

Research Article

기계학습 모델을 이용한 이상기상에 따른 사일리지용 옥수수 생산량 피해량

조현욱¹, 김민규², 김지웅¹, 조무환¹, 김문주³, 이수안⁴, 김경대⁵, 김병완¹, 성경일^{1*}

¹강원대학교, 동물생명과학대학, 춘천, 24341

²강원대학교, IT대학, 춘천, 24341

³강원대학교, 동물생명과학연구소, 춘천, 24341

⁴세명대학교, IT엔지니어링대학, 제천, 27136

⁵강원도농업기술원, 춘천, 25300학

Calculation of Dry Matter Yield Damage of Whole Crop Maize in Accordance with Abnormal Climate Using Machine Learning Model

Hyun Wook Jo¹, Min Kyu Kim², Ji Yung Kim¹, Mu Hwan Jo¹, Moonju Kim³, Su An Lee⁴, Kyeong Dae Kim⁵,
Byong Wan Kim¹ and Kyung Il Sung^{1*}

¹College of Animal Life Sciences, Kangwon National University, Chuncheon, 24341, Republic of Korea

²College of Information Technology, Kangwon National University, Chuncheon, 24341, Republic of Korea

³Institute of Animal Life Science, Kangwon National University, Chuncheon, 24341, Republic of Korea

⁴College of Engineering and Information Technology, Semyung University, Jecheon, 27136, Republic of Korea

⁵Gangwondo Agricultural Research and Extension Services, Chuncheon, 25300, Republic of Korea

ABSTRACT

The objective of this study was conducted to calculate the damage of whole crop maize in accordance with abnormal climate using the forage yield prediction model through machine learning. The forage yield prediction model was developed through 8 machine learning by processing after collecting whole crop maize and climate data, and the experimental area was selected as Gyeonggi-do. The forage yield prediction model was developed using the DeepCrossing ($R^2=0.5442$, $RMSE=0.1769$) technique of the highest accuracy among machine learning techniques. The damage was calculated as the difference between the predicted dry matter yield of normal and abnormal climate. In normal climate, the predicted dry matter yield varies depending on the region, it was found in the range of 15,003~17,517 kg/ha. In abnormal temperature, precipitation, and wind speed, the predicted dry matter yield differed according to region and abnormal climate level, and ranged from 14,947 to 17,571, 14,986 to 17,525, and 14,920 to 17,557 kg/ha, respectively. In abnormal temperature, precipitation, and wind speed, the damage was in the range of -68 to 89 kg/ha, -17 to 17 kg/ha, and -112 to 121 kg/ha, respectively, which could not be judged as damage. In order to accurately calculate the damage of whole crop maize need to increase the number of abnormal climate data used in the forage yield prediction model.

(Key words: Abnormal climate, Whole crop maize, Machine learning, Forage yield prediction model, Dry matter yield damage)

I. 서론

최근 지구온난화에 의해 국내 기온은 점차 증가하고 있는 추세 (Shim et al., 2013)이며 이로 인한 이상기상은 기상재해의 발생 빈도를 증가시키는 원인이 된다(IPCC, 2015). 우리나라는 겨울과 봄 가뭄이 심해지고 집중호우도 증가하고 있으며 한반도 태풍의

빈도와 강도 모두 증가하였다(기상청, 2020). Na and Jung (2021)은 국내에서 비태풍 시기에 발생하는 강풍 (풍속 14m/s 이상)의 빈도와 강도가 점차 증가하는 추세라고 하였다. 이러한 기상재해 발생은 풀사료 생산에 부정적인 영향을 미칠 것으로 사료된다. 특히 1904년부터 2000년까지 폭풍우, 강풍, 태풍 등 기상재해 발생은 8월이 많았고 그 다음이 7월로 보고하고 있는데(Shim et al.,

*Corresponding author: Kyung Il Sung, Department of Animal Life Science, Kangwon National University, Chuncheon, 24341, Korea. Tel: +82-33-250-8635, Email: kisung@kangwon.ac.kr

2003) 이 시기는 사일리지용 옥수수(Whole Crop Maize, WCM)의 생육단계가 출수기부터 황숙기에 해당하므로 기상재해의 영향을 가장 민감하게 받는 시기이다. 또한 Lee and Kwon (2004)은 국내 여름철 강수량 변동(1941~1970년 및 1971~2000년, 총 2회)을 분석한 결과 전 지역에서 8월의 강수량이 증가한 것을 확인하였는데 이러한 추세가 WCM의 생산량에 어떠한 영향을 미칠지 분석할 필요가 있다. 따라서 기온, 강수량, 풍속 등의 이상기상이 WCM의 건물수량(Dry matter yield, DMY)에 미치는 영향을 확인하고 생산량에 미치는 피해량을 분석·평가하는 연구가 필요하다.

수량예측모델은 혼파초지, 알팔파 및 옥수수(Kim et al., 2021; Oh, 2017; Peng, 2017) 등 풀사료에서 기상요인과 관련한 연구가 활발히 진행되고 있다. 다양한 요인을 고려하여 풀사료 생산량을 제시하는 수량예측모델은 설정된 이상기상 조건에서 WCM의 DMY를 예측하는데 효과적인 것으로 사료되며 피해량 산출에 이용 가능할 것으로 생각된다.

이상기상에 따른 WCM의 피해량을 산출하기에 앞서 이상기상의 기준을 확립할 필요가 있다. 기상청은 가뭄, 폭우 및 한파 등 이상기상 기준을 제시하고 있으나 이는 사람을 대상으로 설정한 것이므로 WCM의 생산량에 영향을 미치는 이상기상 기준은 별도로 설정할 필요가 있다. Sung (2020)은 이상저온, 이상풍, 가뭄, 폭우 및 열대야를 WCM의 이상기상 기준으로 설정하였다. 설정한 조건 중 이상저온(일최저온도 5℃ 이하 3일 이상 지속) 조건에서 통계 모델을 통한 WCM의 피해량은 저온이 발생한 경우와 저온이 발생하지 않은 경우의 DMY 간 유의적인 차이가 없었다. 또한 통계 모델을 이용하는 것은 많은 시간과 노동력이 소요되며 특이기상 자료가 적어 피해량 산출에 어려움이 있었다. 따라서 WCM의 피해량 산출은 다양한 요인을 고려할 수 있고 신속한 분석이 가능하며 정확성을 높이는 기계학습(Machine learning)을 이용하는 것이 유리할 것으로 판단하였다. 이와 관련하여 Jo et al. (2020a; 2020b)는 WCM 수량예측에 기계학습을 이용하였을

때 통계 기반 수량예측보다 정확성이 높은 것으로 보고하였다.

본 연구는 기계학습을 통한 수량예측모델을 제작하고 이상기상 조건에서 WCM의 DMY를 예측하여 피해량을 산출할 목적으로 수행하였다.

II. 재료 및 방법

1. WCM 데이터 수집 및 가공

본 연구에서 WCM 데이터는 수입적응성 시험보고서, 국립축산과학원 시험연구보고서, 한국축산학회지, 한국초지조사료학회지 및 사일리지용 옥수수의 재배실험에 관한 학위논문에서 수집하였으며 출처에 따른 데이터 수는 Table 1과 같다. 데이터의 수집 연도는 1978년부터 2017년까지이며, DMY, 재배지역, 파종일 및 수확일 등을 포함하고 있다.

WCM 데이터 가공 과정에서는 전체 WCM 데이터(n=3,232)로부터 DMY의 이상점을 제거하였다. 먼저 DMY의 히스토그램을 확인한 결과 분포의 꼬리에서 절삭점(cut-off)이 나타나 이를 이상점으로 판단하였다. 이상점은 7,000 kg/ha 미만 그리고 26,000 kg/ha 초과인 DMY였고 이에 해당하는 백분율이 상·하위 3%였다. 제거한 데이터는 총 204점이었으며 최종적으로 분석에 이용한 WCM 데이터는 총 3,028점이다. WCM 데이터 가공 전·후 DMY 값의 범위는 65~35,209 kg/ha에서 7,848~25,094 kg/ha로 변경되었다.

수량예측모델은 데이터 수가 많을수록 정확성이 증가하는 특징을 고려하여 본 연구에서는 경기도 7개 지역(평주, 수원, 안성, 여주, 이천, 의정부 및 화성)의 WCM 데이터를 이용하여 수행하였다. 경기도 지역은 WCM 데이터가 1,534점으로 타 도에 비해 많았으며 이는 전체 WCM 데이터의 약 47%를 차지하였다

Table 1. Data source and numbers of data on WCM

Data source	Numbers of data
NACF ¹⁾	1,219
NIAS ²⁾	1,294
KOJAS ³⁾	8
KSGFS ⁴⁾	707
Thesis	4
Total	3,232 ⁵⁾

¹⁾Adaptability test of imported varieties of grasses and forage crops operated by National Agricultural Cooperative Federation

²⁾National Institute of Animal Science, RDA

³⁾Korean Journal of Animal Science

⁴⁾Journal of the Korean Society of Grassland and Forage Science

⁵⁾The description of the source of WCM data collected in this study was omitted because these were too many documents.

Table 2. Cultivation region and number of data on WCM used constructing yield prediction model

Cultivation region	Numbers of data	Cultivation region	Numbers of data
Andong	2	Jeju	40
Anseong	7	Jinbu	9
Asan	6	Jinju	75
Bonghwa	26	Namhae	8
Cheonan	243	Pyeongchang	31
Cheongju	3	Sangju	89
Chilgok	1	Seochon	18
Chuncheon	1	Seonghwan	379
Daegwallyeong	167	Seongju	155
Dangjin	16	Suncheon	2
Gimje	33	Suwon	1,370
Gochang	4	Uijeongbu	11
Gunwi	4	Wonju	6
Gwangju(Gyeonggi-do)	12	Yeoju	21
Gwangju(Jeollanam-do)	29	Yeongam	37
Gwangan	3	Yeonggwang	10
Gyeongsan	66	Yeongju	33
Hongcheon	29	Yesan	3
Hwaseong	14	Yuseong	3
Icheon	99	No cultivation region	147
Incheon	20		

(Table 2).

2. 기상 데이터 수집 및 가공

기상 데이터는 기상청의 기상자료개방포털에서 경기도 종관기상대(동두천, 수원, 양평, 이천 및 파주)의 데이터를 수집하였다. 데이터 수집 연도는 WCM의 데이터 수집 연도와 같은 1978년부터 2017년까지이며 수집한 데이터는 시간단위 기온, 강수량 및 풍속 등을 포함하고 있다.

기상 데이터 가공 과정에서 결측값은 해당 시간의 전·후 시간 측정값의 평균을 입력하는 것으로 보완하였다. 또한 기상 데이터는 피해량 산출의 정확도를 높이기 위해 WCM의 생육기간을 고려하여 년도별 기상 데이터 중 4월 1일부터 10월 31일까지의 기간이 이용되었다.

3. 수량예측모델 제작

수량예측모델은 수집 후 가공한 WCM 및 기상 데이터를 기반으로 기계학습을 통해 제작되었다. 수량예측모델은 WCM의 생육기간 및 재배지역에 따른 기상 조건의 DMY를 학습하였으며 특정 기상 조건 하에서 DMY 예측값을 산출하였다. 모델 학습 시 WCM 데이터의 재배지역 중 경기도에 해당하면서 종관기상대가

존재하지 않는 지역은 가장 가까운 경기도 종관기상대를 적용하였다. 따라서 종관기상대가 존재하지 않는 광주, 안성, 여주, 의정부 및 화성의 기상 데이터는 각각 양평, 수원, 이천, 동두천 및 수원의 것을 적용하였다. 수량예측모델 제작에 이용한 기계학습 기법은 Linear, FM(Factorization Model), Deep, DeepCrossing, Wide&Deep, DeepFM, CIN(Compressed Interaction Network) 및 xDeepFM으로 총 8가지였다. 본 연구에서 피해량 산출을 위하여 기계학습 기법으로 제작된 수량예측모델의 선정은 R²값이 가장 높고 평균 제곱근 오차(Root Mean Square Error, RMSE)값이 가장 낮은 것을 선택하였다. 기계학습을 통한 수량예측모델 제작에 사용한 프로그램은 Python 및 Tensorflow였다.

4. 이상기상 피해량 산출 방법

이상기상에 따른 DMY 피해량(DMY_{damage})은 경기도 종관기상대의 지역별 정상기상 및 이상기상을 설정하고 수량예측모델을 통해 각 기상에서의 DMY를 예측한 후 정상기상에서의 DMY 예측값(DMY_{normal})과 이상기상에서의 DMY 예측값(DMY_{abnormal}) 간 차이를 통해 산출하였다. 피해량 산출 과정은 아래의 식과 같다.

$$DMY_{\text{damage}} = DMY_{\text{normal}} - DMY_{\text{abnormal}}$$

Table 3. Average and standard deviation for temperature, precipitation, and wind speed in WCM collected data

Region	Temperature(°C)		Precipitation(mm)		Wind speed(m/s)	
	Average	SD*	Average	SD	Average	SD
Dongducheon	19.05	0.60	0.26	0.07	1.59	0.17
Icheon	19.18	0.99	0.23	0.06	1.13	0.19
Paju	18.82	0.62	0.23	0.07	1.64	0.12
Suwon	19.58	0.79	0.22	0.05	1.70	0.65
Yangpyeong	19.00	0.93	0.24	0.06	1.08	0.26

*Standard deviation

Table 4. R² and RMSE value for yield prediction model by machine learning

Technique	R ²	RMSE*
Linear	0.4534	0.1938
FM	0.5278	0.1801
Deep	0.5392	0.1779
DeepCrossing	0.5442	0.1769
Wide&Deep	0.5208	0.1814
DeepFM	0.5000	0.1853
CIN	0.5121	0.1831
xDeepFM	0.5254	0.1805

*Root Mean Square Error

Table 5. Predicted DMY of WCM through forage yield prediction model in normal climate

Region	DMY*(kg/ha)
Dongducheon	17,035
Icheon	16,487
Paju	15,003
Suwon	17,155
Yangpyeong	17,517

*Dry Matter Yield

여기서, WCM의 DMY_{normal} 및 DMY_{abnormal} 산출을 위한 정상 및 이상기상은 다음과 같은 방법으로 설정하였다. 지역별 정상기상은 WCM 데이터 수집 연도(1978~2017년)에 해당하는 년도별 기상 데이터의 평균(40년 평균)으로 설정하였다. 지역별 이상기상은 정상기상에서 특정 기상요인(기온, 강수량 및 풍속)에 변동값을 주어 설정하였다. 이상기상의 변동값은 세계기상기구(WMO)의 방식(Park et al., 2015)을 준용하여 WCM 데이터 수집 기간(1978~2017년) 내 기상요인별 평균 및 표준편차(Standard Deviation, SD)를 계산한 후 SD의 ±1 및 ±2배수의 4단계 수준(SD의 -2, -1, +1 및 +2배)으로 설정하였다(Table 3). 기상요인별 SD는 지역에 따라 차이가 있었으며 기온, 강수량 및 풍속이 각각 0.60~0.99°C, 0.05~0.07 mm 및 0.12~0.65 m/s의 범

위에 있었다.

III. 결과 및 고찰

1. 이상기상 수준에 따른 WCM의 DMY 예측값

8가지 기계학습 기법에 따른 WCM 수량예측모델의 R² 및 RMSE값은 각각 0.4534~0.5442 및 0.1769~0.1938 범위였다. 본 연구에서 이용한 기계학습을 통한 WCM의 수량예측모델은 R²값이 0.5442로 가장 높고 RMSE값이 0.1769로 가장 낮은 DeepCrossing을 선정하였다(Table 4). 본 연구에서 WCM의 수량예측을 위해 여러 기법을 비교한 결과 DeepCrossing이 가장 우수한 결과를

Table 6. Predicted DMY of WCM through forage yield prediction model in accordance with abnormal temperature level

Region	Abnormal temperature level			
	-2	-1	+1	+2
	----- kg/ha -----			
Dongducheon	17,010	17,022	17,048	17,062
Icheon	16,441	16,464	16,519	16,547
Paju	14,947	14,973	15,036	15,069
Suwon	17,078	17,126	17,186	17,223
Yangpyeong	17,428	17,475	17,547	17,571

*Variation value per abnormal temperature level(℃): Dongducheon(0.60), Icheon(0.99), Paju(0.62), Suwon(0.79) and Yangpyeong(0.93)

Table 7. Predicted DMY of WCM through forage yield prediction model in accordance with abnormal precipitation level

Region	Abnormal precipitation level			
	-2	-1	+1	+2
	----- kg/ha -----			
Dongducheon	17,031	17,033	17,037	17,039
Icheon	16,480	16,483	16,491	16,494
Paju	14,986	14,994	15,011	15,020
Suwon	17,148	17,152	17,158	17,162
Yangpyeong	17,508	17,513	17,521	17,525

*Variation value per abnormal precipitation level(mm): Dongducheon(0.07), Icheon(0.06), Paju(0.07), Suwon(0.05) and Yangpyeong(0.06)

Table 8. Predicted DMY of WCM through forage yield prediction model in accordance with abnormal wind speed level

Region	Abnormal wind speed level			
	-2	-1	+1	+2
	----- kg/ha -----			
Dongducheon	17,071	17,052	17,015	16,992
Icheon	16,498	16,495	16,472	16,451
Paju	15,091	15,047	14,960	14,920
Suwon	17,267	17,215	17,095	17,041
Yangpyeong	17,557	17,542	17,471	17,396

*Variation value per abnormal wind speed level(m/s): Dongducheon(0.17), Icheon(0.19), Paju(0.12), Suwon(0.65) and Yangpyeong(0.26)

보여주었다. 이는 다른 모델에 비해 R²값이 높아서 설명력이 좋고 RMSE값이 낮아서 오류가 적은 예측을 수행한다는 것을 의미한다. WCM의 수량예측에 사용한 데이터는 주로 시계열의 연속된 날씨 정보이므로 시간당 기온, 강수량, 풍속 등 자체적으로 정보를 많이 포함하고 있다. 그러므로 기계학습 기법의 정확성은 선형회귀만 사용하는 Linear 기법에서 좋지 않고 Linear와 Deep을 결합한 Wide&Deep 기법도 선형회귀 방법을 고려하기 때문에 좋지 않았다. 또한 행렬 분해를 사용하는 FM, DeepFM, CIN 및 xDeepFM 기법은 데이터를 2~3개 정도만 비교하기 때문에 유용한 패턴을 찾기 어렵기 때문에 정확성이 떨어진다. 오히려 신경망으로만 구성된 Deep 기법과 DeepCrossing 기법이 시계열 날씨 정보의 여러 데이터를 비교하기 때문에 높은 정확성을 가지는 것으로 판단된다. DeepCrossing을 통한 수량예측모델로 산출한 정

상기상에서 WCM의 DMY 예측값은 지역에 따라 차이가 있었으며 15,003~17,517 kg/ha 범위였다(Table 5).

DeepCrossing을 통한 수량예측모델로 산출한 이상기온에서 WCM의 DMY 예측값은 지역과 이상기온 수준에 따라 차이가 있었으며 14,947~17,571 kg/ha 범위였다(Table 6). 이상기온에 따른 WCM의 DMY 예측값은 모든 지역에서 이상기온 수준이 높아질수록 증가하는 경향을 보였으나 증가량이 미미한 수준이었다. 기온이 상승할수록 DMY 예측값이 증가하는 이유는 WCM의 생육 최적 온도와 관련이 있는 것으로 보인다. WCM은 일평균기온이 최저 8℃, 최적 32~34℃, 최고 40℃일 때 생육을 시작하며 토양 수분이 보통일 경우 일평균기온 26~32℃, 토양 수분이 충분할 경우 일평균기온 35~38℃에서 광합성 능력이 활발하다(Lee and Kim, 2019). 경기도 지역별 WCM 생육기간의 평균기

Table 9. Damage of WCM through forage yield prediction model in accordance with abnormal temperature level

Region	Abnormal temperature level			
	-2	-1	+1	+2
	----- kg/ha -----			
Dongducheon	25	13	-13	-27
Icheon	46	23	-32	-60
Paju	56	30	-33	-66
Suwon	77	29	-31	-68
Yangpyeong	89	42	-30	-54

*Variation value per abnormal temperature level(℃): Dongducheon(0.60), Icheon(0.99), Paju(0.62), Suwon(0.79) and Yangpyeong(0.93)

Table 10. Damage of WCM through forage yield prediction model in accordance with abnormal precipitation level

Region	Abnormal precipitation level			
	-2	-1	+1	+2
	----- kg/ha -----			
Dongducheon	4	2	-2	-4
Icheon	7	4	-4	-7
Paju	17	9	-8	-17
Suwon	7	3	-3	-7
Yangpyeong	9	4	-4	-8

*Variation value per abnormal precipitation level(mm): Dongducheon(0.07), Icheon(0.06), Paju(0.07), Suwon(0.05) and Yangpyeong(0.06)

Table 11. Damage of WCM through forage yield prediction model in accordance with abnormal wind speed level

Region	Abnormal wind speed level			
	-2	-1	+1	+2
	----- kg/ha -----			
Dongducheon	-36	-17	20	43
Icheon	-11	-8	15	36
Paju	-88	-44	43	83
Suwon	-112	-60	60	114
Yangpyeong	-40	-25	46	121

*Variation value per abnormal wind speed level(m/s): Dongducheon(0.17), Icheon(0.19), Paju(0.12), Suwon(0.65) and Yangpyeong(0.26)

온은 18.8~19.6℃로 이상기온에 의해 기온이 상승할 경우 오히려 WCM의 적정 생육온도에 가까워져 DMY가 증가하는 것으로 사료된다.

DeepCrossing을 통한 수량예측모델로 신출한 이상강수량에서 WCM의 DMY 예측값은 지역과 이상강수량 수준에 따라 차이가 있었으며 14,986~17,525 kg/ha 범위였다(Table 7). 이상강수량에 따른 WCM의 DMY 예측값은 모든 지역에서 이상강수량 수준이 높아질수록 증가하는 경향을 보였으나 증가량이 미미한 수준이었다. WCM은 습해에 약한 작물로 알려져 있음에도(Shin et al., 2017) 강수량이 증가할수록 DMY가 증가하는 결과가 나타난 것

으로 보아 본 연구에서 설정한 이상강수량(수준당 0.05~0.07 mm/hr)은 WCM의 DMY에 있어 습해 피해를 발생시키지 못하는 수준인 것으로 판단된다. 또한 이는 6월 및 7월 강수량의 증가가 WCM의 수확량 증가와 관계가 있다는 Kucharik and Serbin (2008)의 보고와 유사한 결과를 나타낸다. 강수량이 감소할 때 WCM의 DMY가 감소한 것은 WCM이 가뭄에 의해 피해를 받았기 때문인 것으로 보인다. WCM은 C₄ 작물의 특성상 다른 작물에 비해 가뭄에 상대적으로 강한 특성을 가지지만 기후변화로 인하여 가뭄 현상이 지속될 경우 DMY가 감소할 것으로 예측된다(Chung et al., 2019). 현재 가뭄에 의해 WCM의 수량이 피해를

받은 연구가 다수 보고되어 있다(Ji et al., 2011; Min et al., 2021). 따라서 본 연구의 결과를 보았을 때 WCM의 경우 국내 경기도 기상에서 습해보다 가뭄에 의한 피해가 심할 것으로 사료된다.

DeepCrossing을 통한 수량예측모델로 산출한 이상풍속에서 WCM의 DMY 예측값은 지역과 이상풍속 수준에 따라 차이가 있었으며 14,920~17,557 kg/ha 범위였다(Table 8). 이상풍속에 따른 WCM의 DMY 예측값은 모든 지역에서 이상풍속 수준이 높아질수록 감소하는 경향을 보였으나 감소량이 미미한 수준이었다. 본 연구에서 WCM은 풍속이 증가할수록 도복 가능성이 높아져 DMY가 감소할 것으로 보이나 이와 관련된 연구가 없어 인과관계를 규명하기 위한 연구가 필요하다.

2. 이상기상 수준에 따른 WCM의 피해량

이상기온, 이상강수량 및 이상풍속 수준에 따른 WCM의 피해량은 각각 -68~89 kg/ha, -17~17 kg/ha 및 -112~121 kg/ha 범위였다(Table 9~11). 이상기온 수준에 따른 WCM의 최대 피해량은 양평에서 시간당 기온이 1.86°C 감소(-2 수준)할 때 89 kg/ha로 나타났다. 이상강수량 수준에 따른 WCM의 최대 피해량은 파주에서 시간당 강수량이 0.14 mm 감소(-2 수준)할 때 17 kg/ha로 나타났다. 이상풍속 수준에 따른 WCM의 최대 피해량은 양평에서 시간당 풍속이 0.52m/s 증가(+2 수준)할 때 121 kg/ha로 나타났다.

본 연구에서 산출된 WCM의 최대 피해량 121 kg/ha(양평)는 정상기상에서 DMY 17,517 kg/ha의 0.7%에 해당한다. Kim et al. (2019)은 7월 폭우(월 강수량 1,000 mm 이상)가 WCM의 DMY에 미치는 영향에서 정상수량 16,447 kg/ha 중 28.9%에 해당하는 4,745 kg/ha가 감소했다고 보고하였다. 또한 Kim and Sung (2021)은 중부내륙 지방에서 이상기상(가을 저온, 겨울 냉해 및 봄 가뭄)이 이탈리아 라이그라스의 DMY에 미치는 영향에서 각각 10,698 kg/ha 중 1,451 kg/ha(13.5%), 10,153 kg/ha 중 2,619 kg/ha(25.8%) 및 10,776 kg/ha 중 2,048 kg/ha(19.0%) 감소하였다고 보고하였다. 이러한 연구들과 비교한 결과 0.7%의 피해는 적어 이상기상에 따른 피해가 발생하였다고 판단하기 어려운 수준이다. 본 연구에서 피해량이 적게 발생한 이유는 기계학습에 사용된 기상 데이터가 대부분 정상기상의 범위(정상기상 ± 2 기상요인별 표준편차)에서 벗어나는 이상기상 데이터가 적은 것에 기인하는 것으로 사료된다. 경기도 기상 데이터(n=160) 중 이상기상에 해당하는 데이터(n=26)의 비율(16%)은 정상기상에 해당하는 데이터(n=134)의 비율(84%)보다 현저히 낮았다. 그러므로 이상기상에 속한 데이터를 충분히 학습한 수량예측모델을 이용하면 보다 정확한 WCM의 피해량을 산출할 수 있을 것으로 예

상된다. 이를 위해 수량예측모델은 이상기상에 속한 데이터를 반복 학습하여 정상기상 범위에 속한 데이터와 유사한 비율로 맞춤 필요가 있을 것으로 사료된다.

IV. 요약

본 연구는 기계학습을 통한 수량예측모델을 이용하여 이상기상에 따른 WCM의 DMY 피해량을 산출하기 위한 목적으로 수행하였다. 수량예측모델은 WCM 데이터 및 기상 데이터를 수집 후 가공하여 8가지 기계학습을 통해 제작하였으며 실험지역은 경기도로 선정하였다. 수량예측모델은 기계학습 기법 중 정확성이 가장 높은 DeepCrossing ($R^2=0.5442$, RMSE=0.1769) 기법을 통해 제작하였다. 피해량은 정상기상 및 이상기상의 DMY 예측값 간 차이로 산출하였다. 정상기상에서 WCM의 DMY 예측값은 지역에 따라 차이가 있으나 15,003~17,517 kg/ha 범위로 나타났다. 이상기온, 이상강수량 및 이상풍속에서 WCM의 DMY 예측값은 지역 및 각 이상기상 수준에 따라 차이가 있었으며 각각 14,947~17,571 kg/ha, 14,986~17,525 kg/ha 및 14,920~17,557 kg/ha 범위로 나타났다. 이상기온, 이상강수량 및 이상풍속에서 WCM의 피해량은 각각 -68~89 kg/ha, -17~17 kg/ha 및 -112~121 kg/ha 범위로 피해로 판단할 수 없는 수준이었다. WCM의 정확한 피해량을 산출하기 위해서는 수량예측모델에 이용하는 이상기상 데이터 수의 증가가 필요하다.

V. 사사

본 논문은 농촌진흥청 공동연구사업의 과제번호: PJ01499603의 지원에 의해 이루어졌습니다.

VI. REFERENCES

- Chung, S.U., Sung, S.H., Zhang, Q.M., Jung, J.S., Oh, M.R., Yun, Y.S., Seong, H.J. and Moon, S.H. 2019. Assessment of productivity and vulnerability of climate impacts of forage corn (*Kwangpyeongok*) due to climate change in Central Korea. *Journal of the Korean Society of Grassland and Forage Science*. 39(2):105-113.
- IPCC. 2015. *Climate change 2015: The physical science basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change.*

- Ji, H.C., Cho, J.H., Lee, S.H. and Kim, W.H. 2011. Effect of drought conditions on growth, forage production and quality of silage corn at paddy field. *Journal of the Korean Society of Grassland and Forage Science*. 31(1):47-54.
- Jo, H.W., Kim, M.K., Lee, S.A., Kim, J.Y., Kim, M.J., Kim, B.W. and Sung, K.I. 2020a. Comparison of fitness of whole crop maize yield prediction according to climate data by machine learning models FM and DeepFM. *Proceedings of 2020 Symposium and Conference of Korean Society of Grassland and Forage Science*. pp. 150-151.
- Jo, H.W., Kim, M.K., Lee, S.A., Kim, J.Y., Kim, M.J., Kim, B.W. and Sung, K.I. 2020b. Detecting the optimal machine learning model using dry matter yield of whole crop maize and climate data. *Proceedings of 2020 Annual Congress of Korean Society of Animal Science and Technology*. p. 54.
- Kim, J.Y., Kim, M.J., Jo, H.W., Lee, B.H., Jo, M.H., Kim, B.W. and Sung, K.I. 2021. Assessment of contribution of climate and soil factors on alfalfa yield by yield prediction model. *Journal of the Korean Society of Grassland and Forage Science*. 41(1):47-55.
- Kim, M.J. and Sung, K.I. 2021. Impact of abnormal climate events on the production of Italian ryegrass as a season in Korea. *Journal of Animal Science and Technology*. 63(1):77-90.
- Kim, M.J., Befekadu, C. and Sung, K.I. 2019. Effect of heavy rainfall events on the dry matter yield trend of whole crop maize (*Zea mays L.*). *Agriculture*. 9(4):75-85.
- Korean Meteorological Administration(KMA). 2020. Korean climate change assessment report 2020. pp. 327-328.
- Kucharik, C.J. and Serbin, S.P. 2008. Impacts of recent climate change on Wisconsin corn and soybean yield trends. *Environmental Research Letters*. 3:034003.
- Lee, J.S. and Kim, S.L. 2019. The theory and practice of corn cultivation. *Agricultural Technology Guide*, 035. pp. 47-48.
- Lee, S.H. and Kwon, W.T. 2004. A variation of summer rainfall in Korea. *Journal of the Korean Geographical Society*. 39(6):819-832.
- Min, C.W., Lee, J.W., Kim, D.H., Jung, J.S. and Lee, B.H. 2021. Correlation analysis of climatic factors with forage maize (*Zea mays L.*) yield in the southern region of Korea. *Journal of Agriculture & Life Science*. 55(5):19-26.
- Na, H.N. and Jung, W.S. 2021. Characteristics of strong winds on the Korean peninsula during the non-typhoon period: Data analysis for 116 years from 1904 to 2019. *Journal of Korean Society for Atmospheric Environment*. 37(1):55-65.
- Oh, S.M. 2017. Application of prediction modeling for improving precision of yield prediction and mixed pasture in stages. Kangwon National University. p. 93.
- Park, K.H., Chung, W.H. 2015. Protocol development and notification establishment for fact-finding, impact, and vulnerability assessment for climate change in agriculture. Rural Development Administration(RDA). Jeonju. Republic of Korea. pp. 92~106
- Peng, J.L. 2017. Suitability mapping and yield prediction modeling using climatic and geographic information for improving forage crops production in South Korea. Kangwon National University. p. 128.
- Shim, K.M., Kim, Y.S., Jung, M.P., Kim, S.C., Min, S.H. and So, K.H. 2013. Agro-climatic zonal characteristic of the frequency of abnormal air temperature occurrence in South Korea. *Journal of Climatic Change Research*. 4(2):189-199.
- Shim, K.M., Lee, J.T., Lee, Y.S. and Kim, G.Y. 2003. Traits of agro-meteorological disasters in 20th century Korea. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology*. 5(4):255-260.
- Shin, S.H., Jung, G.H., Kim, S.G., Son, B.Y., Kim, S.G., Lee, J.S., Kim, J.T., Bae, H.H., Kwon, Y.U., Shim, K.B. and Lee, J.E. 2017. Effect of prolonged waterlogging on growth and yield of characteristics of maize (*Zea mays L.*) at early vegetative stage. *Journal of the Korean Society of Grassland and Forage Science*. 37(4):271-276.
- Sung, K.I. 2020. Damage assessment in forages and development of cultivation technology for their damage reduction according to extreme weather. Rural Development Administration, National Institute of Agricultural Sciences, Wanju.

(Received : November 30, 2021 | Revised : December 13, 2021 | Accepted : December 15, 2021)