Journal of the Korean Society of Grassland and Forage Science 37(2) : 145~153, 2017
https://doi.org/10.5333/KGFS.2017.37.2.145
ISSN 2287-5824 (Print)
ISSN 2287-5832 (Online)

Research Article

기상 빅 데이터와 지리정보시스템을 이용한 이탈리안 라이그라스의 수량예측

김문주[1], 오승민[2], 김지융[2], 이배훈[2], 팽경룬[2], 김시철[2], 베페카두 체메레[2], 가세미 네자드 잘일[1], 김경대[3], 조무환[4], 김병완[2], 성경일[2]*
[1]강원대학교 동물자원공동연구소, 춘천, 24341, [2]강원대학교 동물생명과학대학, 춘천, 24341,
[3]강원도 농업기술원, 춘천, 25300, [4]농어촌청소년육성재단, 서울, 06242

Prediction of the Italian Ryegrass (*Lolium multiflorum* Lam.) Yield via Climate Big Data and Geographic Information System in Republic of Korea

Moonju Kim[1], Seung Min Oh[2], Ji Yung Kim[2], Bae Hun Lee[2], Jinglun Peng[2], Si Chul Kim[2], Befekadu Chemere[2], Jalil Ghassemi Nejad[1], Kyeong Dae Kim[3], Mu Hwan Jo[4] Byong Wan Kim[2] and Kyung Il Sung[2]*
[1]Institute of Animal Resources, Kangwon National University, Chuncheon, 24341, Republic of Korea
[2]Department of Animal Life Science, Kangwon National University, Chuncheon, 24341, Republic of Korea
[3]Gangwondo Agricultural Research and Extension Services, Chuncheon, 25300, Republic of Korea
[4]Foundation for the Rural Youth, Seoul, 06242, Republic of Korea

ABSTRACT

This study was aimed to find yield prediction model of Italian ryegrass using climate big data and geographic information. After that, mapping the predicted yield results using Geographic Information System (GIS) as follows; First, forage data were collected; second, the climate information, which was matched with forage data according to year and location, was gathered from the Korean Metrology Administration (KMA) as big data; third, the climate layers used for GIS were constructed; fourth, the yield prediction equation was estimated for the climate layers. Finally, the prediction model was evaluated in aspect of fitness and accuracy. As a result, the fitness of the model (R^2) was between 27% to 95% in relation to cultivated locations. In Suwon (n=321), the model was; DMY = 158.63AGD – 8.82AAT +169.09SGD - 8.03SAT +184.59SRD -13,352.24 (DMY: Dry Matter Yield, AGD: Autumnal Growing Days, SGD: Spring Growing Days, SAT: Spring Accumulated Temperature, SRD: Spring Rainfall Days). Furthermore, DMY was predicted as 9,790±120 (kg/ha) for the mean DMY(9,790 kg/ha). During mapping, the yield of inland areas were relatively greater than that of coastal areas except of Jeju Island, furthermore, northeastern areas, which was mountainous, had lain no cultivations due to weak cold tolerance. In this study, even though the yield prediction modeling and mapping were only performed in several particular locations limited to the data situation as a startup research in the Republic of Korea.
(**Key words** : Prediction modeling, Italian ryegrass, Mapping, Climate Big data, Geographic information system

Ⅰ. 서 론

빅 데이터(big data)는 최근 다양한 분야에서 컴퓨터의 발전과 함께 축적된 정보를 분석하는데 사용되며, 일반적으로 대용량(volume), 빠른 속도(velocity) 및 다양성(variety)을 만족하는 자료로 수집, 저장, 분석, 체계화를 위한 도구 및 분석기법 등을 포괄한다(Mayer Schönberger and Cukier, 2013; Manyika et al., 2011). 특히 초지 및 풀사료 과학 분야는 기후와 밀접한 관련이 있으므로 공공기관 중 중앙행정기관인 기상청(Korea Meteorological Administration: KMA)에서 배포하는 국가기상정보를 이용한 연구가 필수적이고, 이러한 빅 데이터는 지리정보시스템(Geographic Information System: GIS)을 이용한 맵핑(mapping) 방법이 정보를 전달하는 것이 효과적이다(Pijanowski et al., 2014). 그러므로 본 연구에서는 기상 빅 데이터로부터 정보를 효과적으로 표현하기 위해 GIS방법을 선택하였다.

풀사료 중 이탈리안 라이그라스(Italian ryegrass: IRG, *Lolium multiflorum* Lam.)는 우리나라의 대표적인 동계사료작

* Corresponding author : Kyung Il Sung, Department of Animal Life Science, Kangwon National University, 24341, Chuncheon, Korea
Tel: +82-33-250-8625, Fax: +82-33-242-4540, E-mail: kisung@kangwon.ac.kr

물로서 다양한 수량예측연구가 진행되고 있다. Peng et al.(2015)은 사일리지용 옥수수 건물수량(Dry Matter Yield: DMY)에 유의한 영향을 미치는 변수로 적산온도, 강수일수, 강수량 및 일조시간이 중요한 것을 확인하였는데 이를 기반으로 IRG의 DMY에 영향을 미칠 것으로 판단되는 기상변수를 생성하였다. Sung et al.(2014)은 위의 변수를 참고하여 IRG의 DMY 예측을 위해 기후변수를 고려하였다. Peng et al.(2016a)와 Peng et al.(2016b)은 IRG와 사료용 호밀(Whole Crop Rye: WCR)에 대해 기후와 지역을 고려한 수량예측모형을 구축하였다. 이러한 수량예측모형은 DMY에 미치는 영향을 단순한 구조로 파악하므로 복잡한 자연 생태계(natural ecosystem) 하에서 인과관계 파악이 불가능하였다. 이를 해결하기 위해 구조방정식모형을 이용하여 IRG(Kim et al., 2014)와 청보리(Kim et al., 2016; Oh et al., 2015)에 대해 수량에 영향을 미치는 기후의 인과관계를 확인하였다. 또한 기후와 함께 순위형 변수인 토양을 추가하여 수량에 대한 인과관계를 확인하였다(Kim, 2016). 그러나 이러한 수량예측연구들은 기후변화 시나리오 하에서 효과를 확인하거나 가까운 미래의 수량예측은 가능한 반면, 빅 데이터로써 기상정보를 반영하기 어려운 한계가 있었다.

GIS를 이용한 맵핑 연구로 강원도 지역에서 IRG(Kim et al., 2014)와 WCR(Sung et al., 2011)에 대한 재배적지를 확인하였지만, 수량을 예측할 수 없는 한계가 있었다. 또한 Peng (2017)은 재배적지 맵핑과 수량예측이 가능한 한국형 풀사료 생산예측 시스템(Korean Forage Productivity Prediction Information System: K-FOPPIS)을 구축하였지만, 예측된 수량을 맵핑하는 것이 불가능하였다. Gornott and Wechsung (2015)은 독일 전체 지역에 대해 다양한 기상변수들을 맵핑하고, 회귀분석을 이용하여 사일리지용 옥수수와 동계 밀에 대한 수량을 연구하여 계절별 예측과 중단기의 기후의 효과를 파악하였다. 맵핑은 기상자료를 보다 효과적으로 표현하였고 수량예측모형에 의해 예측된 수량을 표현하는데 효과적이었다. 특히 맵핑 관련 연구는 국내에서 기상 데이터와 연계뿐 아니라 농촌진흥청의 흙토람 정보 등을 취합하여 재배적지와 예측수량에 대한 정보를 농가에 지원할 수 있는 시스템을 구축하는데 기여하고, 실시간 기상도를 가공한 후 수량과 관련된 기상 정보를 표현하는데도 효과적일 것으로 기대된다.

그러므로 본 논문의 목적은 빅 데이터인 기상정보를 이용하여 DMY 예측한 후, 예측된 DMY을 GIS을 이용하여 맵핑하는 것이다.

Ⅱ. 재료 및 방법

1. 자료 수집 및 변수생성

수량 예측 및 맵핑 연구 흐름은 Fig. 1과 같이 진행하였다. 먼저 기상자료와 풀사료 정보를 수집하였고, 기상자료로부터 수량에 영향을 미치는 기상변수를 생성할 때 풀사료 자료의 연도와 재배지를 기준으로 풀사료 정보에 기상정보를 매칭(matching)하였다. 생성된 기상변수는 GIS를 이용하여 맵핑하였고, 각각의 맵핑된 기상변수들을 연산하기 위한 방정식은 통계적 방법을 통해 추정하였고 DMY을 예측하였다. 마지막으로 예측된 DMY은 GIS를 이용하여 맵핑하였다. 여기서 IRG 원자료는 농협중앙회의 목초 및 사료작물품종 수입적응성시험 심의 관련 자료, 동계/하계작물 신품종개발 공동연구보고

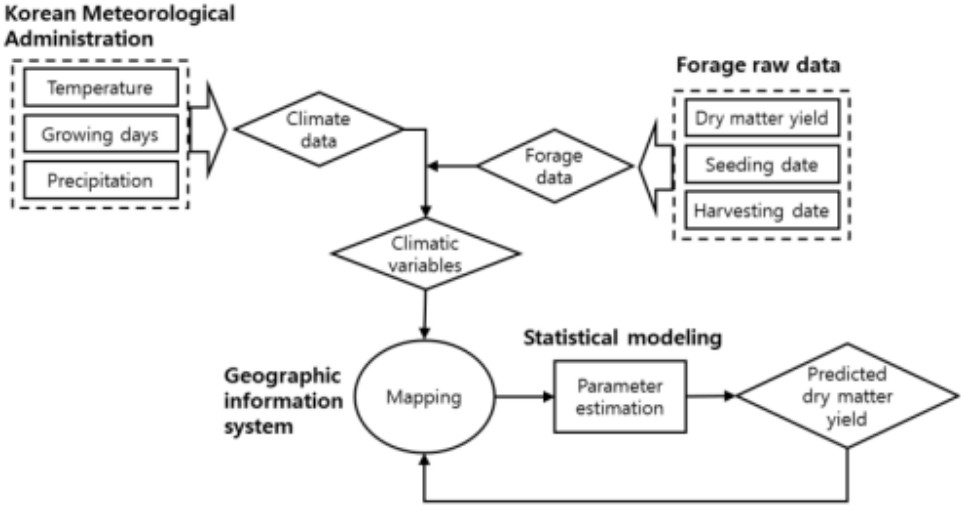

Fig. 1. Flow chart for mapping by using prediction modeling of the crop yield

서 및 직무육성신품종선정위원회의 자료로부터 33개 지역(강진 1, 경산 53, 고성 2, 고창 2, 고흥 3, 광주 35, 김제 4, 남원 42, 당진 3, 대구 18, 대전 27, 밀양 25, 보성 3, 부안 1, 성주 25, 수원 383, 순천 2, 연천 110, 영광 1, 영암 27, 영주 15, 예산 35, 예천 1, 익산 114, 임실 3, 장흥 3, 정읍 3, 제주 138, 진주 3, 천안 99, 철원 6, 함평 2 및 횡성 6), 28년간(1986년부터 2013년까지), 추천품종 18품종(Kowinearly, Kowinmaster 및 Hwasan104 등)을 포함한 53품종에 대한 1,195점을 수집하였다. 조사항목은 파종시기, 수확시기 및 DMY 등의 재배정보를 포함하였다. 여기서 수집된 개체들은 각각 다른 출처를 가지므로 하나의 자료로 구축하는데 오기 및 중복에 의한 개체들을 선별할 필요가 있었다. 이를 해결하기 위해 품종별 실험기간이 3년 미만인 자료는 삭제, 중복자료(동일 지역과 연도)의 경우는 정보가 많이 입력된 개체를 선택하였고, 수량이 오기인 경우 건물률과 생초수량을 이용하여 다시 계산하여 입력하였다. 이러한 가공결과 정제된 표본은 22개 지역(경산, 고성, 광주, 남원, 대구, 대전, 밀양, 보성, 성주, 성환, 수원, 연천, 영암, 영주, 예산, 예천, 익산, 정읍, 제주, 천안, 철원 및 횡성), 25년간(1988년부터 2012년까지), 추천품종 18품종을 포함한 53품종에 대한 1,107점이었다.

빅 데이터로 사용된 기상정보는 일평균기온, 일강수량 및 일조시간 등 월별, 일별 및 시간별 기상정보 등을 지원하는 국가기후데이터 서비스 시스템(National climate data service system)으로부터 획득하였으며, 해당연도와 해당지역을 검색한 후 파종시기와 수확시기를 기반으로 기상정보를 추출하여 기후자료를 구축하였다. 다음으로 추출한 기상정보를 풀사료 자료의 개체에 매칭함으로써 IRG 자료와 기후자료를 병합(merge)하였다. 기상대가 없는 지역은 인근 기상대의 기상정보를 추출하였다. 예를 들면, 경산은 인근 기상대인 영천의 기상정보를 이용하였다. 동시에 풀사료 수량에 영향을 미칠 것으로 예상되는 기상변수를 생성하였다. 여기서 동계작물인 IRG는 생육기간 중 겨울(월동)이 포함되기 때문에 파종부터 수확까지 전체기간을 이용하는 경우 풀사료 생육의 변동을 설명하기 힘들 것으로 판단하여 생육기간은 겨울을 기준으로 가을과 이듬해봄으로 나누었다. 또한 파종 및 수확기는 풀사료 생산성과 가치에 영향을 미치는 중요한 요인이다(Han et al., 2004; Joo et al., 2017). 가을은 파종 일부터 평균기온이 0℃가 되는 날까지, 이듬해봄은 1월 1일 이후 평균기온이 0℃ 이상이 되는 날부터 수확 일까지로 각각 정의하였다.

그 결과 생성된 변수는 DMY(kg/ha), 파종일부터 평균기온이 0℃가 되는 날까지의 기간인 가을생육기간(Autumnal Growing Day: AGD, day), 파종일부터 평균기온이 0℃가 되는 날까지의 온도의 합인 가을누적온도(Autumnal Accumulated Temperature: AAT, ℃), 1월 1일 이후 0℃이상 되는 날부터 수확까지의 기간인 봄생육기간(Spring Growing Day: SGD, day), 1월 1일 이후 0℃이상 되는 날부터 수확까지의 온도의 합인 봄누적온도(Spring Accumulated Temperature: SAT, ℃), 1월 1일부터 수확까지의 강수량의 합인 봄강수량(Spring Rain Fall: SRF, mm), 1월 1일부터 수확까지의 강수량 1mm이상을 기록한 일수인 봄강수일수(Spring Rainfall Day: SRD, day)이었다.

2. 분석방법 및 맵핑 절차

6가지 기상변수(AGD, AAT, SGD, SAT, SRF 및 SRD)를 GIS을 이용하여 우리나라 지도에 맵핑하였다. 여기서 지역주소는 재배지의 정확한 지번까지 파악이 어려워 각 지역 행정기관(시청 및 군청)을 지정하였다. IRG의 DMY을 예측하기 위한 방정식을 추정한 후 예측된 DMY을 맵핑하였다. 본 연구에서 수량예측모형 구축은 환경학적 관점에서 이루어지므로 기상변수에 대한 해석이 용이한 다중회귀분석을 이용하였다. 즉, 기상변수로부터 다음과 같은 선형결합 식으로 수량을 예측할 수 있는 회귀계수를 추정하였다. DMY이 정규성가정을 만족시키지 못할 경우 발생하는 회귀계수의 왜곡을 피하기 위하여 회귀분석에 앞서 반응변수인 DMY에 대한 정규성 검정(normality test)을 실시하였다. 수량예측을 위한 회귀모형은 다음과 같다.

$$Y_i = \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_p X_p + \epsilon_i\,,\ \epsilon_i \sim\ i.i.d.\, N(0, \sigma^2)$$

여기서 Y은 반응변수로 DMY, β은 회귀계수로 레이어의 선형결합 가중치, p은 설명변수의 차원으로 6이고, ε은 잔차(residual)이다. 여기서 잔차는 독립인 평균이 0이고, 분산이 동일한 σ^2을 갖는 정규분포를 따른다. 본 연구는 지역별 수량예측모형을 추정하는 것이 목적이므로 IRG 자료를 지역별로 분석하였다. 여기서 수량예측모형은 5% 유의수준을 기준으로 변수의 유의성을 판단하였다.

지역별 수량예측을 위해 IRG자료와 기후자료가 병합된 분석자료(dataset)는 지역별로 구분하였다. 여기서 통계적으로 중심극한정리(central limitation theory)를 이용하여 모수에 대해 편의를 배제할 수 있는 충분한 표본크기(n=30)를 기준으로 지역을 선택하였다. 그 결과 회귀분석이 가능한 자료(n>30)는 경산(n=53), 광주(n=35), 남원(n=36), 성환(n=51), 수원(n=321), 연천(n=105), 예산(n=35), 익산(n=107), 제주(n=135) 및 천안(n=47)이었다.

본 연구에서 맵핑을 위해 사용한 프로그램은 Quantum GIS(GNU Free Documentation License)을, 회귀분석은 SPSS 23.0(IBM corp.)을 사용하였다.

Ⅲ. 결과 및 고찰

지역에 대한 기상변수와 DMY에 대한 평균은 Table 1과 같다. 평균 DMY(kg/ha)은 천안, 경산, 광주, 익산, 제주, 남원, 성환, 수원, 연천 및 예산이 각각 12,509, 7,718, 7,181, 8,999, 12,833, 10,062, 5,753, 9,790, 9,113 및 7,011로 나타났다. 가을생육기간(AGD)과 가을누적온도(AAT)를 살펴보면, 제주를 제외하면 가을생육기간이 길면 가을누적온도도 긴 경향을 보였다. 이것은 제주의 연평균 온도가 내륙에 비해 높기 때문에 파종시기가 늦어 생육기간은 짧아도 누적온도는 높은 것으로 생각하였다(Kim et al., 2010). 이러한 경향은 이듬해봄에서도 나타났는데, 모든 지역에서 봄생육기간이 길수록 봄적산온도가 긴 것으로 나타났다. 봄강수를 살펴보면, 강수일수와 강수량은 비례관계가 뚜렷하게 나타나지 않은 경향을 보였다. 이것은 강수일수의 선정방식이 강수량을 기준으로 하는데, 대한민국의 강수가 여름에 비로 집중되어 있으므로 여름에는 강수일수와 강수량이 비례하는(Chung et al., 2004) 반면, 겨울에는 눈 또는 비가 내리는 날이 제한적이기 때문에 반드시 비례하지 않는 것으로 사료된다.

지역의 위치를 설정하기 위한 행정기관(시청 또는 구청)의 경도와 위도는 Fig. 2와 같다. 이러한 위치는 기상변수들에 대한 레이어를 생성하는데 기준이었다. 그 결과 생성된 레이어들은 Fig. 3과 같다. 여기서 가을생육기간(AGD), 가을누적온도(AAT), 봄생육기간(SGD), 봄누적온도(SAT), 봄강수일수(SRD) 및 봄강수량(SRF)에 대한 레이어는 10개 지역의 위치에 평균값에 따라 다른 크기의 원으로 표시하였다. 이렇게 구축된 기상변수들에 대해 각 레이어는 회귀계수를 가중치로 사용하여 예측된 DMY(predicted DMY)를 추정하였고(Fig. 4, 좌) 예측된 DMY에 대한 레이어를 다시 생성하였다(Fig. 4, 우). 예측된 DMY를 살펴보면, 제주와 천안은 높게, 광주는 낮게 나타났다. 비록 본 연구에서 지역은 풀사료 자료에 의해 10군데로 한정하여 수집하였지만, 기상변수는 전국의 정보를 지원하기 때문에 우리나라 전체로 확장이 가능할 것이다.

수량예측모형 구축을 위한 회귀분석 결과는 Table 2와 같다. 여기서 유의성 판단은 유의수준 5%를 기준으로 하였다. 각 지역에 대한 식은 다음과 같다.

i) 천안 : $DMY = 342.61AGD - 17.46AAT + 365.14SGD - 18.56SAT - 17{,}841.20$

ii) 경산 : $DMY = -149.23AGD - 63.32SGD + 15.61SAT + 425.38SRD + 6{,}910.35$

iii) 광주 : $DMY = -560.31SGD - 289.47SRD + 15{,}909.91$

iv) 익산 : $DMY = 82.67AGD + 262.04SGD - 10.05SAT - 88.41SRD - 1.75SRF - 9{,}793.30$

v) 제주 : $DMY = 241.82AGD - 17.72AAT - 350.09SGD + 22.36SAT + 25{,}831.54$

vi) 남원 : $DMY = 355.15SRD + 14.35SRF - 1{,}250.43$

vii) 성환 : $DMY = 509.67AGD - 21.55AAT + 11.97SAT - 53.12SRD + 14.04SRF - 20{,}919.63$

viii) 수원 : $DMY = 158.63AGD - 8.82AAT + 169.09SGD - 8.03SAT + 184.59SRD - 13{,}352.24$

ix) 연천 : $DMY = 163.02AGD - 11.51AAT + 213.79SGD - 195.79SRD - 4{,}593.74$

x) 예산 : $DMY = 32.46AAT + 426.03SGD - 19.36SAT - 110.98SRF - 26{,}804.51$

비록 각 지역에 따라 유의한 변수가 서로 다르기 때문에 추정한 방정식은 다르지만, 수원과 성환, 제주와 천안을 살펴보면 선택된 변수가 유사하기 때문에 계수의 크기가 유사하게 나타났다. 또한 AGD와 AAT, SGD와 SAT는 각각 생육기간과 적산온도로써 완전 독립이 불가능한 변수이므로 교란이 발생하는데, 두 변수가 모두 선택된 모형에서는 상호 부호가 반대로 나타나 온도에 의한 과대 또는 과소추정을 보정하는 것으로 나타났다. 각 모형의 적합도(R^2)은 천안(.62), 경산(.76), 광주(.81), 익산(.43), 제주(.51), 남원(.67), 성환(.86), 수원(.46), 연천(.27) 및 예산(.95)로 나타났다. 또한 지역에 관계없이 전체 적합도는 .57로 나타났다. 각 지역별 예측된 평균 DMY (Predicted DMY)은 천안(12,509±413), 경산(7,718±264), 광주(7,181±483), 익산(8,999±195), 제주(12,833±228), 남원(10,062±383), 성환(5,753±486), 수원(9,790±120), 연천(9,113±208) 및 예산(7,011±469)로 나타나 오차는 최소 1.7%에서 최대 8.4% 정도였다. 이러한 DMY의 분포는 기후를 이용해 5가지 지역으로 분류한 연구(Ko et al., 2006)를 참고하면 제주와 서산의 기상대를 사용하는 예산은 해안지역에, 경산, 광주, 익산 및 남원은 남부 내륙지역에, 나머지 지역은 모두 중부내륙지역이었다. DMY은 대체로 남부내륙지역에서 크게 나타났고, 해안지역 중 제주는 큰 반면, 예산은 작게 나타났다. 즉 IRG는 내륙과 해안의 지역 차이도 중요하지만, 중부와 남부의 차이가 더 중요한 것으로 생각하였다. 천안과 성환은 같은 기상대를 사용함에도 불구하고 예측수량 차이가 크게 나타난 것은 품종실험 결과 실제 기록된 수량의 차이가 크기 때문인데, 이것은 품종 차이 및 수량예측식의 변수선택의 차이에 따른 결

Table 1. Mean of dry matter yield and climate variables referring to locations in the Italian ryegrass data

Location	Sample size	DMY (kg/ha)	AGD (day)	AAT (℃)	SGD (day)	SAT (℃)	SRD (day)	SRF (mm)
Cheonan	47	12,509	77.3	767.1	125.0	1,340.7	39.1	319.5
Gyeongsan	53	7,718	91.8	934.5	93.1	676.1	23.2	178.1
Gwangju	35	7,181	92.3	987.7	98.6	712.0	31.3	228.8
Iksan	107	8,999	75.1	719.4	104.8	904.0	42.5	264.9
Jeju	135	12,833	87.8	1,152.5	131.6	1,315.7	47.1	338.6
Namwon	36	10,062	90.8	931.1	114.1	1,163.2	36.1	354.1
Seonghwan	51	5,753	82.3	828.7	101.0	883.5	33.4	193.2
Suwon	321	9,790	88.7	943.6	111.6	1,061.2	38.5	270.1
Yeoncheon	105	9,113	74.7	719.4	103.5	1,037.3	39.6	284.7
Yesan	35	7,011	69.8	631.2	89.9	637.2	34.3	212.9

DMY: dry matter yield, AGD: autumnal growing days, AAT: autumnal accumulated temperature, SGD: spring growing days, SAT: spring accumulated temperature, SRF: spring rainfall, SRD: spring rainfall days

Location	Latitude	Longitude
Cheonan	36.815°	127.114°
Gyeongsan	35.839°	128.796°
Gwangju	35.149°	126.786°
Iksan	35.949°	126.957°
Jeju	33.499°	126.531°
Namwon	35.416°	127.357°
Seonghwan	36.918°	127.134°
Suwon	37.267°	127.028°
Yeoncheon	38.112°	127.084°
Yesan	36.683°	126.848°

Fig. 2. Latitude and longitude of location of government office in Republic of Korea

과로 생각하였다.

모형에 의한 예측력을 확인하기 위한 DMY의 실측값(observed DMY)과 예측값(predicted DMY)의 산점도는 Fig. 5와 같다. 전체적으로 실측값과 예측값은 선형관계로 나타났고, 특히 산점도의 분포에서 우측 위에 분포한 지역은 제주로 나타났다. 각각의 지역에 대한 구체적인 산점도는 Fig. 6과 같다. 여기서 수량예측모형에 대한 95% 개별 신뢰구간을 이용하여 산포(dispersion)를 확인하였다. 예를 들면, 연천의 경우 수량예측모형(중앙의 실선)에서 가장 넓은 산포를 보인 반면 예산의 경우 가장 좁은 산포를 보였다. 이것은 연천에서는 본 연구에서 고려하지 않은 다른 요인(토양, 품종 및 재배기술)에 의해 설명해야하는 변동이 큰 것을 의미하는 반면, 예산에서는 다른 요인의 영향에 비해 기후(가을온도, 봄온도 및 봄강수)로 설명 가능한 변동이 큰 것을 의미하였다.

Ⅳ. 결 론

본 연구는 10개 지역을 대상으로 이탈리안 라이그라스 수량예측을 위해 기상 빅 데이터 정보 및 지리정보시스템을 이

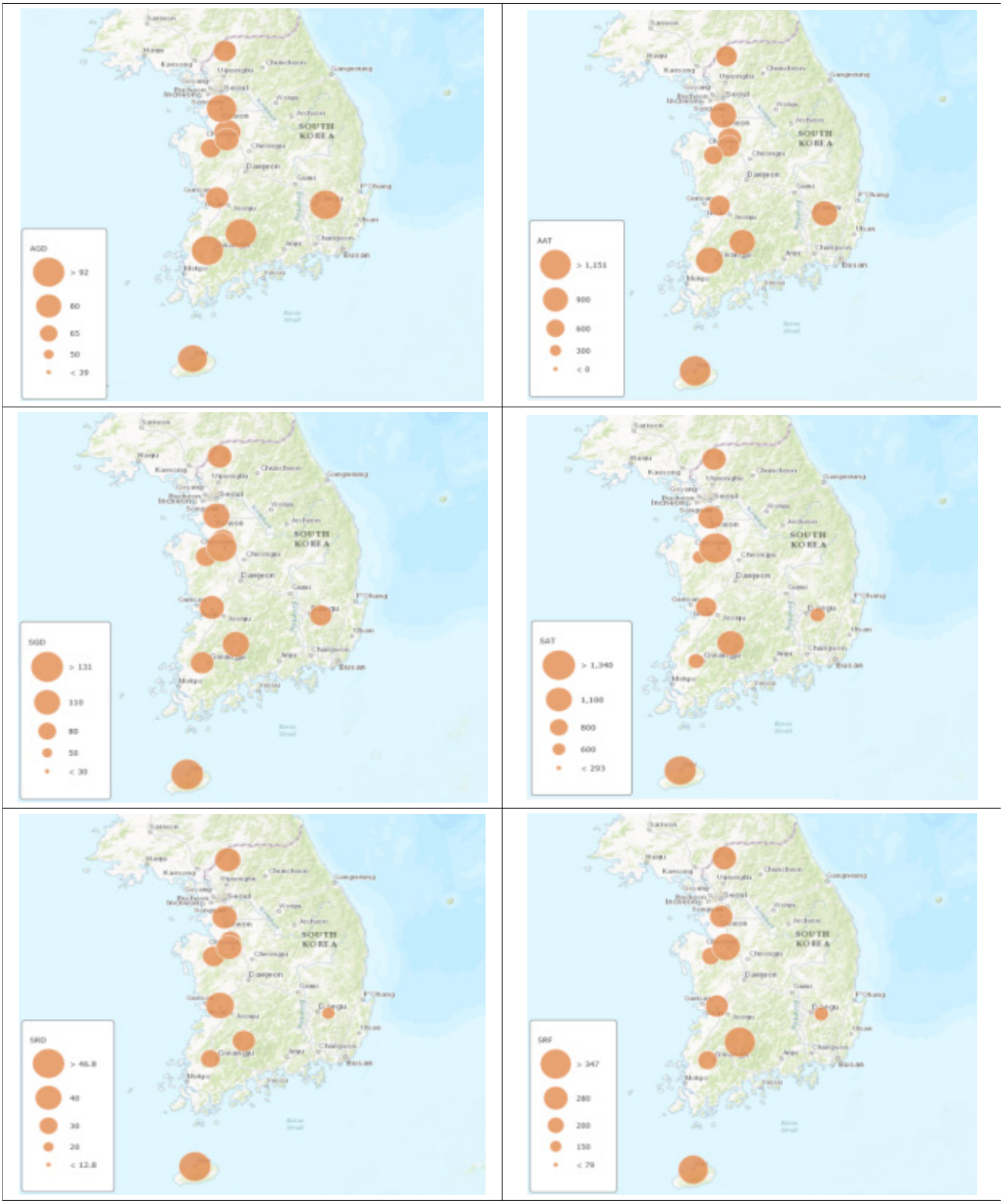

Fig. 3. Mapping layers of climate variables based on Geographic Information System(GIS) in Republic of Korea (By using AGD, AAT, SGD, SAT, SRD and SRF)

AGD: autumnal growing days, AAT: autumnal accumulated temperature, SGD: spring growing days, SAT: spring accumulated temperature, SRF: spring rainfall, SRD: spring rainfall days

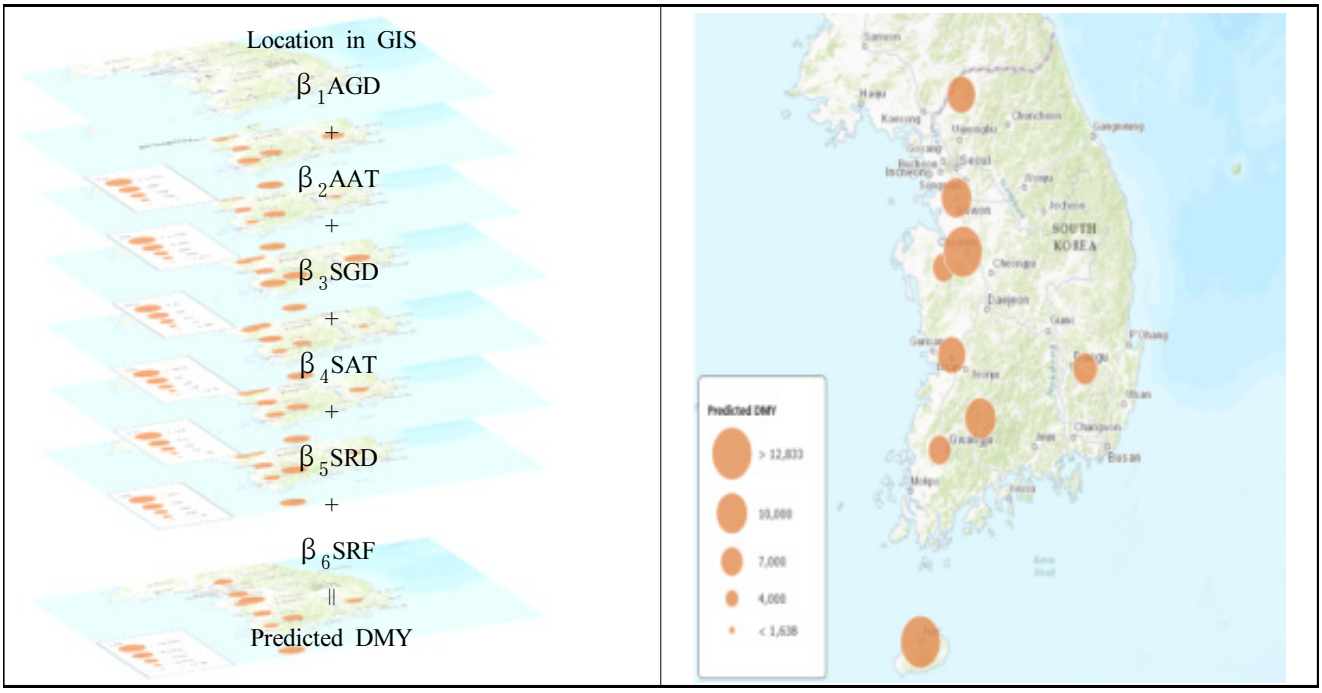

Fig. 4. Conceptual calculation of the layers by using a regression modeling and dry matter yield of the Italian ryegrass based on Geographic Information System(GIS) in Republic of Korea

Table 2. The result of yield prediction modeling referring to location of government office in the Italian ryegrass data

Model	Cheonan	Gyeongsan	Gwangju	Iksan	Jeju	Namwon	Seonghwan	Suwon	Yeoncheon	Yesan
Constant	-17,841.20	6,910.35[a]	15,909.91[a]	-9,793.30	25,831.54[a]	-1,250.43	-20,919.63[a]	-13,352.24[a]	-4,593.74	-26,804.51[a]
AGD	342.61[c]	-149.23[a]	N/S	82.67[c]	241.82[b]	N/S	509.67[a]	158.63[a]	163.02[c]	N/S
AAT	-17.46[a]	N/S	N/S	N/S	-17.72[a]	N/S	-21.55[a]	-8.82[a]	-11.51[b]	32.46[a]
SGD	365.14[a]	-63.32[b]	-560.31[a]	262.04[a]	-350.09[a]	N/S	N/S	169.09[a]	213.79[a]	426.03[a]
SAT	-18.56[a]	15.61[a]	N/S	-10.05[b]	22.36[a]	N/S	11.97[a]	-8.03[a]	N/S	-19.36[a]
SRD	N/S	425.38[a]	-289.47[a]	-88.41[c]	N/S	355.15[b]	-53.12[c]	184.59[a]	-195.79[b]	-110.98[c]
SRF	N/S	N/S	N/S	-1.75[c]	N/S	14.35[a]	14.04[b]	N/S	N/S	N/S
R^2	.62	.76	.81	.43	.51	.67	.86	.46	.27	.95
Observed DMY	12,509	7,718	7,181	8,999	12,833	10,062	5,753	9,790	9,113	7,011
Predicted DMY	12,509±413	7,718±264	7,181±483	8,999±195	12,833±288	10,062±383	5,753±486	9,790±120	9,113±208	7,011±469

a: $p<.01$, b: $p<.05$, c: $p<.10$, N/S: $p>.05$

DMY: dry matter yield, AGD: autumnal growing days, AAT: autumnal accumulated temperature, SGD: spring growing days, SAT: spring accumulated temperature, SRF: spring rainfall, SRD: spring rainfall days

용하여 우리나라 지도상에 맵핑하였다. 비록 수량예측이 제한적인 재배지 대상으로 이루어졌고, 요인으로 기후만 고려하는 등 미흡한 점이 있지만, 초기연구로써 기상 빅 데이터와 지리정보시스템을 이용하여 수량예측모형을 구축하고 예측된 수량을 맵핑한 점에서 의미가 있다. 앞으로 재배지를 전국으로 확대하고 기상뿐 아니라 다른 중요 요인의 레이어를 반영한다면 보다 정밀한 맵핑 연구가 가능할 것으로 기대된다. 또한 기상의 실시간 변화를 적용한다면 풀사료 수량 맵핑도 실시간 정보를 제공할 수 있을 것으로 기대된다.

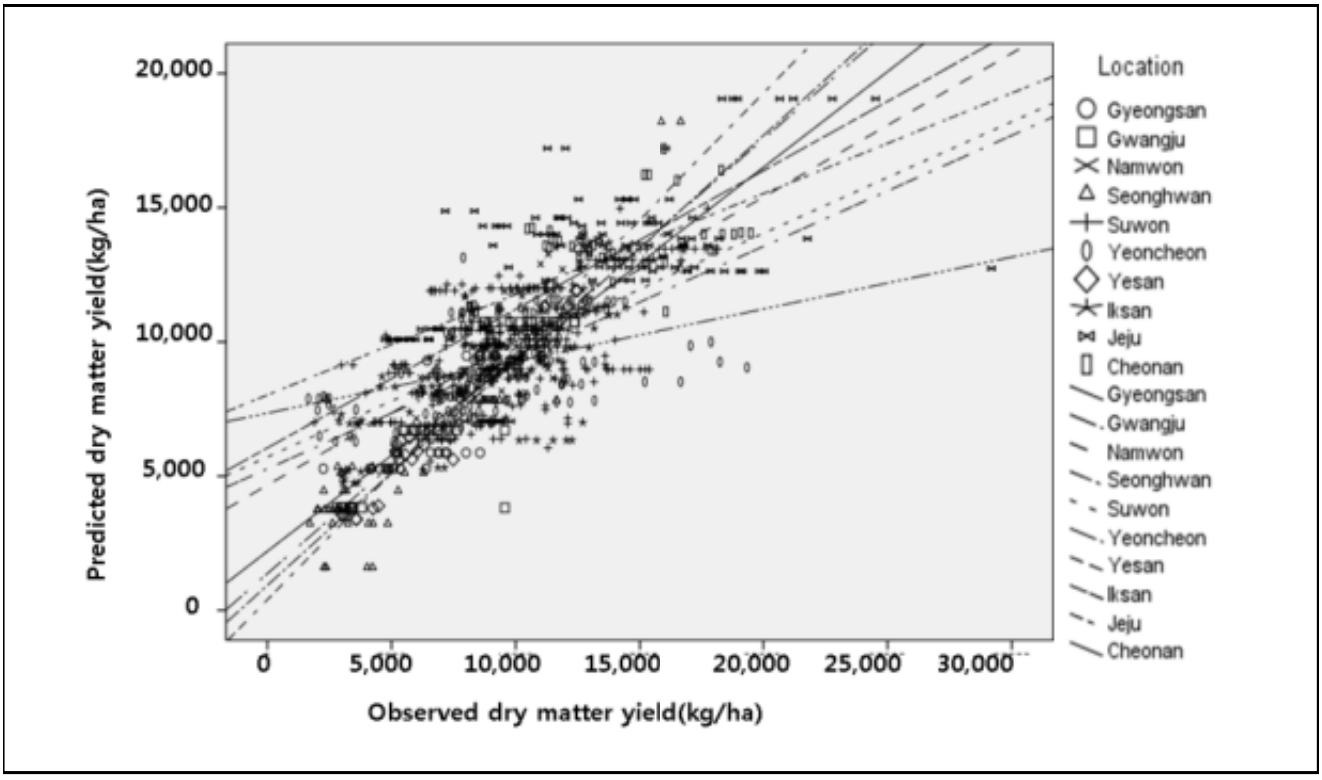

Fig. 5. The whole scatter plot between observed and predicted dry matter yield in the Italian ryegrass data (R^2 in the whole = .572)

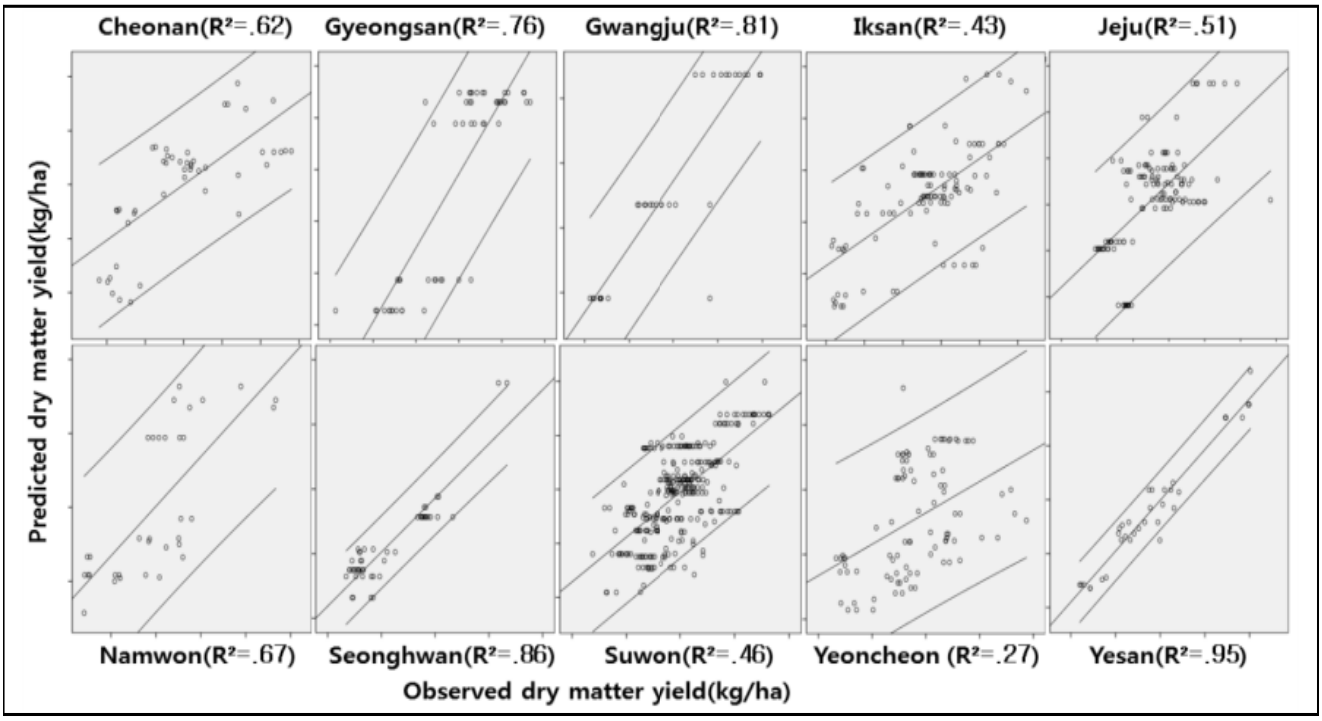

Fig. 6. Scatter plot between observed and predicted dry matter yield referring to individual locations of government office with 95% confidence interval in the Italian ryegrass data

Ⅴ. 요 약

본 연구의 목적은 이탈리안 라이그라스의 수량예측모형을 구축하고, 지리정보시스템을 이용하여 재배지역의 예측건물수량을 맵핑하는 것이다. 본 연구를 수행하기 위해 첫째, 풀사료 자료를 수집하였고, 둘째, 빅 데이터인 기상정보는 기상청(KMA)으로부터 재배지와 연도를 기준으로 수집하였다. 셋째, 수량에 영향을 미치는 기상 레이어는 지리정보시스템을 사용하여 생성하였다. 넷째, 수량예측방정식은 기상레이어를 계산하기 위해 추정하였다. 마지막으로 수량예측모형은 적합도와 예측력 면에서 평가하였다. 그 결과, 모형 적합도(R2)은 재배지에 따라 27%부터 95%까지 나타났다. 수원의 경우(지역 중 가장 큰 표본, n=321), 모형은 DMY = 158.63AGD ‐8.82AAT +169.09SGD - 8.03SAT +184.59SRD -13,352.24 (DMY: Dry Matter Yield, AGD: Autumnal Growing Days, SGD: Spring Growing Days, SAT: Spring Accumulated Temperature, SRD: Spring Rainfall Days)이었다. 수원의 평균 DMY(9,790kg/ha)에 대해 수량예측모형은 9,790±120(kg/ha)로 예측하였다. 이러한 결과는 지리정보시스템에 의해 기상레이어를 누적하여 지도 위에 생성하였다. 이탈리안 라이그라스 수량은 제주를 제외하면 해안보다 내륙에서 높게 나타났다. 이탈리안 라이그라스는 약한 내한성 때문에 산지가 많은 북동부에서는 분포가 나타나지 않았다. 본 연구에서 비록 제한된 재배지에서 수량예측모형을 구축하고 맵핑하였지만, 우리나라의 기상정보를 적용하면 전국으로 확대가 가능할 것으로 생각된다.

Ⅵ. 사 사

본 논문은 농촌진흥청 공동연구사업의 과제번호: PJ012432의 지원에 의해 이루어졌습니다.

Ⅶ. REFERENCES

Chung, Y. S., Yoon, M. B. and Kim, H. S. 2004. On climate variations and changes observed in South Korea. Climatic Change. 66:151-161.

Gornott, C. and Wechsung, F. 2016. Statistical regression models for assessing climate impacts on crop yields: A validation study for winter wheat and silage maize in Germany. Agricultural and Forest Meteorology. 217:89-100.

Han, S. E., Sung, K. I. and Kim, B. W. 2004. Changes of dry matter yield and nutritive value of kenaf (Hibiscus cannabinus L.) cultivars on different harvest dates in Chuncheon area. Annals of Animal Resources Sciences. 15:1-7.

Joo, S. T., Lee J. S., Han, O. K., Baeg, N. H. and Jo, I. H. 2017. Effects of seeding dates on seed production and feed value of oats in Hoengseong area. Annals of Animal Resource Sciences. 20:26-31.

Ko, J. W., Baek, H. J., Kwon, W. T. and Park, J. Y. 2006. The characteristics of spatial distribution of temperature and regionalization in Korea. Journal of Climate Research. 1:3-14.

Kim, C. G., Lee, S. M., Jeong, H. K., Jang, J. K., Kim Y. H. and Lee, C. K. 2010. Impacts of climate change on Korean agriculture and its counter strategies. Policy Research Report R593. Korea Rural Economic Institute. pp. 1-306.

Kim, M. 2016. Research of structural equation modeling for ordinal variables: transformation and Bayesian approach. Ph.D. thesis. Kangwon National University. Republic of Korea.

Kim, M., Sung, K. I. and Kim, Y. J. 2014. Analysis of climate effects on Italian ryegrass yield via structural equation model. Korean Journal of Applied Statistics. 27:1187-1196.

Kim, M., Sung, K. I. and Kim, Y. J. 2015. Analysis of causal relation for climates and yield of Italian ryegrass and whole crop barley via structural equation model. Proceedings of 2015 Korean Data Analysis Science. pp. 161-166.

Kim, M., Jeon, M., Sung, K. I. and Kim, Y. J. 2016. Bayesian structural equation modeling for analysis of climate effect on whole crop barley yield. Korean Journal of Applied Statistics. 29:331-344.

Mayer-Schönberger, V. and Cukier, K. 2013. Big data: A revolution that will transform how we live, work, and think. Houghton Mifflin Harcourt.

Manyika, J., Chui, M., Brown, B., Bughin, J., Dobbs, R., Roxburgh, C. and Byers, A. H. 2011. Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity.

Oh, S. M., Kim, M. J., Lee, B. H., Ji, D. H., Nejad, J. G., Kim, J. Y., Kim, B. W. and Sung, K. I. 2015. Analysis of structural equation modeling for causal relationship between yield and climatic factors in whole crop barley data. Proceedings of 2015 Annual Congress of Korean Society of Animal Sciences and Technology, Korean Society of Animal Sciences and Technology. Vol. Ⅱ(OEI15002), 49.

Peng, J. L. 2017. Suitability mapping and yield prediction modeling using climatic and geographic information for improving forage crops production in South Korea. Ph.D. thesis. Kangwon National University. Republic of Korea.

(Received : April 3, 2017 | Revised : May 26, 2017 | Accepted : May 29, 2017)