(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0078847
(43) 공개일자 2022년06월13일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G01N 21/3504 (2014.01) *G01N 33/00* (2006.01)
G01W 1/08 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G01N 21/3504 (2013.01)
G01N 21/314 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2020-0168041
(22) 출원일자 2020년12월04일
심사청구일자 2020년12월04일

(71) 출원인
연세대학교 산학협력단
서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)
(72) 발명자
김준
서울특별시 서대문구 연세로 50, 연세대학교
홍재민
서울특별시 서대문구 연세로 50, 연세대학교
(74) 대리인
이준성

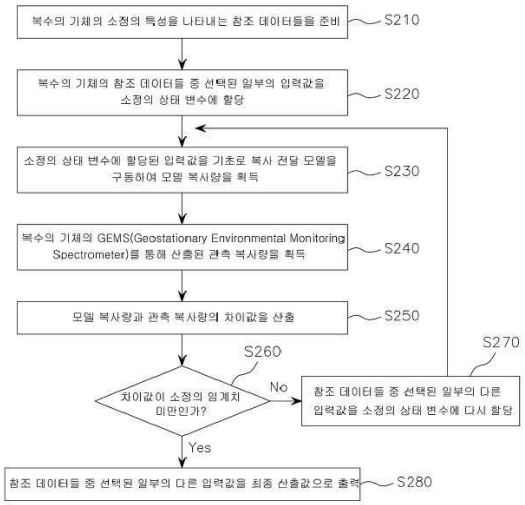
전체 청구항 수 : 총 10 항

(54) 발명의 명칭 **복수의 기체의 농도 산출 방법 및 복수의 기체의 농도 산출 장치**

(57) 요 약

실시예에 따른 복수의 기체의 농도 산출 방법은 복수의 기체의 소정의 특성을 나타내는 참조 데이터들을 준비하는 단계, (b) 상기 복수의 기체의 상기 참조 데이터들을 기초로 복사 전달 모델을 구동하여 모델 복사량을 획득하는 단계, (c) GEMS(Geostationary Environmental Monitoring Spectrometer)를 통해 관측된 복사량을 획득하는 단계, (d) 상기 모델 복사량과 상기 관측 복사량의 차이값을 산출하는 단계 및 (e) 상기 차이값이 소정의 임계치 미만일 때까지 상기 (b) 내지 상기 (d)를 반복 수행하는 단계를 포함할 수 있다.

대 표 도 - 도2



(52) CPC특허분류
G01N 33/0036 (2013.01)
G01W 1/08 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	2017000160
과제번호	2019-11-1848
부처명	환경부
과제관리(전문)기관명	한국환경산업기술원
연구사업명	환경정책기반공공기술개발사업
연구과제명	환경위성탑재체 알고리즘 개발 연구단 (II)
기 여 율	1/1
과제수행기관명	연세대학교 산학협력단
연구기간	2017.04.11 ~ 2020.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

(a) 복수의 기체의 소정의 특성을 나타내는 참조 데이터들을 준비하는 단계;

(b) 상기 복수의 기체의 상기 참조 데이터들을 기초로 복사 전달 모델을 구동하여 모델 복사량을 획득하는 단계;

(c) GEMS(Geostationary Environmental Monitoring Spectrometer)를 통해 관측된 복사량을 획득하는 단계;

(d) 상기 모델 복사량과 상기 관측 복사량의 차이값을 산출하는 단계; 및

(e) 상기 차이값이 소정의 임계치 미만일 때까지 상기 (b) 내지 상기 (d)를 반복 수행하는 단계;를 포함하는,

복수의 기체의 농도 산출 방법.

청구항 2

제 1항에 있어서,

상기 복수의 기체의 상기 참조 데이터들 중 선택된 일부의 입력값을 소정의 상태 변수에 할당하는 단계;를 더 포함하고,

상기 (b)는 상기 소정의 상태 변수에 할당된 상기 입력값을 기초로 상기 복사 전달 모델이 구동되는 것인,

복수의 기체의 농도 산출 방법.

청구항 3

제 2항에 있어서,

상기 (e)는 상기 참조 데이터들 중 상기 선택된 일부의 다른 입력값을 상기 소정의 상태 변수에 다시 할당하여 수행되는 것인,

복수의 기체의 농도 산출 방법.

청구항 4

제 1항 내지 제 3항 중 어느 한 항에 있어서,

상기 참조 데이터들은 상기 복수의 기체의 지표면 반사도, 지표면으로부터의 고도, 각 기체별 농도, 및 각 기체별 복사량 흡수 정도 중 적어도 하나를 포함하는,

복수의 기체의 농도 산출 방법.

청구항 5

제 3항에 있어서,

상기 (e)는 하기 식의 χ^2을 최소화하는 과정에 의해 수행되는,

$$\chi^2 = [y - F(x,b)]^T S_\varepsilon^{-1}[y - F(x,b)] + [x - x_a]^T S_a^{-1}[x - x_a]$$

(χ^2: 비용함수 x : 소정의 상태 변수, x_a: 상태 변수의 초기값, Sa: 모델 에러 공분산 행렬, y : 측정 스펙트럼, $F(x,b)$: 복사 전달 모델 구동 결과의 모델 복사량, S_ε: 측정 에러 공분산 행렬, T: Transpose 연산 b: 복사

전달 모델의 입력값 중 상태 변수 이외의 변수)

복수의 기체의 농도 산출 방법.

청구항 6

제 5항에 있어서,

상기 (e)의 상기 참조 데이터들 중 상기 선택된 일부의 다른 입력값은 하기 수식에 의해 산출되는,

$$x_{i+1} = x_i + [(1+\gamma)S_a^{-1} + K_i^T S_\varepsilon^{-1} K_i]^{-1}[K_i^T S_\varepsilon^{-1}(y - F(x,b)) + S_a^{-1}(x_a - x_i)]$$

(x_i : i번째 반복 단계에서의 상태 변수, x_{i+1}: i+1번째 반복 단계에서의 상태 변수, γ: Levenberg-Marquardt 방정식 매개 변수, K_i: i번째 반복 단계에서의 자코비안 행렬($=\frac{dF(x_i,b)}{dx}$))

복수의 기체의 농도 산출 방법.

청구항 7

제 2항에 있어서,

상기 복사 전달 모델은 입력 노드, 은닉 노드, 출력 노드로 구성된 신경망 모델이고,

상기 (b)는,

상기 소정의 상태 변수에 할당된 상기 입력값을 상기 입력 노드에 입력시키고 상기 출력 노드로부터 상기 모델 복사량을 출력시켜 상기 복사 전달 모델에 대한 추론이 수행되는 것인,

복수의 기체의 농도 산출 방법.

청구항 8

제 1항에 있어서,

상기 복수의 기체는 O_3, CO_2, 에어로졸, SO_2, NO_2, CH_2O로 구성되는 군 중에서 선택되는 적어도 두 개인,

복수의 기체의 농도 산출 방법.

청구항 9

제 8항에 있어서,

상기 복수의 기체는 상기 O_3, CO_2, 에어로졸, SO_2, NO_2, CH_2O로 구성되는 군이 신경망을 통해 분류되어 특정 군집에 포함되는 것인,

복수의 기체의 농도 산출 방법.

청구항 10

프로세서; 및

상기 프로세서에 의해 실행 가능한 적어도 하나의 명령어를 포함하는 메모리;를 포함하고,

상기 프로세서는,

복수의 기체의 소정의 특성을 나타내는 참조 데이터들을 준비하고, 상기 복수의 기체의 상기 참조 데이터들을 기초로 복사 전달 모델을 구동하여 모델 복사량을 획득하며, GEMS(Geostationary Environmental Monitoring Spectrometer)를 통해 관측된 복사량을 획득하고, 상기 모델 복사량과 상기 관측 복사량의 차이값을 산출하며, 상기 차이값이 소정의 임계치 미만일 때까지 상기 (b) 내지 상기 (d)를 반복 수행하는,

복수의 기체의 농도 산출 장치.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 복수의 기체의 농도 산출 방법 및 복수의 기체의 농도 산출 장치에 관한 것으로, 보다 구체적으로 복수의 기체의 복사 전달 모델을 통한 모델 복사량과 GEMS를 통해 산출된 관측 복사량이 거의 유사한 상태에서의 복수의 기체의 농도를 산출하기 위한, 복수의 기체의 농도 산출 방법 및 복수의 기체의 농도 산출 장치에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 최근 대기 중 기체상 물질과 에어로졸에 대한 대기 기주 정보 산출을 위해 위성과 지상 및 항공 관측에서 분광계를 활용하는 빈도가 증가하고 있다.

[0003] 특히, 대기 오염 등의 환경 문제가 전 지구적 이슈로 부상하면서 환경 탑재체를 장착한 정지 궤도 위성의 활약이 갈수록 중요해지고 있다.

[0004] 종래 기술의 경우, 특정 미량 기체의 농도를 알기 위해서는 동일 파장 대역의 다른 미량 기체의 농도에 대한 가정이 이루어져야 한다. 예를 들어, 도 4를 참조하면, G1 구간에서 O_3의 농도를 산출하기 위해 SO_2, NO_2의 농도에 대한 가정이 필요하고, G2 구간에서 NO_2의 농도를 산출하기 위해 O_3의 농도에 대한 가정이 필요하다.

[0005] 즉, 흡수 신호가 가장 큰 기체의 농도를 산출하기 위한 구간 내에서 다른 기체의 농도도 상대적으로 적지 않은 경우, 다른 기체의 농도에 대해 미리 알아야 하는 것이다. 이 때, 다른 기체의 농도에 대한 가정이 잘못 이루어진 경우, 흡수 신호가 가장 큰 기체의 산출 농도에 에러가 발생하게 된다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명의 경우, 전술한 문제점을 해결하기 위해 도출된 것으로, 특정 한 종류의 기체의 농도를 산출하기 보다 복수의 기체의 농도를 동시에 함께 산출하도록 함으로써 다른 기체에 의한 간섭을 최소화하여 위와 같은 잘못된 가정에 의한 에러 발생율을 줄이도록 하는 것을 목적으로 한다.

과제의 해결 수단

[0007] 실시예에 따른 복수의 기체의 농도 산출 방법은 (a) 복수의 기체의 소정의 특성을 나타내는 참조 데이터들을 준비하는 단계; (b) 상기 복수의 기체의 상기 참조 데이터들을 기초로 복사 전달 모델을 구동하여 모델 복사량을 획득하는 단계; (c) GEMS(Geostationary Environmental Monitoring Spectrometer)를 통해 관측된 복사량을 획득하는 단계; (d) 상기 모델 복사량과 상기 관측 복사량의 차이값을 산출하는 단계; 및 (e) 상기 차이값이 소정의 임계치 미만일 때까지 상기 (b) 내지 상기 (d)를 반복 수행하는 단계;를 포함할 수 있다.

[0008] 상기 복수의 기체의 상기 참조 데이터들 중 선택된 일부의 입력값을 소정의 상태 변수에 할당하는 단계;를 더 포함하고, 상기 (b)는 상기 소정의 상태 변수에 할당된 상기 입력값을 기초로 상기 복사 전달 모델이 구동되는 것일 수 있다.

[0009] 상기 (e)는 상기 참조 데이터들 중 상기 선택된 일부의 다른 입력값을 상기 소정의 상태 변수에 다시 할당하여 수행되는 것일 수 있다.

[0010] 상기 참조 데이터들은 상기 복수의 기체의 지표면 반사도, 지표면으로부터의 고도, 각 기체별 농도, 및 각 기체별 복사량 흡수 정도 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0011] 상기 복사 전달 모델은 입력 노드, 은닉 노드, 출력 노드로 구성된 신경망 모델일 수 있고, 상기 (b)는, 상기 소정의 상태 변수에 할당된 상기 입력값을 상기 입력 노드에 입력시키고 상기 출력 노드로부터 상기 모델 복사량을 출력시켜 상기 복사 전달 모델에 대한 추론이 수행되는 것일 수 있다.

[0012] 상기 복수의 기체는 O_3, CO_2, 에어로졸, SO_2, NO_2, CH_2O로 구성되는 군 중에서 선택되는 적어도 두 개일 수 있다.

[0013] 실시예에 따른 복수의 기체의 농도 산출 장치는 프로세서; 및 상기 프로세서에 의해 실행 가능한 적어도 하나의 명령어를 포함하는 메모리;를 포함하고, 상기 프로세서는, 복수의 기체의 소정의 특성을 나타내는 참조 데이터들을 준비하고, 상기 복수의 기체의 상기 참조 데이터들을 기초로 복사 전달 모델을 구동하여 모델 복사량을 획

득하며, GEMS(Geostationary Environmental Monitoring Spectrometer)를 통해 관측된 복사량을 획득하고, 상기 모델 복사량과 상기 관측 복사량의 차이값을 산출하며, 상기 차이값이 소정의 임계치 미만일 때까지 상기 (b) 내지 상기 (d)를 반복 수행할 수 있다.

발명의 효과

[0014] 본 발명의 경우, 특정 한 종류의 기체의 농도를 산출하기 보다 복수의 기체의 농도를 동시에 함께 산출하도록 함으로써 다른 기체에 의한 간섭을 최소화하여 에러 발생율이 줄어들게 된다.

[0015] GEMS의 고 해상도를 이용해 넓은 범위의 파장에 해당하는 복수의 기체의 농도를 산출할 수 있게 되어 보다 정밀도가 향상될 수 있게 된다.

도면의 간단한 설명

[0016] 도 1은 실시예에 따른 복수의 기체의 농도 산출 장치의 블록도이다.

도 2는 실시예에 따른 복수의 기체의 농도 산출 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

도 3은 도 2와 함께 실시예에 따른 복수의 기체의 농도 산출 방법을 설명하기 위한 개념도이다.

도 4는 종래 기술에 따른 단일 기체의 농도 산출 방법의 문제점을 설명하기 위해 참조되는 도면이다.

도 5는 실시예에 따른 복사 전달 모델을 신경망 모델로 구현한 경우의 모델 내부 구성을 설명하기 위한 도면이다.

도 6은 실시예에 따른 복수의 기체를 자동 선별하기 위한 신경망 학습을 설명하기 위해 참조되는 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0017] 후술하는 본 발명에 대한 상세한 설명은, 본 발명이 실시될 수 있는 특정 실시예를 예시로서 도시하는 첨부 도면을 참조한다. 이들 실시예는 당업자가 본 발명을 실시할 수 있기에 충분하도록 상세히 설명된다. 본 발명의 다양한 실시예는 서로 다르지만 상호 배타적일 필요는 없음이 이해되어야 한다. 예를 들어, 여기에 기재되어 있는 특정 형상, 구조 및 특성은 일 실시예에 관련하여 본 발명의 정신 및 범위를 벗어나지 않으면서 다른 실시예로 구현될 수 있다. 또한, 각각의 개시된 실시예 내의 개별 구성요소의 위치 또는 배치는 본 발명의 정신 및 범위를 벗어나지 않으면서 변경될 수 있음이 이해되어야 한다. 따라서, 후술하는 상세한 설명은 한정적인 의미로서 취하려는 것이 아니며, 본 발명의 범위는, 적절하게 설명된다면, 그 청구항들이 주장하는 것과 균등한 모든 범위와 더불어 첨부된 청구항에 의해서만 한정된다. 도면에서 유사한 참조부호는 여러 측면에 걸쳐서 동일하거나 유사한 기능을 지칭한다.

[0018] 구체적으로 들어가기에 앞서, 본 발명은 고정형 다목적 위성에 탑재되기 위한 GEMS(Geostationary Environmental Monitoring Spectrometer)로부터 산출물을 획득할 수 있다. GEMS 기기는 대기에서 후방 산란된 복사에너지를 측정하고 지구 표면에서 반사된 복사에너지를 측정하도록 설계된 이미징 분광계일 수 있다.

[0019] 일련의 보정 조립 및 스캔 메커니즘 후, 측정된 GEMS 신호는 슬릿에 초점을 맞추고 분광기로 분산될 수 있다. 분광계는 2차원 전하 결합 소자(CCD)를 사용할 수 있다. 분광기로부터의 신호는 초점면에 이미징되고 계측기 제어 전자 장치를 통과한 이후 호스트 우주선으로 전송되어 지상으로 전송될 수 있다.

[0020] 대기 중의 미량 기체의 양이 너무 적은 경우 내지는 여러 기체가 혼재하여 있는 경우, 본 발명과 같은 상세하고 정확한 분석 및 산출 기법이 요구된다.

[0021] 특히, 본 발명의 경우, GEMS의 고 해상도를 이용해 넓은 범위의 파장에 해당하는 복수의 기체의 농도를 함께 산출할 수 있게 되어 보다 정밀도가 향상될 수 있게 된다.

[0023] 이하, 도면을 참조하여 본 발명의 구체적인 실시예에 대하여 설명한다.

[0024] 도 1에 도시한 바와 같이, 실시예에 따른 복수의 기체의 농도 산출 장치(1)는 프로세서(10) 및 메모리(20)를 포함할 수 있다.

[0025] 프로세서(10)는 복수의 기체의 농도 산출 장치(1)의 전반적인 시스템을 제어한다.

[0026] 복사 전달 모델(Radiative Transfer Model, 11)은 태양으로부터의 빛이 지구 대기를 투과하고 지표면에서 반사되고 다시 지구 대기를 투과하는 일련의 과정들을 물리적으로 계산하는 모델로, 본 발명의 경우, 기체의 농도 등과 복사량과의 관계를 수식화 한 포워드 모델을 이용할 수 있다.

[0027] 복사 전달 모델(11)은 소프트웨어 모듈을 포함하는 하드웨어 칩 형태로 제작되어 복수의 기체의 농도 산출 장치(1)에 탑재될 수 있다. 예를 들어, 인공 지능(AI; artificial intelligence)을 위한 전용 하드웨어 칩 형태로 제작되거나, 기존의 범용 프로세서(예: CPU 또는 application processor) 또는 그래픽 전용 프로세서(예: GPU)의 일부로 제작되어 복수의 기체의 농도 산출 장치(1)에 탑재될 수도 있다.

[0028] 도 5에 도시한 바와 같이, 복사 전달 모델(11)은 입력 노드, 은닉 노드, 출력 노드로 구성된 신경망 모델일 수 있다.

[0029] 복사 전달 모델(11)은 입력 노드와 은닉 노드 사이, 은닉 노드와 출력 노드 사이의 다수의 연관 파라미터(w)를 포함할 수 있다.

[0030] 입력층의 각 입력 노드는, 출력층의 각 출력 노드와 완전 연결(fully connected)될 수도 있고, 출력층의 일부 출력 노드와 불완전 연결될 수도 있다.

[0031] 입력 노드는 소정의 상태 변수에 할당된 입력값을 은닉 노드로 전달해주는 역할을 한다. 그러면, 은닉 노드에서는 실질적인 추론 연산이 수행된다. 은닉 노드에서 출력 데이터를 생성한 다음에는 출력 노드에서는 출력 데이터를 입력 받아 다시 계산을 수행하여 모델 복사량을 출력하게 된다. 은닉 노드와 출력 노드에서 계산을 수행할 때에는 자신의 노드로 입력되는 입력 데이터에 소정의 연관 파라미터(또는 가중치, w)를 곱하여 받아들여 계산을 수행하게 된다. 그리고 각 노드에서 수행한 계산 결과값을 모두 합(가중합)한 후, 미리 설정된 활성화 함수를 통과시켜 모델 복사량을 출력한다.

[0032] 은닉 노드와 출력 노드는 활성화 함수를 갖는다. 활성화 함수는 계단 함수(step function), 부호 함수(sign function), 선형 함수(linear function), 로지스틱 시그모이드 함수(logistic sigmoid function), 하이퍼탄젠트 함수(hyper tangent function), ReLU 함수, 소프트맥스(softmax) 함수 중 어느 하나일 수 있다. 활성화 함수는 통상의 기술자라면 신경망의 학습 방법에 따라 적절히 결정될 수 있다. 신경망은 연관 파라미터(w)를 반복적으로 적절한 값으로 갱신(또는 수정)하는 과정으로 기계 학습한다.

[0033] 메모리(20)는 프로세서(10)에 의해 실행 가능한 적어도 하나의 명령어 및 프로세서(10)에 의한 처리 결과를 저장하고, 프로세서(10)는 메모리(20)로부터 명령어를 독출하여 프로그램을 실행할 수 있다.

[0034] 도 2는 실시예에 따른 복수의 기체의 농도 산출 방법의 순서도이다.

[0035] 도 2에 도시한 바와 같이, 프로세서(10)는 복수의 기체의 소정의 특성을 나타내는 참조 데이터들을 준비할 수 있다(s210). 실시예에 따르면 복수의 기체는 O_3, CO_2, 에어로졸, SO_2, NO_2, CH_2O 등으로 구성되는 군 중에서 선택되는 적어도 두 개일 수 있으며, 적어도 두 개의 기체가 미리 선택된 상태에서 도 2의 각 과정을 수행할 수 있다.

[0036] 다른 실시예에 따르면 프로세서(10)는 신경망(neural network)을 기초로 딥 러닝(deep learning)을 통한 비지도 학습을 수행하여 O_3, CO_2, 에어로졸, SO_2, NO_2, CH_2O 등의 미량 기체로 구성되는 기체들을 소정 개수의 군집으로 자동 분류할 수 있다. 입력 데이터에 대해 신경망이 계산해내기를 바라는 목표 데이터가 정해져 있지 않은 상태에서 비지도 학습을 통해 유사한 입력 데이터에 대해서 분류된 출력 데이터를 획득해낼 수 있다. 이 때, 분류를 위한 군집의 개수는 사용자가 임의로 설정할 수 있으나, 그 개수에 특별히 제한은 없다.

[0037] 구체적으로, 도 6의 신경망은 입력층의 입력 노드를 통해 미량 기체 정보가 입력되고, 출력층의 출력 노드를 통해 각 군집에 속할 확률값이 출력될 수 있다. 그리고 확률값을 참조하여 특정 군집으로 분류한다. 예를 들어, 특정 기준에 의해 O_3 및 CO_2 가 제1 군집으로 분류되고, SO_2, NO_2 가 제2 군집으로 분류되며, 에어로졸, CH_2O가 제3 군집으로 분류될 수 있다. 참고로, 특정 기준은 기체의 분자량, 기체가 오염에 미치는 영향도 등이 될 수 있다. 프로세서(10)는 각 군집에 포함된 각 기체들을 본 발명의 복수의 기체로 정의하여 도 2의 각 단계를 수행할 수 있다.

[0038] 파장 대역은 미리 선택된 적어도 두 개의 기체의 흡수량을 파악할 수 있을 정도의 넓은 파장 대역, 바람직하게는 전체 파장 대역으로 설정할 수 있다. 참고로, 본 발명에서 복수의 기체란, 서로 상이한 종류의 기체를 의미한다.

[0039] 실시예에 따른 복수의 기체의 소정의 특성을 나타내는 참조 데이터들은 복수의 기체의 지표면 반사도, 고도 별 복수의 기체의 지표면으로부터의 분포 정보, 각 기체별 농도, 태양 복사의 세기, 위성이 관측하는 지점에서의 태양에 대한 위성의 각도, 기압, 기온, 습도 정보, 특정 온도와 기압 조건에서 기체 한 분자 당 흡수하는 복사량 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0040] 본 발명의 경우, 참조 데이터들은 GEMS(Geostationary Environmental Monitoring Spectrometer)를 통해 기 산출된 데이터를 이용하거나 또는 외부 장치로부터 수득한 데이터일 수 있다.

[0041] 본 발명의 경우, 단일 기체가 아닌 GEMS가 관측하는 모든 파장대로부터 확인되는 복수의 기체의 관측 복사량을 이용하여 복수의 기체의 농도를 함께 동시에 산출할 수 있도록 함으로써 다른 기체의 간섭으로 인해 발생하는 오차를 최소화하는 산출물을 획득할 수 있게 된다. 파장대를 어떻게 고르든 발생할 간섭이라면 가능한 상기 간섭을 최대한 고려하여 오차를 최소화하고자 하는 것이 본 발명의 핵심이다.

[0042] 프로세서(10)는 복수의 기체의 참조 데이터들 중 선택된 일부의 입력값을 소정의 상태 변수(state vector)에 할당할 수 있다(s220). 예를 들어, 복사 전달 모델의 반복 연산을 위하여 참조 데이터들 중 중요한 일부 데이터(예> 기체의 농도)의 입력값(예>20ppm)을 상태 변수에 할당한 후, 입력값을 다른값으로 변경하여 상태 변수에 다시 할당하는 과정을 통해 반복 연산을 수행할 수 있다.

[0043] 다만, 참조 데이터들 중 하나에 해당하는 입력값 뿐 아니라 적어도 두 개 이상에 해당하는 입력값을 상태 변수들에 할당하는 경우에도 본 발명이 동일/유사하게 적용될 수 있다. 예를 들어, 기체의 농도 뿐 아니라 특정 온도와 기압 조건에서 기체 한 분자 당 흡수하는 복사량도 상태 변수들에 할당되어 상기 과정을 수행할 수 있다.

[0044] 프로세서(10)는 소정의 상태 변수에 할당된 입력값을 기초로 복사 전달 모델(11)을 구동하여 모델 복사량을 획득하고, 복수의 기체의 GEMS(Geostationary Environmental Monitoring Spectrometer)를 통해 산출된 관측 복사량을 획득하여, 모델 복사량과 관측 복사량의 차이값을 산출할 수 있다(s230 내지 s250).

[0045] 전술한 바와 같이, 프로세서(10)는 신경망 모델로 구현된 포워드 모델을 이용하여, 포워드 모델의 입력 노드에 소정의 상태 변수에 할당된 입력값을 입력시키고, 출력 노드를 통해 모델 복사량을 출력하는 과정을 통해 포워드 모델에 대한 추론을 수행할 수 있다. 본 발명의 경우, 신경망 모델로 구현된 포워드 모델을 이용함으로써 보다 정확한 출력값을 획득하며 연산 속도가 빨라지게 된다.

[0046] 프로세서(10)는 모델 복사량과 관측 복사량의 차이값이 소정의 임계치 미만인지 여부를 판별하여(s260), 소정의 임계치 미만이 아닌 경우, 소정의 임계치 미만에 도달할 때까지 참조 데이터들 중 선택된 일부(예> 기체의 농도)의 다른 입력값(예>10ppm)을 소정의 상태 변수에 다시 할당한 후(s270), 전술한 s230 내지 s250을 다시 반복 수행할 수 있다. 즉, 모델 복사량과 관측 복사량의 수치가 거의 유사해지도록 상기 과정을 반복 수행할 수 있다.

[0047] 소정의 임계치 미만에 도달할 때까지 소정의 상태 변수에 재 할당하는 과정은 하기 수학식 1의 χ^2을 최소화하는 과정에 의해 수행될 수 있다.

[0048] 수학식 1 : $\chi^2 = [y - F(x,b)]^T S_\varepsilon^{-1}[y - F(x,b)] + [x - x_a]^T S_a^{-1}[x - x_a]$

[0049] (χ^2: 비용 함수 x : 소정의 상태 변수, x_a: 상태 변수의 초기값, Sa: 모델 에러 공분산 행렬, y : 측정 스펙트럼, $F(x,b)$: 복사 전달 모델 구동 결과의 모델 복사량, S_ε: 측정 에러 공분산 행렬, T: Transpose 연산 b: 복사 전달 모델의 입력값 중 상태 변수 이외의 변수)

[0050] 모델 에러 공분산 Sa는 xa의 불확실성이라고 생각할 수 있다. 다변수 정규 분포의 식의 분산에 해당한다고 할 수 있다. 예를 들어 상태변수 x=(NO_2 농도, O_3 농도)^T 와 같이 정의했다면, xa도 원소가 2 개인 벡터가 되고 Sa는 2x2 행렬이 된다. 여기서 Sa의 (1,1) 원소는 NO_2 농도의 분산, (2,2) 원소는 O_3 농도의 분산이다. NO_2와 O_3 농도의 초기값으로 어떤 값을 정하더라도 그 값을 무한신뢰할 수는 없기 때문에 분산값으로써 이들의 불확실성을 나타내게 된다. (1,2)항과 (2,1)항은 두 변수 사이의 공분산을 나타낸다.

[0051] 이론적으로는 이렇듯 분산과 공분산 값으로 공분산 행렬을 구성해야 하지만 실제로 이들 분산과 공분산의 참값을 알 수 없기 때문에 경험적으로 행렬을 구성하게 된다. 예를들어 m개의 파장에 대한 관측값을 이용한다면 측정 스펙트럼 y는 1 x m 크기의 벡터가 되고 Se는 m x m 크기의 행렬이 된다. Se 행렬의 (i,i) 원소는 i 번째 파

장의 관측 복사량의 분산값(불확실성)이고 (i,j) 원소는 i 번째 파장 관측값과 j 번째 파장 관측값 사이의 공분산이다. 상기 행렬의 대각선 성분은 일반적으로 위성 관측 주체에서 공표하는 관측 노이즈 값을 이용하고 대각선 성분이 아닌 값들은 0으로 가정하게 된다.

[0052] 또한, 상기 참조 데이터들 중 상기 선택된 일부의 다른 입력값은 하기 수학식 2에 의해 산출될 수 있다.

[0053] 수학식 2: $\mathbf{x_{i+1}} = \mathbf{x_i} + [(1+\gamma)\mathbf{S_a^{-1}} + \mathbf{K_i^T S_\varepsilon^{-1} K_i}]^{-1}[\mathbf{K_i^T S_\varepsilon^{-1}}(\mathbf{y} - \mathbf{F(x,b)}) + \mathbf{S_a^{-1}}(\mathbf{x_a} - \mathbf{x_i})]$

[0054] ($\mathbf{x_i}$: i번째 반복 단계에서의 상태 변수, $\mathbf{x_{i+1}}$: i+1번째 반복 단계에서의 상태 변수, γ: Levenberg-Marquardt 방정식 매개 변수, $\mathbf{K_i}$: i번째 반복 단계에서의 자코비안 행렬($= \frac{\mathbf{dF(x_i,b)}}{\mathbf{dx}}$))

[0055] 감마값은 경험적으로 정한다. 감마값이 크면 클수록 xi 항에 더하는 값이 작아지므로 매 단계마다의 x 변화량이 작아지게 된다. 감마값이 너무 작아 x 변화량이 너무 커지면 x 값이 비현실적인 값(예: 음의 농도값)을 가질 수 있고, 감마값이 너무 크면 x 변화량이 너무 작아 수렴에 도달하기까지 많은 단계를 거쳐야 한다.

[0056] 자코비안 행렬은 3차원 행렬이다. 자코비안 행렬의 (i,j,k) 원소는 i 번째 단계에서 j 번째 상태 변수의 변화에 따른 k 번째 파장의 모델 복사량의 변화이다. 모델 복사량이 상태 변수의 각 요소에 대해 어느 정도 민감한지를 나타내는 변수이다.

[0057] 그리고, 상기 반복 수행을 통해 소정의 임계치 미만에 도달한 것으로 판단한 경우, 참조 데이터들 중 선택된 일부의 마지막 다른 입력값을 최종 산출값으로 출력하여 사용자에게 제공할 수 있다(s280).

[0058] 즉, 모델 복사량과 관측 복사량이 거의 유사해진 상태에서의 상태 변수에 할당된 마지막 다른 입력값을 최종 산출값으로 사용자에게 제공할 수 있다.

[0059] 도 3은 도 2에서 전술한 과정을 설명하기 위한 블록 다이어그램이다.

[0060] 도 2의 s210은 도 3의 s310 및 s311에 의해 참조되고, s220은 s320에 의해 참조되며, s230은 s330과 s340에 의해 참조되고, s240은 s350과 s340에 의해 참조되고, s250 내지 s270은 s360에 의해 참조되며, s280은 s370에 의해 참조될 수 있다.

[0061] 이상 설명된 실시 형태는 다양한 컴퓨터 구성요소를 통하여 실행될 수 있는 프로그램 명령어의 형태로 구현되어 컴퓨터로 판독가능한 기록매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터로 판독가능한 기록매체는 프로그램 명령어, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다.

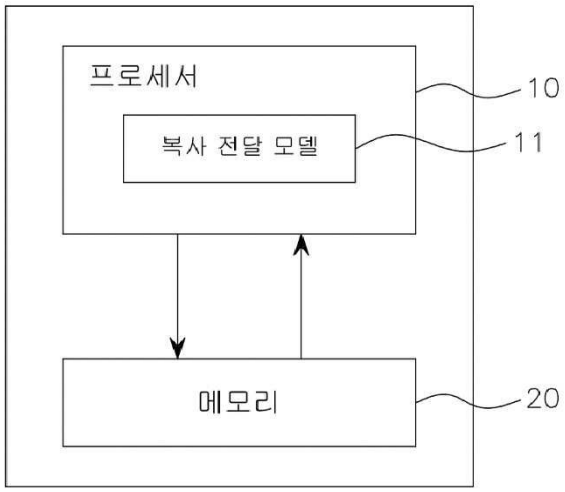
[0062] 컴퓨터로 판독가능한 기록매체의 예에는, 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체, CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체, 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 ROM, RAM, 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령어를 저장하고 실행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령어의 예에는, 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드도 포함된다. 상기 하드웨어 장치는 본 발명에 따른 처리를 실행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

[0063] 본 명세서의 양상들은 전체적으로 하드웨어, 전체적으로 소프트웨어 (펌웨어, 상주 소프트웨어, 마이크로 코드 등을 포함 함) 또는 컴퓨터 판독 가능 프로그램 코드가 구현 된 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 매체에 구현 된 컴퓨터 프로그램 제품의 형태를 취할 수 있다.

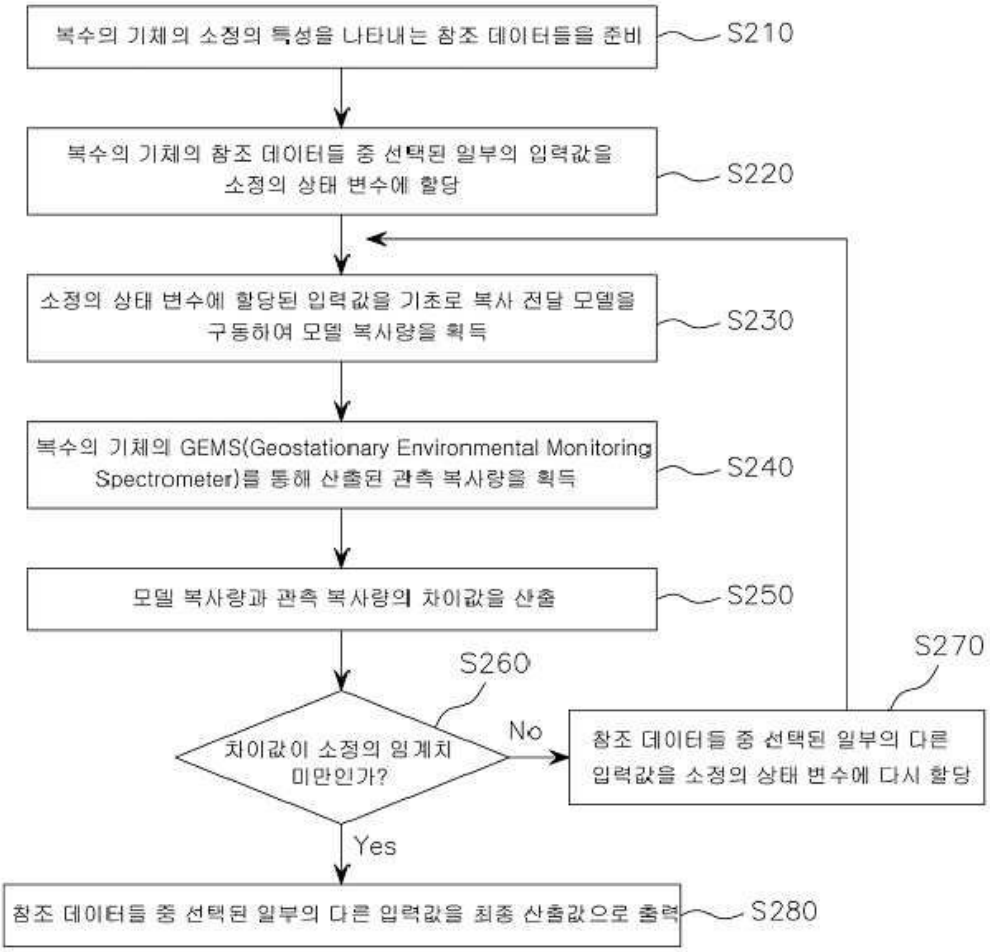
[0064] 이상에서 실시예들에 설명된 특징, 구조, 효과 등은 본 발명의 하나의 실시예에 포함되며, 반드시 하나의 실시예에만 한정되는 것은 아니다. 나아가, 각 실시예에서 예시된 특징, 구조, 효과 등은 실시예들이 속하는 분야의 통상의 지식을 가지는 자에 의해 다른 실시예들에 대해서도 조합 또는 변형되어 실시 가능하다. 따라서 이러한 조합과 변형에 관계된 내용들은 본 발명의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

도면

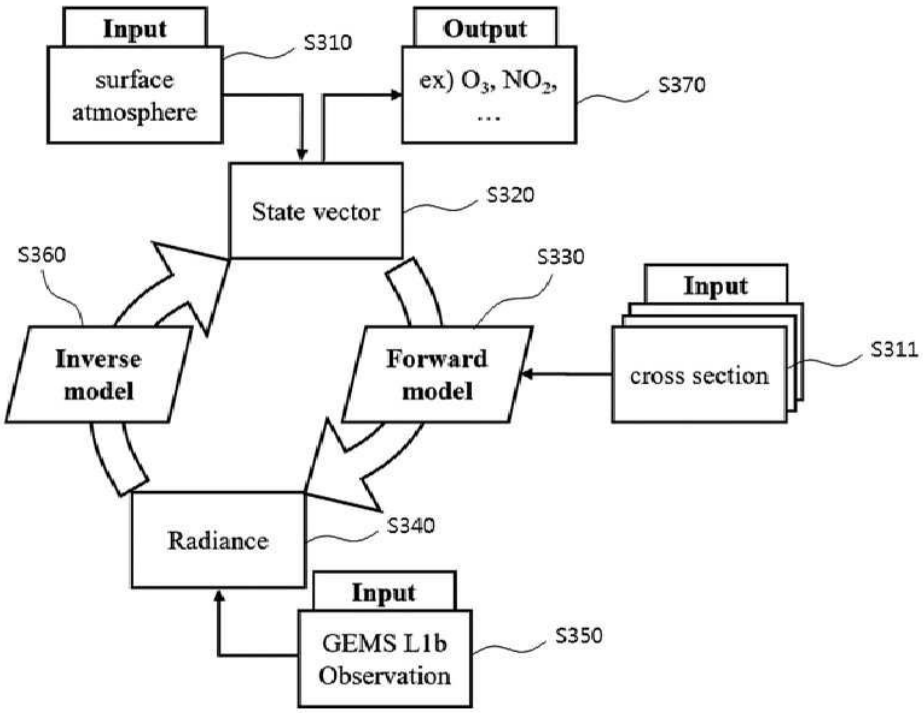
도면1


프로세서
10
복사 전달 모델
11
메모리
20

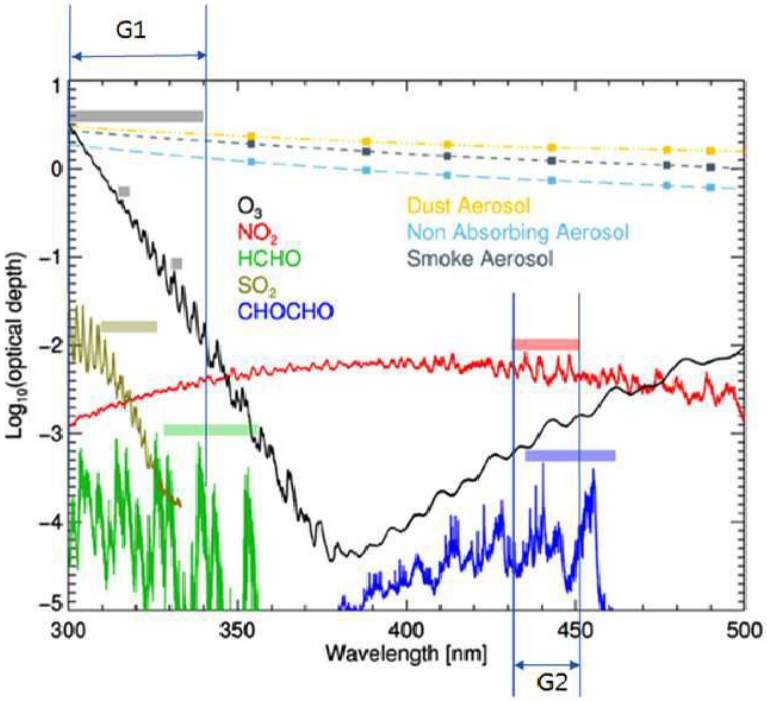
도면2


복수의 기체의 소정의 특성을 나타내는 참조 데이터들을 준비
S210
복수의 기체의 참조 데이터들 중 선택된 일부의 입력값을 소정의 상태 변수에 할당
S220
소정의 상태 변수에 할당된 입력값을 기초로 복사 전달 모델을 구동하여 모델 복사량을 획득
S230
복수의 기체의 GEMS(Geostationary Environmental Monitoring Spectrometer)를 통해 산출된 관측 복사량을 획득
S240
모델 복사량과 관측 복사량의 차이값을 산출
S250
S260
차이값이 소정의 임계치 미만인가?
No
S270
참조 데이터들 중 선택된 일부의 다른 입력값을 소정의 상태 변수에 다시 할당
Yes
참조 데이터들 중 선택된 일부의 다른 입력값을 최종 산출값으로 출력
S280

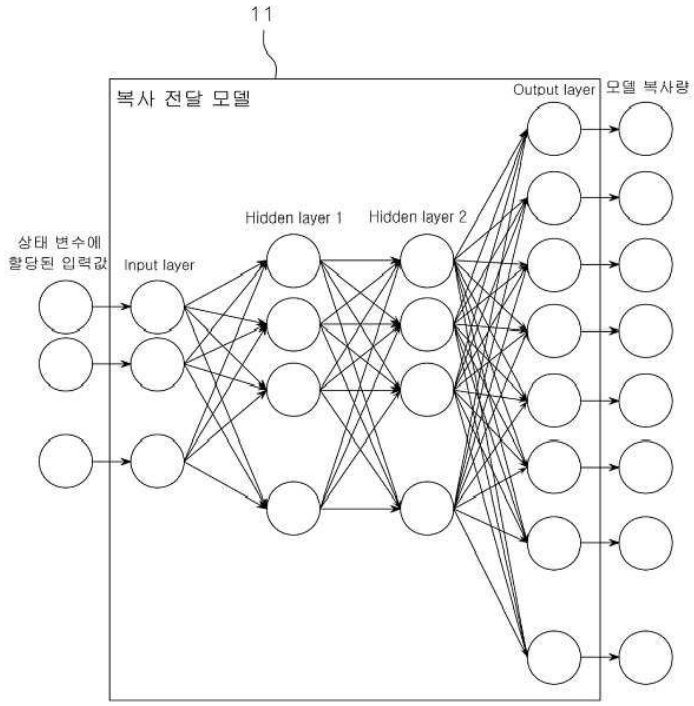
도면3


Input
surface atmosphere
S310
Output
ex) O_3, NO_2, ...
S370
State vector
S320
S360
S330
Input
Inverse model
Forward model
cross section
S311
Radiance
S340
Input
GEMS L1b Observation
S350

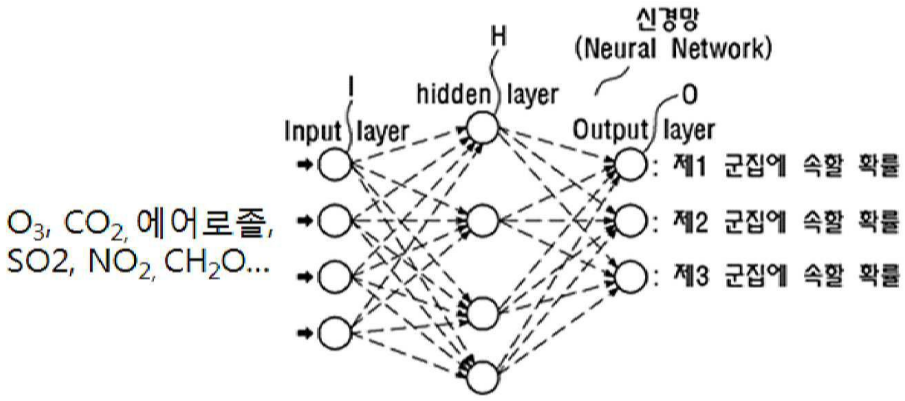
도면4


G1
O_3
NO_2
HCHO
SO_2
CHOCHO
Dust Aerosol
Non Absorbing Aerosol
Smoke Aerosol
Log_{10}(optical depth)
Wavelength [nm]
G2

도면5


11
복사 전달 모델
Output layer
모델 복사량
Hidden layer 1
Hidden layer 2
상태 변수에
할당된 입력값
Input layer

도면6


신경망
(Neural Network)
H
I
hidden layer
O
Input layer
Output layer
O_3, CO_2, 에어로졸,
SO2, NO_2, CH_2O...
: 제1 군집에 속할 확률
: 제2 군집에 속할 확률
: 제3 군집에 속할 확률