0.586	0.799	0.594	0.393	0.808
ID288		Obs	mean	21.09	32.68	55.38	98.42	98.84
	std		18.86	27.22	28.71	48.48	48.84	122.53
	GEM	mean	13.89	24.1	61.57	94.93	108.01	174.94
		std	13.52	25	37.6	46.9	58.3	78.38
		P-value (ks-test)	0.071	0.134	0.808	0.999	0.958	0.594
	ClimGen	mean	16.78	30.13	62.4	106.23	97.32	168.26
		std	11.47	19.63	37.19	74.5	65.62	87.26
		P-value (ks-test)	0.586	0.799	0.808	0.808	0.594	0.388

Table 13. 계속 (Jul~Dec).

stations	weather data		Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
ID199	Obs	mean	306.51	298.74	139.82	53.75	48.28	23.94
		std	116.87	182	130.6	55.28	31.9	15.34
	GEM	mean	265.12	321.54	144.27	67.56	43.17	29.06
		std	115.91	121.71	81.2	50.45	24.07	16.67
		P-value (ks-test)	0.239	0.393	0.594	0.594	0.999	0.239
	ClimGen	mean	301.73	280.72	132.67	57.87	43.72	22.03
		std	103.32	176.31	85.33	41.8	22.81	14.05
P-value (ks-test)		0.999	0.594	0.808	0.388	0.594	0.808	
ID146	Obs	mean	276.36	278.16	127.23	55.44	54.15	32.32
		std	137.65	126.69	95.72	39.1	35.9	17.25
	GEM	mean	258.59	262.52	144.4	65.95	58.08	36.14
		std	90.56	87.36	62.23	40.39	35.07	20.85
		P-value (ks-test)	0.594	0.594	0.035	0.586	0.239	0.594
	ClimGen	mean	281.73	280.05	135.05	54.19	45.68	29.33
		std	123.67	158.61	94.53	31.38	30.61	15.69
P-value (ks-test)		0.393	0.808	0.808	0.594	0.808	0.388	
ID156	Obs	mean	273.5	304.34	141.54	48.08	52.51	33.07
		std	149.42	150.31	91.72	35.88	31.93	19.58
	GEM	mean	235.13	263.58	156.93	62.97	44.1	38.5
		std	103.69	82.94	81.13	34.21	22.38	21.11
		P-value (ks-test)	0.586	0.239	0.239	0.134	0.799	0.388
	ClimGen	mean	303.85	343.09	115.43	44.04	56.48	30.75
		std	160	143.48	71.85	23.89	37.39	19.29
P-value (ks-test)		0.958	0.594	0.239	0.808	0.808	0.808	
ID232	Obs	mean	255.75	309.88	147.32	54.96	51.9	28.89
		std	109.01	213.47	112.92	52.5	35.41	15.63
	GEM	mean	265.3	235.21	137.19	80.97	43.33	33.68
		std	111.7	100.39	61.99	54.52	29.03	17.69
		P-value (ks-test)	0.594	0.594	0.135	0.135	0.388	0.808
	ClimGen	mean	280.75	297.31	128.64	57.14	47.31	29.15
		std	106.59	195.74	107.34	42.02	22.37	14.55
P-value (ks-test)		0.808	0.808	0.594	0.388	0.808	0.808	
ID288	Obs	mean	239.05	257.66	137.2	42.16	42.75	17.11
		std	125.33	146.44	100.22	40.37	42.06	16.39
	GEM	mean	223.46	254.38	159.73	61.01	46.09	17.18
		std	83.27	109.56	103.46	37.98	28.29	15.37
		P-value (ks-test)	0.594	0.808	0.236	0.035	0.236	0.799
	ClimGen	mean	250.38	224.16	119.47	40.46	41.72	15.9
		std	159.76	93.28	71.35	33.69	35.4	19.81
P-value (ks-test)		0.808	0.586	0.586	0.799	0.998	0.586	

분석결과를 살펴보면 ID146 지점에서 ClimGen이 합성한 기상자료의 1월 달 월평균 강수량이 관측자료와 통계적으로 유의하게 차이를 보이고, GEM 합성기상자료의 경우 3월과 9월 달 월평균 강수량에서 유의한 차이가 나타남을 알 수 있었다. 또한 ID288 지점에서는 10월 달 강수량에 대해서만 GEM이 관측자료와 통계적으로 유의한 차이가 나는 합성자료를 생성한 것으로 나타났다. 그 외의 다른 경우에는 P-value가 0.05 이상으로, 관측기상자료와 평균과 분산에서 통계적인 차이가 없는 합성기상자료를 WG가 생성하였음을 알 수 있었다.

하지만 통계분석결과와 상관없이 월평균 강수량을 있는 그대로 비교해보면 사실상 관측기상자료와 합성기상자료 사이에 상당한 차이가 나는 것을 확인할 수 있다. 예를 들어 표 13의 6월 달 월평균 강수량을 보면 관측기상자료에서는 30년 평균이 181.34 mm/month 이었고 이를 바탕으로 GEM이 합성한 30년 기상자료의 월평균 강수량은 141.37 mm/month, 그리고 ClimGen의 30년 월평균 강수량은 160.19 mm/month 으로 나타났다. 합성 결과를 숫자적으로만 비교하면 WG가 합성한 강수량이 실제 관측자료를 제대로 모의하고 있지 못한 것으로 나타난다. 그럼에도 불구하고 K-S test에서 0.239와 0.393의 P-value를 나타낸 것은 평균 뿐만 아니라 표준편차를 바탕으로 한 분산 정도도 함께 분석했기 때문에 유의한 차이를 보이지 않았던 것으로 생각된다. 비록 통계적으로는 K-S test를 통해 WG가 관측기상자료와 비슷한 합성기상자료를 생성하고 있는 것으로 나타났지만, 월평균 강수량을 대상으로 그래픽 분석을 한 결과인 그림 20을 보면 각 지점별로 정도의 차이는 있지만 7월과 8월 달에 관측기상자료와 합성기상자료의 강수량의 차이가 심하게 나는 것을 확인할 수가 있다. 결과적으로 계절예측정보를 바탕으로 WG 합성된 기상자료를 있는 그대로 사용하는 것은 다시 한 번 고려해야 할 필요성이 있어 보인다. 예를 들어 계절예측정보가 180 mm/month의 강수량을 예보했을 때 WG를 이용해서 합성한 기상자료의 월평균 강수량은 180 mm/month를 정확하게 모의하지 못할 뿐만 아니라, 앞서 살펴본 6월 월평균 강수량의 예와 같이 최대 40 mm 가까이 차이가 나는 강수량을 합성할 가능성이 있다. 실제 병해충이 역동적으로 발생하고 퍼지는 농업 현장에서 180 mm와 140 mm의 월평균 강수량은 병해충 발생 결과에 큰 차이를 보일 것이기 때문이다.

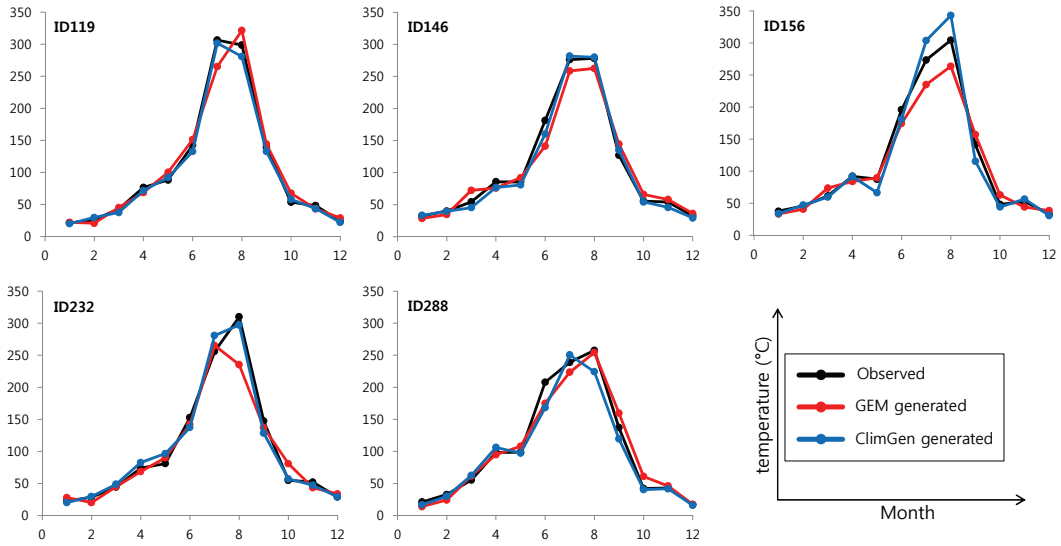


Figure 20. 기상관측소 지점별 과거 30년(1976-2005년)에 대한 월평균 강수량(Observed)과 GEM과 ClimGen에 의해 생성된 30년 합성기상자료(GEM generated, ClimGen generated)의 그래프 비교, 대부분 지점에서 7월부터 8월 기간에 합성기상값이 관측기상값을 제대로 재현하지 못하고 있음.

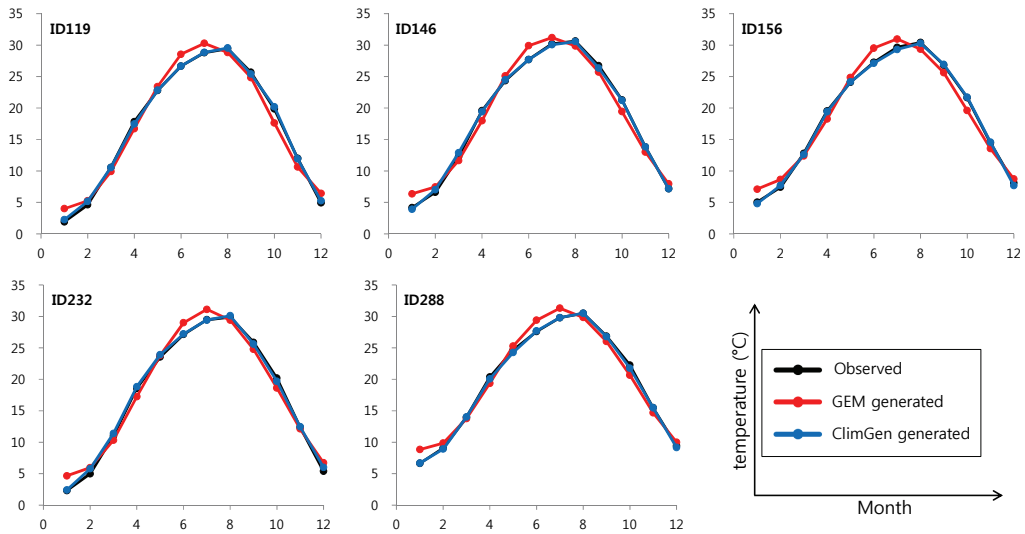


Figure 21. 기상관측소 지점별 과거 30년(1976-2005년)에 대한 월평균 최고온도(Observed)와 GEM과 ClimGen에 의해 생성된 30년 합성기상자료의 월평균 최고온도(GEM generated, ClimGen generated)의 그래프 비교, 대부분 지점에서 GEM에 의해 합성된 기상값이 6월부터 7월까지의 관측기상값을 제대로 재현하지 못하고 있음.

다음으로 일 최고기온의 월평균 값을 대상으로 그래픽 분석을 수행하였다. 해당 지점의 월별 관측기상자료의 30년 평균값을 WG 합성기상자료의 30년 평균값과 직접 그래프 상에서 비교하였다. 그림 21과 같이 대체적으로 ClimGen 합성값이 관측값과 더 유사하게 월별기상자료를 재현하고 있는 것으로 나타났고, GEM은 최고기온의 월평균합성값이 관측자료와 1월, 6월, 7월을 중심으로 심하게 차이가 나는 것으로 나타났다. 이는 GEM이 최고기온의 월평균 값에 대해 관측값을 제대로 재현하지 못하고 있음을 보여준다. 분석한 모든 지점에서 비슷한 양상의 차이를 보여주었기 때문에 이는 기본적으로 GEM의 기온 생성알고리즘 자체의 특성이 기인한 결과가 아닐까 생각되었다. 그림 22은 최저기온의 월평균 값에 대한 그래픽 분석인데, 최고온도와 마찬가지로 GEM의 합성기상자료가 평가된 모든 지점에서 특정한 달의 최저기온을 편향적으로 합성하고 있음을 확인할 수 있었다. 최저기온의 경우 5월, 6월, 8월에 관측치보다 높거나 낮은 경향성을 보여주고 있다. 마지막으로 EPIRICE 모형에서 기온과 강수량과 함께 입력값으로 사용하는 상대습도에 대한 WG의 성능을 평가하였다. 그림 23와 같이 월평균 상대습도의 경우에는 2개의 WG 모두 관측자료의 월평균 값을 제대로 재현하지 못하였다. 특히 3월부터 5월까지의 봄철 상대습도를 관측값보다 상당히 높게 합성하였음을 볼 수 있다. 하지만 대부분 지점에서 6월 이후의 상대습도 값이 관측값에 그나마 근접해지는 것으로 보였는데, EPIRICE 모형이 주로 사용하는 기상자료의 기간이 6월부터 8월까지의 여름기간임을 감안하면 모형의 결과값에 대한 영향은 그렇게 크지 않을 것으로 판단된다.

WG에 의해 합성된 기상자료의 월별 기상변동성 자체만 보면 ClimGen이 기온변수에 대해서 관측값을 훨씬 근접하게 재현하고 있고, 상대습도 또한 GEM보다는 관측값에 더 가까운 기상값을 합성하였다. 강수량의 경우 K-S test 결과와 월평균 강수량의 관측값과의 차이를 바탕으로 평가하면 ClimGen이 GEM보다 실제 기상관측자료에 좀 더 가깝게 재현하고 있는 것으로 보인다. 재현된 기간 중 EPIRICE모형이 구동되는 여름철 기간만을 대상으로 분석해보면 최고기온의 경우 GEM이 관측치보다 6월과 7월에 상대적으로 높은 월평균 최고기온을 생성하고, 최저기온의 경우 6월에는 높게 8월에는 낮게 생성하고 있었다. 하지만 강수량이나 상대습도의 경우 여름철 기간에는 GEM과 ClimGen 모두 동일하게 재현성이 떨어지는 것으로 나타났다. 일부 WG의 경우 모수의 매트릭스를 조정하여 합성기상값의 기상요소별 평균을 자유자재로 변경할 수 있는 것으

로 알려져 있다. 그럼에도 불구하고 앞선 분석결과와 같이 생성된 합성기상자료가 조정된 모수를 정확하게 반영할 수 있을지는 미지수이다. 이는 기후변화 시나리오에 WG를 활용하는 측면에서 도움이 되는 기능일 수도 있지만, 본 연구가 추구하는 계절예측정보에 대한 상세화에는 활용하기 어려울 것으로 생각된다. 계절예측정보의 활용 측면에서는 WG 합성자료가 얼마나 계절예측정보를 정확하게 반영할 수 있는지가 중요한 문제이기 때문이다.

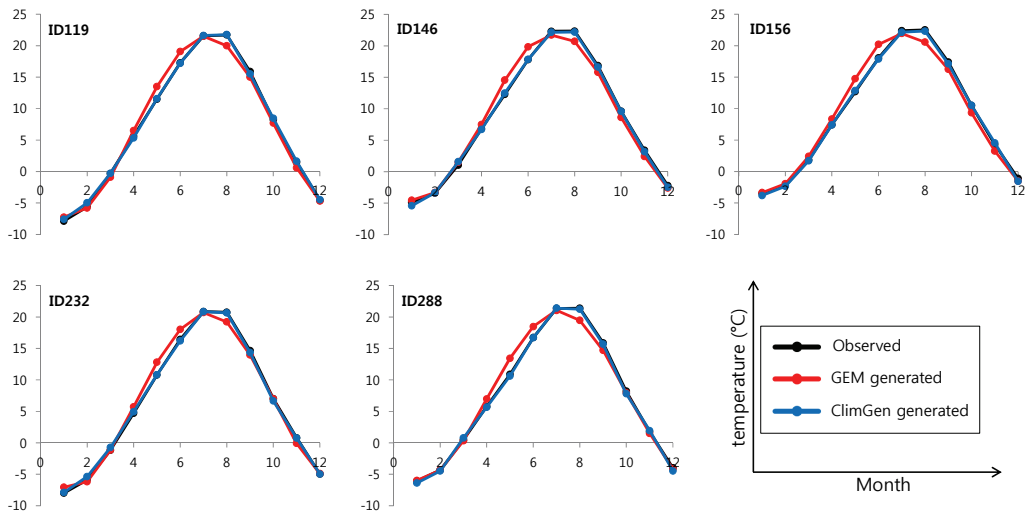


Figure 22. 기상관측소 지점별 과거 30년(1976–2005년)에 대한 월평균 최저온도(Observed)와 GEM과 ClimGen에 의해 생성된 30년 합성기상자료의 월평균 최저온도(GEM generated, ClimGen generated)의 그래프 비교. 대부분 지점에서 GEM 합성기상값이 과거 관측기상값보다 5~6월은 상대적으로 높게, 8월은 상대적으로 낮게 최저온도를 재현하고 있음.

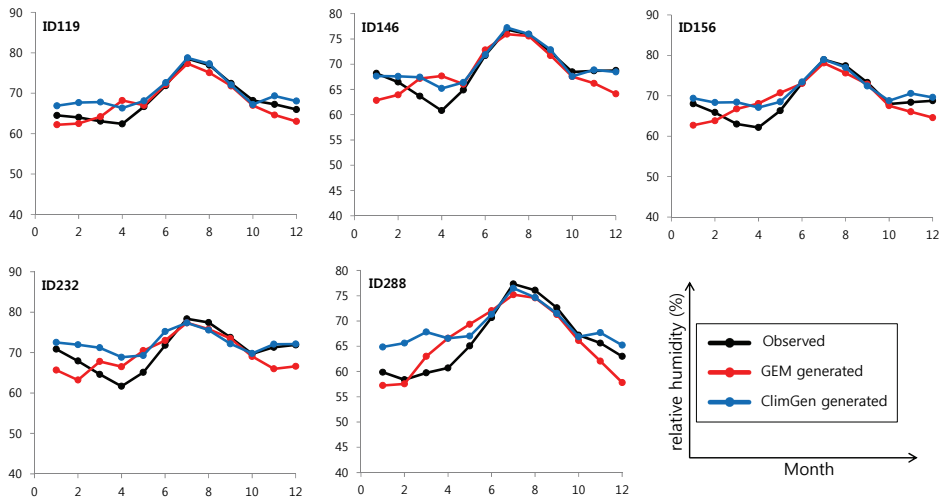


Figure 23. 기상관측소 지점별 과거 30년(1976–2005년)에 대한 월평균 상대습도(Observed)와 GEM과 ClimGen에 의해 생성된 30년 합성기상자료의 월평균 상대습도(GEM generated, ClimGen generated)의 그래프 비교. 연중 여름을 제외한 모든 기간 동안 WG 합성기상값이 관측기상값과 달리 커다란 변동성을 보이고 있음.

6.2.1.2 EPIRICE 모형을 활용한 weather generator 적합성 평가

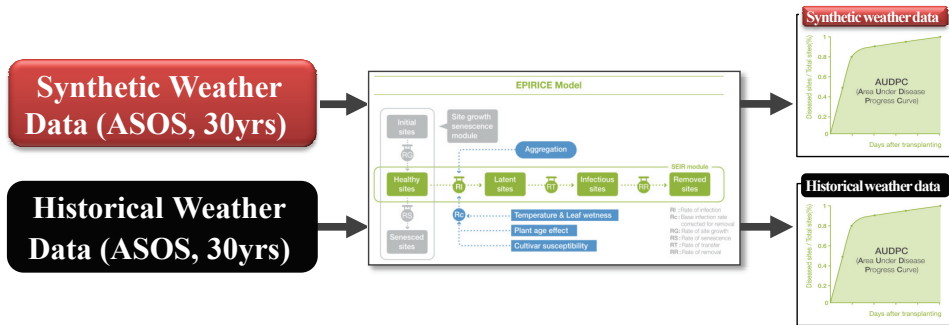


Figure 24. EPIRICE 모형을 활용한 WG 적합성 평가. WG로부터 합성된 30년 합성기상자료를 입력값으로 EPIRICE 모형을 구동하여 얻은 AUDPC와 같은 기간 과거기상자료를 입력값으로 한 EPIRICE 모형의 AUDPC를 비교하여 통계분석을 실시함.

EPIRICE 모형은 일별 기상요소를 입력값으로 사용하여 매일의 감염속도가 결정되는 알고리즘을 가지고 있다. 결과적으로 일별 기상변동성에 굉장히 민감하게 반응을 보이기 때문에 앞에서 월별 기상변동성을 중심으로 WG를 비교 평가한 결과를 바탕으로 EPIRICE 모형에도 적합할지 여부를 판단할 수 없다. 예를 들어, 어떤 WG의 경우에는 관측값의 월별 기상변동성은 제대로 재현하지만 일별 기상변동성의 재현성능이 낮을 수도 있고, 반대로 월별 변동성에 대한 재현성능은 낮지만 일별 변동성은 관측값과 비슷하게 재현할 수도 있다. 따라서 실제로 모형을 구동한 결과값을 바탕으로 WG를 평가하여 기상자료의 월평균 값을 바탕으로 평가된 결과와 비교하고 어떤 WG를 선택하여 사용할 지에 대한 최종 의사결정을 내려야 할 필요성이 있었다.

본 연구에서는 2013년 연구를 통해 국내에 맞게 모수화 및 검보정 된 비 도열병 예측모형인 EPIRICE-LB와 잎집무늬마름병 예측모형인 EPIRICE-SB 모형을 모두 활용하여 5개 ASOS 지점의 30년 일별 관측기상자료와 GEM와 ClimGen을 통해 생성된 일별 합성기상자료의 모형 적합성을 평가하였다. 그림 24에서와 같이 30년 관측기상자료(historical weather data)를 입력값으로 해서 나온 EPIRICE 모형의 결과값(AUDPC)과 합성기상자료(synthetic weather data)를 입력값으로 한 EPIRICE 모형의 결과값(AUDPC)을 다양한 통계기법을 이용해 비교 분석하고 2개의 결과값에 통계적으로 유의한 차이가 존재하는지 여부를 바탕으로 WG의 모형 적합성을 평가하였다. EPIRICE 모형의 구동에 필요한 이앙일과 품종의 경종적 정보는 국내 평균 이앙일인 5월 25일과 중간 감수성을 보이는 품종인 동진을 사용하여 구동하였다.

Table 14. GEM과 ClimGen에 의해 합성된 기상값과 관측기상값을 입력값으로 EPIRICE-LB 모형을 구동하여 AUDPC를 얻고 이를 바탕으로 t-test, F-test, K-S test 통계 분석한 결과. 통계분석 결과인 P-value를 바탕으로 0.05보다 낮은 P-value는 각 WG 합성기상자료에 의한 모형의 결과값이 관측기상자료에 의한 모형의 결과값과 95% 신뢰수준에서 통계적으로 유의한 차이가 나는 것을 의미함. 즉 합성기상자료에 의한 모형의 결과값이 관측기상자료에 의한 모형 결과값을 재현하지 못함을 나타냄.

EPIRICE-LB		ID119	ID146	ID156	ID232	ID288
Observed	mean	70.14	61.60	74.25	95.11	63.43
	stdev	43.78	32.26	41.25	45.56	30.30
GEM generated	mean	65.44	52.41	49.80	85.53	70.01
	stdev	19.33	18.37	20.73	23.82	23.77
	P-value (t-test)	0.593	0.182	0.006	0.313	0.354
	P-value (F-test)	0.000	0.003	0.000	0.001	0.197
	P-value (K-S test)	0.135	0.393	0.007	0.239	0.239
ClimGen generated	mean	108.42	82.56	99.12	118.95	109.41
	stdev	28.75	17.17	18.12	19.91	19.29
	P-value (t-test)	0.000	0.003	0.004	0.012	0.000
	P-value (F-test)	0.027	0.001	0.000	0.000	0.018
	P-value (K-S test)	0.000	0.003	0.002	0.016	0.000

Table 15. EPIRICE-SB 모형을 사용한 것을 제외하고 표 14와 동일.

EPIRICE-SB		ID119	ID146	ID156	ID232	ID288
Observed	mean	2496.94	2306.64	2381.10	2598.40	2451.58
	std	386.42	388.17	420.37	324.40	291.67
GEM generated	mean	2656.50	2572.22	2577.85	2712.53	2625.60
	std	174.73	161.26	244.73	151.73	172.74
	P-value (t-test)	0.056	0.001	0.032	0.088	0.007
	P-value (F-test)	0.000	0.000	0.005	0.000	0.006
	P-value (K-S test)	0.035	0.000	0.007	0.239	0.007
ClimGen generated	mean	2727.90	2586.12	2622.00	2725.52	2661.49
	std	83.49	105.00	131.51	93.56	113.54
	P-value (t-test)	0.004	0.001	0.005	0.047	0.001
	P-value (F-test)	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
	P-value (K-S test)	0.003	0.000	0.016	0.393	0.000

표 14와 표 15는 각각 EPIRICE-LB와 EPIRICE-SB 모형의 결과값에 대한 30년 평균값과 표준편차를 나타낸다. 관측기상자료를 입력값으로 한 EPIRICE 모형의 결과값 (Observed)을 구하고, GEM과 ClimGen에 의한 합성기상자료를 입력값으로 한 EPIRICE 모형의 결과값(GEM generated와 ClimGen generated)을 구하여 각각 앞서 구한 Observed와 t-test, F-test, K-S test 분석을 수행하여 그 결과를 P-value로 나타냈다. 앞서 기상자료를 대상으로 분석한 방법과 마찬가지로 P-value가 0.05 이하이면 해당 통계검정에서 관측기상자료와 합성기상자료가 95% 신뢰수준에서 유의한 차이가 나는 것으로 해석될 수 있다. t-test의 경우 두 결과의 평균값을 바탕으로, F-test의 경우 두 결과의 표준편차(분산)을 바탕으로, K-S test의 경우는 평균값과 분

산을 모두 고려하여 검정을 하게 된다. ClimGen을 통해 생성된 합성기상자료를 입력값으로 한 EPIRICE 모형 결과값은 대부분의 경우 관측자료로부터 얻은 EPIRICE 모형 결과값과 통계적으로 유의한 차이를 보이고 있음을 확인하였다. 하지만 GEM의 경우 사용된 EPIRICE 모형과 지점에 따라 평균과 표준편차에서 관측값을 유사하게 모의하는 경우가 상대적으로 많았다. 특히 EPIRICE-LB의 경우 ID156을 제외한 나머지 지점에서 관측결과의 평균과 유사한 30년 평균을 보였다. 반면 ClimGen 합성기상자료를 사용한 EPIRICE-LB 모형의 결과값은 모든 지점에서 관측결과의 평균과 통계적으로 유의한 (t-test) 차이를 보였다. EPIRICE-SB의 경우 WG 합성기상자료를 사용해서 얻은 대부분의 결과값이 관측기상자료에 의한 결과값과 유의한 통계적 차이를 보였다.

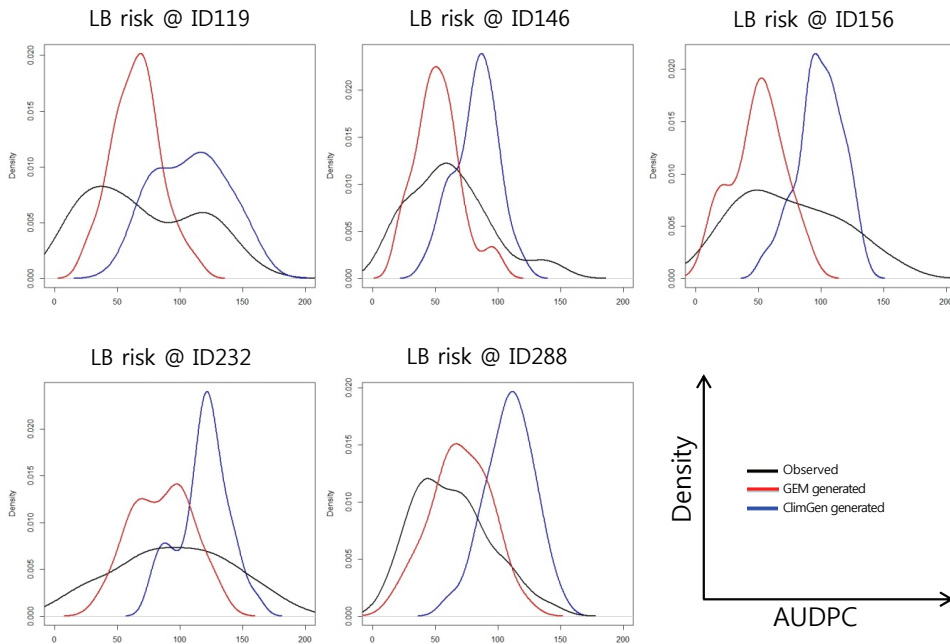


Figure 25. 밀도그림을 이용해 WG 합성기상자료(GEM generated와 ClimGen generated)와 관측기상자료(Observed)에 의한 EPIRICE-LB 모형의 AUDPC 결과값 비교.

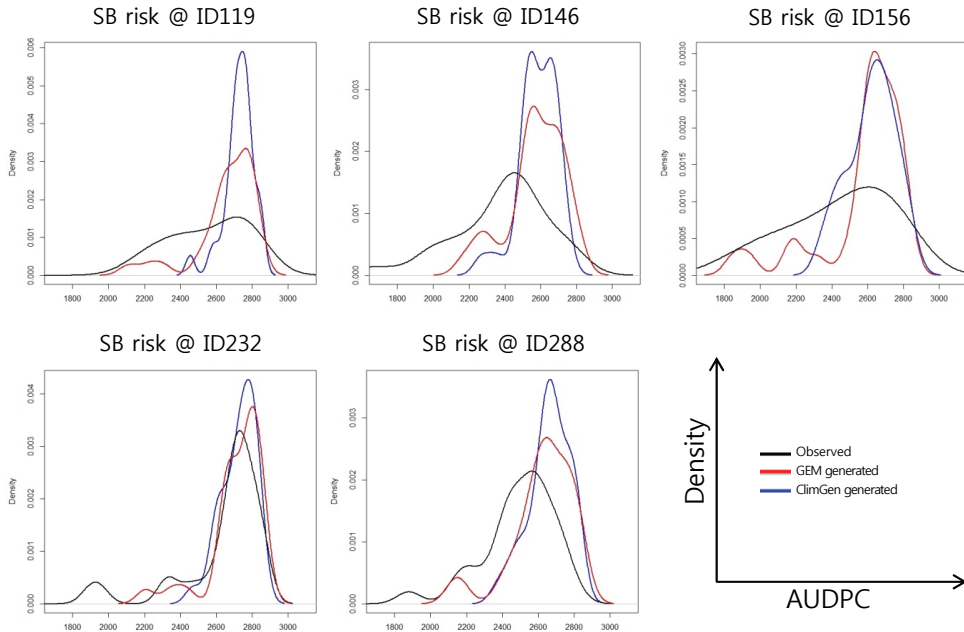


Figure 26. 밀도그림을 이용해 WG 합성기상자료(GEM generated와 ClimGen generated)와 관측기상자료(Observed)에 의한 EPIRICE-SB 모형의 AUDPC 결과값 비교.

그림 25과 26는 밀도그림(density plot)을 활용해 각 EPIRICE 모형 결과값의 AUDPC별 밀도를 살펴본 것이다. 대부분의 밀도그림에서 관측기상자료를 이용했을 경우의 모형 결과값을 2개의 WG 합성기상자료를 이용했을 경우의 모형 결과값이 재현해 주지 못함을 알 수 있다. 일반적으로 WG 합성기상자료에 의한 EPIRICE 모형의 결과값은 특정 범위의 AUDPC를 중심으로 해서 몰려있는 분포도를 보이고 있는 반면, 관측기상자료에 의한 EPIRICE 모형의 결과값은 넓은 퍼진 형태의 AUDPC 분포도를 보이고 있다. 가장 큰 이유는 관측기상자료가 가지고 있는 넓은 범위의 기후변동성을 각 WG 합성기상자료가 재현하지 못하기 때문일 것이다. 즉, 대부분의 WG가 가지고 있는 문제점 중 하나인 실제 관측에서 발생하는 극한기후를 합성하지 못하는 한계로 인한 결과인 것이다. 실제로 많은 WG는 합성된 기후요소들의 분산이 실제 관측된 기후요소들의 분산보다 상대적으로 작게 추정되는 문제점을 가지고 있다 (Katz와 Parlange, 1998). 이

러한 현상을 과분산현상(overdispersion)이라고 하는데 최근 이를 줄이기 위한 많은 연구들이 진행되어지고 있다 (Kim 등, 2012). 그럼에도 불구하고 EPIRICE-LB의 경우 GEM 합성기상자료를 입력값으로 모형을 구동했을 때 ClimGen에 비해 관측기상자료에 의한 모형 결과값의 평균을 어느 정도 재현하는 것을 확인할 수 있었다. 이는 앞서 표 14에서 해석되었던 것을 시각적으로 표현한 것이다. EPIRICE-SB의 경우 2개의 WG 합성기상자료에 의한 모형의 결과값이 관측기상자료에 의한 모형의 결과값과 평균과 분산 모두에서 차이를 보여주고 있음을 밀도그림에서 확인할 수 있었다. 다만 지점에 따라서 관측값의 기후변동성이 작은 경우, 예를 들면 그림 26의 ID232 지점의 경우 WG 합성기상자료가 어느 정도 관측값에 대한 재현성을 보이고 있는 것을 알 수 있다. 다시 말해 관측기상자료의 변동성이 작을 때는 WG 합성기상자료의 재현성이 높아지는 것으로 보인다. 결론적으로, EPIRICE 모형을 이용한 WG 합성기상자료의 적합성 평가 결과 GEM을 통해 생성된 합성기상자료를 입력값으로 하였을 때 관측값을 재현하는 성능이 더 높은 것으로 보이며, 이를 바탕으로 다음 단계인 시간적상세화 기법의 개발과 평가에 GEM을 선택하여 활용하였다.

6.2.1.3 EPIRICE 모형의 기상알고리즘 활용 weather generator 합성기상자료의 일별 변동성에 대한 평가기법 개발

앞서 EPIRICE 모형을 이용한 WG 합성기상자료의 적합성 평가 결과 GEM이 ClimGen보다 모형에 적합한 것으로 나타났다. 하지만 앞서 월평균 값을 바탕으로 WG 합성기상자료와 관측기상자료를 비교했을 때는 정반대의 결과를 얻었기 때문에 월별이 아닌 일별 기상변동성으로 인해 GEM이 EPIRICE 모형에 더 적합하게 나온 것으로 추정할 수밖에 없었다. 두 WG의 일별 변동성을 일일이 비교할 수는 없지만 합성기상자료의 일별 자료를 모형과 연관 지어 간단하게라도 분석할 수 있다면 일별 변동성에 대한 단서를 추정할 수 있을 것이라 생각했다. 따라서 본 연구에서는 각 WG가 합성한 기상자료의 일별 변동성을 EPIRICE-LB 모형의 일도열병 감염위험도를 구성하는 기상알고리즘을 바탕으로 분석하였고, 해당 분석 결과가 앞서 EPIRICE-LB 모형을 활용하여 WG의 적합성 평가한 결과(표 14)를 지지하는지 확인하였다.

일별 변동성 평가를 위해 기상자료 전체를 분석하지 않고 EPIRICE 모형이 구동되는

이양시기부터 이양후 100일 동안의 기상자료만을 추출하여 분석하였다. 다음 표 16, 17, 18은 각각 GEM과 ClimGen에 의한 합성기상자료(GEM generated와 ClimGen generated)와 관측기상자료(Observed)의 일평균 기온, 일평균 상대습도, 일평균 강수량이 기 설정된 각 기상요소의 특정 범위 내에 속하는 빈도수에 대한 30년 평균값과 표준편차를 나타낸다. 그리고 관측기상자료와 각각의 합성기상자료의 빈도수에 대한 t-test, F-test 분석을 수행한 결과를 P-value로 보여준다. 앞서 EPIRICE 모형 결과를 대상으로 분석한 방법과 마찬가지로 P-value가 0.05 이하이면 해당 통계검정에서 관측기상자료와 합성기상자료가 95% 신뢰수준에서 유의한 차이가 나는 것으로 해석할 수 있다.

표 16은 일평균 기온에 대한 빈도수를 분석한 결과인데 P-value가 0.05 이하인 t-test와 F-test의 결과는 하이라이트 되어 있다. 평가 대상지점 별로 차이가 있지만 일평균 기온의 빈도수는 2개의 WG 모두 관측값과 통계적으로 유의한 차이가 나는 일평균 기온의 빈도수, 즉 일별 변동성을 합성하는 것으로 보였다. 특히 관측자료의 넓은 일별 변동성의 범위(분산)를 재현하고 있지 못하며 GEM의 경우 ID119, ID146, ID156 지점에서, ClimGen의 경우 ID232, ID288 지점에서 일평균 기온의 빈도수에 대한 관측 기상자료의 평균을 제대로 모의하지 못했음을 알 수 있었다. 하지만 2개의 WG가 지점 별로 서로 다른 결과를 보였기 때문에 일평균 기온의 일별 변동성에 대한 우위를 평가하거나 앞서 EPIRICE-LB 모형을 활용한 WG 적합성 평가 결과를 지지하는지를 확인할 수 없었다. 표 17은 일평균 상대습도에 대한 빈도수를 분석한 결과인데 P-value가 0.05 이하인 결과를 보면 ClimGen에서 t-test와 F-test 모두에서 GEM에 비해 더 많은 결과를 보였음을 알 수 있다. ClimGen 합성기상자료에서는 ID146과 ID156 지점에서 일평균 상대습도의 빈도수에 대한 관측기상자료의 평균을 다르게 합성하였지만 GEM 합성기상자료는 통계적으로 유의한 상대습도의 일별 변동성을 보이는 것으로 나타났다. 일평균 기온과 마찬가지로 관측기상자료의 넓은 일별 변동성을 모든 WG에서 제대로 재현하는데 실패하였다. 표 18은 일평균 강수량에 대한 결과인데 ClimGen의 ID119 지점, ID146 지점의 합성기상자료가 각각 평균과 분산에서 통계적으로 유의한 차이를 보인 것을 제외하고는 관측기상자료의 강수량 일별 변동성을 어느 정도 모의하는 것으로 나타났다. 결과적으로 2개의 WG 모두 일평균 기온에서는 관측기상자료의 일별 변동성을

재현하지 못하는 것으로 보였지만 일평균 상대습도와 강수량은 GEM이 ClimGen보다 조금 더 나은 결과를 보여주었다. 이는 앞서 EPIRICE-LB 모형을 활용한 WG 적합성 평가 결과를 지지하는 결과이다.

Table 16. GEM과 ClimGen의 합성기상자료(GEM generated, ClimGen generated)와 관측기상자료(Observed)의 일평균 기온이 특정구간에 포함되는 빈도수에 대한 30년 평균과 표준편차, t-test, F-test 통계분석 결과. 이양시기부터 이양후 100일 동안의 일평균 기온이 18~24°C의 범위 내에 포함되는 횟수를 일평균 기온에 대한 빈도수 (within-temp. hit frequency)로 나타냄.

within-temp. hit frequency (18 < mean temp. < 24)		ID119	ID146	ID156	ID232	ID288
Observed	mean	46.77	37.80	39.70	49.47	44.20
	stdev	12.84	10.82	10.68	13.18	9.91
GEM generated	mean	41.20	27.53	29.00	45.57	42.13
	stdev	6.92	6.74	5.88	5.65	7.51
	P-value (t-test)	0.042	0.000	0.000	0.144	0.367
	P-value (F-test)	0.001	0.013	0.002	0.001	0.141
ClimGen generated	mean	43.33	35.57	38.03	41.73	39.37
	stdev	7.87	6.67	6.18	6.93	8.11
	P-value (t-test)	0.218	0.340	0.463	0.007	0.043
	P-value (F-test)	0.010	0.011	0.004	0.000	0.285

Table 17. GEM과 ClimGen의 합성기상자료(GEM generated, ClimGen generated)와 관측기상자료(Observed)의 일평균 상대습도가 특정구간에 포함되는 빈도수에 대한 30년 평균과 표준편차, t-test, F-test 통계분석 결과. 이양시기부터 이양후 100일 동안의 일평균 상대습도가 80% 이상 범위 내에 포함되는 횟수를 일평균 상대습도에 대한 빈도수 (within-rhum, hit frequency)로 나타냄.

within-rhum. hit frequency (80 < mean rhum.)		ID119	ID146	ID156	ID232	ID288
Observed	mean	33.00	24.83	33.33	31.90	27.73
	stdev	12.86	7.53	11.87	20.24	15.35
GEM generated	mean	29.13	22.07	33.80	26.57	26.03
	stdev	6.45	5.63	5.05	6.10	4.96
	P-value (t-test)	0.148	0.113	0.844	0.176	0.567
	P-value (F-test)	0.000	0.121	0.003	0.000	0.000
ClimGen generated	mean	33.93	31.00	26.57	25.63	24.77
	stdev	5.21	4.32	6.68	4.44	5.97
	P-value (t-test)	0.715	0.000	0.009	0.107	0.330
	P-value (F-test)	0.000	0.004	0.000	0.000	0.000

Table 18. GEM과 ClimGen의 합성기상자료(GEM generated, ClimGen generated)와 관측기상자료(Observed)의 일평균 강수량이 특정구간에 포함되는 빈도수에 대한 30년 평균과 표준편차, t-test, F-test 통계분석 결과. 이양시기부터 이양후 100일 동안의 일평균 강수량이 1~50mm 범위 내에 포함되는 횟수를 일평균 강수량에 대한 빈도수 (within-prcp, hit frequency)로 나타냄.

within-prcp. hit frequency (1 < mean prcp. < 50)		ID119	ID146	ID156	ID232	ID288
Observed	mean	17.10	18.07	18.37	16.60	17.10
	stdev	4.80	5.10	5.56	4.39	4.62
GEM generated	mean	17.13	20.30	19.87	17.80	17.73
	stdev	3.78	4.05	4.38	3.85	3.83
	P-value (t-test)	0.976	0.066	0.250	0.265	0.566
	P-value (F-test)	0.996	0.222	0.205	0.487	0.320
ClimGen generated	mean	21.13	18.90	20.43	18.23	18.87
	stdev	4.80	3.46	4.23	4.70	5.01
	P-value (t-test)	0.002	0.462	0.111	0.169	0.161
	P-value (F-test)	0.201	0.041	0.149	0.721	0.666

모형의 기상알고리즘을 활용하여 합성기상자료의 일별 변동성을 평가한 결과가 모형을 구동한 결과를 바탕으로 평가한 결과를 어느 정도 지지하는 것으로 나왔지만 본 연구결과에는 여전히 문제점이 존재한다. 일단 본 연구에서 사용되었던 것처럼 모형의 기상알고리즘이 단순히 일정 범위내의 기상값에 대한 빈도수로 대표하기엔 너무 복잡하고 세밀하기 때문이다. 예를 들어 일평균 기온의 범위를 18-24℃로 정하였지만 EPIRICE-LB 모형은 각 온도별로 감염위험도에 미치는 영향정도가 다르기 때문에 단지 빈도수만으로 해당 기상자료의 일별 변동성이 모형에 적합하게 합성되었다고 판단하기엔 어렵다. 다른 상대습도와 강수량 역시 해당 범위 내에서 일차 또는 이차함수의 기울기를 가지고 다른 영향정도를 보이기 때문에 해당 결과를 바탕으로 평가를 내리는 것은 조심성을 가지고 접근해야 할 것이다. 또한 각 기상요소가 해당 범위에 속하는 빈도수가 반드시 모형의 최종 결과값과 높은 상관성을 보이지 않는 경우도 있기 때문에 이에 대한 사전 평가가 우선적으로 바탕이 되어야 할 것으로 생각된다.

6.2.2 Weather generator 활용 시간적상세화 기법 개발 및 평가

WG는 계절예측정보를 바탕으로 정확한 하나의 값을 주는 것이 아니라 과거 관측기상자료의 특성을 바탕으로 주어진 계절예측정보에 최대한 비슷한 분포를 보이는 합성기상자료를 생성하게 된다. 따라서 가장 간단하게 WG를 활용하여 계절예측정보의 시간적상세화, 즉 월별자료를 일별자료로 상세화 하는 방법은 주어진 예측정보에 따라 WG의 각 기상요소별 모수를 조정하여 새로운 기상자료를 합성하는 방법일 것이다. 앞서 GEM과 ClimGen에 대한 30년 합성기상자료를 분석한 결과를 바탕으로 WG에 의해 생성되는 기상값이 실제 관측자료의 확률적 빈도나 분포에 근거한 유사한 합성기상자료라는 것을 확인하였다. 하지만 APCC의 계절예측정보가 주어졌을 때 개별 계절예측모형의 정확한 기온과 강수량 예측값이나 MME에 의한 예측값을 바탕으로 시간적상세화를 하는 경우, WG의 모수 매트릭스를 조정하는 상세화는 정확한 계절예측정보를 반영하기 어렵다는 단점이 있다. 앞서 관측기상자료와 합성기상자료의 비교분석 결과를 살펴보면 2개 WG 모두에서 강수량과 상대습도에서 관측값과 차이가 나는 것을 볼 수 있었다. 더욱이 GEM의 경우 강수량이나 상대습도 뿐만 아니라 최고기온과 최저기온 합성값 조차도 관측값의 월별 평균과 분명한 차이가 보일 정도로 과거관측정보에 대한 재현성이 떨어진

다. 이런 경우에 계절예측정보를 반영하여 WG의 합성기상자료를 생성한다 하더라도 원래 계절예측정보와 전혀 다른 평균과 분포를 보이는 새로운 예측정보를 사용하게 될 수도 있는 것이다. 따라서 본 연구에서는 WG로부터 생성된 합성기상자료를 그대로 사용하는 방법이 아니라 계절예측정보를 가장 가깝게 재현하는 합성기상자료만을 선택적으로 사용하는 방법을 개발하였다.

그림 27에서는 WG를 활용한 시간적상세화 기법에 대한 대략적인 흐름도를 보여주고 있다. 먼저 각 지점의 30년 과거 관측기상자료를 바탕으로 GEM의 남한지역 기상관측소별 기후특성에 따른 모수 매트릭스를 결정한 후, 다년의 합성기상자료(약 1,000년 자료)를 시뮬레이션 하여 각 지점별 레퍼런스 기상자료은행(Reference weather data bank)을 만들어 놓는다. 레퍼런스 기상자료은행은 특정 지점의 기후특성의 범위 내에서 발생할 수 있는 모든 기후의 경우의 수를 모아놓은 자료의 집합체라고 생각할 수 있다. 일단 기온과 강수량의 계절예측정보가 주어지면 이를 바탕으로 가장 유사한 값을 보이는 합성기상자료를 레퍼런스 기상자료은행에서 마할라노비스 거리 분석기법을 이용하여 선정하게 된다. 이러한 방법을 본 연구에서는 최적기상자료 샘플링기법 (best-fit sampling, BFS)이라고 명명하였다. 이렇게 BFS를 통해 최종적으로 선정된 합성기상값을 최적기상자료(a best-fit synthetic weather data)로 간주하여 EPIRICE 모형에서 입력값으로 사용하였다. 상세화기법의 성능, 다른 표현으로는 EPIRICE 모형에 대한 적합성은 앞서 WG 선정에서 사용했던 그림 24의 평가 형식을 따라서 조사하였다. 하지만 여기서는 관측값과 합성값에 대한 같은 해의 결과를 일대일로 비교해야 하기 때문에 두 결과값의 시간적 상관관계를 바탕으로 계산한 상관계수값을 통해 평가하였다. 그림 27의 아래편 표를 보면 각 EPIRICE 모형별, 각 지점별 최적기상자료를 사용했을 때와 동일 기간의 관측기상자료를 사용했을 때 EPIRICE 모형의 결과값을 비교한 상관계수 결과값을 볼 수 있다. EPIRICE-SB의 경우 전반적으로 높은 상관계수를 보였고 EPIRICE-LB의 경우 그보다는 낮은 상관계수를 보였는데, 이는 각 모형의 기상요소를 처리하는 알고리즘의 민감성에 기인하는 것으로 판단된다. 결과적으로 최적기상자료를 선정하는 WG 시간적상세화 기법은 모든 경우에 관측기상자료와 합성기상자료에 의한 EPIRICE 모형의 결과값 사이에 95% 신뢰수준에서 유의미한 상관관계를 보이는 것으로 나타났다.

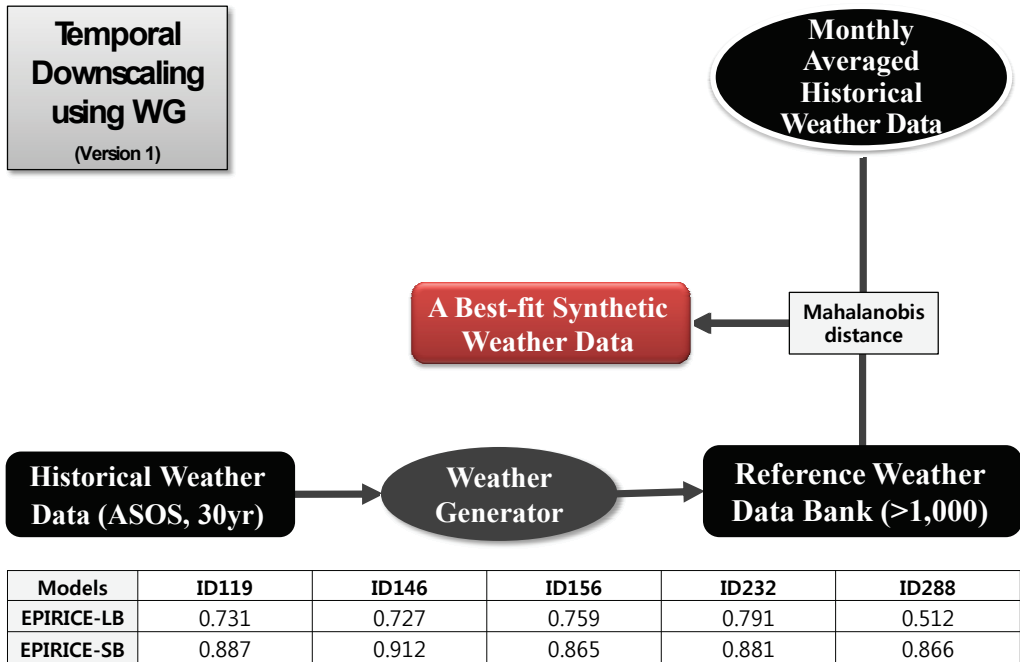


Figure 27. WG 활용 시간적 상세화기법(version 1)의 전체 흐름도(위편) 및 최적기상자료 샘플링기법을 통해 상세화 된 합성기상자료와 관측기상자료에 대한 EPIRICE 모형 결과값을 비교 분석하여 얻은 결과인 모형별, 기상관측소 지점별 상관계수 표(아래편).

앞서 계절예측정보를 가장 가깝게 재현하는 합성기상자료를 BFS를 통해 선택하였지만 여전히 계절예측정보와 합성기상자료 사이에는 작은 오차가 존재한다. 따라서 본 연구에서는 두 자료 사이의 오차값을 합성기상자료에 반영하여 교정된 결과를 사용하는 방법을 아래와 같이 시도하였다. 다시 말해서, BFS를 통해 선정된 합성기상자료를 바로 사용하지 않고 주어진 계절예측정보와의 차이를 보정해주는 오차교정(bias correction)을 추가적으로 적용하고, 이렇게 해서 최종적으로 생성된 합성기상값을 최적기상자료(a bias-corrected best-fit weather data)로 정하여 다음 EPIRICE모형에 입력값으로 사용하였다. 결과적으로 주어진 계절예측정보와 월평균 값이 정확하게 일치하는 최적기상자료를 사용할 수 있게 된다. 모형 결과값을 통한 평가결과를 보면 그림 28의 아래편

표와 같이 오차교정 전(before BC)과 후(after BC)를 비교해보면, EPIRICE-SB의 경우 뚜렷하게 상관계수가 향상되는 것을 볼 수 없었지만 EPIRICE-LB에서는 상관계수가 전반적으로 나아지는 결과를 볼 수 있었다. 이는 EPIRICE-LB가 EPIRICE-SB에 대해 기상 입력값에 대해 상대적으로 더 민감하기 때문에 생기는 결과일 것으로 생각되었다.

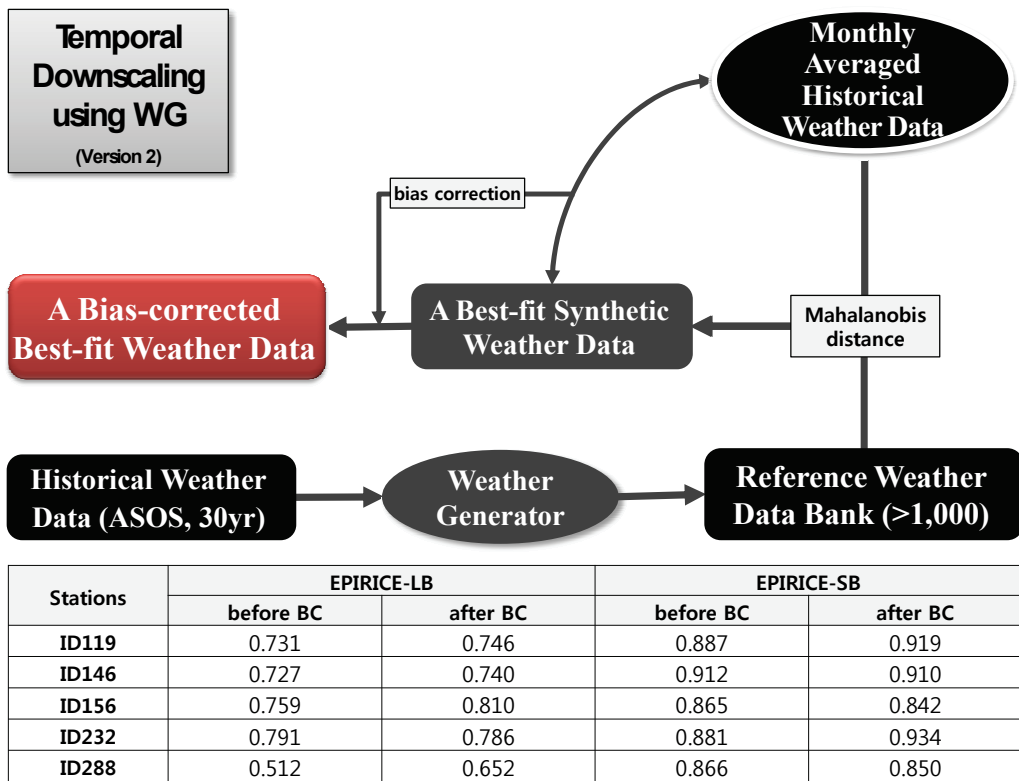
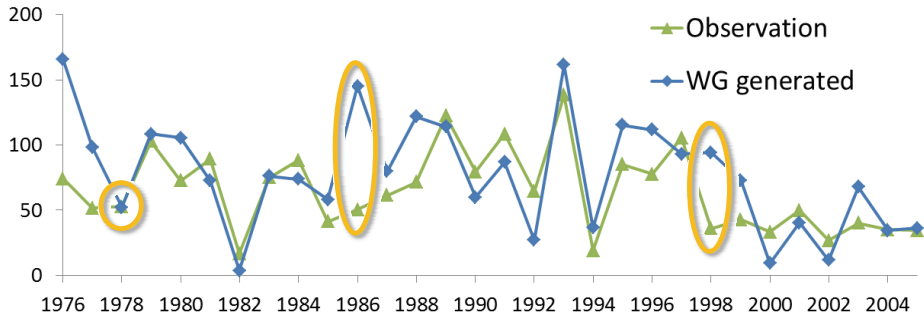


Figure 28. WG 활용 시간적 상세화기법(version 2)의 전체 흐름도(위편)와 오차교정 및 최적기상자료 샘플링기법을 통해 상세화 된 합성기상자료와 관측기상자료에 대한 EPIRICE 모형 결과값을 비교 분석하여 얻은 결과인 모형별, 기상관측소 지점별 상관계수 표(아래편).

6.2.3 Weather generator 시간적상세화기법 성능 개선

6.2.3.1 Weather generator 시간적상세화 기법에 앙상블 기법의 도입

먼저 앞서 BFS 방법과 오차교정을 통해 얻은 최적기상자료를 사용하여 EPIRICE 모형을 구동한 결과를 살펴보았다. 평가된 대부분의 기상관측소에서 도열병과 잎집무늬마름병에 대한 연간 변동성을 상세화 된 최적기상자료를 통해 어느 정도 모의하고 있음을 알 수 있다(그림 28). WG 시간적상세화 기법의 성능을 개선하기 위해 BFS 방법과 오차교정에 의한 최적기상자료를 활용하는 기존 방법에 대한 문제점을 파악하기로 하였다. 앞서 관측기상자료와 WG 최적기상자료를 사용해 EPIRICE 모형을 구동하여 얻은 결과값 사이의 상관계수를 계산한 결과 ID288 기상관측소 지점에서 EPIRICE-LB 모형을 적용했을 때 가장 낮은 상관계수인 0.652를 얻었다. 따라서 본 연구에서는 가장 낮은 상관계수를 도출한 원인에 대한 분석을 수행하였다. 그림 29의 위편 그래프는 ID288 기상관측소의 과거기상자료와 WG 합성된 최적기상자료를 가지고 EPIRICE-LB를 구동했을 때 얻은 결과값을 비교하여 나타낸 그림이다. 동그라미로 표시된 부분 중 첫 번째인 1978년 경우는 두 결과값이 거의 일치한 경우와 두 번째와 세 번째인 1986년과 1998년 경우는 두 결과값에 차이가 크게 난 경우를 보여준다. 해당 케이스에 대한 원인을 파악하기 위해 사용된 관측기상자료와 합성기상자료에서 모형이 구동된 기간에 대한 기상값을 분석한 것이 아래편 표이다.



Analyses w/ weather variables	1978		1986		1998	
	obs	sim	obs	sim	obs	sim
audpc	52.77	52.18	50.37	145.35	35.83	94.32
avg.temp (25 May~12 Aug)	25.10	24.84	23.13	23.05	23.19	22.93
18<daily temp<24	30	29	47	46	35	43
avg.prcp (25 May~12 Aug)	9.08	9.60	7.76	8.62	7.84	7.21
1≤daily prcp<50	21	19	21	32	28	25
avg.rhum (25 May~12 Aug)	75.65	77.03	73.79	76.64	71.54	74.06
80≤ daily rhum	12	13	23	23	11	20

Figure 29. EPIRICE 모형의 기상알고리즘 기반 ID288 ASOS 기상관측소의 일평균 기온, 강수량, 상대습도 관측기상자료 분석. 위편 그래프는 관측기상자료(Observed)와 합성기상자료(WG generated)의 EPIRICE 모형 결과값에 대한 연도별 비교를 나타내며 아래편 표는 해당 연도별 각 기상요소가 특정 범위 내 포함되는 빈도수를 나타냄.

표에서 보는 바와 같이 EPIRICE-LB 모형의 결과값인 AUDPC에서 차이가 거의 나지 않은 1978년의 경우 해당기간(25 May-12 Aug) 동안의 일평균 기온(°C), 일평균 강수량(mm/day), 일평균 상대습도(%)에서는 관측기상자료(obs)와 합성기상자료(sim) 사이에 커다란 차이를 보이지 않았다. 또한 audpc에서 2배 이상 차이를 보였던 1986년과 1998년의 경우에도 역시 관측기상자료와 합성기상자료 사이에 눈에 띄게 커다란 차이를 보이지 않았음을 알 수 있다. 하지만 EPIRICE-LB 모형에서 최종결과인 AUDPC에 긍정적인 영향을 미치는 각 기상요소의 특정 구간이 존재하기 때문에 그 특정 구간을 중심으로 위 관측기상자료와 합성기상자료 사이에 어떤 차이를 보이는지를 살펴보았다. 기온의 경우 18-24°C 구간에서 모형의 감염속도에 영향을 미치고, 강수량의 경우 1-50mm 구간에서 모형의 감염속도에 큰 영향을 미치고, 상대습도의 경우 80% 이상일 때 모형의 감염속도에 영향을 미치기 때문에 해당 구간에 포함된 일별 빈도수가 몇 번인지를 각 기상요소별로 분석하였다. 결과적으로 audpc에서 차이가 거의 나지 않았던

1978년의 경우 모든 요소에서의 빈도수가 거의 차이가 나지 않았음을 볼 수 있다. 하지만 audpc에서 커다란 차이를 보였던 1986년의 경우 기온과 상대습도에서는 별다른 차이가 없었지만 강수량에서 특정구간에 포함되었던 일별 빈도수가 관측기상자료에서는 21회, 합성기상자료에서는 32회로 1.5배정도 증가한 것을 확인하였다. 유사하게 1998년의 경우 강수량 빈도수가 오히려 관측기상자료에서 약간 더 높았음에도 불구하고, 기온과 상대습도에서 합성기상자료의 빈도수가 더 높게 나왔기 때문에 합성기상자료를 사용했을 때의 AUDPC값이 더 높게 나온 것으로 분석되었다. 위 분석결과를 바탕으로 볼 때, WG 상세화 기법에서 최적기상자료를 선정하여 사용함에도 불구하고 최적기상자료가 월별 평균값을 기준으로 선택되기 때문에 일별변동성 면에서 실제 관측기상자료와 상이하게 합성되는 경우를 확인할 수 있었다. 이로 인해 EPIRICE 모형의 경우와 같이 특정 기상요소의 일별변동성에 영향을 크게 받는 농업모형의 경우 WG 상세화 기법에 의해 발생하는 일별변동성에 상당히 민감하게 반응할 수 있고 결과적으로 실제 관측값을 제대로 모의하지 못하는 결과를 가져올 수 있음을 알 수 있었다.

주어진 기상정보의 월평균 값과 거의 유사한 최적기상자료라 할지라도 기온, 강수량, 상대습도의 일별변동성까지 실제 관측값을 유사하게 모의하지 못하는 한계점을 해결하기 위해 앙상블(ensemble)기법을 도입하여 실험하였다. 앙상블 기법이란 WG의 레퍼런스 기상자료은행에서 주어진 기상정보와 가장 유사한 최적기상자료(마할라노비스 거리가 가장 짧은 값)를 1개만 뽑는 것이 아니라 유사한 순서대로(마할라노비스 거리가 짧은 순서대로) 여러 개의 최적기상자료를 모두 뽑아낸 후 모든 최적기상자료를 해당 농업모형의 입력값으로 사용하여 사용된 최적기상자료의 개수만큼 모형의 결과값을 얻는 것을 말한다. 결과적으로, 이렇게 해서 얻은 모든 모형 결과값을 평균하여 최종 결과값을 얻기 때문에 이를 앙상블 기법이라 한다.

Table 19. ID288 ASOS 기상관측소 지점의 과거 관측기상자료와 WG 상세화 된 최적기상자료 앙상블 개수에 따른 EPIRICE-LB 모형 결과값을 비교 분석하여 얻은 상관계수.

Number of ensemble	1	27	64	125	216
ID288 w/ EPIRICE-LB	0.652	0.670	0.678	0.742	0.740

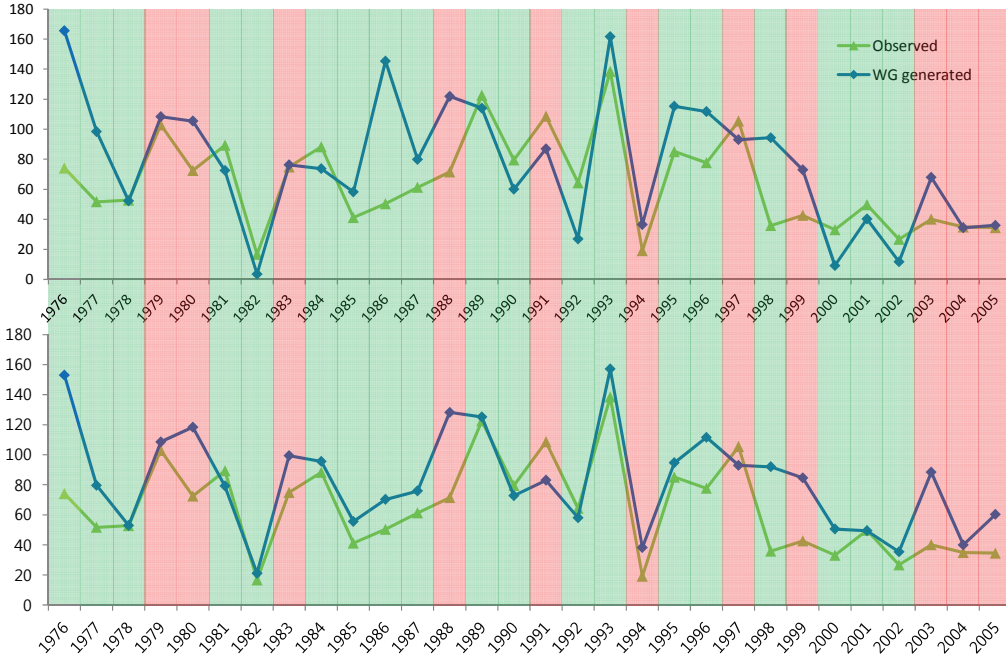


Figure 30. 1개의 최적기상자료를 사용했을 때와 125개의 최적기상자료 앙상블을 사용했을 때의 EPIRICE 모형 결과값의 재현성에 대한 비교 그래프. 녹색으로 표시된 연도는 앙상블 후 재현성이 향상된 경우를 나타내고 빨간색으로 표시된 연도는 재현성이 낮아진 경우를 나타냄.

표 19는 여러 개의 최적기상자료를 뽑은 후 EPIRICE 모형을 돌려 얻은 결과값을 평균하여 얻은 최종 앙상블 결과값을 관측기상자료를 사용해 얻은 EPIRICE 모형의 결과값과 비교해 얻은 상관계수값을 나타낸다. 다양한 개수의 최적기상자료 앙상블의 상관계수와 단 1개의 최적기상자료만을 사용해서 얻은 상관계수를 비교하였다. 앙상블의 개수가 1개에서 27개, 64개, 125개로 늘면서 상관계수가 꾸준히 높아지다가 125개 이후 216개 앙상블에서는 상관계수가 정체되는 것을 확인하였다. 따라서 본 연구에서는 상관계수에 영향을 미치는 최소단위인 125개의 앙상블 개수를 상세화 기법에 도입하였다. 그림 30은 앞서 그림 29의 ID288 기상관측소 지점에 대한 EPIRICE-LB 모형의 결과 그래프(위편)를 125개 앙상블을 사용했을 때의 그래프(아래편)와 비교한 것이다. 녹색으로 표시된 연도에서는 앙상블기법을 사용했을 때 재현성이 커진 경우이고 빨간색으로 표시된 연도에서는 재현성이 오히려 줄어든 경우를 나타낸다. 전체적으로 관측기상자료를 사용했을 때의 모형 결과값에 대한 재현성이 커진 것을 확인할 수 있다. 특히 앞서

합성기상자료의 일별변동성이 관측기상자료와 큰 차이를 보였던 1986년과 1998년을 보면, 1986년의 경우 재현성이 크게 향상되었고 1998년의 경우 전보다는 더 향상된 것을 확인하였다. 그 외에도 1990년과 1992년과 같은 해에는 관측값과 거의 비슷한 수준으로 재현성이 향상되는 것을 볼 수 있었다. 위의 결과를 토대로 125개의 최적기상자료를 사용하여 EPIRICE 모형을 구동한 후 결과값 125개의 평균값을 최종 앙상블 결과값으로 이용하는 앙상블 기법을 다음 그림과 같이 WG 시간적상세화기법에 도입하였다.

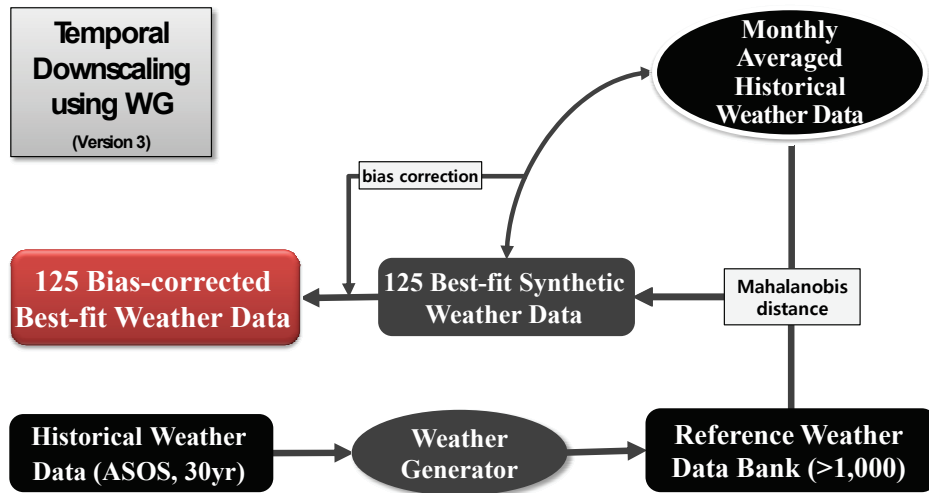


Figure 31. 125개의 최적기상자료를 이용하는 앙상블 기법이 적용된 WG 활용 시간적 상세화기법(version 3)의 전체 흐름도.

6.2.3.2 앙상블 기법 적용 Weather generator 시간적상세화 기법의 적용 및 평가

단 1개의 최적기상자료가 아닌 125개의 최적기상자료를 사용하여 앙상블 했을 때, 합성기상자료와 관측기상자료에 대한 EPIRICE 모형 결과값 사이의 상관계수를 높이는 결과를 가져왔다. WG 시간적상세화 기법에 앙상블 기법을 적용하면서 각각의 최적기상자료가 가지고 있는 일별 변동성에 의한 농업모형의 극단적인 반응이 상쇄되면서 보다 현실적인 결과를 얻을 수 있었다고 판단된다. 이는 APCC의 MME 계절예측정보가 개별 모형의 예측성능보다 일반적으로 안정적이고 높은 성능을 보여주는 것과 비슷한 원리라고 생각된다(APEC Climate Center, 2006).

현재까지 WG 상세화기법에 통합된 방법은 BFS, 오차교정, 그리고 앙상블 기법이다. 이러한 여러 방법들이 도입되기 전, WG에 의해 생성된 합성기상자료를 그대로 사용하여 EPIRICE 모형에 대한 2개 WG의 적합성을 비교 평가하였다. 다시 처음으로 돌아가서 WG를 선정했던 과정과 결과를 검토해 보면 ClimGen이 GEM에 비해 합성기상자료의 월평균 값이 관측자료에 더욱 근접했음에도 불구하고, EPIRICE 모형을 활용한 적합성 평가 결과는 GEM이 ClimGen 보다 관측값에 더 근접하였다. 이것이 가능했던 이유는 월별 변동성에는 차이가 없었지만 각 WG가 생성하는 기상자료의 일별 변동성에 차이가 낮기 때문이고, 실제 관측기상자료의 일별 변동성을 조금 더 유사하게 모의했던 WG가 GEM이었기 때문이라고 예상하였다. 결과적으로 현재 WG 상세화 기법에 도입된 앙상블 기법이 단 하나의 최적기상자료를 사용했을 때의 일별 변동성 효과를 상쇄하기 때문에 좀 더 나은 결과를 나타내는 것이라면, 앙상블 기법이 ClimGen의 성능을 높이는 데 기여를 할 수도 있을 것이라 판단하였다. 따라서 다음과 같이 GEM과 ClimGen을 대표적인 5개 ASOS 기상관측소 지점을 대상으로 앙상블 기법을 적용하지 않고 1개의 최적기상자료만 사용했을 경우와 앙상블 기법을 적용하여 125개의 최적기상자료를 사용했을 때의 EPIRICE 모형 결과값을 바탕으로 비교 평가해 보았다.

Table 20. 1개 또는 125개의 최적기상자료 앙상블을 이용한 WG 활용 시간적 상세화기법에 대한 EPIRICE 모형별, 기상관측소 지점별, 사용된 WG별 상관계수 비교.

Stations	EPIRICE-LB				EPIRICE-SB			
	GEM		ClimGen		GEM		ClimGen	
	1 bestfit	125 ensemble	1 bestfit	125 ensemble	1 bestfit	125 ensemble	1 bestfit	125 ensemble
ID119	0.746	0.842	0.650	0.723	0.919	0.925	0.886	0.886
ID146	0.740	0.819	0.641	0.734	0.910	0.876	0.875	0.893
ID156	0.810	0.912	0.902	0.878	0.842	0.890	0.890	0.882
ID232	0.786	0.889	0.663	0.713	0.934	0.902	0.753	0.811
ID288	0.652	0.742	0.225	0.396	0.850	0.844	0.805	0.835

위 표 20을 보면 ClimGen에서도 앙상블 기법에 의해 상관계수 값이 개선되는 것을 확인할 수 있었다. 그럼에도 불구하고 여전히 GEM에 비해 낮은 상관계수값을 보였다. 이를 통해 ClimGen 합성기상자료에는 WG 상세화기법에 의해서도 보정되거나 상쇄되지 않는 관측기상자료와 상이한 일별 변동성이 존재하고 있음을 예상할 수 있었다. 앞서 EPIRICE 모형의 기상알고리즘에 기반을 둔 기상자료의 빈도수 분석(표 16-18)에서도 볼 수 있듯이, ClimGen은 상대습도와 강수량에서 GEM에 비해 관측기상자료와 통계적으로 유의하게 차이가 나는 합성기상자료를 생성함을 알 수 있다. 결과적으로 ClimGen이 가지고 있는 고유의 통계적 알고리즘이 병해 예측모형 특히 EPIRICE 모형에 민감한 일별 변동성을 생성하고, 이 일별 변동성은 본 연구에서 개발된 WG 상세화 기법에 의해서도 향상되지 않음을 확인하였다.

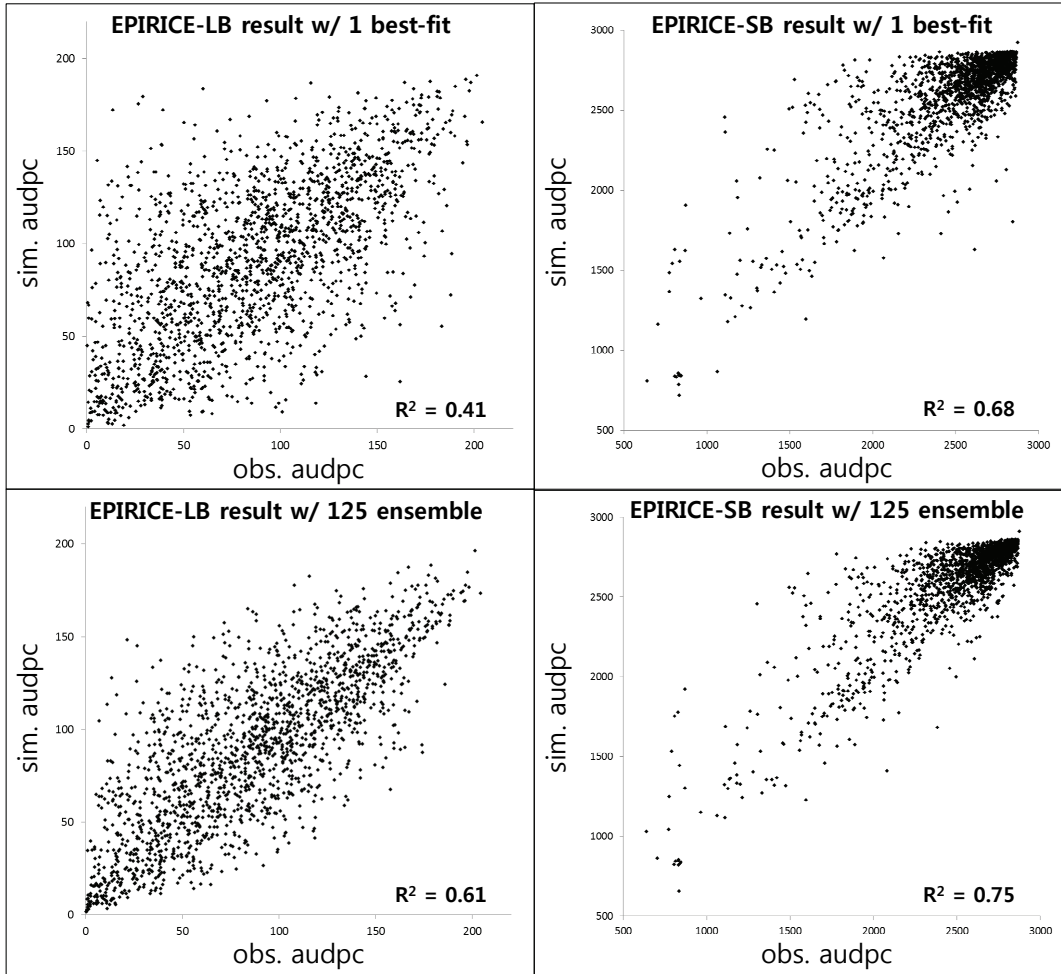


Figure 32. 1개의 최적기상자료를 사용했을 때의 EPIRICE 결과(위편)와 125개의 최적기상자료 앙상블을 사용했을 때의 EPIRICE 결과(아래편)를 비교한 그래프. 위편 그림은 1개의 최적기상자료에 대한 EPIRICE-LB와 EPIRICE-SB 모형 결과값인 AUDPC를 나타낸 그래프임. 남한 지역 59개 ASOS 기상관측소의 지난 30년(1976-2005년) 관측기상자료와 같은 기간 WG 상세화기법을 적용하여 선정된 최적기상자료를 입력값으로 EPIRICE 모형을 구동하여 얻은 총 1770개의 AUDPC pairs를 모두 그래프 상에 나타냄. 아래편 그림은 동일하게 관측기상자료와 WG를 통해 합성된 최적기상자료에 대한 비교를 나타내지만 1개의 최적기상자료가 아닌 125개 최적기상자료 앙상블에 의한 결과값을 바탕으로 비교한 결과임. 각 변수 사이의 적합도를 나타내는 R square를 계산하여 나타냄.

지금까지는 WG 상세화 기법에 통합된 BFS, 오차교정, 그리고 앙상블 기법을 5개의 ASOS 기상관측소 지점만을 대상으로 평가하였다. 본 연구에서는 WG 상세화기법이 위 5개 기상관측소 지점 외에도 다양한 기후특성을 보이는 나머지 남한지역의 기상관측소 지점에도 적용이 되는지를 평가하였다. 남한지역의 59개 기상관측소 지점에서 앙상블 기법을 적용하기 전과 후에 성능이 향상되는지 여부를 그래프 상에서 확인하기 위해 두 가지 경우를 모두 실험해 보았다. 그림 32의 위편 그림은 남한지역 59개 ASOS의 1976-2005년 동안의 관측기상자료와 GEM을 통해 합성된 최적기상자료에 대한 EPIRICE-LB와 EPIRICE-SB 결과값인 AUDPC를 비교한 결과이다. 아래편 그림은 동일하게 관측기상자료와 GEM을 통해 합성된 최적기상자료에 대한 비교를 하였지만 하나의 최적기상자료가 아닌 125개 앙상블 결과값을 바탕으로 비교한 결과이다.

결과를 자세히 살펴보면 사용된 EPIRICE 모형의 특성에 따라 관측기상자료와 WG 최적기상자료에 대한 모형의 반응이 다르게 나타나는 것을 확인할 수 있었다. EPIRICE-SB는 항상 EPIRICE-LB에 비해 좀 더 나은 상관계수나 R square 값을 보이는데, 이는 EPIRICE-SB 모형의 알고리즘이 최적기상자료에 더해진 일별 변동성에 상대적으로 더 내성(tolerant)을 보이기 때문인 것으로 판단된다. 각 EPIRICE 모형 별로 위편과 아래편 그림을 비교하면 1개의 최적기상자료를 사용했을 때 보다 125개의 최적기상자료를 사용한 앙상블 기법을 사용했을 때 상세화기법의 성능이 향상됨을 알 수 있었다. 기본적으로 R square 값이 향상되었는데 이는 관측값과 차이가 크게 났던 상세화 된 합성값이 차이를 줄이면서 그림의 대각선 방향의 가운데 추세선 주변으로 각 결과값들이 모이면서 생기는 결과일 것이다.

6.2.3.3 계절예측정보의 제한성을 고려한 성능 개선방법 개발

지금까지는 WG를 활용한 시간적상세화 기법 자체에 대한 성능을 높이기 위해, 결과적으로 관측기상값과 가장 가까운 합성기상값을 최적기상자료로 선정하기 위한 개발을 수행하였다. 따라서 현재 APCC에서 생산하고 있는 계절예측정보의 제한성에 대해 전혀 고려하지 않고, 일단 농업모형에서 필요로 하는 모든 기상요소의 월평균 값에 대해 WG 시간적상세화 기법이 실제 관측기상자료의 일별자료를 얼마나 잘 재현하여 상세화 하는가에 집중하였다. 상세화 기법에 대한 평가는 상세화 된 일별기상자료 자체를 분석하지

않고 EPIRICE 모형의 결과값을 바탕으로 분석하였는데 그 이유는 적용하는 모형에 따라 모형의 특성, 예를 들면 각각의 기상요소에 대한 민감도가 다르기 때문에 일별기상자료 자체를 분석한 결과에 큰 의미를 부여하는 것이 어려웠기 때문이었다. 결과적으로 본 연구에서는 농업모형을 직접 활용하여 모형에 대한 상세화기법의 적합성을 바탕으로 성능을 평가하고 개선하는 것이 더욱 합리적이라고 판단하고 연구를 진행하였다.

WG 상세화 기법을 개발하고 성능을 개선하기 위해 EPIRICE 모형의 입력값인 기온, 강수량, 상대습도를 모두 사용하여 BFS, 오차교정, 앙상블 기법을 적용하였지만 현재 APCC의 계절예측정보는 기온과 강수량에 대한 정보만 제공되고 있기 때문에 현실에서는 상대습도 정보를 상세화 기법에 적용하는 것이 불가능하다. 그렇다면 실제 계절예측 정보를 시뮬레이션하기 위해 상대습도에 대한 정보 없이 기온과 강수량에 대한 정보만을 사용하여 WG 상세화기법을 적용했을 경우 최종 모형의 결과값이 어떻게 나오는지에 대해 조사하였다. 기온과 강수량 정보만을 바탕으로 최적기상자료가 선정되면 각 최적기상자료는 이미 상대습도에 대한 일별정보를 가지고 있기 때문에 EPIRICE 모형을 구동하는 데는 아무런 문제가 되지 않았다. 이렇게 상세화 된 1개 또는 125개의 최적기상자료를 사용하여 EPIRICE 모형을 구동하였고 모형의 결과를 관측기상자료를 사용했을 때의 모형 결과와 상관분석한 결과를 다음 표 21에 나타내었다.

Table 21. 기온, 강수량, 상대습도를 모두 WG 상세화기법에 사용하였을 때와 기온과 강수량만을 사용하였을 때의 EPIRICE 모형 결과값에 대한 상관계수 비교.

Stations	EPIRICE-LB				EPIRICE-SB			
	selected / w temp, prep		selected / w temp, prcp, rhum		selected / w temp, prep.		selected / w temp, prcp, rhum	
	1 bestfit	125 ensemble	1 bestfit	125 ensemble	1 bestfit	125 ensemble	1 bestfit	125 ensemble
ID119	0.594	0.546	0.746	0.842	0.858	0.871	0.919	0.925
ID146	0.756	0.699	0.74	0.819	0.875	0.855	0.91	0.876
ID156	0.772	0.781	0.81	0.912	0.878	0.873	0.842	0.89
ID232	0.299	0.484	0.786	0.889	0.67	0.676	0.934	0.902
ID288	0.147	0.300	0.652	0.742	0.815	0.831	0.85	0.844

위 표에서와 같이 기온과 강수량 2개의 기상요소만을 사용해서 최적기상자료를 선정했을 때 EPIRICE 결과값에 대한 상관계수가 전반적으로 낮게 나오는 것을 확인할 수 있었다. 이때에는 앙상블 기법을 더했음에도 별다른 성능의 향상이 되지 않았다. 실제로 2개의 기상요소를 사용해서 얻은 최적기상자료를 분석해보면 관측기상자료의 상대습도 값과 결과적으로 차이가 많이 나는 경우를 볼 수 있는데, 이런 경우에는 상대습도로 인해 EPIRICE 모형의 결과값에 큰 차이가 나는 것을 확인하였다. 앞서 WG의 30년 합성 기상자료의 월평균 값을 관측기상자료의 월평균 값과 비교한 실험에서 GEM와 ClimGen 모두 상대습도를 제대로 모의하지 못했었던 결과를 고려하면, 위 2개 기상요소로부터 얻은 최적기상자료의 상대습도 역시 실제 관측기상자료의 상대습도와 상이할 가능성이 높다. GEM에서는 상대습도를 바로 합성하지 않고 이슬점온도를 합성하여 이것을 상대습도로 변환하였다 (Lawrence, 2004). 변환식 자체의 성능은 이미 해당 논문에서 우수한 것으로 증명이 되었기 때문에 문제가 되지 않다고 생각된다. 단지 GEM 합성기상자료에서 상대습도 즉 이슬점온도가 기온과 강수 유무와 상관관계를 바탕으로 합성되는 것이기 때문에 일별 상대습도 값은 일별 기온과 강수 유무에 따라 제대로 합성될 수도 있지

만 이러한 일별기상값들이 반드시 월평균기상값에 유의미하게 반영이 안 될 수도 있고 또는 단지 GEM의 이슬점온도 재현능이 떨어지기 때문에 결과적으로 합성기상자료의 상대습도가 관측기상자료를 제대로 모의하지 못하는 것일 수도 있다. 또는 상대습도 자체가 변동성이 커서 기온과 강수량만으로 상대습도를 추정하는 것이 어려울 수도 있다. 본 연구에서는 계절예측정보에서 제공되는 월평균 기온과 강수량 정보를 바탕으로 가장 현실적인, 관측기상자료를 제대로 재현할 수 있는 상대습도 값을 추정하기 위한 몇 가지 방법을 시도해 보았다.

• Multiple regression analysis

Residuals:				
Min	1Q	Median	3Q	Max
-18.1021	-3.7875	0.7576	4.1903	13.1986
Coefficients:				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	64.92450	0.49925	130.044	< 2e-16 ***
precipitation	0.59891	0.10043	5.963	5.94e-09 ***
temperature	0.25225	0.04224	5.971	5.69e-09 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 6.021 on 357 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.3665, Adjusted R-squared: 0.363				
F-statistic: 103.3 on 2 and 357 DF, p-value: < 2.2e-16				

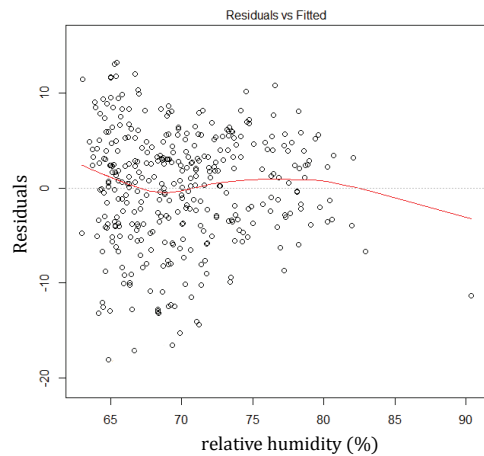
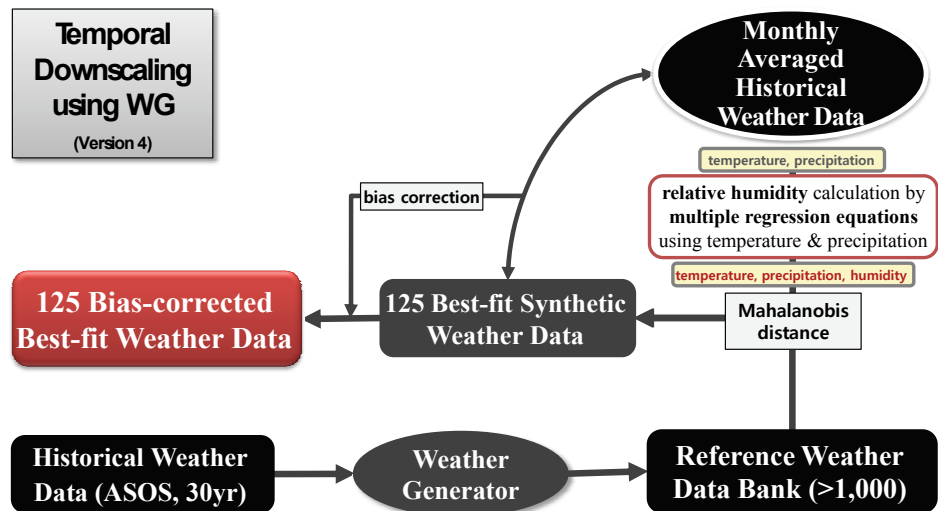


Figure 33. 다중회귀분석을 활용해 상대습도값을 추정하는 방법을 ID119 ASOS 기상관측소 지점의 과거 30년 관측기상자료를 대상으로 적용한 예. 일평균 상대습도는 종속변수가 되고 일평균 기온과 강수량은 2개의 독립변수로 사용됨.

그림 33은 특정 지점의 과거기상자료를 분석하여 기온과 강수량의 월평균값으로부터 상대습도의 월평균 값을 추정하기 위한 간단한 다중회귀분석(Multiple regression analysis)을 활용한 예이다. 평가를 위해 대표적인 5개 ASOS 관측소 지점을 대상으로 통계분석을 수행하였고, 위 통계분석 결과는 그 중 ID119 지점의 30년 과거 관측기상자료, 즉 1976~2005년까지의 월평균 기온, 월평균 강수량을 이용해 월평균 상대습도에 대한 다중회귀분석의 결과와 잔차그래프를 보여주고 있다. ID119 기상관측소의 분석 결과 Adjusted R square이 0.363으로 낮은 편임에도 불구하고, 회귀식의 각 변수가 95% 신뢰수준 내에서 상대습도를 설명하고 있음을 알 수 있다. 다중회귀분석을 통한

상대습도의 추정방법에 대해 간단하게 설명하면, 모든 기상관측소의 과거 관측기상자료를 대상으로 통계분석을 통해 각 변수에 대한 계수항이 통계적으로 유의한 것을 확인하고 각 지점별 회귀식(ID119의 경우, 월평균 상대습도 = 0.59891 x 월평균 강수량 + 0.25225 x 월평균 기온 + 64.92450)을 바탕으로 기온과 강수량의 계절예측정보에서 상대습도를 추정할 수 있게 된다. 다중회귀분석을 통한 상대습도 추정방법을 WG 시간적상세화 기법에 적용해 보았다. 그림 34의 위편 그림과 같이 월평균된 관측기상자료에서 기온과 강수량의 월평균 값을 뽑아 계절예측정보로 간주하고, 과거자료의 다중회귀식을 이용해 상대습도 월평균 값을 추정하게 된다. 다음으로 계절예측정보인 기온과 강수량, 그리고 추정된 상대습도의 월평균 값을 바탕으로 레퍼런스 기상자료은행에서 최적기상자료를 뽑아 모형을 돌리게 된다. 마지막으로 EPIRICE 모형의 결과값을 바탕으로 실제 관측값과 비교하여 상관계수를 계산하였고 이를 바탕으로 해당 방법을 평가하였다.

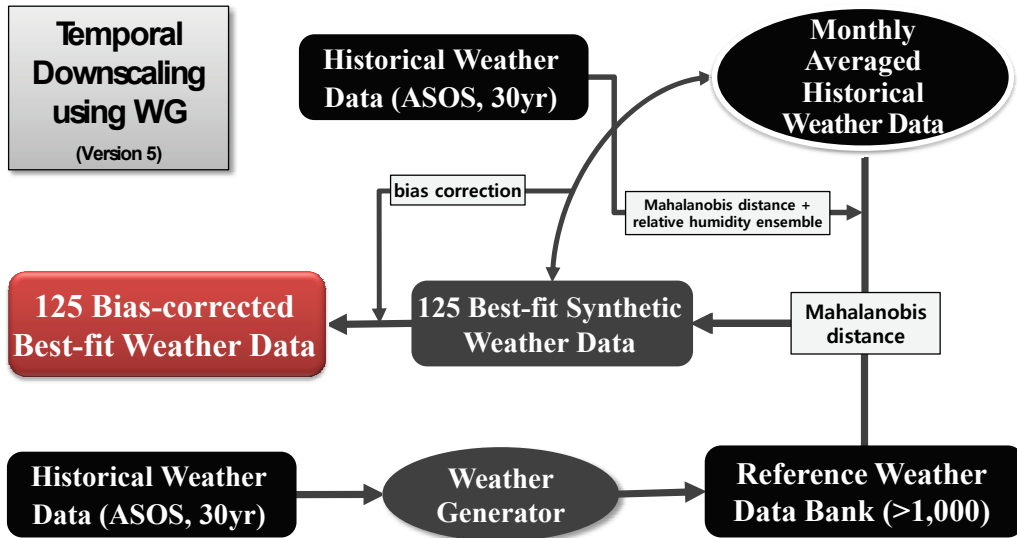


Stations	EPIRICE-LB (run w/ 1 bestfit)		EPIRICE-SB (run w/ 1 bestfit)	
	w/ temp, prcp	w/ temp, prcp, (calc)rhum	w/ temp, prcp	w/ temp, prcp, (calc)rhum
ID119	0.594	0.310	0.858	0.819
ID146	0.756	0.740	0.875	0.888
ID156	0.772	0.708	0.878	0.876
ID232	0.299	0.448	0.670	0.617
ID288	0.147	-0.009	0.815	0.839

Figure 34. WG 활용 시간적 상세화기법(version 4)의 전체 흐름도(위편) 및 다중회귀분석 기법으로 상대습도를 추정하여 추출한 125개의 WG 상세화 된 최적기상자료와 관측기상자료에 대한 EPIRICE 모형 결과값을 비교 분석하여 얻은 상관계수 표(아래편).

위 그림 34의 아래편 상관계수 표를 보면 다중회귀분석을 통한 상대습도 추정방법에 의해 얻은 상대습도를 바탕으로 얻은 결과는 대부분의 지점에서 기온과 강수량만을 사용해 얻은 결과에 비해 관측기상자료를 사용했을 때에 비해 상관관계가 전혀 개선되지 않았다. 특히 ID288 지점의 경우 오히려 기존보다 낮은 마이너스 상관성을 보이기도 했다. 일부 지점과 EPIRICE 모형에 따라 약간 개선된 경우도 있었지만 전체적으로 성능에 별다른 영향을 주지 않아 다른 방법을 고려하게 되었다.

다음으로 시도된 방법은 WG 시간적상세화 기법에서 사용하는 BFS 방법을 상대습도의 추정치를 구하는 데 적용을 하는 것이다. 즉 공간상세화 된 월평균 기온과 월평균 강수량의 계절예측정보가 주어졌을 때 해당 지점의 과거기간(30년 이상) 관측기상자료의 월평균 값을 대상으로 마할라노비스 거리 분석을 하여 가장 가까운 연월의 기상자료를 선택하고 해당 관측기상자료의 상대습도 월평균 값을 그대로 가져와서 사용하는 방법이다. 하지만 이 방법 역시 기존 기온과 강수량만을 사용해 얻은 결과에 비해서 뚜렷하게 개선된 결과를 보여주지 않았다(Data not shown). 이는 과거 관측기상자료의 자료풀(pool)이 약 30년 정도 밖에 없는 경우 마할라노비스 거리 분석의 대상자료가 단 30개이기 때문에 전형적이고 평균적인 상대습도 추정치가 얻어질 가능성이 적기 때문일 것이다.



Stations	EPIRICE-LB				EPIRICE-SB			
	/w temp, prcp.		/w temp, prcp, (BFS)rhum		/w temp, prcp		/w temp, prcp, (BFS)rhum	
	1 bestfit	125 ensemble	1 bestfit	125 ensemble	1 bestfit	125 ensemble	1 bestfit	125 ensemble
ID119	0.594	0.546	0.671	0.698	0.858	0.871	0.867	0.911
ID146	0.756	0.699	0.723	0.704	0.875	0.855	0.890	0.869
ID156	0.772	0.781	0.764	0.789	0.878	0.873	0.869	0.877
ID232	0.299	0.484	0.412	0.641	0.670	0.676	0.782	0.846
ID288	0.147	0.300	0.406	0.546	0.815	0.831	0.799	0.821

Figure 35. WG 활용 시간적 상세화기법(version 5)의 전체 흐름도(위편) 및 최적기상자료 샘플링과 앙상블 기법을 통해 상대습도를 추정하여 추출한 125개의 WG 상세화 된 최적기상자료와 관측기상자료에 대한 EPIRICE 모형 결과값을 비교 분석하여 얻은 상관계수 표(아래편).

따라서 한정된 레퍼런스 자료풀의 문제를 해결하기 위해 다음 단계에서는 그림 35의 위편 그림과 같이 상대습도를 과거 관측기상자료에서 마할라노비스 거리를 이용해서 가져올 때 앙상블 기법을 함께 사용하였다. 이는 앞서 BFS에 앙상블 기법을 도입했던 것과 같은 생각에서 시도해 본 것인데, 상위 5개 과거기상자료의 상대습도를 모두 취하고 5개에 대한 평균값을 최종 상대습도 추정치로 선택함으로써 특정 연월에서 발생할 수 있는 상대습도의 아노말리(anomaly)를 최소화하도록 하였다. 결과적으로 그림 35의 아래 표와 같이 크지는 않지만 기존 기온과 강수량만을 사용했을 때보다는 상대적으로 높은 상관계수값을 얻을 수 있었다. 하지만 이번 결과 역시 관측기상자료의 자료풀이 30년 넘게 충분한 자료가 존재했다면 현재보다는 상대적으로 상관성이 높아지지 않았을

까 하는 아쉬움이 있었다. 따라서 추후 모든 가용한 기상관측소의 과거 관측기상자료를 사용하여 충분한 레퍼런스 자료은행이 확보된 상태에서 본 방법에 대한 재평가가 될 필요가 있다.

이상으로 WG를 활용한 시간적상세화 기법에 대한 개발부터 성능을 개선하기 위한 여러 가지 도구들에 대해 알아보았다. WG 자체는 확률적인 합성기상자료를 생성하기 때문에 계절예측정보를 그대로 반영할 수 없지만, BFS와 오차보정 방법을 통해 계절예측정보를 있는 그대로 사용할 수 있는 방법을 정립하였다. 또한 일별 변동성의 영향을 최소화 할 수 있도록 앙상블 기법을 성공적으로 도입하여 평가하였다. 계절예측정보에서 제공되는 기상요소가 기온과 강수량으로 한정되어 있는 점을 감안하여 일반적인 병해충 모형이 필요로 하는 상대습도와 같은 다른 기상요소를 추정하는 방법을 역시 BFS와 앙상블 기법을 통해 정립하였다. 결과적으로 EPIRICE 모형은 대부분의 상세화 기법에 반응을 긍정적으로 보여줬고, 현재까지 개발된 GEM을 활용한 시간적상세화 기법은 EPIRICE에 최적화가 되어 있을 정도로 쓸 만한 성능을 보여주었다. 하지만 사용한 농업모형이 단지 EPIRICE 하나였기 때문에 같은 상세화 기법이 다른 병해충 모형이나 작물생육모형, 생물계절모형 등의 농업모형에 적합할지는 예상할 수 없다. 결과적으로 농업모형별로 WG의 선정부터 상세화 기법에 대한 검증이 이루어져야 하고 이는 많은 노력을 필요로 할 것이다. 하지만 본 연구를 통해 WG 적합성 평가부터 상세화 기법의 각 기능별 평가에 이르기까지 모든 과정이 하나의 평가 플랫폼으로 정립되었다고 생각한다. 따라서 본 평가 플랫폼을 활용한다면 다른 일별 기상입력값을 사용하는 농업모형을 위한 가장 적합한 계절예측정보의 상세화 기법을 개발하고 검증하는데 좀 더 효율적이고 상대적으로 짧은 시간 안에 모든 과정이 이루어지지 않을까 생각된다.

7. 결론 및 토론

7.1 결론

기후변화에 따른 전 지구적인 온난화 현상은 국지적인 이상기후의 빈도와 강도를 높이는 기후변동성에 영향을 주고 있다. 이로 인해 전 세계적으로 이상기후에 의한 기상재해가 발생하고 있으며, 특히 자연의 영향을 직접적으로 받는 농업부문에서의 피해가 급격하게 증가하고 있다. 기후변화에 대한 적응대책은 주로 먼 미래의 기온과 강수량의 예상되는 변화양상에 대비하기 위한 중장기적 대책이 주를 이루고 있으며 현재 전 세계적으로도 관련분야가 활발하게 연구되고 기후변화 완화나 적응 정책이 각국 정부의 주도로 마련되고 있는 실정이다. 하지만 기후변화에 따라 기후변동성도 점차 증가하고 있기 때문에 먼 미래보다는 보다 짧은 시간 즉 3~6개월 앞을 내다봐야 할 필요성 역시 제기되고 있다. 일반적으로 단기예보 또는 장기예보의 일종인 기후변화 시나리오에 비해 예측성이 더 떨어지는 3~6개월 후의 기상기후변동이 계절이라는 시간적 단위 내에서 지속적으로 증가하고 있기 때문에 이에 대한 적응대책이 더욱더 절실하다. 대부분의 적응대책이 일주일이나 열흘정도의 단기예측이나 향후 10년 혹은 50년 후에 대한 장기예측에 초점이 맞춰져 있기 때문에 실질적으로 계절 단위의 기상변동에 대한 적응대책은 현재까지 전무한 실정이었다. 하지만 현실적으로 계절예측정보의 농업에서의 활용성은 무궁무진하다. 농업분야에서는 한 시즌이 시작되기 전에 대부분의 전략적(strategic) 의사결정을 계획하고 실행하기 때문에 계절예측정보는 이러한 의사결정에 유용한 정보를 제공할 것이다. 실제로 농업분야에서 ENSO와 같은 예측 가능한 계절현상에 대한 정보를 활용해서 적극적으로 전략적 의사결정에 활용하고 있는 예가 있다. 대표적인 지역은 ENSO 현상의 영향이 강한 미국 남동부와 호주 지역이다. 해당 지역에서는 이러한 계절예측정보를 활용하여 농업에서의 의사결정을 돕는 시스템을 개발하여 농민이나 농촌지도사와 같은 지자체 공무원들에게 제공하고 있다. 예를 들어 미국의 남동부 지역에서는 엘니뇨가 발생하면 겨울철 강수량이 평년에 비해 30% 이상 늘어나고 기온은 2~3도 정도 낮아지는 경향성을 보이는 반면, 라니냐가 일어난 해에는 겨울철 강수량이 줄어들고 기온이 2~4도 정도 평년보다 증가하는 경향을 보인다. 따라서 농업분야에서는 ENSO 단계에 대한 계절예측정보를 활용하여 그 해에 심을 작물의 품종, 파종시기, 작물당 재

배면적, 농업재해보험, 마케팅 전략 등의 의사결정을 내리게 된다. 병해충 발생과 관련해서는 엘니뇨기간 중 딸기를 비롯한 채소류의 부패병이 증가하는 경향이 있으므로 계절방제계획을 그에 따라 세우게 된다.

하지만 ENSO나 MJO 등 뚜렷한 계절적 기후현상들의 영향을 덜 받는 국내를 비롯한 다른 지역에서는 실질적으로 계절예측정보를 활용하여 농업이나 수자원을 비롯한 응용분야에서 의사결정에 이용한 예가 드물다. 가장 큰 이유는 예측성이 높은 계절적 현상의 영향을 덜 받을 뿐더러 현재 제공되고 있는 계절예측정보의 예측성이 상대적으로 낮기 때문이다. 하지만 단지 예측성이 낮다고 해서 이러한 정보를 활용하지 못하고 있는 것은 아닌 것 같다. 예측성이 낮더라도 활용하면 활용하지 않을 때보다도 효율적인 의사결정을 할 수 있는 농업정보를 찾지 못한 이유이다. 예를 들면 계절예측정보에서 그나마 예측성이 높은 기온요소를 활용할 수 있는 일부 농업분야의 의사결정이 있을 수 있다. 또는 계절예측의 확률적 특성을 충분히 활용할 수 있는 분야도 있을 것이다. 하지만 현재까지는 계절예측정보의 예측성이 낮고 또 생소하다는 이유로 국내를 비롯한 많은 지역에서 제대로 활용되고 있지 못하다. 그럼에도 불구하고 최근 후진국이나 개발도상국을 대상으로 계절예측정보를 활용한 농업분야에서의 생산성 향상이나 기상기후재해에 의한 피해 경감을 위한 노력들이 활발하게 시도되고 있고, 한편으로는 농업분야 최종수요자들에게 계절예측과 관련된 정보를 지속적으로 전달하고 홍보함으로써 계절예측정보를 활용할 수 있는 적합 분야 및 아이템을 찾아내기 위한 기상기후분야에서의 노력들도 계속되고 있다.

본 연구에서는 APCC에서 생산하는 계절예측정보를 농업분야에 활용하기 위해 목표분야를 발굴하고, 해당 분야의 최종수요자들을 찾아 현장에서 필요로 하는 정보가 무엇인지를 파악하기 위해 노력하였다. 필요한 정보를 파악한 후, 해당 정보를 생산하기 위해 필요한 기술적 내용이 무엇인지, 필요기술이 주어진 시간 내에 개발될 수 있는 것인지, 그렇지 않다면 다른 대안이 있는지 등을 생각해 보았다. 결과적으로 본 연구에서는 계절예측정보의 활용분야로서 무인헬기를 이용한 국내 벼 병해충 공동방제를 목표분야로 선정하였고, 무인헬기 공동방제에서 필요로 하는 농업정보가 무엇인지를 설문조사를 통해 파악하였다. 요구도가 높았던 정보 중 계절예측정보를 활용해 생산할 수 있는 병해

충 계절 발병위험도를 연구개발 목표로 하였고 이는 벼 병해충 조기경보시스템 (DEWSSystem)이라는 시스템프레임 내에서 전달할 수 있을 것이라 판단하였다. 또한 무인헬기 공동방제라는 특정분야에서 병해충정보 뿐만 아니라 방제행위 자체에 대해 기상정보활용이 상당히 필요하다는 사실을 파악하고 기상정보에 따른 방제효과를 고려한 방제지수를 조기경보시스템 내에서 제공하는 것을 추가적으로 계획하였다. 본 연구에서는 이를 위한 첫 번째 단계로써 최종수요자의 니즈를 파악하고, 병해충 계절예측에 필요한 병해충 모형의 개발 및 병해충 모형을 구동할 수 있도록 APCC 계절예측정보의 상세화 기법 개발을 수행하였다.

• 무인헬기 벼 병해충 공동방제 분야에서의 계절예측정보의 활용

본 연구의 첫 번째 성과는 국내에서 계절예측정보를 활용할 수 있는 농업분야를 파악하고 관련분야 최종수요자가 필요로 하는 정보를 설문조사 및 면담을 통해 정립하였다는 것이다. 국내 무인헬기의 3분의 2 이상을 판매한 (주)무성항공과 지역 농협 및 전문 무인헬기 공동방제단을 대상으로 한 설문조사를 통해 현장에서 필요로 하는 니즈가 무엇인지, 그리고 최종적으로 개발된 조기경보시스템을 어떻게 최종수요자에게 전달하여 활용하게 할 수 있는지에 대한 방안을 파악할 수 있었다. 설문조사 결과 벼 병해충에 대한 계절발생전망 정보가 2-3개월 전에 제공된다면 해당 정보를 바탕으로 방제농약의 양과 종류를 조정하여 보다 효과적으로 병해충을 방제하고, 경제적으로도 불필요한 농약의 사용을 줄임으로써 예산의 낭비를 줄이고, 과다한 농약의 사용을 줄임으로써 생태계를 덜 파괴하는 지속가능한 농업을 추구하는데 해당 계절발생전망 정보가 활용될 수 있음을 알게 되었다. 또한 현재 고착화 된 문제점을 바탕으로 기상기후정보를 활용했을 때 이전보다 나은 결과를 얻을 수 있음을 설문조사를 통해 확인하였고, 기존 관행적인 방제에서 비롯된 비효율적인 방제방식을 변화시켜 효율적이고 정보에 의존하는 과학적인 방제를 유도할 수 있는 가능성 또한 파악하였다. 마지막으로 기존 무인헬기 판매 및 서비스망을 통한 교육시스템을 통해 본 연구에서 개발된 조기경보시스템이 현장에서 활용될 수 있는 가능성도 볼 수 있었다.

- 벼 도열병 조기경보시스템에 장착될 EPIRICE Daily Risk 모형과 일별 위험도지수를 활용한 방제모형의 개발



Figure 36. EPIRICE Daily Risk 모형에서 기본감염속도 Rc값에 영향을 미치는 기상 및 경종 요소별 모듈.

본 연구에서는 기존 EPIRICE 모형의 한계점을 보완하여 상세화 된 계절예측정보를 즉시 활용 가능한 일별위험도 모형인 EPIRICE Daily Risk 모형을 개발하였다. 개발된 일별위험도 모형은 일평균 기온, 강수량, 상대습도 정보와 경종적 정보인 이앙일, 품종 정보를 사용하여 도열병의 일별 감염위험도 정보를 생산하게 된다 (그림 36). APCC의 계절예측정보가 3개월 리드타임을 제공하는 것을 감안하면 5월말이나 6월초 이앙시기가 되면 필요한 모든 정보들이 모형에 입력될 수 있고, 이를 바탕으로 모형이 구동되면 6월부터 8월까지의 일별 위험도지수가 생성될 수 있을 것이다. 일별 위험도지수는 개발된 상관식을 바탕으로 필드에서 예상되는 최고 병반면적을 정보로 변환될 수 있다. 일별위험도 모형은 국내 예찰포에서 조사된 병해발생자료를 바탕으로 모수보정 및 검증되었기 때문에 국내 지역별 벼 도열병의 현실적인 위험도를 어느 정도 반영하고 있다고 볼 수 있다. 따라서 APCC 계절예측정보와 EPIRICE Daily Risk 모형을 통해 벼 도열병 위험도에 대한 계절전망의 리드타임에 따라 사용자가 다양한 전략적(strategic) 또는 전술적(tactical) 대응책을 마련하는 것도 가능할 것이다. 비록 단순한 정보가 제공되지만 이러한 계절전망을 바탕으로 사용자는 주로 병해 방제와 관련된 의사결정을 내릴 것으로 생각된다. 또한 남한 전체에 고르게 퍼져있는 각 지역별 ASOS 기상관측소를 중심으로 병해 계절전망이 제공될 것이기 때문에 지역 전체 혹은 개별 방제에 대한 의사결정이 가능하고, 이는 꼭 필요한 시기에 방제를 유도하여 결과적으로 전체 방제비용 절감이나 과다방제에 의한 부작용(환경, 보건 등)을 줄일 수 있을 것이다. 또 무엇보다도

APCC 계절예측정보를 활용할 수 있는 벼 도열병 모형이 처음으로 개발되었기 때문에 본 연구를 통해 다른 병해충에 대한 일별 위험도 모형을 개발해야 하는 당위성과 필요성을 제시하게 되었다. 하지만 단 하나의 병해충 모형을 개발하는데 만도 오랜 시간이 걸리기 때문에 모든 주요 병해충 모형을 개발하기 위해서는 상당한 시간이 소요될 것으로 예상된다. 하지만 계절예측정보의 가치가 드러나고 앞으로 그 필요성이 증대된다면 관련 분야의 많은 연구자들이 공동연구나 협업을 통해서 참여할 수 있는 길이 열릴 것이다. 결과적으로 이러한 공통의 노력이 시작된다면 빠른 시간 내에 계절예측정보를 활용한 조기경보시스템을 현업화 할 수 있는 충분한 병해충 모형이 확보될 수 있을 것이라 생각된다.

방제에 대한 의사결정을 돕기 위해 EPIRICE Daily Risk 모형의 결과값인 일별 위험도지수 자체를 제공하는 것이 아니라 일별 위험도지수 정보를 통해 실제 필드에서의 병해 발병정도를 추정할 수 있는 있도록 둘 사이의 상관관계를 도출하였다. 추정 상관식을 바탕으로 일별 위험도지수를 잎도열병에 의한 최고 병반면적율로 변환할 수 있도록 하였고, 이에 대한 검증을 성공적으로 수행하였다. 하지만 일별 위험도지수와 병해조사자료의 최고 병반면적율 조합에 대해 상당히 높은 상관계수를 얻었음에도 불구하고 여전히 샘플 개수가 한정적이라는 한계가 있다. 단지 13개의 병해조사결과를 바탕으로 상관성을 분석하였기 때문에 해당 상관식이 남한지역 전체를 대표하기엔 무리가 많다. 이를 보완하기 위한 필드에서의 검증자료가 더 필요한 실정이다. 하지만 농촌진흥청 예찰포의 잎도열병 발생자료가 제한적이고, 기상조건이나 품종, 이앙시기와 같은 경종적 조건 이외에 도열병의 발생에 영향을 미치는 요소가 굉장히 많기 때문에 병해조사를 했더라도 자료가 가지고 있는 불확실성이 크다는 애로점이 있다. 따라서 방제모형의 상관식의 현실성을 높이기 위해서는 각 지역별로 모든 발병요인이 조절되는 조건에서 필드시험을 통한 많은 병해조사자료의 확보가 요구된다.

그럼에도 불구하고 본 연구결과를 통해 방제에 대한 의사결정을 내릴 수 있는 실질적 기준인 필드에서의 병반면적율에 대한 예측이 가능하게 되었다는 것에 의의가 있다. 기존에 병반면적율과 수량요소에 대한 관계를 다룬 연구들이 많이 있기 때문에 병반면적율을 통해 수량손실을 예상하는 것이 가능하다. 본 챕터의 마지막 부분에서는

EPIRICE Daily Risk 모형을 활용해서 잎도열병에 의한 잠재적 수량손실 및 방제에 따른 경제성 분석을 시도한 활용모형을 제시하고자 한다. 본 연구에서 개발된 EPIRICE Daily Risk 모형은 계절예측정보를 활용한 농업모형의 앞선 롤모델(role model)로써 다른 병해충 모형에 계절예측정보를 적용하고 또 현업화 하는데 걸리는 시간과 노력을 단축시키는데 필요한 정보를 제공할 수 있을 것이다. 좀 더 많은 병해충 모형이 일별 기상자료를 사용할 수 있도록 수정되거나 개발되어야 하기 때문에 개별모형을 하나하나 개발하고 검증하는 것이 아닌 모든 병해충 모형을 포괄적으로 표현하고 담을 수 있는 계절예측정보에 표준화 된 표준모델프레임워크(generic model framework)의 개발이 요구된다.

- *벼 병해충 조기경보시스템에 사용될 계절예측정보의 시간적상세화 기법의 개발*



Figure 37. 농업모형에서 요구되는 기상입력값에 비해 상대적으로 낮은 시공간적 해상도를 가지고 있는 APCC 계절예측정보를 EPIRICE Daily Risk 모형과 같은 농업모형에서 사용하기 위해 거쳐야 하는 시간적, 공간적 상세화 과정에 대한 간략한 도식. 시공간적 상세화 과정에는 계절예측정보의 제한된 기상요소로 부터 상대습도와 같은 추가적인 기상요소를 추정하는 과정을 필요로 함.

APCC 계절예측정보를 농업모형에서 사용하기 위해 확률적 날씨생성기(stochastic weather generator, WG)를 이용한 시간적상세화 기법의 활용성에 대한 평가를 수행하였다. 계절예측정보를 바탕으로 WG의 모수 입력값을 조정하여 다수의 일별기상자료를 합성하거나 합성된 기상자료를 단지 편차 보정하는 것만으로는 계절예측정보가 정확하게 반영된 상세화 된 일별기상자료를 생산할 수 없다고 판단했기 때문에 본 연구에서는 WG를 활용할 수 있는 다른 방법을 고안하였다. 먼저 WG를 이용해 1,000개 이상의 레퍼런스 기상자료은행을 합성해 놓은 후 그 중에서 계절예측정보와 가장 가까운 월평균 값을 보이는 최적기상자료를 선정하여 농업모형에 활용하였다. 최적기상자료와 관측기상

자료에 대한 농업모형의 결과를 비교한 결과 전반적으로 긍정적인 결과를 얻을 수 있었다. 앞서 WG 시간적상세화 과정에서 불가피하게 관측값과 상이한 일별 변동성이 합성되고 이로 인해 농업모형의 결과값이 관측값을 사용했을 때의 농업모형 결과값과 큰 차이를 보일 수 있음을 확인하였다. 본 연구에서는 이 문제를 해결하기 위한 방편으로써 다수의 최적기상자료를 활용하는 앙상블 방법을 통해 일별 변동성의 영향을 최소화할 수 있었다. 본 연구에서는 WG가 상대습도를 합성할 수 있어야 한다는 제한성으로 인해 GEM과 ClimGen 2개의 모형만을 대상으로 연구를 진행하였지만, 앞으로 다양한 종류의 WG에 대한 추가적인 평가를 통해 특정 농업모형에 적합한 WG 그룹을 선정하는 노력이 뒤따라야 한다. 또한 WG에 의한 시간적상세화 기법을 WG 내부의 알고리즘으로 통합하는 시도와 상세화 기법 자체의 정확도를 향상시키기 위한 추가적인 개발이 필요할 것이다. 계절예측이 가지고 있는 기상요소의 제한성으로 인해 계절예측을 직접적으로 활용할 수 있는 농업모형이 많지 않다. 따라서 본 연구에서는 기온과 강수량 이외에 상대습도를 계절예측정보에서 추정할 수 있는 방법에 대해 살펴보았다. 과거 30년 이상의 관측기상자료를 대상으로 마할라노비스 거리와 앙상블 방법을 적용하여 주어진 기온과 강수량으로부터 상대습도를 추정할 수 있는 방법을 시도하였고, 그 결과 기존 기온과 강수량만을 사용했을 때보다 농업모형에서 더 높은 성능을 보임을 확인하였다. 계절예측정보 자체의 정확성을 높이거나 이용 가능한 기상요소의 범위를 늘리는 등 기상기후분야에서 담당해야 할 연구의 분야가 있을 것이다. 하지만 농업분야에서도 시공간적상세화 기법을 농업모형을 활용하여 개발하고 다듬는 노력이 계속되어야 한다. 계절예측을 농업 분야에서 활용하기 위한 공간적 상세화, 시간적 상세화, 그리고 필수 기상요소에 대한 정보 제공과 같은 문제를 해결하기 위한 양방향적이고 체계적인 접근이 필요하다 (그림 37).

7.2 차년도 연구 방향

본 연구를 수행하면서 시간부족으로 미처 다루지 못했지만 반드시 해결해야 할 문제점과 추후 지속적인 개발이 요구되는 분야를 발견할 수 있었다. 이러한 문제점과 분야를 해결하기 위해서는 연차적인 계획을 통한 연구 접근법이 필요하다고 생각한다. 무엇보다도 벼 병해충 조기경보시스템을 조기에 실용화 할 수 있는 방안을 중심으로 차년도의 연구방향성을 다음과 같이 제시하고자 한다.

차년도에는 먼저 본 연구를 통해 도입된 WG를 활용한 시간적상세화 기법과 상세화된 기상자료를 사용할 수 있는 EPIRICE Daily Risk 모형을 함께 이용하여 APCC 계절예측정보의 농업모형에서의 활용성을 높이기 위한 추가적인 연구를 수행할 계획이다. 이를 위해 APCC에서 기 개발된 공간적 상세화기법(조재필, 2014)인 단순편의보정방법, 예측기반 상세화방법, 관측기반 상세화방법 등을 WG 시간적상세화 기법과 커플링 시키고, 이렇게 생성된 각각의 기상자료를 EPIRICE Daily Risk 모형에 적용하여 모형을 구동한다. 다음으로 모형의 결과를 관찰값과 비교분석하여 가장 안정적인 예측성을 보이는 커플링 기법을 선정하고 보완하는 과정을 거치게 된다. 이러한 계절예측에 대한 시공간적상세화 기법의 평가와 함께 상세화 된 계절예측정보를 활용할 수 있는 병해충 모형의 개발이 동시에 이루어진다면 실제 영농현장에서 활용할 수 있는 벼 병해충에 대한 종합적인 계절예측정보를 생산하는 시기를 앞당길 수 있을 것이다. 두 번째로 통계적 모형을 활용하여 국내 벼 병해충의 발생위험도에 대한 계절단위의 선제적 예측이 가능한지를 평가하고 검증하는 것이 필요하다. EPIRICE Daily Risk 모형의 경우와 같이 과정기반 경험적 병해충 모형은 개발시간이 오래 걸리고, 개발에 사용한 자료의 지역성에 영향을 많이 받기 때문에 다른 지역에 모형을 바로 적용하는데 한계가 지니고 있다. 또한 보통 하나의 병해충만을 대상으로 하기 때문에 특정 작물에 발생하는 모든 병해충을 설명하기 위해서는 개별모형을 모두 개발하고 또 통합해야 되기 때문에 단시간 내에 거의 불가능하다. 하지만 통계적 모형은 상세화 과정을 거치지 않은 계절예측자료를 바로 활용할 수도 있고, 주요 병해충에 대한 각각의 예측정보 또는 특정 병해충 그룹에 대한 종합예측정보를 생성하는 것이 가능하다. 더욱이 과정기반 경험적 모형에 비해 개발기한도 상대적으로 짧다. 벼 병해충의 발병 또는 병원생태학적 원리를 활용하여 현재 제공되는

APCC 계절예측정보와의 상관성을 바탕으로 새로운 통계모형의 개발이 필요하다. 통계모형을 개발하기 위해서는 일정 기간 이상의 벼 병해충 발생자료에 대한 확보가 필요하다. 또한 병해충 발생자료를 월별 또는 계절별로 가공하는 작업이 선행되어야 한다. 따라서 차년도 연구를 위해 병해충 발생자료와 과거 기후자료의 통계분석을 위한 일련의 과정들이 필수적이다. 무엇보다도 통계모형이 개발된다면 본 연구가 목표로 하는 지자체 단위 무인헬기 공동방제를 위한 벼 병해충 조기경보시스템에 즉각적으로 활용이 가능할 것으로 예상된다.

7.3 연구결과의 활용 제안

- **벼 병해충 조기경보시스템에 사용될 병해충 예측모형의 최소구현 해상도인 일별기상자료를 생산할 수 있는 기반 시스템 마련**

일별기상자료를 사용할 수 있는 병해충 예측모형은 거의 존재하지 않지만 일별기상자료까지 계절예측정보가 상세화 될 수 있다면 가용한 병해충 예측모형이 상대적으로 많아지게 된다. 또한 대부분의 병해충 예측모형이 시별 기상자료를 입력값으로 사용하고 있지만, 최근 기존 시별 기상자료를 사용하는 병해충 예측모형을 일별 기상자료를 사용하도록 구조를 변경하는 시도가 활발하게 이루어지고 있기 때문에 본 연구의 상세화 시스템의 활용도는 점점 높아질 것으로 보인다. 즉, 일 단위까지 시간적상세화 시스템이 제대로 구축되지만 하면 벼 병해충 조기경보시스템에 기존에 개발된 예측모형을 바로 적용할 수 있는 기반이 마련되는 것이다. 하지만 병해충 예측모형은 일반적으로 다른 농업모형에 비해 일별 기상변동에 상대적으로 민감하기 때문에 실제 관측기상정보를 최대한 비슷하게 시뮬레이션 할 수 있는 상세화기법의 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 WG에서는 다른 WG에 비해 모수화에 사용되었던 과거 관측기상자료의 일별 변동성을 조금 더 유사하게 재현하는 것으로 알려져 있다. 이러한 WG를 중심으로 알고리즘을 분석하여 관련 기법을 향상시킨다면 병해충 예측모형과 같은 농업모형에 적합한 상세화 시스템이 구현될 수 있을 것이다. 그럼에도 본 연구의 결과물인 WG 시간적상세화 기법은 기존 일별 기상입력값을 사용하도록 개발된 농업모형을 당장 계절예측정보를 활용하

여 시험하고 검증할 수 있는 시작점이 될 것이다.

계절예측에 적합한 농업모형은 현재 계절예측정보의 예측성을 가지고도 유용한 정보를 만들어 낼 수 있는 농업모형을 지칭할 수 있는데, 이러한 농업모형을 검증하기 위해서는 본 시스템과 같이 해당 모형이 사용가능한 상세화 된 기상자료를 생산할 수 있는 플랫폼이 준비되었을 때 비로소 가능한 것이다. 물론 현재 구축된 상세화 시스템은 차년도 연구를 통한 지속적인 업그레이드가 필요한 프로토타입 수준이다. 하지만 조기경보시스템의 조기 현업화를 위해서는 상세화 기법과 농업모형의 개발이라는 양방향적인 접근이 필요하다. 물론 기존 농업모형의 확보 및 검증도 필요하지만, 본 연구에서 개발된 EPIRICE Daily Risk 모형 역시 모수화나 약간의 구조적인 수정을 통해 다른 종류의 병해에도 적용할 수 있는 잠재력이 있기 때문에 이를 활용하는 방안도 고려될 필요가 있다. EPIRICE Daily Risk 모형을 기반으로 한 지속적인 모형의 개발은 비록 그만한 시간과 노력을 필요로 하겠지만 조기경보시스템에 여러 가지 병해 모형을 장착할 수 있는 안전한 대안이 될 수 있다.

• 계절예측정보를 활용한 병해충 조기경보시스템 개발을 통해 기존 농진청 병해충관리 시스템과 중복되지 않는 상호보완적인 조기경보분야의 창출이 가능

계절예측정보를 활용한 벼 병해충 조기경보시스템의 개발은 세계에서 최초로 시도되는 분야이다. 일단 계절예측정보를 활용한 예가 존재하지 않고, 계절예측정보를 활용할 수 있는 병해충 예측모형도 개발된 적이 없기 때문이다. 따라서 본 연구를 통해 벼 병해충에 대한 계절예측이 가능하다면 국내뿐만 아니라 전 세계 벼를 재배하는 많은 국가들의 기존 조기경보시스템을 대체하거나 보완할 수 있는 중요한 도구로써 활용될 수 있을 것이다. 현재 국내 농촌진흥청에서는 병해충 예찰, 예측 및 방제결정 지원 시스템인 국가농작물병해충관리시스템(NCPMS)을 운영하고 있다. 본 연구에서 목표로 하고 있는 벼 병해충 조기경보시스템과 비슷한 정보를 제공하고 있기 때문에 기능적 중복성이 우려될 수도 있다. 하지만 NCPMS에서는 과거, 현재의 기상정보와 2일간의 동네예보를 활용하여 벼의 잎도열병, 세균벼알마름병, 잎집무늬마름병의 예상위험도정보 만을 제공하고 있다. 따라서 계절예측정보를 활용한 벼 병해충의 예측이 가능해지면 여러 범위의 시간적 예측성이 확보되기 때문에 기존 농촌진흥청 시스템과의 상호보완적인 시너지 효

과를 기대할 수 있을 것이다. 또한 농촌진흥청과의 공동연구를 통해 APCC 조기경보시스템을 기존 NCPMS에 추가하여 통합하는 방안 또한 고려할 수 있을 것이다.

실제로 APCC 병해충 조기경보시스템은 크게 3가지 면에서 농촌진흥청 NCPMS와 차별화가 되어 있기 때문에 기능적 중복성을 우려할 이유가 없다. 첫째, APCC 조기경보시스템은 개별 농민을 대상으로 하지 않고 지자체나 지역농협 방제단을 대상으로 서비스를 제공한다. 지자체 공동방제사업의 현 문제점을 파악하고 이를 보완하기 위한 맞춤형 시스템으로 개발되었으며 무인헬기 공동방제에 특화되어 활용될 것이다. 물론 개발 과정에서 무인헬기 공동방제단의 방제의사결정 과정에 적극적으로 참여하여 최종수요자의 니즈를 중심으로 조기경보시스템의 개발방향을 수시로 체크하고 개선하는 노력이 필요하다. 둘째, 3~6개월 앞선 계절예측정보를 사용함으로써, 지자체 공동방제협의회(매년 6~7월정도 개최, 이후 고위험기간 중 방제가 필요할 때마다 수시로 개최)에서 예방적 목적의 병해충 방제계획을 세우기 위해 필요한 병해충 계절전망 정보를 제공할 수 있게 된다. 지역의 공동방제협의회에서는 APCC의 계절전망 정보와 함께 기존 농촌진흥청의 NCPMS(실시간 예찰정보 부터 2일 앞까지의 예측정보 제공) 정보를 바탕으로 초단기부터 중기 방제계획을 세울 수 있다. 마지막으로 APCC 조기경보시스템에서는 병해충 계절예측정보 뿐만 아니라 초단기-단기 기상정보를 바탕으로 최적방제를 위한 기상조건을 고려한 방제지수를 개발하여 무인헬기 공동방제에 제공할 것이다. 이는 APCC 조기경보시스템을 NCPMS와 확실히 차별화하고 무인헬기방제에 특화된 실용적인 시스템으로 만드는 중요한 기능 중 하나이다. 결과적으로 연구결과의 최종수요자 그룹을 선정하고 개발초기부터 해당 그룹을 대상으로 개발방향성을 조정하기 때문에 기존 시스템과 다른 특화된 방제시스템을 개발할 수 있을 것이다.

• 본 연구결과의 정책적, 실질적 활용에 대한 제언

국내 벼농사의 병해충 방제는 개별방제에서 공동방제로 그 형태가 급속도로 바뀌고 있는 실정이지만, 아직까지는 기존에 개별방제에서 사용되었던 관행방제 형태가 정책적으로 지원되고 있는 실정이다. 하지만 현재 무인헬기를 활용한 공동방제가 45%에 이르는 일본의 경우와 같이 국내 벼농사 환경 역시 공동방제로 급속도로 변환될 가능성이 높다. 따라서 이제는 방제와 관련된 정책이 개별방제에서 공동방제로 바뀌어야 할 필요

성이 있다. 기존 관행방제에서는 개별농민의 과거경험을 바탕으로 한 예방적 방제와 함께 병해충이 발생하면 이루어지는 치료적 방제가 주를 이루었다. 하지만 무인헬기 공동방제에서는 지역별로 방제시기와 방제대상 병해충을 정해놓고 무조건 농약을 뿌리는 예방적 방제가 이루어진다. 물론 드문 경우 특정 병해충의 대발생에 대응하여 치료적인 방제가 실시되기도 한다. 공동방제의 특성상 넓은 지역을 균일하다고 가정하고 방제를 하게 되는데, 사실 실상은 각 논마다 벼의 품종이나 생육시기가 조금씩 차이가 있고 병해충의 발생위험도 역시 서로 다르다. 이런 비균일적인 지역을 하나의 기준을 바탕으로 방제를 해야 하는 상황에서 방제의 기준이 지극히 주관적이고 또 지역마다 다른 것이 현실이기 때문에 이에 대한 정책적 개입이 필요하다. 무인헬기 공동방제는 그 역사가 짧기 때문에 아직은 방제매뉴얼 조차 확립이 되어 있지 않은 상태이다. 따라서 기술적인 측면뿐만 아니라 정책적인 측면에서의 안전하고 효과적인 방제를 유도할 수 있는 가이드라인도 시급히 개발되어야 한다. 현재 병해충의 방제농약은 종합방제제로 유통되고 있고, 대부분의 무인헬기 공동방제단에서는 모든 병해충의 발생가능성을 동일하게 간주하고 종합살균제와 종합살충제를 혼용하여 사용하고 있다. 혼용기준이나 사용량이 농약회사에서 권고되고 있는 상황이지만 대부분 지역별로 나름대로의 기준과 양을 사용하고 있다. 병해충 조기경보시스템은 계절예측정보를 활용해 벼의 주요 병해충에 대한 과학적인 발생가능성을 제공하게 된다. 이러한 객관적인 정보를 바탕으로 방제농약의 혼용비율과 사용량을 조절할 수 있는 기준이 마련되어야 한다. 무인헬기 공동방제에서 약해나 환경을 오염시킬 수 있는 농약의 과도한 사용과 임의의 혼용을 방지하는 기준이 마련되어야 한다. 좀 더 많은 시험과 검사를 통해 무인헬기에서의 농약 사용에 대한 정보가 제공된다면 이를 바탕으로 정책적인 간섭이 가능할 것으로 생각된다.

조기경보시스템의 개발은 결국 무인헬기 공동방제 현장에서 활용되기 위한 목적을 바탕으로 시작되었다. 하지만 개발 과정에서 관련 최종수요자의 의견이나 평가가 반영되지 않는다면 결국엔 현장에서 활용되지 않는 산출물이 개발될 가능성이 높다. 따라서 본 연구를 진행함에 앞서 최종수요처에서 어떻게 활용이 될 수 있는지에 대한 활용방안에 대한 고민이 우선되어야 한다. 본 연구의 산출물인 조기경보시스템은 병해충의 계절발생 전망 정보를 제공하게 된다. 이러한 정보가 실제 현장에서 무인헬기 공동방제를 실시하기 전 농약의 선정 및 혼용비율, 사용량 결정과 같은 의사결정에 활용되기 위해서는 무

인헬기 판매 및 서비스를 제공하는 기업체의 협력이 절실하다. (주)무성항공은 무인헬기 판매뿐만 아니라 방제단에 속해있는 조종사를 대상으로 정기적인 교육 및 워크숍을 개최하는데 이 때 제공되는 교육자료나 콘텐츠가 방제단에 미치는 영향이 상당하다. 따라서 이러한 정기적인 교육 및 워크숍을 활용해 병해충 조기경보시스템이 교육되고 제공된다면 효율적으로 현장에 사용되는데 도움이 될 것이다. 방제 때마다 기상조건으로 인해 겪게 되는 방제상의 문제점들을 조기경보시스템에서 제공되는 방제지수를 통해 조금이라도 해결할 수 있도록 효과적인 의사결정을 위한 가이드라인을 제공하고, 병해충에 대한 계절발생전망을 교육과 워크숍의 콘텐츠 활용하게 된다면 점차적으로 최종수요자들의 의식이나 습관적 의사결정 등을 변화시키는데 도움이 될 것으로 판단한다. 기존에 형성되어 있는 유기적이고 영향력 있는 네트워크를 활용하는 전략이 효과적일 것은 명백하고 이를 위해 (주)무성항공과 국내 농업무인헬기 사업을 전반적으로 지원하고 있는 (사)한국농업무인헬기협회와의 지속적인 연구협력관계가 필수적일 것이다.

• **벼 잎도열병 경제적 방제수준을 이용한 연구결과의 활용모델 제시**

EPIRICE Daily Risk 모형은 국내 일부 지역의 과거 병해조사자료를 바탕으로 모수 보정이 되었고, 과거 13개 병해조사자료를 바탕으로 가장 높은 상관성을 나타내는 일별 위험도지수와 병반면적율의 조합을 선별하였다. 최고 병반면적율(obs.peak)과 한계값 0.6을 넘는 모든 위험도지수를 합한 값(areaover0.6)에 대한 추정 상관식은 $y = 0.6467x + 0.6128$ (y : obs.peak; x : areaover0.6) 이고, 추정식의 R square는 0.9이다. 해당 조합에 대해서는 또 다른 병해조사자료를 이용하여 상관관계가 여전히 유의함을 검증할 수 있었다 (표 11). 이러한 결과를 바탕으로, 관측기상자료를 이용하여 EPIRICE Daily Risk 모형을 구동했을 때의 결과값인 일별 위험도지수에 대한 areaover0.6 값을 통해 실제 잎도열병의 발병정도를 추정하는 것이 통계적으로 유의한 범위 내에서 가능하다고 가정할 수가 있다. 그렇다면 과거 관측기상자료를 활용해 국내 벼 재배지를 중심으로 잎도열병의 발병정도를 추정할 수 있을 것이다. 본 챕터에서는 EPIRICE Daily Risk 모형을 활용해 국내 벼 재배지를 대상으로 병해 발병가능성을 추정하고 추정된 값을 바탕으로 방제의사결정을 하는, 본 연구결과의 활용모델을 제시하고자 한다.

예완해 등(2008)은 벼 잎도열병 피해해석에 의한 경제적 방제수준을 설정하는 연구를 수행하여 잎도열병에 대한 합리적 약제방제수준을 제시하였다. 해당 연구에 의하면 저자들은 잎도열병의 병반면적율에 따라 수량에 대한 상관관계를 분석하여 수량과 1% 수준에서 -0.96 의 부의 상관이 있음을 보고하였으며 잎도열병 병반면적율과 수량과의 회귀식이 $y = -2.4892x + 729.25$ ($R^2 = 0.9266$) 라고 했다. 이를 이용해 경제적 방제수준을 설정하기 위해서는 총방제비용을 농산물가격으로 나눈 값인 수익역치(Gain threshold)를 산정해야 하는데, 박홍현 등(2007)에 의하면 2006년 기준으로 도열병 1회 방제시 10a당 방제비용은 12,295원이고 kg당 정조가격 1471.08원으로 계산하여 수익역치값이 8.35가 되었다. 경제적 피해수준은 수익역치값을 위 병반면적율과 수량의 회귀식의 피해계수(기울기)로 나눈 값이 되므로 3.36%가 된다. 하지만 방제를 위해 소요되는 시간과 손실을 최소화하기 위하여 80% 수준에서 방제하는 것이 합리적이므로 경제적 피해수준의 80%인 2.7%를 수량에 대한 경제적 방제수준으로 정하였다.

본 연구결과의 활용모델을 제시하기 위해 2006년의 국내 벼 재배지의 잎도열병 발생가능성과 2006년 기준의 경제적 방제수준을 바탕으로 방제의사결정에 대한 경제성 분석을 수행하였다. 먼저 2006년 국내 벼 재배지를 중심으로 EPIRICE Daily Risk 모형을 구동할 수 있는 기상자료를 확보해야 한다. 2006년 기상자료는 2개의 자료를 합쳐서 사용하였는데, 일평균 기온과 일평균 강수량에 대한 정보는 기상청에서 제공하는 기후변화 남한상세 시나리오 자료에서 2000년부터 2010년까지 과거기후자료에 대해 1km 고해상도로 제공하고 있기 때문에 해당 자료에서 2006년 자료를 추출하여 사용하였다. 두 번째로 일평균 상대습도 값을 얻기 위해서 제주도를 제외한 남한지역 ASOS 기상관측소 중 2006년 자료를 가지고 있는 67개 ASOS의 과거관측자료를 사용하였는데 모형이 구동되는 각 1km 격자의 가상의 필지에서 가장 가까운 ASOS의 상대습도 값을 가져다 사용하도록 하였다. 국내 논 지역에 대한 GIS 자료를 바탕으로 기상청 남한상세 자료를 마스킹(masking)하여 1km 격자 내에 논 면적이 50%이상이 넘는 격자만을 선택하게 되면 총 7,378개의 1km 격자가 선택이 된다. 선택된 1km 격자를 논 지역이라고 가정하면 총 7,378 km², 즉 737,800 ha이 남한지역의 논 면적이 되는데, 실제 통계청의 2006년도 남한지역 논 면적을 보면 약 945,360 ha라고 조사되었으므로 앞서 선택된 7,378개의 1km 격자가 여기저기 흩어져 있는 작은 필지를 제외했을 경우

남한지역의 주요 논 면적을 대표한다고 가정할 수 있다. 일단 위에서 선택된 7,378개의 격자를 대상으로 각 격자에 해당하는 일평균 기온, 강수량, 상대습도 자료를 입력값으로 하여 EPIRICE Daily Risk 모형을 구동하였다. 구동한 결과는 잎도열병에 대한 일별 위험도지수로 나오게 되는데 이를 areaover0.6 값(한계값 0.6을 넘는 모든 위험도지수를 합한 값)으로 변환하였다. 변환을 위해 앞서 가장 높은 상관성을 바탕으로 선택된 조합의 추정 회귀식인 $y = 0.6467x + 0.6128$ (y: obs.peak; x: areaover0.6)를 바탕으로 위에서 얻은 areaover0.6값을 상관식의 x값으로 넣어 y값인 obs.peak 즉 최고 병반면적율을 계산하였고, 최고 병반면적율이 수량에 대한 경제적 방제수준인 2.7%를 넘는 지 여부에 따라 7,378개의 1km 격자를 다른 색으로 구분하여 다음 그림 38과 같이 지도상에 표시하였다.

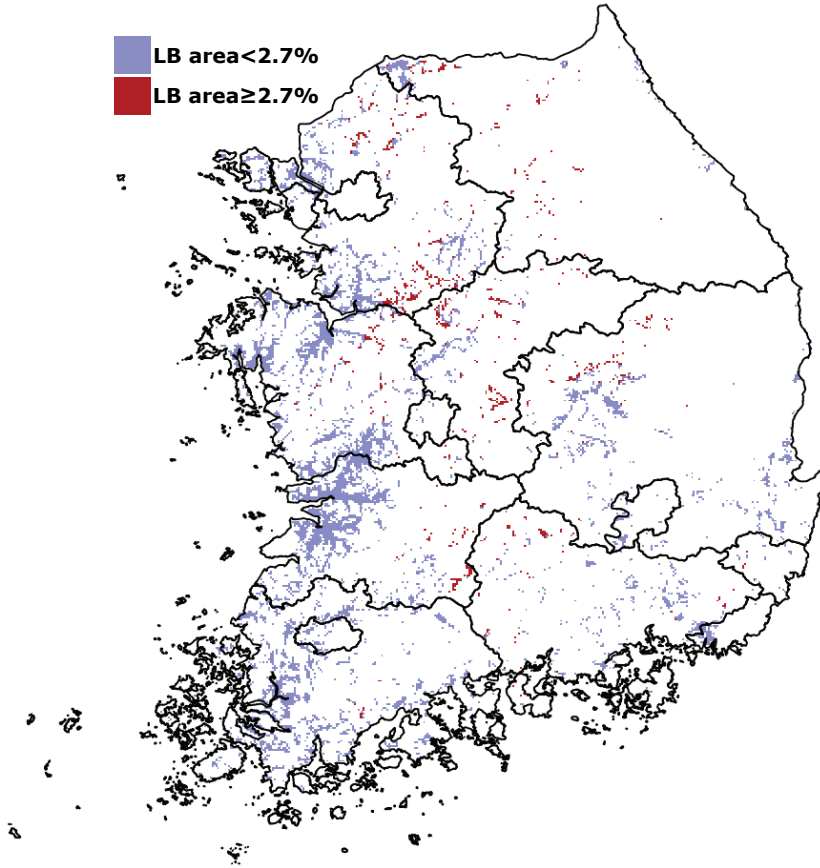


Figure 38. 남한지역 주요 논 지역을 중심으로 EPIRICE Daily Risk 모형에 의해 추정된
 잎도열병의 최고 병반면적을 분포도.

EPIRICE Daily Risk 모형 결과에 의하면 전체 논 면적 중 대략 11% 정도에서 경제적 방제수준을 넘는 잎도열병 발생가능성이 예측되었다. 이를 2006년도 조사된 945,360 ha의 국내 논 면적에 적용하면 대략 105,965 ha에서 경제적 방제수준이 넘는 잎도열병이 발생했음을 가정할 수 있다. 실제 농촌진흥청의 2006년도 농작물 병해충 예찰 방제보고서를 보면 약 81,765 ha에서 잎도열병 발생이 관찰되었다고 나왔는데, 일반적으로 관찰포에서는 눈에 띄는 잎도열병 병징이 관찰되었을 경우를 대상으로 조사되기 때문에 비록 실제 병반면적에서는 모형 결과와 차이가 있을지라도 모형의 결과가 그 당시 국내 논 지역에서의 잎도열병 발생을 비현실적으로 과도하게 모의하고 있지는 않

다고 판단하였다.

본 연구에서 개발된 EPIRICE Daily Risk 모형을 이용한 하나의 활용모형을 제시하기 위해 또 다른 가정을 하였다. 국내 벼농사에서는 보통 관행방제를 실시한다. 관행방제는 잎도열병의 발병예측과 상관없이 때가 되면 방제력에 의해 잎도열병에 대한 방제를 실시하는데, 국내 대부분의 벼를 재배하는 논에서는 잎도열병에 대한 방제를 실시하고 있다. 앞서 박홍현 등(2007)에 의하면 2006년 기준으로 도열병 1회 방제시 10a당 방제비용이 12,295원이라고 했으므로 관행방제에 따라 전체 945,360ha의 논을 대상으로 잎도열병 방제를 1회 하였다고 가정하면 방제비용으로 1,162억 원이 지출되었다. 하지만 모형 결과에 의하면 수량에 대한 경제적 방제수준인 2.7%를 넘는 면적은 전체의 11%인 105,965 ha 이었고 결국 나머지 839,394ha에서는 잎도열병의 방제가 필요 없었음에도 관행방제에 따라 방제를 하여 약 1,032억 원의 초과비용이 발생한 것으로 분석이 된다. 바꿔 말하면, 모형의 결과를 바탕으로 잎도열병의 발생을 예측하고, 발생된 발병정도가 경제적 방제수준을 넘는 경우를 대상으로만 방제를 했다면 약 1,032억 원의 비용절감이 예상된다고 말할 수 있다.

지금까지의 본 연구결과의 활용모델에 대한 예시는 많은 상황과 변수를 가정하기 때문에 있는 그대로의 결과를 받아들여서는 안 된다. 모형의 예측에러로 인한 false positive나 false negative 결과 때문에 생길 수 있는 방제비 손실, 미방제에 따른 수량 감소에 의한 손실 등을 감안하면 실제 절감 비용의 규모는 감소할 것이다. 또한 박홍현 등(2007)에 의해 산정된 잎도열병의 방제비용 역시 각각의 병해를 방제하기 위한 개별 살균제를 사용했을 때 드는 비용이기 때문에 최근에 많은 농가에서 특히 무인헬기 공동 방제에서 각각의 살균제 대신 종합살균제를 사용하면서 실제 방제비용은 그보다는 더 줄어들 가능성이 높다. 하지만 본 연구에서 이러한 활용모형을 제시함으로써 현재 국내의 관행방제로 인한 불필요한 농약의 사용에 기인한 경제적 손실과 같은 문제점을 제시하는 것은 큰 의미가 있다고 생각한다. 또한 모형의 예측에러를 최대한으로 줄이고, 또 모형의 기상 입력값으로 사용해야 하는 APCC 계절예측정보의 정확도와 해상도가 향상된다면 위 활용모형을 현업화 하는 것이 가능할 것이다. EPIRICE Daily Risk 모형을 활용해서 각 지역별로 병해충의 발병위험도를 예측하고 기 연구된 경제적 방제수준에

대한 연구결과를 활용하여 방제에 대한 의사결정을 내린다면 적어도 현재보다는 방제를 효율적으로, 또 경제적으로 실시 할 수 있을 것이다.

앞으로 계절예측정보를 활용한 벼 병해충에 대한 조기경보시스템이 계속적으로 개발되어 성능이 개선되고 좀 더 다양한 병해충에 대한 계절 발생위험도 예측이 가능해져야 할 것이다. 또한 무인헬기를 활용한 공동방제는 국내 농촌의 노령화와 부녀화, 그리고 여름철 폭염의 빈도가 증가하는 기후변화 현상으로 인해 점점 더 늘어날 것으로 예상된다. 따라서 무인헬기를 활용한 공동방제를 대상으로 벼 병해충 조기경보시스템의 계절예측정보를 활용한다면 국내 방제시스템을 한 단계 업그레이드 하는 중요한 전환점이 될 것이다.

REFERENCES

- 구영모, 이채식, 석태수, 신시균, 강태경, 김승희, 최태영, 2006: 소형 무인헬기를 이용한 항공방제기술 (현황 및 경제성분석). 바이오시스템공학지, 31(2), 95-101.
- 나승용, 이정운, 최인후, 1991: 무인헬기 이용 병해충 방제기술 연구. 농촌진흥청 연구보고서.
- 농촌진흥청, 국가농작물병해충관리시스템(<http://ncpms.rda.go.kr/npms/>).
- 농촌진흥청, 2009: 농업용 무인헬기 개발과 이용 동향 심포지엄. 농촌진흥청 심포지엄 결과보고서.
- 농촌진흥청, 2000-2010: 농작물 병해충 예찰 방제보고서. 농촌진흥청 연간 보고서.
- 박홍현, 예완해, 박형만, 2007: 주요 작물 몇 가지 병해충에 대한 수익역치 추정. 한국응용곤충학회지, 46, 63-69.
- 신진철, 김정곤, 이정일, 김명기, 이문희, 1996: 벼 대단위재배 광역방제기 효능비교 시험 (벼 생력 재배 체계화 연구), 농촌진흥청, 연구과제 최종보고서.
- 예완해, 박홍현, 남영주, 김설아, 이정희, 심홍식, 김용기, 이용환, 이영훈, 2008: 벼 잎도열병 피해해석에 의한 경제적 방제수준 설정. 식물병연구, 14, 21-25.
- 이용환, 2012: 병해충 예찰·예측·진단까지 One-stop 처리 생활과 농약. 5월호, 22-25.
- 이준호, 2014: 신 기후변화 시나리오에 따른 주요 문제 병해충 영향평가. 농촌진흥청, 연구과제 최종보고서.
- 정완규, 김은석, 김영광, 홍광표, 이춘희, 2006: 무인헬기 이용 약제방제 사례분석 연구. 경남농업기술원 연구보고서.
- 조재필, 2014: 장기 수질예보 생산 방안 개발 연구. 국립환경과학원, 연구과제 최종보고서.
- 최승락, 강수웅, 김정부, 유창영, 1976: 벼 병해충에 관한 시험. 경상남도 농촌진흥원 연구보고서.

- APEC Climate Center, 2006: Assessment of the climate forecasts produced by individual models and MME methods, APCC Technical Report, 1(1).
- Berger, R., 1977: Application of epidemiological principles to achieve plant disease control. *Annual Review of Phytopathology*, 15, 165-181.
- Bristow, K.I. and G.S. Campbell. 1984: On the relationship between incoming solar radiation and daily maximum and minimum temperature. *Agriculture and Forest Meteorology*. 31, 159-166.
- Chan, C.W. and K.L. Heong, 2013: Malaysia develops risk assessment and early warning methods for managing rice planthopper pests and blast disease. A news article from <http://iasyn.org/en/homepage/Malaysia-develop-risk-assessment-and-early-warning-methods-for-managing-rice-planthopper-pests-and-blast-disease-1807.html>.
- Calanca, P., Bolius, D., Weigel, A.P., and M.A. Liniger, 2011: Application of long-range weather forecasts to agricultural decision problems in Europe. *Journal of Agricultural Science*, 149, 15-22.
- Crespo, O., Tadross, M., Johnston, P., S. Walker, 2011: Improving seasonal forecast information for managing on-farm decisions. Final project report for 2011 START grants for global change research in Africa.
- Daud, S.M., Jozani, H.J., and F. Arab, 2013: A review on predicting outbreak of Tungro disease in rice fields based on epidemiological and biophysical factors. *International Journal of Innovation and Technology*, 4, 447-450.
- Donatelli M., Bregaglio, S., Fumagalli, D., and Baruth, B. 2012: Model framework for the assessment of EU climatic suitability for the establishment of organisms harmful to plants and plant products - CLIMPEST project. Supporting Publications 2012:EN-247.

- Furrer, E.M. and R.W. Katz, 2007: Generalized linear modeling approach to stochastic weather generators, *Progress in Physical Geography*, 23, 329-357.
- 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.
- Hansen, J.W. and M. Indeje, 2004: Linking dynamic seasonal climate forecasts with crop simulation for maize yield prediction in semi-arid Kenya. *Agricultural and Forest Meteorology*, 125, 143-157.
- Hansen, J.W. and A.M.V. Ines, 2005: Stochastic disaggregation of monthly rainfall data for crop simulation studies. *Agricultural and Forest Meteorology*, 131, 233-246.
- Hanson, C.L. and G.L. Johnson, 1998: GEM (generation of weather elements for multiple applications): its application in areas of complex terrain. *Hydrol. Water Resour. Ecol. Headwaters IAHS*, 248, 27-32.
- Hutchinson, M.F. 1987: Methods of generation of weather sequences. *Agricultural Environments: Characterization, Classification and Mapping*, A.H. Buntinh, Ed., CAR Int., Cambridge, Mas, 149-157.
- IPCC, 2013: IPCC Fifth Assessment Report (AR5).
- Katz, R.W., 1996: Use of conditional stochastic models to generate climate change scenarios. *Climate Change*, 32, 237-255.
- Kats, R.W. and M.B. Parlange, 1998: Overdispersion phenomenon in stochastic modeling of precipitation, *Journal of Climate*, 11, 591-601.
- 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, Y., Katz, R.W., Rajagopalan, B., Furrer, E.M. and G. Podesta, 2012: Reducing overdispersion in stochastic weather generators using a generalized linear modeling approach, *Climate Research*, 53, 13-24.

Kittel, T.G.F., Rosenbloom, N.A., Royle, J.A., Daly, C., Gibson, W.P., Fisher, H.H., Thornton, P., Yates, D.N., Aulenbach, S., Kaufman, C., McKeown, R., Bachelet, D., and D.S. Schimel, 2004: VEMAP Phase 2 Bioclimatic Database. I. Gridded historical (20th century) climate for modeling ecosystem dynamics across the conterminous USA. *Climate Research*, 27, 151-170.

McKague, K., RudraJ, R., and J. Ogilvie, 2003: ClimGen - A convenient weather generation tool for Canadian climate stations. CSAE/SCGR 2003 Meeting. Montréal, Québec. July 6 - 9

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.

Minh V.Q., Huong, H.T.T., Diep, N.T.H., and H.V. Chien, 2012: Application of MODIS images to monitor the progress of rice sowing and cropping calendar assisting in early warning rice brown hopper in the Mekong Delta, Vietnam.

RDA, 2004: Farm household labor hours by crops.

Richardson, C.W., 1981: Stochastic simulation of daily precipitation, temperature, and solar radiation, *Water Resources Research*, 17, 182-190.

Richardson, C.W. and D.A. Wright, 1984: WGEN: A model for generating daily weather variables. U.S. Dept. of Agric., Agricultural Research Service, ARS-8.

- Riu, 2007: Improving information on rice pests and diseases in Bangladesh. DFID Research4Development Document Record.
- Safeeq, M. and A. Fares, 2011: Accuracy evaluation of ClimGen weather generator and daily to hourly disaggregation methods in tropical conditions. *Theor. Appl. Climatol.*, 106, 321-341.
- 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.
- Selker, J.S. and D.A. Haith. 1990: Development and testing of single-parameter precipitation distributions. *Water Resources Research*, 26(11), 2733-2740.
- Semenov, M.A., and E.M. Barrow, 1997: Use of a stochastic weather generator in the development of climate change scenarios. *Climate Change*, 35, 397-414.
- Semenov, M.A. and R.J. Brooks, 1999: Spatial interpolation of the LARS-WG stochastic weather generator in Great Britain. *Climate Research*, 11, 137-148.
- Sigvald, R., Risk assessments for pests and disease of field crops, especially forecasting and warning systems. At <http://www.balticuniv.uu.se>.
- Sparks, A.H., G.A. Forbes, R.J. Hijmans, and K.A. Garrett, 2011: A metamodeling framework for extending the application domain of process-based ecological models. *Ecosphere*, 2(8), art90.
- Stöckle, C.O., G.S. Campbell, and R. Nelson, 1999: ClimGen manual. Biological Systems Engineering Department, Washington State University, Pullman, WA.
- Talukder, R.K., 2000: A review of early warning systems practiced in selected asian countries. Strengthening of early warning and food information system project, EWFIS Report.

- 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.
- Wilks, D.S. and R.L. Wilby, 1999: The weather generation game: A review of stochastic weather models." *Progress in Physical Geography*, Vol. 23, pp. 329-357
- Yeh, Y., 2011: Current status and development of plant pest information management system in Taiwan. At http://www.agnet.org/htmlarea_file/library/20110712072219/eb582.pdf.
- 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.

연구보고서 2015-17

벼 병해충 조기경보시스템 적용을 위한 계절기후정보기반 병해 예측 및 방제 모형 개발
Development of a Seasonal Rice Disease and Pest Forecast and Spray Decision Support Model

김광형 기후변화연구팀



APEC Climate Center

612-020 부산광역시 해운대구 센텀7로 12

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

www.apcc21.org

 www.facebook.com/apcc21

 www.youtube.com/APECClimateCenter21

 www.twitter.com/apcc21

 www.plus.google.com/+APECClimateCenter21

 www.flickr.com/apcc21