(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2023년01월09일
(11) 등록번호 10-2486587
(24) 등록일자 2023년01월04일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06Q 50/02 (2012.01) *G06N 20/00* (2019.01)
G06Q 50/26 (2012.01)
(52) CPC특허분류
G06Q 50/02 (2013.01)
G06N 20/00 (2021.08)
(21) 출원번호 10-2021-0090053
(22) 출원일자 2021년07월09일
심사청구일자 2021년07월09일
(56) 선행기술조사문헌
기후변화 연구, 과거와 미래 10년. 2018년 한국기후변화학회 정기학술대회 요약집. 2018년 6월 18일 (2018.06.18.) 1부.*
부문별 기후변화 영향 및 취약성 통합평가 모형(MOTIVE) 연구결과의 정책적 활용. KOREA CARBON FORUM 2019. 2019년 9월 6일, pp.1-116 (2019.09.06) 1부.*
윤성수 외 3인. 잔물땡땡이의 온도발육모형과 생물계절. Korean Journal of Environmental Biology. 2020년 4월 27일, 제38권, 제2호, pp.222-230 (2020.04.27.) 1부.*
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)
서울대학교산학협력단
서울특별시 관악구 관악로 1 (신림동)
(72) 발명자
이민영
서울특별시 성북구 고려대로27길 52-7
조기종
경기도 성남시 분당구 양현로 272, 306동 201호(야탑동, 탑마을타워빌)
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
박상열, 최내윤

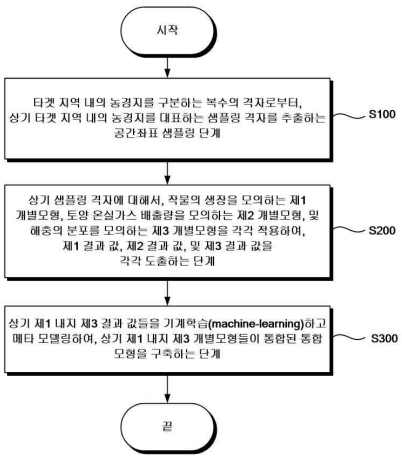
전체 청구항 수 : 총 12 항 심사관 : 이준우

(54) 발명의 명칭 **기후변화 영향예측을 위한 농업시스템 메타모델링 방법 및 농업 메타모델링 시스템**

(57) 요 약

농업시스템 메타모델링 방법이 제공된다. 상기 농업시스템 메타모델링 방법은, 타겟 지역 내의 농경지를 구분하는 복수의 격자로부터, 상기 타겟 지역 내의 농경지를 대표하는 샘플링 격자를 추출하는 공간좌표 샘플링 단계, 상기 샘플링 격자에 대해서, 작물의 생장을 모의하는 제1 개별모형, 토양 온실가스 배출량을 모의하는 제2 개별모형, 및 해충의 분포를 모의하는 제3 개별모형을 각각 적용하여, 제1 결과 값, 제2 결과 값, 및 제3 결과 값을 각각 도출하는 단계, 및 상기 제1 내지 제3 결과 값들을 기계학습(machine-learning)하고 메타 모델링하여, 상기 제1 내지 제3 개별모형들이 통합된 통합 모형을 구축하는 단계를 포함할 수 있다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류
G06Q 50/26 (2013.01)
(72) 발명자
김정규
서울특별시 성북구 장월로1길 28, 110동 703호(상월곡동, 동아에코빌아파트)
현승훈
서울특별시 강남구 선릉로69길 19, 101동 1305호(역삼동, 역삼래미안아파트)
김광수
서울특별시 강남구 남부순환로363길 30, 101동 103호(도곡동, 도곡쌍용예가아파트)
홍진솔
경상남도 창원시 성산구 외동반림로 217, 107동 404호(반림동, 현대아파트)
현신우
서울특별시 관악구 봉천로47길 10 유앤미스페이스 301호
유병현
서울특별시 성북구 길음로 16, 603동 904호
민현기
서울특별시 중구 청계천로 360, 102동 3007호(황학동, 롯데캐슬베네치아)
황원재
경기도 고양시 덕양구 동송로 23-28, 308동 1604호(동산동)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1485012286
과제번호	ARQ201403042001
부처명	환경부
과제관리(전문)기관명	한국환경산업기술원
연구사업명	기후변화대응환경기술개발
연구과제명	기후변화 영향 및 취약성 통합평가 모형 요소 기술 개발 : 산림, 농업 부문
기 여 율	1/1
과제수행기관명	고려대학교 산학협력단
연구기간	2014.05.01 ~ 2020.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

공간좌표 샘플링부를 통해 타겟 지역 내의 농경지를 구분하는 복수의 격자로부터, 상기 타겟 지역 내의 농경지를 대표하는 샘플링 격자를 추출하는 공간좌표 샘플링 단계;

개별모형 연계부를 통해 상기 샘플링 격자에 대해서, 작물의 생장을 모의하는 제1 개별모형, 토양 온실가스 배출량을 모의하는 제2 개별모형, 및 해충의 분포를 모의하는 제3 개별모형을 각각 적용하여, 제1 결과 값, 제2 결과 값, 및 제3 결과 값을 각각 도출하는 단계; 및

통합 모형 구축부를 통해 상기 제1 내지 제3 결과 값들을 기계학습(machine-learning)하고 메타 모델링하여, 상기 제1 내지 제3 개별모형들이 통합된 통합 모형을 구축하는 단계를 포함하되,

상기 공간좌표 샘플링 단계는,

타겟 지역 내의 농경지를 복수의 격자로 구분하는 단계;

상기 타겟 지역 내의 농경지를 기상 및 토양 특성에 따라 복수의 계층으로 분류하는 단계;

분류된 상기 복수의 계층 각각에 대해서 상기 샘플링 격자를 추출하는 단계;

추출된 상기 샘플링 격자에 대해 bethel 알고리즘의 비용함수를 계산함으로써, 추출된 상기 샘플링 격자를 최적화하는 단계; 및

최적화된 상기 샘플링 격자를 평가하는 단계를 포함하고,

상기 샘플링 격자는, H개로 층화된 농경지에 대해 각 계층에서 n_h개의 랜덤 샘플링을 수행한 후, 비용 함수를 통해 샘플링 비용을 추정하고, 층화된 농경지에 대해 샘플링의 비용을 최소로하는 최적 샘플링 배정을 구함으로써 추출되는 것을 포함하는 농업시스템 메타모델링 방법.

청구항 2

제1 항에 있어서,

상기 제2 개별모형의 상기 제2 결과 값 및 상기 제3 개별모형의 상기 제3 결과 값을 도출하는 단계는,

제1 개별모형의 상기 제1 결과 값 중의 적어도 일부를, 상기 제2 개별모형 및 상기 제3 개별모형의 입력 값으로 활용하는 것을 포함하는 농업시스템 메타모델링 방법.

청구항 3

제2 항에 있어서,

상기 제1 개별모형은, 기상 자료, 토양 자료, 및 재배관리 자료를 포함하는 제1 입력 값을 통해 작물 수확일 자료를 포함하는 상기 제1 결과 값을 출력하고,

상기 제1 개별모형으로부터 출력된 상기 작물 수확일 자료는, 상기 제2 개별모형의 제2 입력 값, 및 상기 제3 개별모형의 제3 입력 값으로 활용되는 것을 포함하는 농업시스템 메타모델링 방법.

청구항 4

제3 항에 있어서,

상기 제2 개별모형 및 상기 제3 개별모형은, 상기 작물 수확일 자료를 입력 받아 상기 제2 개별모형 및 상기 제3 개별모형 각각의 종료 시점 설정에 사용하는 것을 포함하는 농업시스템 메타모델링 방법.

청구항 5

제3 항에 있어서,

상기 제2 개별모형은, 상기 작물 수확일 자료를 입력 받아 토양 온실가스 배출량 자료를 포함하는 상기 제2 결과 값을 출력하고,

상기 제3 개별모형은, 상기 작물 수확일 자료를 입력 받아 해충 자료를 포함하는 상기 제3 결과 값을 출력하는 것을 포함하는 농업시스템 메타모델링 방법.

청구항 6

제5 항에 있어서,

상기 토양 온실가스 배출량 자료는, 이산화탄소(CO_2) 배출량 자료, 메탄(CH_4) 배출량 자료, 및 아산화 질소(N_2O) 배출량 자료 중 어느 하나를 포함하는 농업시스템 메타모델링 방법.

청구항 7

제5 항에 있어서,

상기 해충 자료는, 해충 종별 분포 확률 자료 및 해충 발생 세대 수 자료를 포함하되,

상기 해충 발생 세대 수 자료는 아래의 <수학식 1>을 통해 출력되는 것을 포함하는 농업시스템 메타모델링 방법.

<수학식 1>

$$\sum_{d=1}^{mdat}(Tavg_d - Tbase)/K$$

(Tavgd: 일 평균 온도, Tbase: 대상 종의 발육 최저온도, K: 대상 종의 1세대 완료를 위해 필요한 유효적산온도의 합, mdat: 작물 수확일)

청구항 8

제1 항에 있어서,

상기 공간좌표 샘플링 단계는,

상기 타겟 지역 내의 농경지를 기상 및 토양 특성에 따라 복수의 계층(stratification)으로 분류하는 단계; 및

분류된 상기 복수의 계층 각각에 대해서, 상기 샘플링 격자를 추출하는 단계를 포함하는 농업시스템 메타모델링 방법.

청구항 9

제1 항에 있어서,

상기 기계학습에 사용되는 알고리즘은, 다변량 랜덤포레스트 알고리즘(Multivariate Random Forest Algorithm)을 포함하는 농업시스템 메타모델링 방법.

청구항 10

타겟 지역 내의 농경지를 구분하는 복수의 격자로부터, 상기 타겟 지역 내의 농경지를 대표하는 샘플링 격자를 추출하는 공간좌표 샘플링부;

상기 샘플링 격자에 대해서, 작물의 생장을 모의하는 제1 개별모형, 토양 온실가스 배출량을 모의하는 제2 개별모형, 및 해충의 분포를 모의하는 제3 개별모형을 각각 적용하여, 제1 결과 값, 제2 결과 값, 및 제3 결과 값을 각각 도출하는 개별모형 연계부; 및

상기 제1 내지 제3 결과 값들을 기계학습(machine-learning)하고 메타 모델링하여, 상기 제1 내지 제3 개별모형들이 통합된 통합 모형을 구축하는 통합 모형 구축부를 포함하되,

상기 공간좌표 샘플링부는,

타겟 지역 내의 농경지를 복수의 격자로 구분하는 단계;

상기 타겟 지역 내의 농경지를 기상 및 토양 특성에 따라 복수의 계층으로 분류하는 단계;

분류된 상기 복수의 계층 각각에 대해서 상기 샘플링 격자를 추출하는 단계;

추출된 상기 샘플링 격자에 대해 bethel 알고리즘의 비용함수를 계산함으로써, 추출된 상기 샘플링 격자를 최적화하는 단계; 및

최적화된 상기 샘플링 격자를 평가하는 단계를 통해 상기 샘플링 격자를 추출하고,

상기 샘플링 격자는, H개로 층화된 농경지에 대해 각 계층에서 n_h개의 랜덤 샘플링을 수행한 후, 비용 함수를 통해 샘플링 비용을 추정하고, 층화된 농경지에 대해 샘플링의 비용을 최소로하는 최적 샘플링 배정을 구함으로써 추출되는 것을 포함하는 농업 메타모델링 시스템.

청구항 11

제10 항에 있어서,

상기 제1 개별모형은, 기상 자료, 토양 자료, 및 재배관리 자료를 포함하는 제1 입력 값을 통해 작물 수확일 자료를 포함하는 제1 결과 값을 출력하고,

상기 제1 개별모형으로부터 출력된 상기 작물 수확일 자료는, 상기 제2 개별모형의 제2 입력 값 및 상기 제3 개별모형의 제3 입력 값으로 활용되되,

상기 제2 개별모형 및 상기 제3 개별모형은, 상기 작물 수확일 자료를 입력 받아 상기 제2 개별모형 및 상기 제3 개별모형 각각의 종료 시점 설정에 사용하는 것을 포함하는 농업 메타모델링 시스템.

청구항 12

제10 항에 있어서,

상기 공간좌표 샘플링부는, 상기 타겟 지역 내의 농경지를 기상 및 토양 특성에 따라 복수의 계층(stratification)으로 분류한 후, 분류된 상기 복수의 계층 각각에 대해서 상기 샘플링 격자를 추출하는 것을 포함하는 농업 메타모델링 시스템.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 기후변화 영향예측을 위한 농업시스템 메타모델링 방법 및 농업 메타모델링 시스템에 관한 것으로서,

보다 구체적으로는 복수의 개별모형들이 통합된 기후변화 영향예측을 위한 농업시스템 메타모델링 방법 및 농업 메타모델링 시스템에 관련된 것이다.

배 경 기 술

[0002] 기후변화는 농업시스템의 작물생산성, 토양 온실가스 배출, 병해충 발생에의 영향 이르기까지 시스템 전반에 걸쳐 영향을 미치고 있으며, 이에 따라 농업시스템의 기후변화 영향을 예측·평가하기 위해 다양한 모형기술들이 개발되어왔다. 종래 기술들은 농업시스템 내 구성요소들의 생리·생태적 특성을 기반으로 하는 과정 기반 모형(process-based model) 개발에 초점을 맞추어 왔다.

[0003] 작물모형으로는 광합성 등의 생리기작에 기반하여 작물수량을 모의하는 DSSAT(Jones et al., 2003), 토양 온실가스 모형으로는 토양 유기물 분해 및 토양의 산화환원 상태 등에 기반하여 농경지 온실가스 배출량을 모의하는 DNDC, DAYCENT, COUP, EXPERT-N(Li et al., 1992; Engel & Priesack, 1993; Parton et al., 1998; Jansson & Moon, 2001), 해충모형으로는 기후변수 및 생물종의 생리정보에 기반하여 농업해충의 잠재분포 및 서식지적합도를 모의하는 CLIMEX(Sutherst and Maywald, 1985) 등이 개발되어 기후변화 영향예측에 활용되고 있다.

[0004] 이외에도 최근에는 과거자료 학습에 기반한 다양한 머신러닝 모형(machine-learning model)들이 개발되어 농업생산시스템의 작물관리·축산관리·물관리·토양관리 분야에서 폭넓게 활용되고 있다(Liakos et al. 2018). 특히, 작물수량 예측, 정밀농업에서의 질소흡수량 및 토양 총질소량 예측, 농경지 토양의 온실가스배출량 예측 등에 주로 활용되고 있다(Crane-Droesch, 2018; Heremans et al., 2015; Chlingaryan et al., 2018; Hamrani et al., 2020).

[0005] 하지만, 농업시스템은 생태계시스템의 하나로 시스템 내 생물 및 비생물인자들이 서로 유기적으로 연결되어 직·간접적으로 영향을 주고받는다. 이에 따라, 최근에는 농업시스템 내 구성요소들 간의 유기적 연결관계 이해에 대한 중요성이 강조되고 있으며, 기존의 개별요소에 대한 영향예측 모형기술에서 나아가 전체 시스템 수준에서의 기후변화 영향을 종합적으로 예측하는 통합모형기술의 개발에 대한 필요성이 제기되고 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명이 해결하고자 하는 일 기술적 과제는, 신뢰성이 향상된 기후변화 영향예측을 위한 농업시스템 메타모델링 방법 및 농업 메타모델링 시스템을 제공하는 데 있다.

[0007] 본 발명이 해결하고자 하는 다른 기술적 과제는, 결과도출 시간이 감소된 기후변화 영향예측을 위한 농업시스템 메타모델링 방법 및 농업 메타모델링 시스템을 제공하는 데 있다.

[0008] 본 발명이 해결하고자 하는 또 다른 기술적 과제는, 모델 효율 및 성능이 향상된 기후변화 영향예측을 위한 농업시스템 메타모델링 방법 및 농업 메타모델링 시스템을 제공하는 데 있다.

[0009] 본 발명이 해결하고자 하는 또 다른 기술적 과제는, 독립적으로 개발되어오던 모형들을 단일 시스템으로 통합한 농업시스템 메타모델링 방법 및 농업 메타모델링 시스템을 제공하는 데 있다.

[0010] 본 발명이 해결하고자 하는 또 다른 기술적 과제는, 인간의 재배관리적 농업활동을 모형에 포함시킨 농업시스템 메타모델링 방법 및 농업 메타모델링 시스템을 제공하는 데 있다.

[0011] 본 발명이 해결하고자 하는 또 다른 기술적 과제는, 공간예측이 가능한 농업시스템 메타모델링 방법 및 농업 메타모델링 시스템을 제공하는 데 있다.

[0012] 본 발명이 해결하고자 하는 기술적 과제는 상술된 것에 제한되지 않는다.

과제의 해결 수단

[0013] 상기 기술적 과제를 해결하기 위해, 본 발명은 농업시스템 메타모델링 방법을 제공한다.

[0014] 일 실시 예에 따르면, 상기 농업시스템 메타모델링 방법은, 타겟 지역 내의 농경지를 구분하는 복수의 격자로부터, 상기 타겟 지역 내의 농경지를 대표하는 샘플링 격자를 추출하는 공간좌표 샘플링 단계, 상기 샘플링 격자에 대해서, 작물의 생장을 모의하는 제1 개별모형, 토양 온실가스 배출량을 모의하는 제2 개별모형, 및 해충의 분포를 모의하는 제3 개별모형을 각각 적용하여, 제1 결과 값, 제2 결과 값, 및 제3 결과 값을 각각 도출하는

단계, 및 상기 제1 내지 제3 결과 값들을 기계학습(machine-learning)하고 메타 모델링하여, 상기 제1 내지 제3 개별모형들이 통합된 통합 모형을 구축하는 단계를 포함할 수 있다.

[0015] 일 실시 예에 따르면, 상기 제2 개별모형의 상기 제2 결과 값 및 상기 제3 개별모형의 상기 제3 결과 값을 도출하는 단계는, 제1 개별모형의 상기 제1 결과 값 중의 적어도 일부를, 상기 제2 개별모형 및 상기 제3 개별모형의 입력 값으로 활용하는 것을 포함할 수 있다.

[0016] 일 실시 예에 따르면, 상기 제1 개별모형은, 기상 자료, 토양 자료, 및 재배관리 자료를 포함하는 제1 입력 값을 통해 작물 수확일 자료를 포함하는 상기 제1 결과 값을 출력하고, 상기 제1 개별모형으로부터 출력된 상기 작물 수확일 자료는, 상기 제2 개별모형의 제2 입력 값, 및 상기 제3 개별모형의 제3 입력 값으로 활용되는 것을 포함할 수 있다.

[0017] 일 실시 예에 따르면, 상기 제2 개별모형 및 상기 제3 개별모형은, 상기 작물 수확일 자료를 입력 받아 상기 제2 개별모형 및 상기 제3 개별모형 각각의 종료 시점 설정에 사용하는 것을 포함할 수 있다.

[0018] 일 실시 예에 따르면, 상기 제2 개별모형은, 상기 작물 수확일 자료를 입력 받아 토양 온실가스 배출량 자료를 포함하는 상기 제2 결과 값을 출력하고, 상기 제3 개별모형은, 상기 작물 수확일 자료를 입력 받아 해충 자료를 포함하는 상기 제3 결과 값을 출력하는 것을 포함할 수 있다.

[0019] 일 실시 예에 따르면, 상기 토양 온실가스 배출량 자료는, 이산화탄소(CO_2) 배출량 자료, 메탄(CH_4) 배출량 자료, 및 아산화 질소(N_2O) 배출량 자료 중 어느 하나를 포함할 수 있다.

[0020] 일 실시 예에 따르면, 상기 해충 자료는, 해충 종별 분포 확률 자료 및 해충 발생 세대 수 자료를 포함하되, 상기 해충 발생 세대 수 자료는 아래의 <수학식 1>을 통해 출력되는 것을 포함할 수 있다.

[0021] <수학식 1>

[0022] $$\sum_{d=1}^{mdat}(Tavg_d - Tbasc)/K$$

[0023] (Tavgd: 일 평균 온도, Tbase: 대상 종의 발육 최저온도, K: 대상 종의 1세대 완료를 위해 필요한 유효적산온도의 합, mdat: 작물 수확일)

[0024] 일 실시 예에 따르면, 상기 공간좌표 샘플링 단계는, 상기 타겟 지역 내의 농경지를 기상 및 토양 특성에 따라 복수의 계층(stratification)으로 분류하는 단계, 및 분류된 상기 복수의 계층 각각에 대해서, 상기 샘플링 격자를 추출하는 단계를 포함할 수 있다.

[0025] 일 실시 예에 따르면, 상기 기계학습에 사용되는 알고리즘은, 다변량 랜덤포레스트 알고리즘(Multivariate Random Forest Algorithm)을 포함할 수 있다.

[0027] 상기 기술적 과제를 해결하기 위해, 본 발명은 농업 메타모델링 시스템을 제공한다.

[0028] 일 실시 예에 따르면, 상기 농업 메타모델링 시스템은 타겟 지역 내의 농경지를 구분하는 복수의 격자로부터, 상기 타겟 지역 내의 농경지를 대표하는 샘플링 격자를 추출하는 공간좌표 샘플링부, 상기 샘플링 격자에 대해서, 작물의 생장을 모의하는 제1 개별모형, 토양 온실가스 배출량을 모의하는 제2 개별모형, 및 해충의 분포를 모의하는 제3 개별모형을 각각 적용하여, 제1 결과 값, 제2 결과 값, 및 제3 결과 값을 각각 도출하는 개별모형 연계부, 및 상기 제1 내지 제3 결과 값들을 기계학습(machine-learning)하고 메타 모델링하여, 상기 제1 내지 제3 개별모형들이 통합된 통합 모형을 구축하는 통합 모형 구축부를 포함할 수 있다.

[0029] 일 실시 예에 따르면, 상기 제1 개별모형은, 기상 자료, 토양 자료, 및 재배관리 자료를 포함하는 제1 입력 값을 통해 작물 수확일 자료를 포함하는 제1 결과 값을 출력하고, 상기 제1 개별모형으로부터 출력된 상기 작물 수확일 자료는, 상기 제2 개별모형의 제2 입력 값 및 상기 제3 개별모형의 제3 입력 값으로 활용되되, 상기 제2 개별모형 및 상기 제3 개별모형은, 상기 작물 수확일 자료를 입력 받아 상기 제2 개별모형 및 상기 제3 개별모형 각각의 종료 시점 설정에 사용하는 것을 포함할 수 있다.

[0030] 일 실시 예에 따르면, 상기 공간좌표 샘플링부는, 상기 타겟 지역 내의 농경지를 기상 및 토양 특성에 따라 복수의 계층(stratification)으로 분류한 후, 분류된 상기 복수의 계층 각각에 대해서 상기 샘플링 격자를 추출하는 것을 포함할 수 있다.

발명의 효과

[0031] 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법은, 타겟 지역 내의 농경지를 구분하는 복수의 격자로부터, 상기 타겟 지역 내의 농경지를 대표하는 샘플링 격자를 추출하는 공간좌표 샘플링 단계, 상기 샘플링 격자에 대해서, 작물의 생장을 모의하는 제1 개별모형(예를 들어, DSSAT), 토양 온실가스 배출량을 모의하는 제2 개별모형(예를 들어, DNDC), 및 해충의 분포를 모의하는 제3 개별모형(예를 들어, MaxEnt)을 각각 적용하여, 제1 결과 값, 제2 결과 값, 및 제3 결과 값을 각각 도출하는 단계, 및 상기 제1 내지 제3 결과 값들을 기계학습(machine-learning)하고 메타 모델링하여, 상기 제1 내지 제3 개별모형들이 통합된 통합 모형을 구축하는 단계를 포함할 수 있다. 이에 따라, 상기 통합 모형은, 작물 생산성, 필요관개용수량, 증발산량, 토양 온실가스 배출량(CO_2 배출량, N_2O 배출량, CH_4 배출량), 및 해충 종별 분포 확률 및 발생 세대 수를 용이하게 예측할 수 있다.

[0032] 또한, 상기 제1 개별모형은, 기상 자료, 토양 자료, 및 재배관리 자료를 포함하는 제1 입력 값을 통해 작물 수확일 자료를 포함하는 제1 결과 값을 출력하고, 상기 제1 개별모형으로부터 출력된 상기 작물 수확일 자료는, 상기 제2 개별모형 및 상기 제3 개별모형에 각각 입력되되, 상기 제2 개별모형 및 상기 제3 개별모형은, 상기 작물 수확일 자료를 입력 받아 상기 제2 개별모형 및 상기 제3 개별모형 각각의 종료 시점 설정에 사용하는 것을 포함할 수 있다.

[0033] 이에 따라, 작물 생장 체계 및 작물의 생육과 농업활동이 고려될 수 있으므로, 상기 제2 결과 값(예를 들어, 토양 온실가스 배출량)과 상기 제3 결과 값(예를 들어, 해충 종별 분포 확률 및 발생 세대 수)의 신뢰성이 향상될 수 있다.

[0034] 또한, 상기 제1 내지 제3 개별모형이 전체 농경지 격자에 적용되지 않고, 전체 농경지를 대표하는 상기 샘플링 격자에 적용됨으로 상기 제1 내지 제3 개별모형을 통한 결과 도출 시간이 현저하게 빨라질 수 있다. 이로 인해, 상기 제1 내지 제3 결과 값들의 학습 효율성이 향상되고, 제1 내지 제3 개별모형들이 통합된 상기 통합 모형의 성능이 현저하게 향상될 수 있다.

[0035] 즉, 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법은, 독립적으로 개발되어 오던 모형들을 통합함으로써, 단일 시스템을 통해 작물 생산성, 필요관개용수량, 증발산량, 토양 온실가스 배출량(CO_2 배출량, N_2O 배출량, CH_4 배출량), 및 해충 종별 분포 확률 및 발생 세대 수를 용이하게 예측할 수 있다.

[0036] 또한, 메타모델링을 통해 만들어진 상기 통합 모형은 기작 기반 모형을 단순화함으로써, 결과도출 시간을 감소시킬 수 있다.

[0037] 또한, 인간의 재배관리적 농업활동을 모형에 포함시킴으로써 기후뿐만 아니라 인간의 적응을 고려할 수 있고, 공간 예측이 가능한 장점이 있다.

도면의 간단한 설명

[0038] 도 1은 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법을 설명하기 위한 순서도이다.

도 2는 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

도 3은 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법 중 공간좌표 샘플링 단계에서 농경지를 계층화하고 샘플배정을 최적화하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.

도 4는 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법 중 공간좌표 샘플링 단계의 결과를 나타내는 도면이다.

도 5는 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법 중 기계학습 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

도 6은 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법 중 기계학습 방법의 하부모델을 구체적으로 설명하기 위한 흐름도이다.

도 7은 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법을 통한 각종 예측 결과물들을 나타내는 도면이다.

도 8은 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법을 통한 예측 결과물 중 작물의 생태형에 따른 작

물 생산성을 비교한 도면이다.

도 9는 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법을 통한 예측 결과물 중 기후변화시나리오에 따른 CH_4 배출량을 비교한 도면이다.

도 10은 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법을 통한 예측 결과물 중 시간에 따른 벼멸구 분포 확률을 비교한 도면이다.

도 11 및 도 12는 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법을 통한 예측 결과물 및 비교 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법을 통한 예측 결과물을 비교한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0039] 이하, 첨부된 도면들을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시 예를 상세히 설명할 것이다. 그러나 본 발명의 기술적 사상은 여기서 설명되는 실시 예에 한정되지 않고 다른 형태로 구체화 될 수도 있다. 오히려, 여기서 소개되는 실시 예는 개시된 내용이 철저하고 완전해질 수 있도록 그리고 당업자에게 본 발명의 사상이 충분히 전달될 수 있도록 하기 위해 제공되는 것이다.

[0040] 본 명세서에서, 어떤 구성요소가 다른 구성요소 상에 있다고 언급되는 경우에 그것은 다른 구성요소 상에 직접 형성될 수 있거나 또는 그들 사이에 제 3의 구성요소가 개재될 수도 있다는 것을 의미한다. 또한, 도면들에 있어서, 막 및 영역들의 두께는 기술적 내용의 효과적인 설명을 위해 과장된 것이다.

[0041] 또한, 본 명세서의 다양한 실시 예 들에서 제1, 제2, 제3 등의 용어가 다양한 구성요소들을 기술하기 위해서 사용되었지만, 이들 구성요소들이 이 같은 용어들에 의해서 한정되어서는 안 된다. 이들 용어들은 단지 어느 구성요소를 다른 구성요소와 구별시키기 위해서 사용되었을 뿐이다. 따라서, 어느 한 실시 예에 제 1 구성요소로 언급된 것이 다른 실시 예에서는 제 2 구성요소로 언급될 수도 있다. 여기에 설명되고 예시되는 각 실시 예는 그것의 상보적인 실시 예도 포함한다. 또한, 본 명세서에서 '및/또는'은 전후에 나열한 구성요소들 중 적어도 하나를 포함하는 의미로 사용되었다.

[0042] 명세서에서 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한 복수의 표현을 포함한다. 또한, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 명세서상에 기재된 특징, 숫자, 단계, 구성요소 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징이나 숫자, 단계, 구성요소 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 배제하는 것으로 이해되어서는 안 된다. 또한, 본 명세서에서 "연결"은 복수의 구성 요소를 간접적으로 연결하는 것, 및 직접적으로 연결하는 것을 모두 포함하는 의미로 사용된다.

[0043] 또한, 하기에서 본 발명을 설명함에 있어 관련된 공지 기능 또는 구성에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명은 생략할 것이다.

[0045] 도 1은 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법을 설명하기 위한 순서도이고, 도 2는 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

[0046] 도 1 및 도 2를 참조하면, 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법은, 공간좌표 샘플링 단계(S100), 제1 내지 제3 개별모형으로부터 각각 제1 내지 제3 결과 값을 도출하는 단계(S200), 및 상기 제1 내지 제3 개별모형들이 통합된 통합 모형을 구축하는 단계(S300)를 포함할 수 있다. 이하, 각 단계에 대해 구체적으로 설명된다.

[0047] **공간좌표 샘플링 단계(S100)**

[0048] 도 3은 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법 중 공간좌표 샘플링 단계에서 농경지를 계층화하고 샘플배정을 최적화하는 과정을 설명하기 위한 도면이고, 도 4는 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법 중 공간좌표 샘플링 단계의 결과를 나타내는 도면이다.

[0049] 상기 S100 단계에서는 타겟 지역 내의 농경지를 구분하는 복수의 격자로부터, 상기 타겟 지역 내의 농경지를 대표하는 샘플링 격자를 추출할 수 있다. 예를 들어, 상기 타겟 지역은 대한민국 영토일 수 있다. 즉, 상기 S100 단계에서는 대한민국 영토 내의 농경지를 구분하는 복수의 격자로부터, 대한민국 영토 내의 농경지를 대표하는 샘플링 격자를 추출할 수 있다.

[0050] 일 실시 예에 따르면, 상기 S100 단계는 유전적알고리즘을 이용한 최적 층화 및 샘플 배정 기법을 기반으로 이루어질 수 있다. 구체적으로, 상기 S100 단계는 도 2에 도시된 바와 같이, 타겟 지역 내의 농경지를 복수의 격

자로 구분하는 단계(S110, Agricultural land area), 상기 타겟 지역 내의 농경지를 기상 및 토양 특성에 따라 복수의 계층으로 분류하는 단계(S120, Stratification), 분류된 상기 복수의 계층 각각에 대해서 상기 샘플링 격자를 추출하는 단계(S130, Sample assignment), 추출된 상기 샘플링 격자를 최적화하는 단계(S140, Optimization), 및 최적화된 상기 샘플링 격자를 평가하는 단계(S150, Evaluation)를 포함할 수 있다.

[0051] 상기 S110 단계에서는 대한민국 영토 내의 농경지가 $1km^2$의 공간해상도를 기준으로 복수의 격자로 구분될 수 있다. 이 경우, 대한민국 영토 내의 농경지는 19,312개(농지: 11,386개, 경지: 7926개)의 격자로 구분될 수 있다.

[0052] 상기 S120 단계에서는 연속형 층화 변수들을 각각 랜덤하게 컷팅하여 이산화하며, 이를 기반으로 아래의 <수학식 2>와 같은 Cartesian product 형태의 계층을 생성할 수 있다. 이 경우, 상기 층화 변수로서 기상 인자 및 토양 인자가 사용될 수 있다. 예를 들어, 상기 기상 인자는 기온, 강수량, 및 누적 일사량 등을 포함하고, 상기 토양 인자는 유기 탄소량, pH, 밀도, 점토 함량 등을 포함할 수 있다.

[0053] <수학식 2>

[0054] CP(Cartesian product) = X_1 x X_2 x · · · · · · · x X_M

[0055] ($X_{1\sim M}$: 층화 변수)

[0056] 상기 S130 단계에서는 H개로 층화된 농경지에 대해 각 계층에서 n_h개의 랜덤 샘플링을 수행할 수 있다. 이 때, Horvitz-Thompson 추정에 따른 전체 목표 변수($\hat{Y}_g$)에 대한 총 분산은 아래의 <수학식 3>과 같을 수 있다.

[0057] <수학식 3>

[0058] $$\mathrm{VAR}(\hat{Y}_g) = \sum_{h=1}^{H} N_h^2 \left(1 - \frac{n_h}{N_h}\right) \cdot \frac{S_{h,g}^2}{n_h}, \qquad g = 1, \ldots, G.$$

[0059] (각 계층(h)에서의 모집단과 분산은 각각 N_h, $S^2_{h,g}$, h=1~H)

[0060] 이후, 아래의 <수학식 4>와 같은 비용 함수를 통해 샘플링의 비용을 추정할 수 있다. 비용 함수는 샘플의 사이즈와 배정에 관계없이 일정한 고정항(C_0)과 각 계층에서의 샘플당 인터뷰 비용과 샘플배정의 곱의 합으로 나타나는 변동항으로 구성될 수 있다.

[0061] <수학식 4>

[0062] $$C(n_1, \ldots, n_H) = C_0 + \sum_{h=1}^{H} C_h n_h.$$

[0063] 또한, 목표 변수(Yg)별로 기대되는 샘플링 분산의 상한선(Ug)을 설정한 후, Bethel 알고리즘을 이용하여 아래의 <수학식 5>와 같이, 층화된 농경지에 대해 샘플링의 비용을 최소로하는 최적 샘플링 배정을 구할 수 있다. 상한선은 샘플링의 정밀도 수준에 대한 제약을 나타내며, 목표 변수들의 척도에 의존하지 않도록 변동계수(CV)를 기반으로 할 수 있다. 모든 목표 변수에 대해 변동계수는 0.05 수준으로 설정할 수 있다.

[0064] <수학식 5>

[0065] $$\begin{cases} C_0 + \sum_{h=1}^{H} C_h n_h \rightarrow \min \\ CV(\hat{Y}_1) \le U_1 \\ CV(\hat{Y}_2) \le U_2 \\ \cdots \\ CV(\hat{Y}_G) \le U_G \end{cases}$$

[0066] 상기 S140 단계에서는 도 3에 도시된 바와 같이, 유전적알고리즘을 이용하여 주어진 계층의 fitness를 평가(bethel 알고리즘의 비용함수를 계산)하여, fitness가 높은 genome은 그대로 children에 전달하고, 낮은 genome은 부모 세대의 crossover, mutation 과정을 통해 children을 형성해 나감으로써 최적화를 수행할 수 있다. 이에 따라, 대한민국 내의 농경지는 도 4에 도시된 바와 같이, 복수의 계층으로 구분되고, 각 계층마다 복수의 샘플링 격자들이 추출될 수 있다. 예를 들어, 대한민국 내의 농경지는 20개의 계층으로 구분되고, 122개의 샘플링 격자들이 추출될 수 있다.

[0067] 상기 S150 단계에서는, 최적화된 결과(예를 들어, 20개의 계층 및 122개의 격자)에 대해 정확도를 평가할 수 있다. 일 실시 예에 따르면, 상기 공간좌표 샘플링 단계(S100)는 아래의 <표 1>과 같이 논과 밭에 대해 기후변화 시나리오 및 연대에 따라 구분되어 산출될 수 있고, 이를 반영한 샘플링 격자 평가(S150) 결과는 아래의 <표 2>와 같이 정리될 수 있다.

표 1

[0068]

구분	기후변화시나리오	연대	자료
논	RCP 4.5	2030	2026~2035 (10년 평균)
		2050	2046~2055 (10년 평균)
		2080	2086~2095 (10년 평균)
	RCP 8.5	2030	2026~2035 (10년 평균)
		2050	2046~2055 (10년 평균)
		2080	2086~2095 (10년 평균)
밭	RCP 4.5	2030	2026~2035 (10년 평균)
		2050	2046~2055 (10년 평균)
		2080	2086~2095 (10년 평균)
	RCP 8.5	2030	2026~2035 (10년 평균)
		2050	2046~2055 (10년 평균)
		2080	2086~2095 (10년 평균)

표 2

[0069]

기후 시나리오	연대	모집단	최적 계층	최적 샘플	정확도 평가(n=10)		
					CV(%)	Relative bias(%)	정확도 (%)
RCP 4.5	2030	19312 (11386/7926)	20(8/12)	133 (63/70)	2.07/3.27	0.28/1.02	99.98/99.96
	2050		19(6/13)	112 (55/57)	2.13/4.43	0.41/0.98	99.97/99.95
	2080		11(5/6)	111(46/65)	1.78/4.01	0.55/1.02	99.98/99.95
RCP 8.5	2030		17(7/10)	135 (69/66)	2.07/4.05	0.64/1.04	99.97/99.95
	2050		23(12/11)	121 (56/65)	1.85/4.72	0.70/0.81	99.97/99.94
	2080		31(21/10)	120(63/57)	2.07/3.59	0.89/0.53	99.97/99.96
평균			20(10/10)	122 (59/63)	2.00/4.01	0.58/0.90	99.97/99.95

[0070] (CV: 목표변수들의 CV 절대값의 평균, relative bias: 목표변수들의 relative bias 절대값의 평균, 정확도: 목표변수들의 정확도({100-|CV|}/100x{100-|relative bias|}/100)의 평균)상기 S150 단계의 평가 결과, 변동계수는 평균 4% 이내로 나타나고, 상대적 편향은 평균 1% 이내로 나타나는 것을 확인할 수 있다. 즉, 대한민국 영토 내의 농경지는 기상 및 토양 특성에 따라 20개의 계층 및 122개의 샘플링 격자로 구분될 수 있고, 이는 약 99%의 정확도 수준에서 전체 19,312개의 농경지 격자를 대표할 수 있다.

[0071] 종래의 개별모형은 기작 기반 모형으로 높은 시간 해상도(예: 일 단위)를 갖는 입력자료를 필요로 하였기 때문

에, 계산 시간이 오래 걸리고 많은 저장 공간을 필요로 하는 한계점이 있었다.

[0072] 하지만, 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법은, 후술되는 제1 내지 제3 개별모형들이 상기 샘플링 격자에만 적용되더라도, 신뢰성 높은 결과물(연중 토양 온실가스 배출량 및 연중 해충 발생 세대 수)이 도출될 수 있다. 뿐만 아니라, 후술되는 제1 내지 제3 개별모형들이 전체 농경지 격자에 적용되는 경우와 비교하여 결과 도출 시간이 현저하게 빨라질 수 있다. 이로 인해, 후술되는 S300 단계에서의 학습 효율성이 향상되고, 제1 내지 제3 개별모형들이 통합된 통합 모형의 성능이 현저하게 향상될 수 있다.

[0073] **제1 내지 제3 개별모형으로부터 제1 내지 제3 결과 값을 도출하는 단계(S200)**

[0074] 상기 S200 단계에서는, 상기 샘플링 격자에 대해서, 작물의 생장을 모의하는 제1 개별모형, 토양 온실가스 배출량을 모의하는 제2 개별모형, 및 해충의 분포를 모의하는 제3 개별모형을 각각 적용하여, 제1 결과 값, 제2 결과 값, 및 제3 결과 값을 각각 도출할 수 있다.

[0075] 일 실시 예에 따르면, 상기 제1 개별모형은 DSSAT(Decision Support System for Agrotechnology Transfer)이고, 상기 제2 개별모형은 DNDC(Denitrification and Decomposition)이고, 상기 제3 개별모형은 MaxEnt(Maximum Entropy model)일 수 있다.

[0076] 구체적으로, 상기 제1 개별모형(DSSAT)은 기상 자료, 토양 자료, 및 재배관리 자료를 포함하는 제1 입력 값을 통해 작물수량 자료, 필요관개용수량 자료, 증발산량 자료, 및 작물 수확일 자료를 포함하는 제1 결과 값을 출력할 수 있다.

[0077] 이와 달리, 상기 제2 개별모형(DNDC)은 상기 기상 자료, 상기 토양 자료, 상기 재배관리 자료, 및 상기 제1 개별모형으로부터 출력된 상기 작물 수확일 자료를 포함하는 제2 입력 값을 통해 연중 토양 온실가스 배출량 자료를 포함하는 제2 결과 값을 출력할 수 있다. 일 실시 예에 따르면, 상기 토양 온실가스 배출량 자료는, 이산화탄소(CO_2) 배출량 자료, 메탄(CH_4) 배출량 자료, 및 아산화 질소(N_2O) 배출량 자료를 포함할 수 있다.

[0078] 이와 달리, 상기 제3 개별모형(MaxEnt)은 상기 기상 자료, 상기 토양 자료, 상기 재배관리 자료, 및 상기 제1 개별모형으로부터 출력된 상기 작물 수확일 자료를 포함하는 제3 입력 값을 통해 해충 자료를 포함하는 제3 결과 값을 출력할 수 있다. 일 실시 예에 따르면, 상기 해충 자료는 해충 분포확률 자료, 및 해충 발생 세대 수 자료를 포함할 수 있다. 예를 들어, 상기 해충은 벼멸구, 애멸구, 이화명나방, 벼줄기굴파리, 흑명나방, 파밤나방, 및 톱다리개미허리 노린재를 포함할 수 있다. 예를 들어, 상기 제3 개별모형(MaxEnt)을 통한 상기 해충 발생 세대 수 자료는 아래의 <수학식 1>을 통해 출력될 수 있다.

[0079] <수학식 1>

[0080] $$\sum_{d=1}^{mdat}(Tavg_d - Tbasc)/K$$

[0081] (Tavgd: 일 평균 온도, Tbase: 대상 종의 발육 최저온도, K: 대상 종의 1세대 완료를 위해 필요한 유효적산온도의 합, mdat: 작물 수확일)

[0082] 즉, 상기 제1 개별모형(DSSAT)의 상기 제1 결과 값 중 상기 작물 수확일 자료가, 상기 제2 개별모형(DNDC) 및 상기 제3 개별모형(MaxEnt)의 입력 값으로 활용될 수 있다. 상기 제2 개별모형(DNDC) 및 상기 제3 개별모형(MaxEnt)은, 상기 작물 수확일 자료를 입력 받아 상기 제2 개별모형 및 상기 제3 개별모형 각각의 종료 시점 설정에 사용할 수 있다.

[0083] 상술된 바와 달리, 상기 제1 개별모형(DSSAT)으로부터 출력된 상기 작물 수확일 자료의 입력 없이, 상기 제2 개별모형(DNDC) 및 상기 제3 개별모형(MaxEnt) 각각을 개별적으로 구동하여 상기 토양 온실가스 배출량 자료 및 상기 해충 자료를 출력하는 경우, 출력 자료의 신뢰성이 저하될 수 있다.

[0084] 구체적으로, 농업 시스템의 경우 작물을 생육하는 동안 농업 활동이 이루어지고, 작물이 수확된 이후에는 농업 활동이 중단되는 특징을 갖는다. 하지만, 상기 제1 개별모형(DSSAT)으로부터 출력된 상기 작물 수확일 자료의 입력 없이, 상기 제2 개별모형(DNDC) 및 상기 제3 개별모형(MaxEnt) 각각이 개별적으로 구동되는 경우, 작물 생산 체계 및 작물의 생육과 농업활동이 고려되지 않으므로, 작물 수확일 자료가 고정된 값으로 입력될 수 있다. 이에 따라, 상기 제2 개별모형(DNDC) 및 상기 제3 개별모형(MaxEnt)을 통해 출력된 상기 토양 온실가스 배출량 자료 및 상기 해충 자료에 오차가 발생될 수 있다.

[0085] 반면, 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법은, 상기 제1 개별모형(DSSAT)을 통해 작물 생장 체계 및 작물의 생육과 농업활동이 고려된 작물 수확일 자료가 출력되고, 상기 제1 개별모형(DSSAT)으로부터 출력된 상기 작물 수확일 자료가 상기 제2 개별모형(DNDC) 및 상기 제3 개별모형(MaxEnt)의 입력 자료로 사용될 수 있다. 이에 따라, 제2 개별모형(DNDC) 및 제3 개별모형(MaxEnt) 각각이 단독으로 구동되어 출력된 토양 온실가스 배출량 자료 및 해충 자료와 비교하여, 신뢰성이 향상된 토양 온실가스 배출량 자료 및 해충 자료가 출력될 수 있다.

[0086] **제1 내지 제3 개별모형들이 통합된 통합 모형을 구축하는 단계(S300)**

[0087] 상기 S300 단계에서는 상기 제1 내지 제3 결과 값들을 기계학습(machine-learning)하고 메타 모델링하여, 상기 제1 내지 제3 개별모형들이 통합된 통합 모형을 구축할 수 있다. 일 실시 예에 따르면, 상기 통합 모형의 상기 제1 개별모형에는 기상 자료, 토양 자료, 및 재배관리 자료가 입력되되, 상기 기상 자료는 이앙일부터 출수일까지의 기간 중 평균 최고 기온 및 최저 기온 자료, 출수일로부터 성숙일까지의 기간 중 평균 최고 기온 및 최저 기온 자료, 이앙일로부터 출수일까지의 기간 중 평균 기온 자료, 출수일로부터 성숙일까지의 기간 중 평균 기온 자료, 이앙일로부터 성숙일까지의 기간 중 평균 기온 자료, 이앙일로부터 출수일까지의 기간 중 평균일교차 자료, 출수일로부터 성숙일까지의 기간 중 평균일교차 자료, 이앙일로부터 출수일까지의 기간 중 누적 일사량 자료, 출수일로부터 성숙일까지의 기간 중 누적 일사량 자료, 이앙일로부터 성숙일까지의 기간 중 누적 일사량 자료, 이앙일로부터 출수일까지의 기간 중 누적 강수량 자료, 출수일로부터 성숙일까지의 기간 중 누적 강수량 자료, 이앙일로부터 성숙일까지의 기간 중 누적 강수량 자료, 및 시비 후 7일간 평균 기온 자료를 포함할 수 있다.

[0088] 또한, 상기 토양 자료는 토양 유기탄소 함량 자료, 토양 산성도 자료, 밀도 자료, 및 점토 함량 자료를 포함할 수 있다. 또한, 재배관리 자료는 비료량 자료, 및 관개방법 자료를 포함할 수 있다. 이 밖에도, 상기 제1 개별모형에는 해당 년도의 평균 일교차 자료, 해당 년도의 평균 일교차를 연교차로 나눈 Isothemality 정보, 해당 년도의 가장 더운 달의 최고온도 자료, 해당 년도의 가장 추운 달의 최저온도 자료, 연 강수량 자료, 해당 년도의 가장 습한 달의 강수량 자료, 및 해당 년도의 가장 건조한 달의 강수량 자료가 더 입력될 수 있다. 이에 따라, 상기 제1 개별모형(DSSAT)으로부터 출력된 상기 작물 수확일 자료는, 작물의 생육 기간 및 생육 기간 중 농업 활동 내역이 반영될 수 있다.

[0089] 일 실시 예에 따르면, 상기 제1 내지 제3 개별모형(DSSAT, DNDC, MaxEnt)은 각각, 작물의 종류, 생태형, 기후변화시나리오, 및 연대에 따라 구동될 수 있다. 예를 들어, 상기 제1 내지 제3 개별모형(DSSAT, DNDC, MaxEnt)은 벼(rice) 또는 콩(soybean)에 대해 구동될 수 있다. 또한, 상기 제1 내지 제3 개별모형(DSSAT, DNDC, MaxEnt)이 벼(rice)에 대해 구동되는 경우, 중생(rice1), 조생(rice2), 및 중만생(rice3)의 생태형에 대해 구동될 수 있다. 반면, 상기 제1 내지 제3 개별모형(DSSAT, DNDC, MaxEnt)이 콩(soybean)에 대해 구동되는 경우, 조생(soybean1), 중생(soybean2), 및 만생(soybean3)의 생태형에 대해 구동될 수 있다.

[0090] 구체적으로, 작물이 벼인 경우, 상기 통합모형의 입력 자료 및 출력 자료는 아래의 <표 3> 및 <표 4>와 같이 정리될 수 있다. 반면, 작물이 콩인 경우, 상기 통합모형의 입력 자료 및 출력 자료는 아래의 <표 5> 및 <표 6>와 같이 정리될 수 있다.

표 3

[0091]

입력 자료 (벼)	설명
tmax1	이앙~출수 기간 중 평균최고기온(℃)
tmax2	출수~성숙 기간 중 평균최고기온(℃)
tmin1	이앙~출수 기간 중 평균최저기온(℃)
tmin2	출수~성숙 기간 중 평균최저기온(℃)
tmean1	이앙~출수 기간 중 평균기온(℃)
tmean2	출수~성숙 기간 중 평균기온(℃)
tmean3	이앙~성숙 기간 중 평균기온(℃)
diur1	이앙~출수 기간 중 평균일교차(℃)
diur2	출수~성숙 기간 중 평균일교차(℃)
srad1	이앙~출수 기간 중 누적 일사량(Mj/m^2)
srad2	출수~성숙 기간 중 누적 일사량(Mj/m^2)
srad3	이앙~성숙 기간 중 누적 일사량(Mj/m^2)

prec1	이앙~출수 기간 중 누적 강수량(Mj/m^2)
prec2	출수~성숙 기간 중 누적 강수량(Mj/m^2)
prec3	이앙~성숙 기간 중 누적 강수량(Mj/m^2)
ftemp1	시비 후 7일간 평균기온(℃)
SOC	토양 유기탄소 함량(%)
pH	토양 산성도
Den	밀도(Mg/m^3)
Clay	점토 함량(%)
fert	비료량(kg/ha)
irrig	관개방법(중간낙수/지속담수)
BIO2	평균일교차(0.1℃)
BIO3	Isothemality(평균일교차/연교차)
BIO5	가장 더운 달의 최고온도(0.1℃)
BIO6	가장 추운 달의 최저온도(0.1℃)
BIO12	연 강수량(mm)
BIO13	가장 습한 달의 강수량(mm)
BIO14	가장 건조한 달의 강수량(mm)

표 4

[0092]

출력 자료 (벼)	설명
yield	작물 수량(kg/ha)
irrig_amt	필요관개용수량(mm)
et	증발산량(mm)
CO_2	CO_2 배출량(kgC/ha)
CH_4	CH_4 배출량(kgC/ha)
N_2O	N_2O 배출량(kgC/ha)
p01di	벼멸구 분포확률(0-1)
p02di	애멸구 분포확률(0-1)
p03di	이화명나방 분포확률(0-1)
p04di	벼줄기굴파리 분포확률(0-1)
p05di	흑명나방 분포확률(0-1)
p01ng	벼멸구 세대 수(세대)
p02ng	애멸구 세대 수(세대)
p03ng	이화명나방 세대 수(세대)
p04ng	벼줄기굴파리 세대 수(세대)
p05ng	흑명나방 세대 수(세대)

표 5

[0093]

입력 자료 (콩)	설명
tmax2	출수~성숙 기간 중 평균최고기온(℃)
tmin2	출수~성숙 기간 중 평균최저기온(℃)
tmean2	출수~성숙 기간 중 평균기온(℃)
tmean3	이앙~성숙 기간 중 평균기온(℃)
diur2	출수~성숙 기간 중 평균일교차(℃)
srad1	이앙~출수 기간 중 누적 일사량(Mj/m^2)
srad2	출수~성숙 기간 중 누적 일사량(Mj/m^2)
prec2	출수~성숙 기간 중 누적 강수량(Mj/m^2)
ftemp	시비 후 7일간 평균기온(℃)
SOC	토양 유기탄소 함량(%)
Den	밀도(Mg/m^3)
Clay	점토 함량(%)

fert	비료량(kg/ha)
irrig	관개방법(무관개/자동관개)
BIO2	평균일교차(0.1℃)
BIO3	Isothemality(평균일교차/연교차)
BIO5	가장 더운 달의 최고온도(0.1℃)
BIO6	가장 추운 달의 최저온도(0.1℃)
BIO13	가장 습한 달의 강수량(mm)
BIO14	가장 건조한 달의 강수량(mm)

표 6

[0094]

출력 자료 (콩)	설명
yield	작물 수량(kg/ha)
irrig_amt	필요관개용수량(mm)
et	증발산량(mm)
CO_2	CO_2 배출량(kgC/ha)
CH_4	CH_4 배출량(kgC/ha)
N_2O	N_2O 배출량(kgC/ha)
p07di	파밤나방 분포확률(0-1)
p08di	톱다리개미허리노린재 분포확률(0-1)
p07ng	파밤나방 세대 수(세대)
p08ng	톱다리개미허리노린재 세대 수(세대)

[0095] 일 실시 예에 따르면, 상기 기계학습에 사용되는 알고리즘은, 다변량 랜덤포레스트 알고리즘(Multivariate Random Forest Algorithm) family의 하나인 다변량 연속형 반응변수 예측에 사용되는 Multivariate regression forests 학습 알고리즘을 포함할 수 있다.

[0096] 상기 기계학습에 사용되는 학습자료 생성을 위한 개별 모형 구동조합은 아래의 <표 7>과 같이 정리될 수 있다.

표 7

[0097]

구동	벼	콩
생태형	중생/조생/중만생	조생/중생/만생
기후시나리오	RCP 4.5/RCP 8.5	RCP 4.5/RCP 8.5
연도	2026-2035/2046-2055/2076-2085(30년)	2026-2035/2046-2055/2076-2085 (30년)
이앙(파종)일	90~180(10일 단위)	60~180(20일 단위)
시비량(kg/ha)	90/110/130	0/30/60
관개방법	담수/중간낙수	자동관개/무관개

[0098] 도 5는 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법 중 기계학습 방법을 설명하기 위한 흐름도이고, 도 6은 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법 중 기계학습 방법의 하부모델을 구체적으로 설명하기 위한 흐름도이다.

[0099] 도 5 및 도 6을 참조하면, 전체 데이터를 학습에 사용하며, 부트스트랩(bootstrap) 과정에서 추출되지 않은 샘플데이터(out of bag sample)는 모형 평가에 사용될 수 있다. 또한, 부트스트랩 리샘플링(bootstrap resampling)으로 만들어진 각각의 샘플데이터에 대해 트리를 형성할 수 있다.

[0100] 일 실시 예에 따르면, 아래의 <수학식 6>과 같이, 각각의 트리는 싱글노드에서 시작하여 노드 분할 함수(split function)에 의해 데이터를 분할해 나가며 성장할 수 있다. 노드(t)의 분할은 분할된 노드(t_L, t_R)의 불순도를 최소화(Φ를 최대화)하는 방향으로 이루어질 수 있다. 또한, 아래의 <수학식 7>과 같이, 노드의 불순도는 제곱합(sum-of-squares)으로 계산되며 공분산을 기반으로 정규화된 형태인 'Composite mean-squared error'를 이용하여 측정될 수 있다.

[0101] <수학식 6>

[0102] $$\phi(s,t) = SS(t) - SS(t_L) - SS(t_R)$$

[0103] <수학식 7>

[0104] $$SS(t) = \sum_{i \in t}(y_i - \mu(t))' V^{-1}(t,\eta)(y_i - \mu(t))$$

[0105] 예측값은 생성된 각 트리의 terminal node에 도달하는 값들을 평균하여 계산할 수 있다. 아래의 <수학식 8>과 같이, 각 트리들(K)의 집합체인 포레스트를 형성하며, 포레스트의 예측($\bar{h}(x)$)은 트리들의 예측치를 평균하여 계산할 수 있다.

[0106] <수학식 8>

[0107] $$\bar{h}(\mathbf{x}) = (1/K)\sum_{k=1}^{K} h(\mathbf{x};\theta_k)$$

[0108] 도 5 및 도 6에 도시된 바와 같이 하부모형을 구축되었으며, 하부 구조는 아래의 <표 8>과 같이 정리될 수 있다.

표 8

[0109]

작물	생태형	메타모형(Meta model)	하부모형(Sub-model)
벼(rice)	중생(rice1)	MRF_r1	MRF_crs_r1/MRF_p_r1
	조생(rice2)	MRF_r2	MRF_crs_r2/MRF_p_r2
	중만생(rice3)	MRF_r3	MRF_crs_r3/MRF_p_r3
콩(soybean)	조생(soybean1)	MRF_s1	MRF_crs_s1/MRF_p_s1
	중생(soybean2)	MRF_s2	MRF_crs_s2/MRF_p_s2
	만생(soybean3)	MRF_s3	MRF_crs_s3/MRF_p_s3

[0110] OBB 데이터에 대한 예측 에러를 계산하여 기계학습된 메타모델의 성능을 평가할 수 있다. 예측 에러는 아래의 <수학식 9>와 같이, 평균제곱오차(mean squared error)에 기반한 표준화된 에러율(standardized error rate)을 계산하여 산출할 수 있다.

[0111] <수학식 9>

[0112] $$Err = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{N}(Y_i - \hat{f}_e^{*}(\mathbf{X}_i))^2$$

[0113] 상기 메타모델의 성능 평가 결과는 아래의 <표 9> 및 <표 10>와 같이 정리될 수 있다.

표 9

[0114]

구분	출력 자료	MRF		
		MRF_r1(중생)	MFR_r2(조생)	MRF-r3(중만생)

벼	yield	90.24	93.29	90.58
	irrig_amt	98.07	98.55	98.22
	Et	98.06	98.67	98.18
	CO_2	94.32	95.19	95.09
	CH_4	90.45	93.34	91.86
	N_2O	82.53	82.52	83.41
	p01di	99.96	99.99	99.96
	p02di	99.90	99.98	99.90
	p03di	99.87	99.97	99.86
	p04di	99.93	99.98	99.93
	p05di	99.89	99.98	99.89
	p01h1ng1h	97.44	85.58	97.44
	p02h1ng1h	93.26	87.25	92.59
	p03h1ng1h	92.89	86.46	92.17
	p04h1ng1h	91.31	83.20	90.33
	p05h1ng1h	98.13	86.17	98.13
	평균 정확도	95.39	93.13	95.47
	최종 정확도	95.36	93.10	95.44

[0115] (최종 정확도: 평균 정확도와 샘플링 정확도를 곱한 값)

표 10

[0116]

구분	출력 자료	MRF		
		MRF_s1(조생)	MFR_s2(중생)	MRF-s3(만생)
콩	yield	93.92	95.98	96.87
	irrig_amt	95.39	95.50	95.61
	Et	95.40	97.45	97.87
	CO_2	99.90	99.93	99.94
	CH_4	99.74	99.83	99.84
	N_2O	97.23	97.43	97.42
	p07di	99.76	99.88	99.94
	p08di	99.63	99.83	99.90
	p07h1ng1h	99.51	99.41	99.67
	p08h1ng1h	99.55	99.52	99.74
	평균 정확도	98.00	98.48	98.68
	최종 정확도	97.95	98.43	98.63

[0117] (최종 정확도: 평균 정확도와 샘플링 정확도를 곱한 값)

[0118] 결과적으로, 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법은, 타겟 지역 내의 농경지를 구분하는 복수의 격자로부터, 상기 타겟 지역 내의 농경지를 대표하는 샘플링 격자를 추출하는 공간좌표 샘플링 단계, 상기 샘플링 격자에 대해서, 작물의 생장을 모의하는 제1 개별모형(예를 들어, DSSAT), 토양 온실가스 배출량을 모의하는 제2 개별모형(예를 들어, DNDC), 및 해충의 분포를 모의하는 제3 개별모형(예를 들어, MaxEnt)을 각각 적용하여, 제1 결과 값, 제2 결과 값, 및 제3 결과 값을 각각 도출하는 단계, 및 상기 제1 내지 제3 결과 값들을 기계학습(machine-learning)하고 메타 모델링하여, 상기 제1 내지 제3 개별모형들이 통합된 통합 모형을 구축하는 단계를 포함할 수 있다. 이에 따라, 상기 통합 모형은, 작물 생산성, 필요관개용수량, 증발산량, 토양 온실가스 배출량(CO_2 배출량, N_2O 배출량, CH_4 배출량), 및 해충 종별 분포 확률 및 발생 세대 수를 용이하게 예측할 수 있다.

[0119] 또한, 상기 제1 개별모형은, 기상 자료, 토양 자료, 및 재배관리 자료를 포함하는 제1 입력 값을 통해 작물 수확일 자료를 포함하는 제1 결과 값을 출력하고, 상기 제1 개별모형으로부터 출력된 상기 작물 수확일 자료는, 상기 제2 개별모형 및 상기 제3 개별모형에 각각 입력되되, 상기 제2 개별모형 및 상기 제3 개별모형은, 상기

작물 수확일 자료를 입력 받아 상기 제2 개별모형 및 상기 제3 개별모형 각각의 종료 시점 설정에 사용하는 것을 포함할 수 있다.

[0120] 이에 따라, 작물 생장 체계 및 작물의 생육과 농업활동이 고려될 수 있으므로, 상기 제2 결과 값(예를 들어, 토양 온실가스 배출량)과 상기 제3 결과 값(예를 들어, 해충 종별 분포 확률 및 발생 세대 수)의 신뢰성이 향상될 수 있다.

[0121] 또한, 상기 제1 내지 제3 개별모형이 전체 농경지 격자에 적용되지 않고, 전체 농경지를 대표하는 상기 샘플링 격자에 적용됨으로 상기 제1 내지 제3 개별모형을 통한 결과 도출 시간이 현저하게 빨라질 수 있다. 이로 인해, 상기 제1 내지 제3 결과 값들의 학습 효율성이 향상되고, 제1 내지 제3 개별모형들이 통합된 상기 통합 모형의 성능이 현저하게 향상될 수 있다.

[0122] 즉, 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법은, 독립적으로 개발되어 오던 모형들을 통합함으로써, 단일 시스템을 통해 작물 생산성, 필요관개용수량, 증발산량, 토양 온실가스 배출량(CO_2 배출량, N_2O 배출량, CH_4 배출량), 및 해충 종별 분포 확률 및 발생 세대 수를 용이하게 예측할 수 있다.

[0123] 또한, 메타모델링을 통해 만들어진 상기 통합 모형은 기작 기반 모형을 단순화함으로써, 결과도출 시간을 감소시킬 수 있다.

[0124] 또한, 인간의 재배관리적 농업활동을 모형에 포함시킴으로써 기후뿐만 아니라 인간의 적응을 고려할 수 있고, 공간 예측이 가능한 장점이 있다.

[0126] 이상, 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법이 설명되었다. 이하, 본 발명의 실시 예에 따른 농업 메타모델링 시스템이 설명된다.

[0127] 본 발명의 실시 예에 따른 농업 메타모델링 시스템은 공간좌표 샘플링부, 개별모형 연계부, 및 통합 모형 구축부를 포함할 수 있다. 이하, 각 구성에 대해 설명된다.

[0128] 상기 공간좌표 샘플링부는, 타겟 지역 내의 농경지를 구분하는 복수의 격자로부터, 상기 타겟 지역 내의 농경지를 대표하는 샘플링 격자를 추출할 수 있다. 일 실시 예에 따르면, 상기 샘플링 격자를 추출하는 구체적인 방법은, 도 3 및 도 4를 참조하여 설명된, 상기 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법 중 공간좌표 샘플링 단계(S100)의 방법과 같을 수 있다. 즉, 상기 공간좌표 샘플링부는, 상기 타겟 지역 내의 농경지를 기상 및 토양 특성에 따라 복수의 계층(stratification)으로 분류한 후, 분류된 상기 복수의 계층 각각에 대해서 상기 샘플링 격자를 추출할 수 있다.

[0129] 상기 개별모형 연계부는 상기 샘플링 격자에 대해서, 작물의 생장을 모의하는 제1 개별모형(DSSAT), 토양 온실가스 배출량을 모의하는 제2 개별모형(DNDC), 및 해충의 분포를 모의하는 제3 개별모형(MaxEnt)을 각각 적용하여, 제1 결과 값, 제2 결과 값, 및 제3 결과 값을 각각 도출할 수 있다. 상기 제1 결과 값 내지 제3 결과 값을 도출하는 구체적인 방법은, 상기 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법 중 S200 단계의 방법과 같을 수 있다. 즉, 상기 제1 개별모형(DSSAT)으로부터 작물 수확일 자료가 출력되고, 상기 제2 개별모형(DNDC) 및 상기 제3 개별모형(MaxEnt)은 상기 작물 수확일 자료를 입력 받아 상기 제2 개별모형(DNDC) 및 상기 제3 개별모형(MaxEnt) 각각의 종료 시점 설정에 사용할 수 있다.

[0130] 상기 통합 모형 구축부는 상기 제1 내지 제3 결과 값들을 기계학습(machine-learning)하고 메타 모델링하여, 상기 제1 내지 제3 개별모형들이 통합된 통합 모형을 구축할 수 있다. 상기 통합 모형을 구축하는 구체적인 방법은, 상기 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법 중 S300 단계의 방법과 같을 수 있다.

[0132] 이상, 본 발명의 실시 예에 따른 농업 메타모델링 시스템이 설명되었다. 이하, 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법이 사용된 시뮬레이션 결과가 설명된다.

[0133] 도 7은 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법을 통한 각종 예측 결과물들을 나타내는 도면이다.

[0134] 도 7의 (a) 내지 (p)를 참조하면, 상기 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법을 통해 각종 지표들을 예측한 후, 그 결과들을 나타내었다. 구체적으로, 벼, 중생종, 2030년, RCP4.5, 현재재배관리법에 대한 구동 결과를 나타낸다.

[0135] 도 7의 (a)는 작물 수량(yield, kg/ha)을 나타내고, 도 7의 (b)는 필요관개용수량(irrig-amt, mm)을 나타내고,

도 7의 (c)는 증발산량(et, mm)을 나타내고, 도 7의 (d)는 CO_2 배출량(cal_soil.CO_2, kgC/ha)을 나타내고, 도 7의 (e)는 CH_4 배출량(cal_CH_4, kgC/ha)을 나타내고, 도 7의 (f)는 N_2O 배출량(cal_ N_2O, kgC/ha)을 나타내고, 도 7의 (g)는 벼멸구 분포확률(p01di)을 나타내고, 도 7의 (h)는 애멸구 분포확률(p02di)을 나타내고, 도 7의 (i)는 이화명나방 분포확률(p03di)을 나타내고, 도 7의 (j)는 벼줄기굴파리 분포확률(p04di)을 나타내고, 도 7의 (k)는 흑명나방 분포확률(p05di)을 나타내고, 도 7의 (l)은 벼멸구 세대 수(p01ng, generation)을 나타내고, 도 7의 (m)은 애멸구 세대 수(p02ng, generation)를 나타내고, 도 7의 (n)은 이화명나방 세대 수(p03ng, generation)를 나타내고, 도 7의 (o)는 벼줄기굴파리 세대 수(p04ng, generation)를 나타내고, 도 7의 (p)는 흑명나방 세대 수(p05ng, generation)를 나타낸다.

[0136] 도 8은 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법을 통한 예측 결과물 중 작물의 생태형에 따른 작물 생산성을 비교한 도면이다.

[0137] 도 8의 (a) 및 (b)를 참조하면, 상기 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법을 통해 중생종 작물(벼)에 대한 작물 생산성(a) 및 조생종 작물(벼)에 대한 작물 생산성(b)을 비교하여 나타내었다. 구체적으로, 2030년, RCP8.5, 현재재배관리법에 대한 구동 결과를 나타낸다.

[0138] 도 8의 (a) 및 (b)에서 확인할 수 있듯이, 중생종 작물에 대한 생산성은 5675 kg/ha로 나타나고, 조생종 작물에 대한 생산성은 6263 kg/ha로 나타나는 것을 확인할 수 있었다. 이에 따라, 모의 대상 연도, 기후변화시나리오, 작물의 종류, 및 재배관리법이 같더라도, 작물의 생태형에 따라 작물 생산성이 달라지는 것을 알 수 있었다.

[0139] 도 9는 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법을 통한 예측 결과물 중 기후변화시나리오에 따른 CH_4 배출량을 비교한 도면이다.

[0140] 도 9의 (a) 및 (b)를 참조하면, 상기 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법을 통해 RCP4.5에 대한 CH_4 배출량(a) 및 RCP8.5에 대한 CH_4 배출량(b)을 비교하여 나타내었다. 구체적으로, 벼, 중생종, 2080년, 현재재배관리법에 대한 구동 결과를 나타낸다.

[0141] 도 9의 (a) 및 (b)에서 확인할 수 있듯이, RCP4.5에 대한 CH_4 배출량은 212 kgC/ha로 나타나고, RCP8.5에 대한 CH_4 배출량은 290 kgC/ha로 나타나는 것을 확인할 수 있었다. 이에 따라, 작물의 종류, 작물의 생태형, 모의 대상 연도, 및 재배관리법이 같더라도, 기후변화시나리오에 따라 온실가스(CH_4)의 배출량이 달라지는 것을 알 수 있었다.

[0142] 도 10은 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법을 통한 예측 결과물 중 시간에 따른 벼멸구 분포 확률을 비교한 도면이다.

[0143] 도 10의 (a) 및 (b)를 참조하면, 상기 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법을 통해 2030년의 벼멸구 분포 확률(a) 및 2080년의 벼멸구 분포 확률(b)을 비교하여 나타내었다. 구체적으로, 벼, 중생종, RCP4.5, 현재재배관리법에 대한 구동 결과를 나타낸다.

[0144] 도 10의 (a) 및 (b)에서 확인할 수 있듯이 2030년의 벼멸구 분포 확률은 0.28로 나타나고, 2080년 벼멸구 분포 확률은 0.41로 나타나는 것을 확인할 수 있었다. 이에 따라, 작물의 종류, 작물의 생태형, 기후변화시나리오, 및 재배관리법이 같더라도, 모의 대상 연도에 따라 해충(벼멸구) 분포 확률이 달라지는 것을 알 수 있었다.

[0145] 도 11 및 도 12는 본 발명의 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법을 통한 예측 결과물 및 비교 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법을 통한 예측 결과물을 비교한 도면이다.

[0146] 도 11 및 도 12를 참조하면, 상기 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법을 통한 CH_4 배출량 및 애멸구 발생 세대 수와 상기 비교 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법을 통한 CH_4 배출량 및 애멸구 발생 세대 수를 비교하였다. 비교 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법은, 제1 개별모형(DSSAT)으로부터 출력된 작물 수확일 자료가 제2 개별모형(DNDC) 및 제3 개별모형(MaxEnt)의 입력 자료로 사용되지 못하고, 고정된 수확일 자료가 입력 자료로 사용되었다.

[0147] 구체적으로, 도 11의 (a)는 비교 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법을 통한 CH_4 배출량을 나타내고, 도 11의 (b)는 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법을 통항 CH_4 배출량을 나타내고, 도 12의 (a)는 비교 예에

따른 농업시스템 메타모델링 방법을 통한 애멸구 발생 세대 수를 나타내고, 도 12의 (b)는 실시 예에 따른 농업시스템 메타모델링 방법을 통한 애멸구 발생 세대 수를 나타낸다.

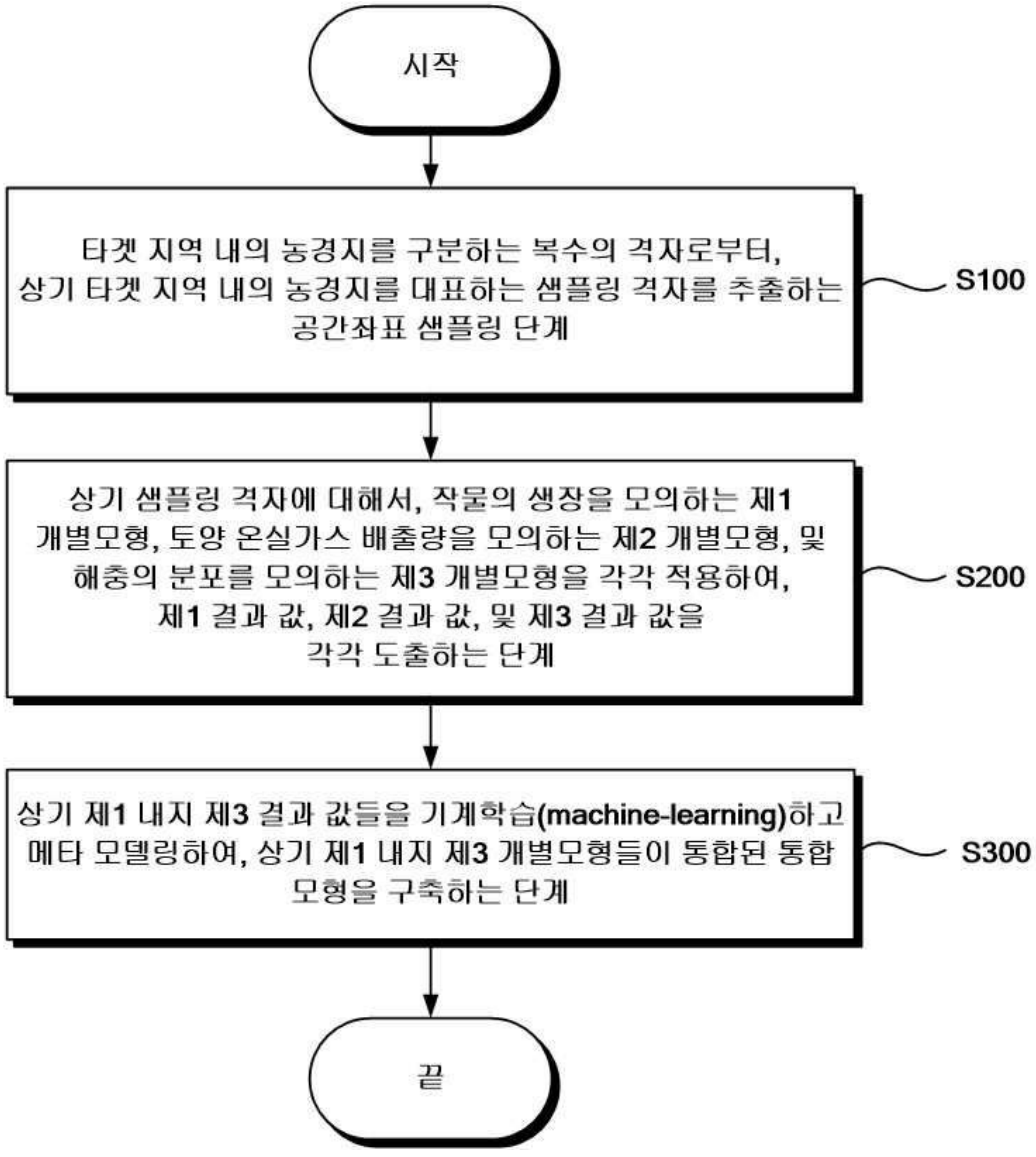
[0148] 도 11의 (a) 및 (b)에서 확인할 수 있듯이, 비교 예에 따른 CH_4 배출량은 204 kgC/ha로 나타나는 반면 실시 예에 따른 CH_4 배출량은 239 kgC/ha로 나타나는 것을 확인할 수 있었다. 또한, 도 12의 (a) 및 (b)에서 확인할 수 있듯이, 비교 예에 따른 애멸구 세대 수는 6.1 세대로 나타나는 반면 실시 예에 따른 애멸구 세대 수는 4.6 세대로 나타나는 것을 확인할 수 있었다.

[0149] 즉, 제1 개별모형(DSSAT)으로부터 출력된 작물 수확일 자료가 제2 개별모형(DNDC) 및 제3 개별모형(MaxEnt)의 입력 자료로 사용되는 경우와, 제1 개별모형(DSSAT)으로부터 출력된 작물 수확일 자료가 제2 개별모형(DNDC) 및 제3 개별모형(MaxEnt)의 입력 자료로 사용되지 못하는 경우, 온실가스(예를 들어, CH_4 등)의 배출량 및 해충(예를 들어, 애멸구 등) 세대 수의 예측에 있어 현저한 차이가 발생되는 것을 확인할 수 있었다.

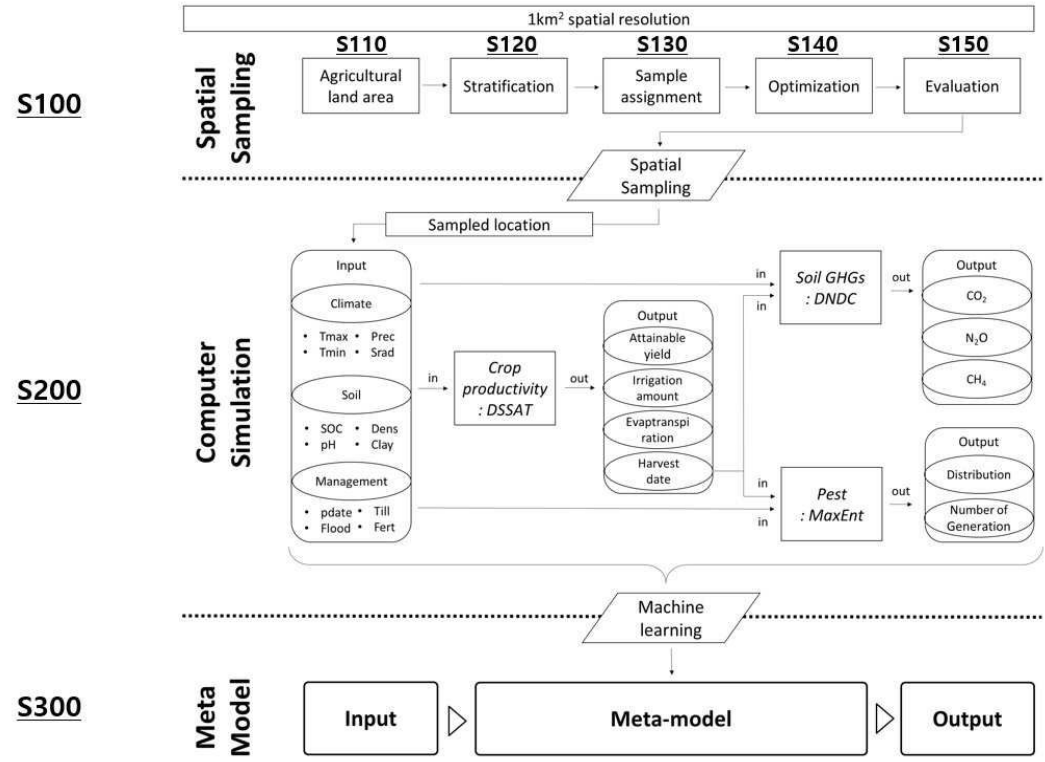
[0151] 이상, 본 발명을 바람직한 실시 예를 사용하여 상세히 설명하였으나, 본 발명의 범위는 특정 실시 예에 한정되는 것은 아니며, 첨부된 특허청구범위에 의하여 해석되어야 할 것이다. 또한, 이 기술분야에서 통상의 지식을 습득한 자라면, 본 발명의 범위에서 벗어나지 않으면서도 많은 수정과 변형이 가능함을 이해하여야 할 것이다.

도면

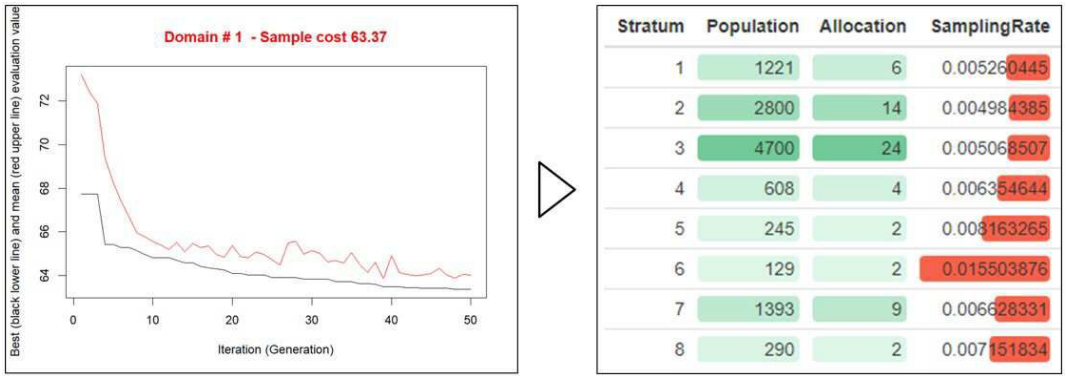
도면1



도면2

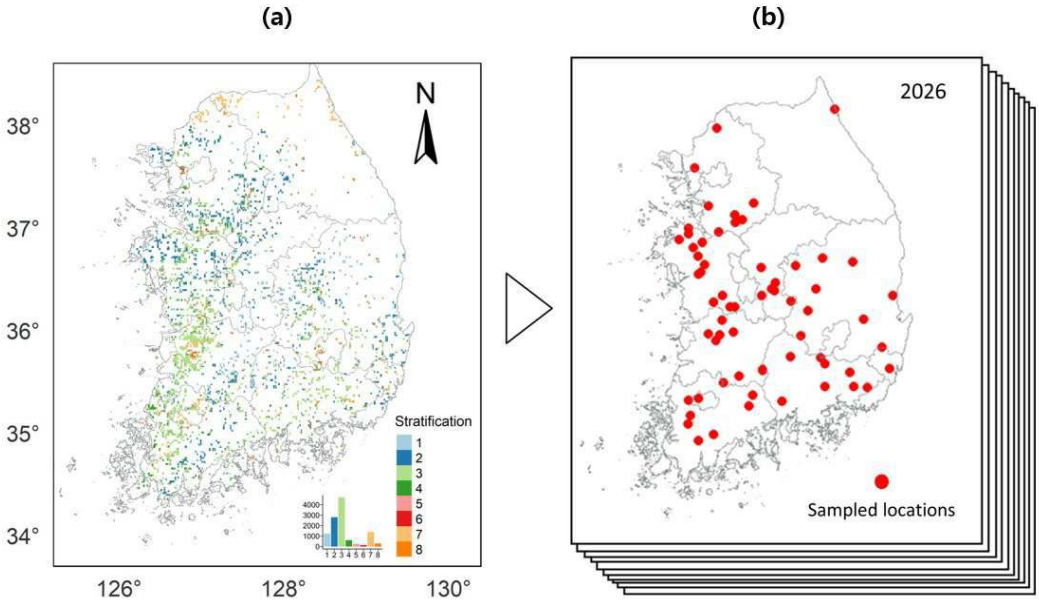


도면3

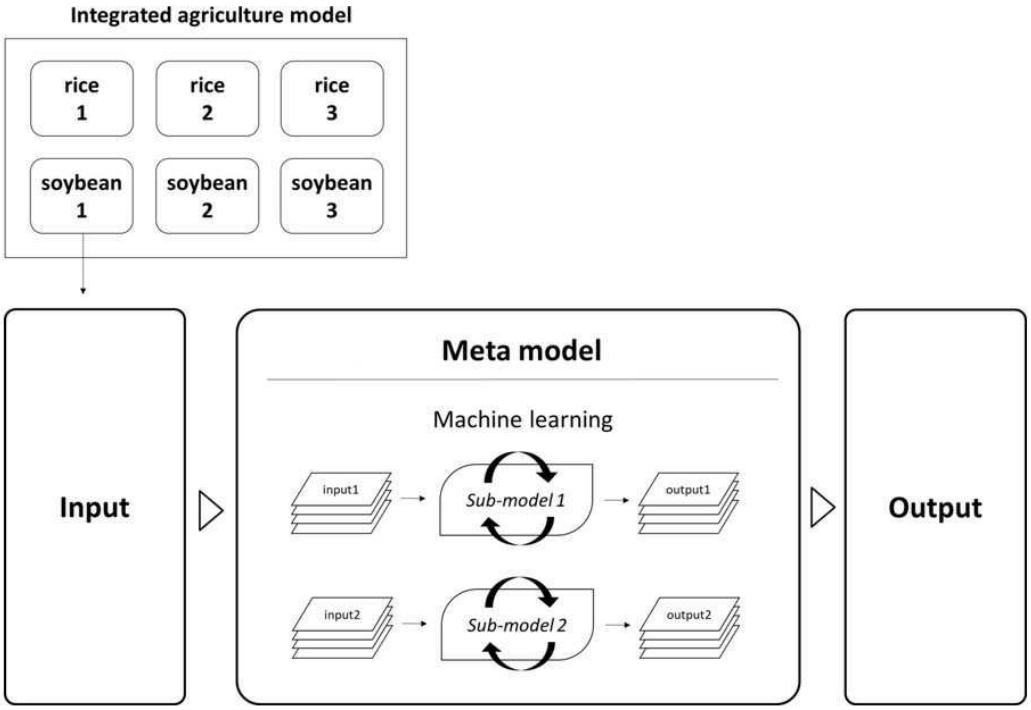


Stratum	Population	Allocation	SamplingRate
1	1221	6	0.005260445
2	2800	14	0.004984385
3	4700	24	0.005068507
4	608	4	0.006354644
5	245	2	0.008163265
6	129	2	0.015503876
7	1393	9	0.006628331
8	290	2	0.007151834

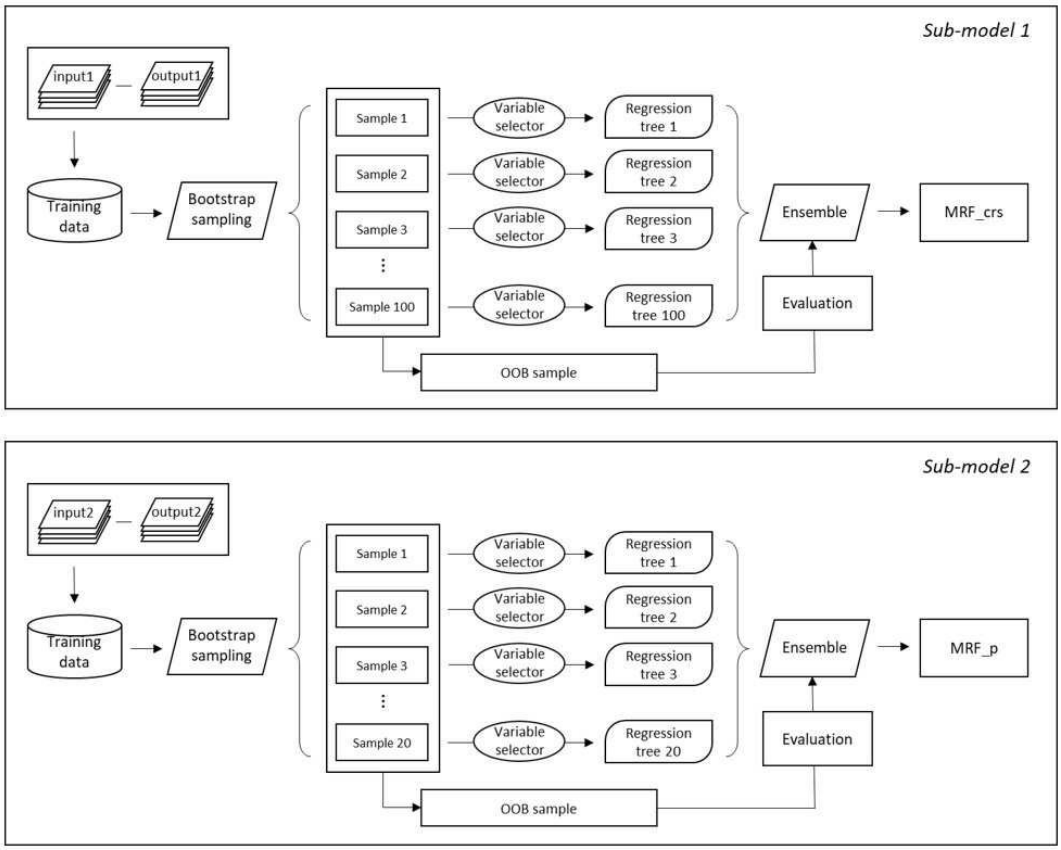
도면4


(a)
(b)
N
38°
37°
36°
35°
34°
126°
128°
130°
Stratification
1
2
3
4
5
6
7
8
2026
Sampled locations

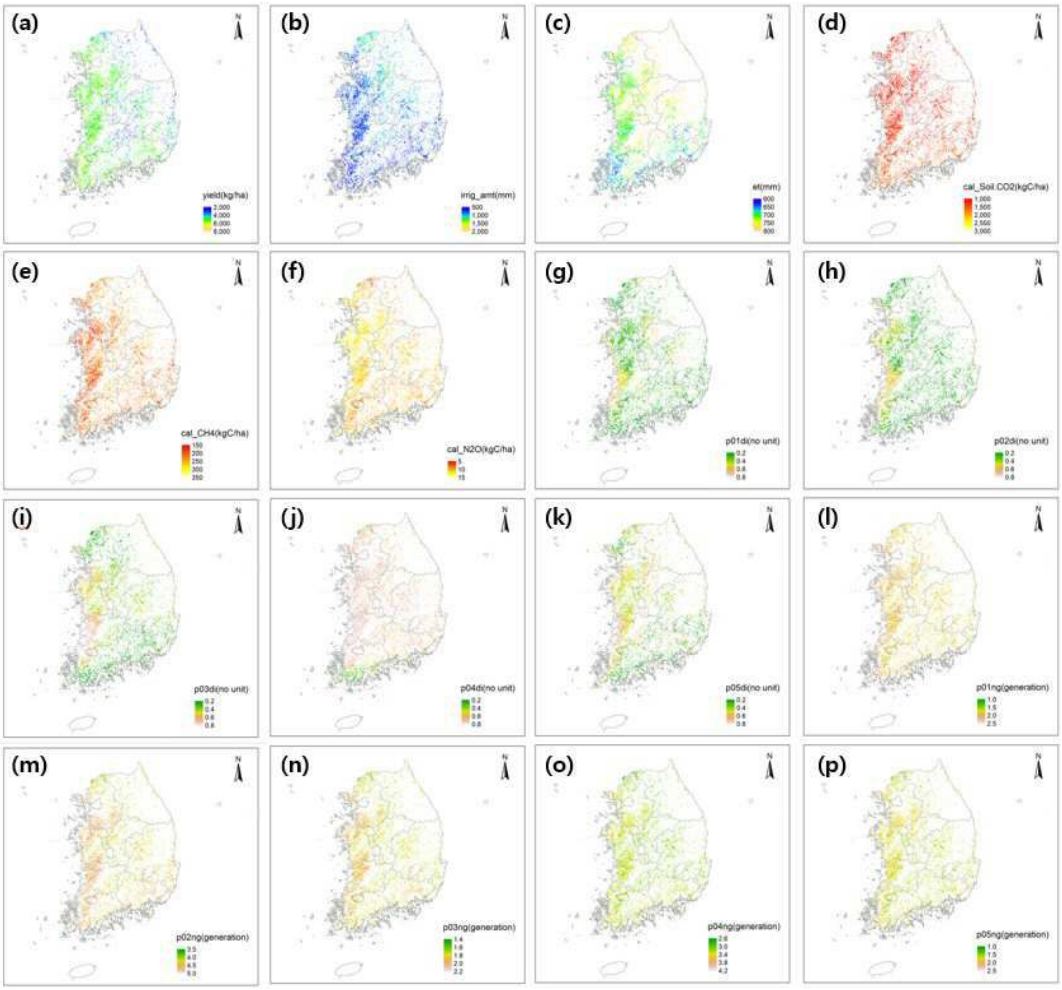
도면5


Integrated agriculture model
rice 1
rice 2
rice 3
soybean 1
soybean 2
soybean 3
Input
Meta model
Machine learning
input1
Sub-model 1
output1
input2
Sub-model 2
output2
Output

도면6

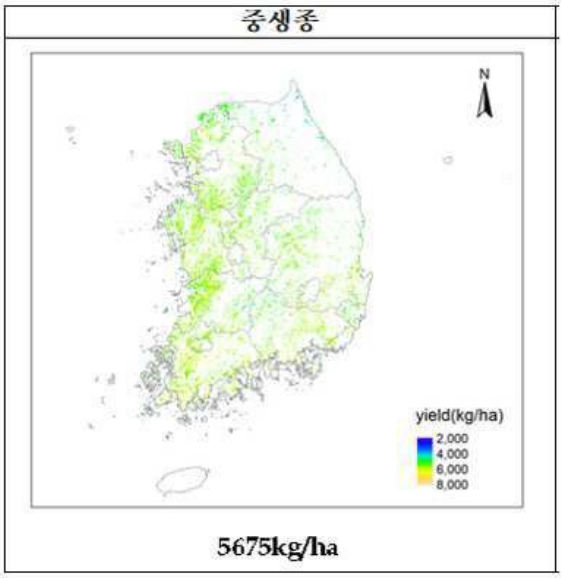

Sub-model 1
input1
output1
Training data
Bootstrap sampling
Sample 1
Sample 2
Sample 3
Sample 100
Variable selector
Regression tree 1
Regression tree 2
Regression tree 3
Regression tree 100
Ensemble
MRF_crs
Evaluation
OOB sample
Sub-model 2
input2
output2
Training data
Bootstrap sampling
Sample 1
Sample 2
Sample 3
Sample 20
Variable selector
Regression tree 1
Regression tree 2
Regression tree 3
Regression tree 20
Ensemble
MRF_p
Evaluation
OOB sample

도면7

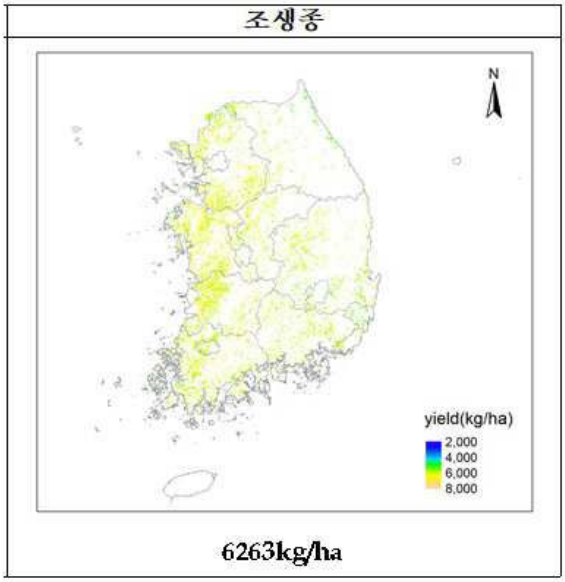

(a)
yield(kg/ha)
(b)
irrig_amt(mm)
(c)
et(mm)
(d)
cal_Soil.CO2(kgC/ha)
(e)
cal_CH4(kgC/ha)
(f)
cal_N2O(kgC/ha)
(g)
p01d(no unit)
(h)
p02d(no unit)
(i)
p03d(no unit)
(j)
p04d(no unit)
(k)
p05d(no unit)
(l)
p01ng(generation)
(m)
p02ng(generation)
(n)
p03ng(generation)
(o)
p04ng(generation)
(p)
p05ng(generation)

도면8

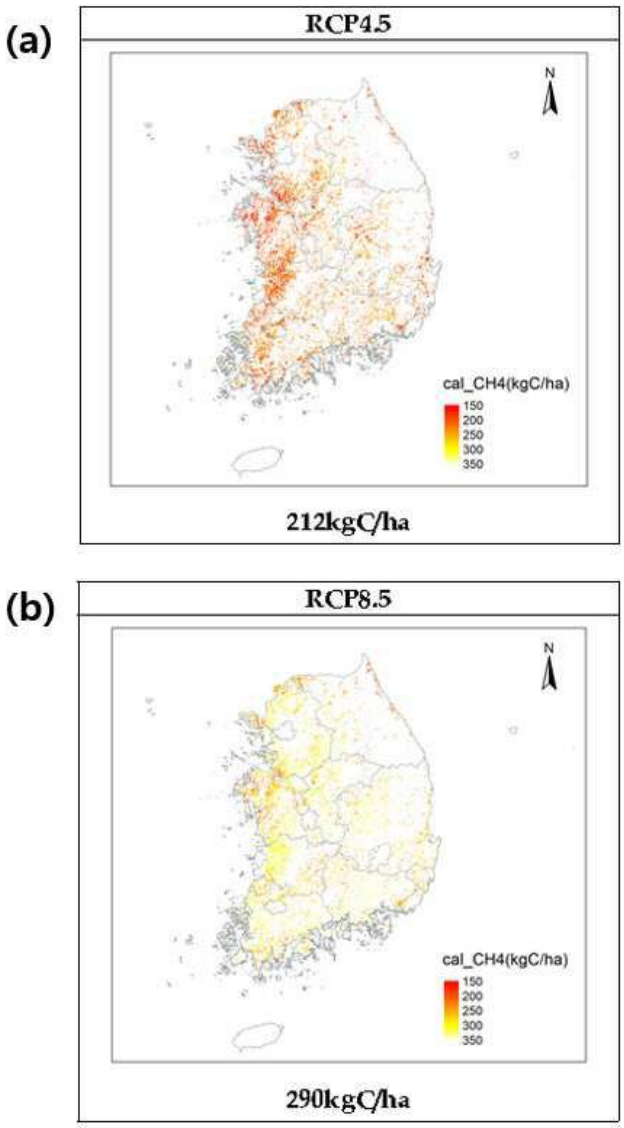
(a)


중생종
N
yield(kg/ha)
2,000
4,000
6,000
8,000
5675kg/ha

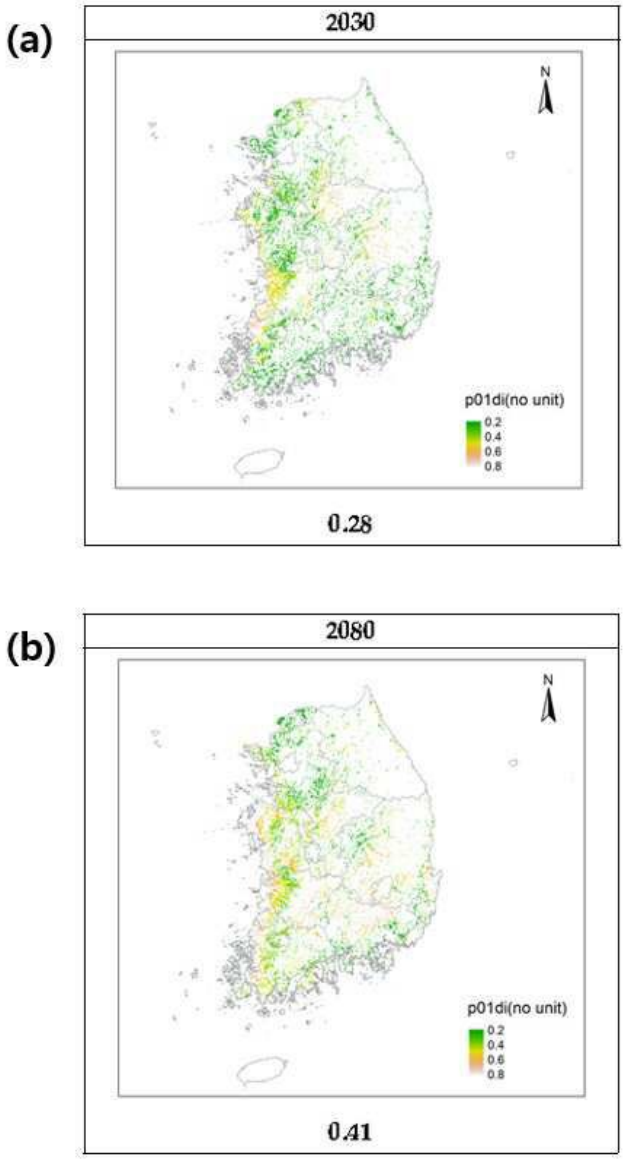
(b)


조생종
N
yield(kg/ha)
2,000
4,000
6,000
8,000
6263kg/ha

도면9

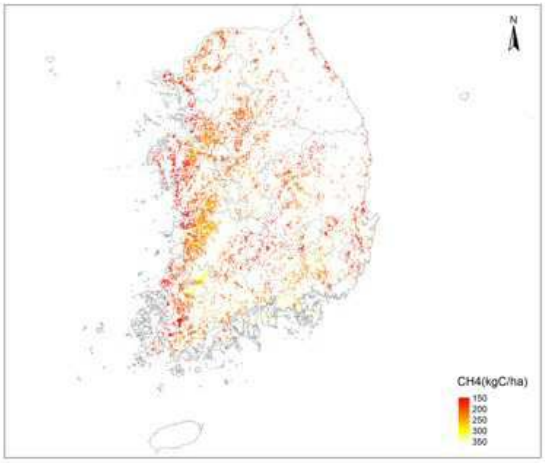

(a)
RCP4.5
N
cal_CH4(kgC/ha)
150
200
250
300
350
212kgC/ha
(b)
RCP8.5
N
cal_CH4(kgC/ha)
150
200
250
300
350
290kgC/ha

도면10


(a)
2030
N
p01di(no unit)
0.2
0.4
0.6
0.8
0.28
(b)
2080
N
p01di(no unit)
0.2
0.4
0.6
0.8
0.41

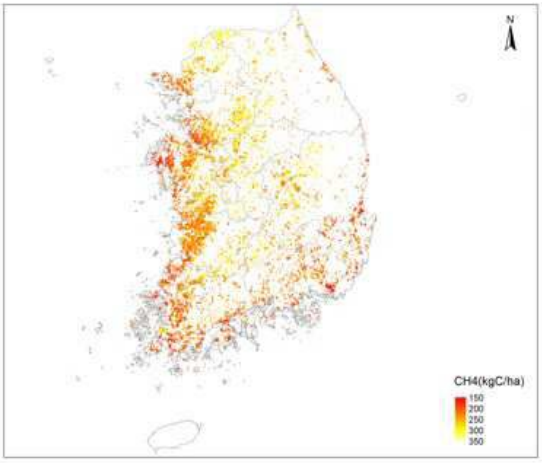
도면11

(a)



204kgC/ha

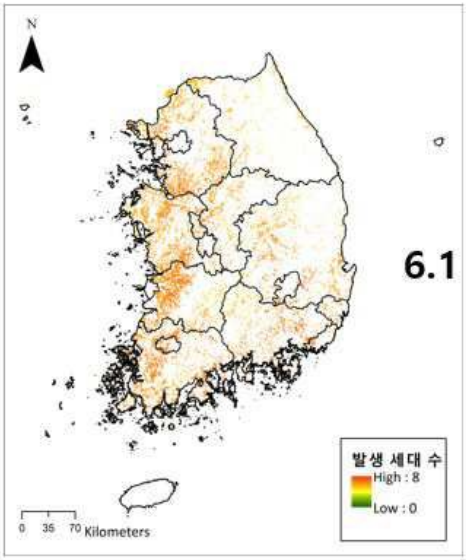
(b)



239kgC/ha

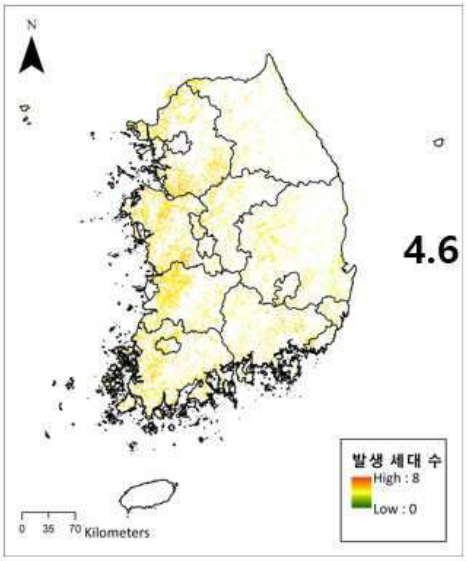
도면12

(a)



6.1 세대

(b)



4.6 세대