



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0092832
(43) 공개일자 2024년06월24일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)	(71) 출원인
G06N 3/0895 (2023.01) G06N 3/08 (2023.01)	인천대학교 산학협력단
G06N 3/09 (2023.01) G06V 10/58 (2022.01)	인천광역시 연수구 갯벌로 27, 인천대학교 이노베이션센터(송도동)
G06V 10/764 (2022.01)	
(52) CPC특허분류	(72) 발명자
G06N 3/0895 (2023.01)	전광길
G06N 3/088 (2023.01)	인천광역시 연수구 해송로 70, 209동 805호(송도동, 송도웹카운티2단지)
(21) 출원번호 10-2022-0175582	(74) 대리인
(22) 출원일자 2022년12월15일	특허법인충정
심사청구일자 2022년12월15일	

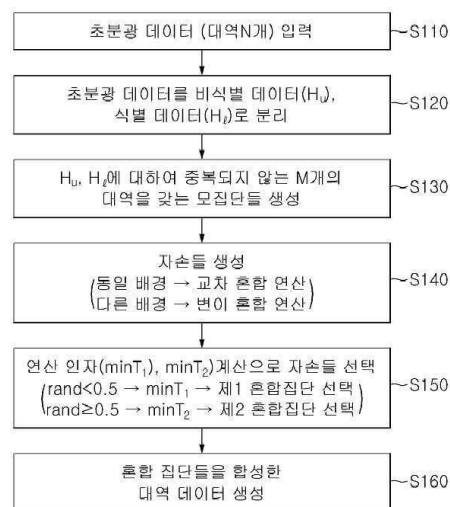
전체 청구항 수 : 총 10 항

(54) 발명의 명칭 딥러닝 지도와 비지도에 기반한 위성 영상 이미징 방법

(57) 요약

본 발명은 딥러닝 지도와 비지도에 기반한 초분광 대역 선택을 위한 초분광 이미징 방법에 관한 것으로서, 본 발명의 초분광 이미징 방법은, 계산 복잡성을 줄이기 위해 중복된 데이터(Redundancy)를 제거하거나 분석 목적에 적합한 파장 대역의 데이터를 선택하기 위하여, 진화적 멀티태스킹 최적화, 즉, 딥러닝 지도(supervised) 식별 데이터(labeled data)와 비지도(unsupervised) 비식별 데이터(unlabeled data)를 합성한 준지도(semi-supervised) 방식의 초분광 대역 선택을 수행할 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06N 3/09 (2023.01)

G06V 10/58 (2023.08)

G06V 10/764 (2023.08)

명세서

청구범위

청구항 1

이미지 프로세싱을 수행하기 위한 이미지 처리 장치의 프로세서에서 수행되는 초분광 이미징 방법에 있어서,

복수개(N)의 대역의 초분광 데이터로부터, 비식별 데이터를 복수개(M) 대역 중복이 없도록 선택한 제1 모집단 복수개(K), 및 딥러닝 모델 기반의 식별 데이터를 복수개(M) 대역 중복이 없도록 선택한 제2 모집단 복수개(K)를 생성하는 단계;

상기 복수개(K) 제1 모집단 및 상기 복수개(K) 제2 모집단 중에서, 소정의 개수의 무작위로 대응된 집단들 간에, 상기 비식별 데이터에 속한 상기 제1 모집단의 M개의 대역 데이터 일부에 대해, 대역 중복 없이 상기 식별 데이터에 속한 상기 제2 모집단의 M개의 대역 데이터 일부를 이용해 생성한 제1 자손들을 생성하는 교차 혼합 연산 단계;

상기 복수개(K) 제1 모집단 및 상기 복수개(K) 제2 모집단 중에서, 나머지 무작위로 대응된 집단들 간에, 상기 제1 모집단의 M개의 대역 데이터 중 일부를 대역 중복 없이 상기 복수개(N)의 대역의 초분광 데이터 중 일부로 치환하여 제2 자손들을 생성하는 변이 혼합 연산 단계;

상기 교차 혼합 연산 단계의 복수회의 연산 결과에 따른 서로 다른 상기 제1 자손들로 이루어진 제1 복수의 혼합 집단 중 엔트로피를 최소화하는 제1 혼합 집단을 선택하는 단계;

상기 변이 혼합 연산 단계의 복수회의 연산 결과에 따른 서로 다른 상기 제2 자손들로 이루어진 제2 복수의 혼합 집단 중 딥러닝 모델 기반의 분류 에러를 최소화하는 제2 혼합 집단을 선택하는 단계; 및

상기 제1 혼합 집단 및 상기 제2 혼합 집단의 대응 대역 데이터 간에 가중치에 따라 합성한 M개의 대역 데이터를 생성하는 단계

를 포함하는 초분광 이미징 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 교차 혼합 연산 단계는,

상기 비식별 데이터에 속한 상기 제1 모집단의 M개의 대역 데이터 중 일부를 대역 중복 없이 상기 제2 모집단의 M개의 대역 데이터 중 일부로 치환하여 상기 제1 자손들을 생성하는 제1 교차 혼합 연산 단계, 또는

상기 식별 데이터에 속한 상기 제2 모집단의 M개의 대역 데이터 중 일부를 대역 중복 없이 상기 제1 모집단의 M개의 대역 데이터 중 일부로 치환하여 상기 제1 자손들을 생성하는 제2 교차 혼합 연산 단계

를 포함하는 초분광 이미징 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 제1 복수의 혼합 집단의 수 및 상기 제2 복수의 혼합 집단의 수를 합한 개수가 미리 정해져 있으며,

상기 제1 복수의 혼합 집단의 수 또는 상기 제2 복수의 혼합 집단의 수는, 미리 결정된 수를 갖거나, 자동으로 랜덤하게 결정되는 초분광 이미징 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 제1 혼합 집단을 선택하는 단계에서,

상기 M개의 대역 데이터의 상기 엔트로피(T1)의 최소값 $\min T_1$ 을 구하는 하기의 수학적,

$$\min T_1 = \frac{\sum_{x_i \in X, x_j \in X} MI(x_i, x_j)}{\sum_{i=1}^k H(x_i)}$$

을 기초로 상기 제1 복수의 혼합 집단 중 엔트로피(T1)를 최소화하는 상기 제1 혼합 집단을 선택하고, 여기서, $H(x_i)$ 는 M개의 대역 데이터(X) 각각(x_i)의 엔트로피 값, $MI(x_i, x_j)$ 는 M개의 대역 데이터(X) 중 각 쌍(x_i, x_j)에 대하여 $H(x_i)+H(x_j)+H(x_i, x_j)$ 이고, $H(x_i)$ 는 (x_i)의 엔트로피 값, $H(x_j)$ 는 (x_j)의 엔트로피 값, $H(x_i, x_j)$ 는 (x_i, x_j)의 엔트로피 값인, 초분광 이미징 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 제2 혼합 집단을 선택하는 단계에서,

상기 M개의 대역 데이터의 상기 분류 에러(T2)의 최소값 $\min T_2$ 를 구하는 하기의 수학적,

$$\min T_2 = 1 - accuracy(X, C)$$

을 기초로 상기 제2 복수의 혼합 집단 중 분류 에러(T2)를 최소화하는 상기 제2 혼합 집단을 선택하고, 여기서, $accuracy(X, C)$ 는 M개의 대역 데이터(X)에 대하여 대역 분류값(C)을 학습하는 딥러닝 모델의 정확도값으로서 0 이상이며 1 이하인 실수값인 초분광 이미징 방법.

청구항 6

이미지 프로세싱을 수행하기 위한 이미지 처리 장치에서 수행되는 초분광 이미징 기능을 수행하기 위한, 컴퓨터가 판독 가능한 코드를 기록한 기록 매체에 있어서,

복수개(N)의 대역의 초분광 데이터로부터, 비식별 데이터를 복수개(M) 대역 중복이 없도록 선택한 제1 모집단 복수개(K), 및 딥러닝 모델 기반의 식별 데이터를 복수개(M) 대역 중복이 없도록 선택한 제2 모집단 복수개(K)를 생성하는 기능;

상기 복수개(K) 제1 모집단 및 상기 복수개(K) 제2 모집단 중에서, 소정의 개수의 무작위로 대응된 집단들 간에, 상기 비식별 데이터에 속한 상기 제1 모집단의 M개의 대역 데이터 일부에 대해, 대역 중복 없이 상기 식별 데이터에 속한 상기 제2 모집단의 M개의 대역 데이터 일부를 이용해 생성한 제1 자손들을 생성하는 교차 혼합 연산 기능;

상기 복수개(K) 제1 모집단 및 상기 복수개(K) 제2 모집단 중에서, 나머지 무작위로 대응된 집단들 간에, 상기 제1 모집단의 M개의 대역 데이터 중 일부를 대역 중복 없이 상기 복수개(N)의 대역의 초분광 데이터 중 일부로 치환하여 제2 자손들을 생성하는 변이 혼합 연산 기능;

상기 교차 혼합 연산 단계의 복수회의 연산 결과에 따른 서로 다른 상기 제1 자손들로 이루어진 제1 복수의 혼합 집단 중 엔트로피를 최소화하는 제1 혼합 집단을 선택하는 기능;

상기 변이 혼합 연산 단계의 복수회의 연산 결과에 따른 서로 다른 상기 제2 자손들로 이루어진 제2 복수의 혼합 집단 중 딥러닝 모델 기반의 분류 에러를 최소화하는 제2 혼합 집단을 선택하는 기능; 및

상기 제1 혼합 집단 및 상기 제2 혼합 집단의 대응 대역 데이터 간에 가중치에 따라 합성한 M개의 대역 데이터를 생성하는 기능

을 수행하는 기록 매체.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 교차 혼합 연산 기능은,

상기 비식별 데이터에 속한 상기 제1 모집단의 M개의 대역 데이터 중 일부를 대역 중복 없이 상기 제2 모집단의 M개의 대역 데이터 중 일부로 치환하여 상기 제1 자손들을 생성하는 제1 교차 혼합 연산 기능, 또는

상기 식별 데이터에 속한 상기 제2 모집단의 M개의 대역 데이터 중 일부를 대역 중복 없이 상기 제1 모집단의 M개의 대역 데이터 중 일부로 치환하여 상기 제1 자손들을 생성하는 제2 교차 혼합 연산 기능

을 포함하는 기록 매체.

청구항 8

제6항에 있어서,

상기 제1 복수의 혼합 집단의 수 및 상기 제2 복수의 혼합 집단의 수를 합한 개수가 미리 정해져 있으며,

상기 제1 복수의 혼합 집단의 수 또는 상기 제2 복수의 혼합 집단의 수는, 미리 결정된 수를 갖거나, 자동으로 랜덤하게 결정되는 기록 매체.

청구항 9

제6항에 있어서,

상기 제1 혼합 집단을 선택하는 기능에서,

상기 M개의 대역 데이터의 상기 엔트로피(T1)의 최소값 $\min T_1$ 을 구하는 하기의 수학적식,

$$\min T_1 = \frac{\sum_{x_i \in X, x_j \in X} MI(x_i, x_j)}{\sum_{i=1}^k H(x_i)}$$

을 기초로 상기 제1 복수의 혼합 집단 중 엔트로피(T1)를 최소화하는 상기 제1 혼합 집단을 선택하고, 여기서, $H(x_i)$ 는 M개의 대역 데이터(X) 각각(x_i)의 엔트로피 값, $MI(x_i, x_j)$ 는 M개의 대역 데이터(X) 중 각 쌍(x_i, x_j)에 대하여 $H(x_i)+H(x_j)+H(x_i, x_j)$ 이고, $H(x_i)$ 는 (x_i)의 엔트로피 값, $H(x_j)$ 는 (x_j)의 엔트로피 값, $H(x_i, x_j)$ 는 (x_i, x_j)의 엔트로피 값인, 기록 매체.

청구항 10

제6항에 있어서,

상기 제2 혼합 집단을 선택하는 기능에서,

상기 M개의 대역 데이터의 상기 분류 에러(T2)의 최소값 $\min T_2$ 를 구하는 하기의 수학적식,

$$\min T_2 = 1 - accuracy(X, C)$$

을 기초로 상기 제2 복수의 혼합 집단 중 분류 에러(T2)를 최소화하는 상기 제2 혼합 집단을 선택하고, 여기서, $accuracy(X, C)$ 는 M개의 대역 데이터(X)에 대하여 대역 분류값(C)을 학습하는 딥러닝 모델의 정확도값으로서 0 이상이며 1 이하인 실수값인 기록 매체.

발명의 설명

기술 분야

본 발명은 위성 영상 이미징 방법에 관한 것으로서, 특히, 위성 영상과 같은 초분광 대역 이미지들에 대해 이미징 딥러닝 지도(supervised) 식별 데이터(labeled data)와 비지도(unsupervised) 비식별 데이터(unlabeled data)를 합성한 준지도(semi-supervised) 방식의 초분광 대역 선택을 수행하는 초분광 이미징 방법에 관한 것이다.

[0001]

배경 기술

- [0002] 초분광 이미징(HSI: Hyper-Spectral Imaging)은 공간 정보에 분광 기술을 더한 것으로 전자기파의 스펙트럼 밴드(Spectrum band)에 따른 2차원적인 영상정보를 초분광 큐브(Hypercube) 형태로 구성하여 대상체의 상태(State), 구성(Composition), 특징(Feature), 변이(Transform) 등을 도출하는 기술이다. 컬러 카메라나 사람의 눈도 적색, 녹색, 청색의 스펙트럼 정보를 각각 획득하여 사물의 색이나 상태를 인식하므로 분광 이미징이라 할 수 있으나, 보통 분광 이미징이라 함은 이보다 큰 스펙트럼 밴드 수를 가질 때를 의미한다.
- [0003] 측정 스펙트럼 대역은 초분광 카메라의 응용분야를 결정하는 주요한 분류기준이다. 스펙트럼의 범위에 따라 UV(200~400nm), VIS(400~600nm), NIR(700~ 1,100nm), SWIR(1.1~2.5 μ m), MWIR(2.5~7 μ m)로 구분된다. 주로 바이오 분야에서는 UV ~ SWIR대역을, 대기환경(원격감시) 응용분야의 경우 VIS ~ SWIR, 국방분야에서는 SWIR ~ MWIR 대역을 사용한다.
- [0004] 초분광 데이터 분석에 있어서 밴드 선택(Band Selection)은, 계산 복잡성을 줄이기 위해 중복된 데이터(Redundancy)를 제거하거나 분석 목적에 적합한 파장 대역의 데이터만을 선택하여 사용하는데, 주로, 웨이블릿 변환을 적용하여 불필요한 이미지 밴드를 제거하는 방식이 사용된다. 이후 피쳐(Feature) 선택 접근법인 유사도 전과 알고리즘을 통해 잡음이 제거된 데이터로 부터 대표적인 밴드를 선택하는 방식도 있다.
- [0005] 관련 선행 문헌으로서 출원번호 제10-2014-0150251호 (2014년10월31일), 출원번호 제10-2020-018317호 (2020년 12월24일) 등이 참조될 수 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0006] 따라서, 본 발명은 상술한 문제점을 해결하기 위하여 안출된 것으로, 본 발명의 목적은, 위성 영상과 같은 초분광 대역 이미지들에 대해 계산 복잡성을 줄이기 위해 중복된 데이터(Redundancy)를 제거하거나 분석 목적에 적합한 파장 대역의 데이터를 선택하기 위하여, 진화적 멀티태스킹 최적화, 즉, 딥러닝 지도(supervised) 식별 데이터(labeled data)와 비지도(unsupervised) 비식별 데이터(unlabeled data)를 합성한 준지도(semi-supervised) 방식의 초분광 대역 선택을 수행하는 초분광 이미징 방법을 제공하는 데 있다.

과제의 해결 수단

- [0007] 먼저, 본 발명의 특징을 요약하면, 상기의 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일면에 따른 이미지 프로세싱을 수행하기 위한 이미지 처리 장치의 프로세서에서 수행되는 초분광 이미징 방법은, 복수개(N)의 대역의 초분광 데이터로부터, 비식별 데이터를 복수개(M) 대역 중복이 없도록 선택한 제1 모집단 복수개(K), 및 딥러닝 모델 기반의 식별 데이터를 복수개(M) 대역 중복이 없도록 선택한 제2 모집단 복수개(K)를 생성하는 단계; 상기 복수개(K) 제1 모집단 및 상기 복수개(K) 제2 모집단 중에서, 소정의 개수의 무작위로 대응된 집단들 간에, 상기 비식별 데이터에 속한 상기 제1 모집단의 M개의 대역 데이터 일부에 대해, 대역 중복 없이 상기 식별 데이터에 속한 상기 제2 모집단의 M개의 대역 데이터 일부를 이용해 생성한 제1 자손들을 생성하는 교차 혼합 연산 단계; 상기 복수개(K) 제1 모집단 및 상기 복수개(K) 제2 모집단 중에서, 나머지 무작위로 대응된 집단들 간에, 상기 제1 모집단의 M개의 대역 데이터 중 일부를 대역 중복 없이 상기 복수개(N)의 대역의 초분광 데이터 중 일부로 치환하여 제2 자손들을 생성하는 변이 혼합 연산 단계; 상기 교차 혼합 연산 단계의 복수회의 연산 결과에 따른 서로 다른 상기 제1 자손들로 이루어진 제1 복수의 혼합 집단 중 엔트로피를 최소화하는 제1 혼합 집단을 선택하는 단계; 상기 변이 혼합 연산 단계의 복수회의 연산 결과에 따른 서로 다른 상기 제2 자손들로 이루어진 제2 복수의 혼합 집단 중 딥러닝 모델 기반의 분류 에러를 최소화하는 제2 혼합 집단을 선택하는 단계; 및 상기 제1 혼합 집단 및 상기 제2 혼합 집단의 대응 대역 데이터 간에 가중치에 따라 합성한 M개의 대역 데이터를 생성하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0008] 상기 교차 혼합 연산 단계는, 상기 비식별 데이터에 속한 상기 제1 모집단의 M개의 대역 데이터 중 일부를 대역 중복 없이 상기 제2 모집단의 M개의 대역 데이터 중 일부로 치환하여 상기 제1 자손들을 생성하는 제1 교차 혼합 연산 단계, 또는 상기 식별 데이터에 속한 상기 제2 모집단의 M개의 대역 데이터 중 일부를 대역 중복 없이 상기 제1 모집단의 M개의 대역 데이터 중 일부로 치환하여 상기 제1 자손들을 생성하는 제2 교차 혼합 연산 단계를 포함할 수 있다.
- [0009] 상기 제1 복수의 혼합 집단의 수 및 상기 제2 복수의 혼합 집단의 수를 합한 개수가 미리 정해져 있으며, 상기

제1 복수의 혼합 집단의 수 또는 상기 제2 복수의 혼합 집단의 수는, 미리 결정된 수를 갖거나, 자동으로 랜덤하게 결정될 수 있다.

[0010] 상기 제1 혼합 집단을 선택하는 단계에서, 상기 M개의 대역 데이터의 상기 엔트로피(T1)의 최소값 min T1을 구하는 하기의 수학적식,

$$\min T_1 = \frac{\sum_{x_i \in X, x_j \in X} MI(x_i, x_j)}{\sum_{i=1}^k H(x_i)}$$

[0011]

[0012] 을 기초로 상기 제1 복수의 혼합 집단 중 엔트로피(T1)를 최소화하는 상기 제1 혼합 집단을 선택하고, 여기서, $H(x_i)$ 는 M개의 대역 데이터(X) 각각(x_i)의 엔트로피 값, $MI(x_i, x_j)$ 는 M개의 대역 데이터(X) 중 각 쌍(x_i, x_j)에 대하여 $H(x_i)+H(x_j)+H(x_i, x_j)$ 이고, $H(x_i)$ 는 (x_i)의 엔트로피 값, $H(x_j)$ 는 (x_j)의 엔트로피 값, $H(x_i, x_j)$ 는 (x_i, x_j)의 엔트로피 값이다.

[0013] 상기 제2 혼합 집단을 선택하는 단계에서, 상기 M개의 대역 데이터의 상기 분류 에러(T2)의 최소값 min T2를 구하는 하기의 수학적식,

$$\min T_2 = 1 - accuracy(X, C)$$

[0014]

[0015] 을 기초로 상기 제2 복수의 혼합 집단 중 분류 에러(T2)를 최소화하는 상기 제2 혼합 집단을 선택하고, 여기서, $accuracy(X, C)$ 는 M개의 대역 데이터(X)에 대하여 대역 분류값(C)을 학습하는 딥러닝 모델의 정확도값으로서 0 이상이며 1 이하인 실수값이다.

[0016]

그리고, 본 발명의 다른 일면에 따른 이미지 프로세싱을 수행하기 위한 이미지 처리 장치에서 수행되는 초분광 이미징 기능을 수행하기 위한, 컴퓨터가 판독 가능한 코드를 기록한 기록 매체는, 복수개(N)의 대역의 초분광 데이터로부터, 비식별 데이터를 복수개(M) 대역 중복이 없도록 선택한 제1 모집단 복수개(K), 및 딥러닝 모델 기반의 식별 데이터를 복수개(M) 대역 중복이 없도록 선택한 제2 모집단 복수개(K)를 생성하는 기능; 상기 복수개(K) 제1 모집단 및 상기 복수개(K) 제2 모집단 중에서, 소정의 개수의 무작위로 대응된 집단들 간에, 상기 비식별 데이터에 속한 상기 제1 모집단의 M개의 대역 데이터 일부에 대해, 대역 중복 없이 상기 식별 데이터에 속한 상기 제2 모집단의 M개의 대역 데이터 일부를 이용해 생성한 제1 자손들을 생성하는 교차 혼합 연산 기능; 상기 복수개(K) 제1 모집단 및 상기 복수개(K) 제2 모집단 중에서, 나머지 무작위로 대응된 집단들 간에, 상기 제1 모집단의 M개의 대역 데이터 중 일부를 대역 중복 없이 상기 복수개(N)의 대역의 초분광 데이터 중 일부로 치환하여 제2 자손들을 생성하는 변이 혼합 연산 기능; 상기 교차 혼합 연산 단계의 복수회의 연산 결과에 따른 서로 다른 상기 제1 자손들로 이루어진 제1 복수의 혼합 집단 중 엔트로피를 최소화하는 제1 혼합 집단을 선택하는 기능; 상기 변이 혼합 연산 단계의 복수회의 연산 결과에 따른 서로 다른 상기 제2 자손들로 이루어진 제2 복수의 혼합 집단 중 딥러닝 모델 기반의 분류 에러를 최소화하는 제2 혼합 집단을 선택하는 기능; 및 상기 제1 혼합 집단 및 상기 제2 혼합 집단의 대응 대역 데이터 간에 가중치에 따라 합성한 M개의 대역 데이터를 생성하는 기능을 수행할 수 있다.

발명의 효과

[0017]

본 발명에 따른 초분광 이미징 방법에 따르면, 딥러닝 지도(supervised) 식별 데이터(labeled data)와 비지도(unsupervised) 비식별 데이터(unlabeled data)를 합성한 준지도(semi-supervised) 방식으로 진화적 멀티태스킹 최적화에 따른 초분광 대역 선택을 수행함으로써, 이미지 프로세싱의 계산 복잡성을 줄일 수 있을 뿐만 아니라, 중복된 데이터(Redundancy)를 제거하거나 분석 목적에 적합한 파장 대역의 데이터를 효과적으로 선택하며, 특히, 딥러닝 지도 식별 데이터를 융합하여 더욱 함축(Abstract)된 특징값을 추출하도록 하여 국소 지점의 변화에 날카롭지 않고 부드러운 영상을 제공할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0018]

본 발명에 관한 이해를 돕기 위해 상세한 설명의 일부로 포함되는 첨부도면은, 본 발명에 대한 실시예를 제공하고 상세한 설명과 함께 본 발명의 기술적 사상을 설명한다.

도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 초분광 이미징 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 초분광 이미징 방법에서 준지도(semi-supervised) 방식으로 복수개(N)의 대역의 초분광 데이터로부터 선택된 복수개(M)의 대역 데이터를 모식적으로 나타낸다.

도 3은 도 2에서 복수개(N)의 대역의 초분광 데이터로부터, 비식별 데이터와 식별 데이터를 각각 복수개 선택하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.

도 4는 본 발명의 복수개(M=8)의 선택된 대역 데이터의 예시이다.

도 5는 본 발명의 교차 혼합 연산 과정을 설명하기 위한 도면이다.

도 6은 본 발명의 변이 혼합 연산 과정을 설명하기 위한 도면이다.

도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 처리 장치의 구현 방법의 일례를 설명하기 위한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0019] 이하에서는 첨부된 도면들을 참조하여 본 발명에 대해서 자세히 설명한다. 이때, 각각의 도면에서 동일한 구성 요소는 가능한 동일한 부호로 나타낸다. 또한, 이미 공지된 기능 및/또는 구성에 대한 상세한 설명은 생략한다. 이하에 개시된 내용은, 다양한 실시 예에 따른 동작을 이해하는데 필요한 부분을 중점적으로 설명하며, 그 설명의 요지를 흐릴 수 있는 요소들에 대한 설명은 생략한다. 또한 도면의 일부 구성요소는 과장되거나 생략되거나 또는 개략적으로 도시될 수 있다. 각 구성요소의 크기는 실제 크기를 전적으로 반영하는 것이 아니며, 따라서 각각의 도면에 그려진 구성요소들의 상대적인 크기나 간격에 의해 여기에 기재되는 내용들이 제한되는 것은 아니다.

[0020] 본 발명의 실시예들을 설명함에 있어서, 본 발명과 관련된 공지기술에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략하기로 한다. 그리고, 후술되는 용어들은 본 발명에서의 기능을 고려하여 정의된 용어들로서 이는 사용자, 운용자의 의도 또는 관례 등에 따라 달라질 수 있다. 그러므로 그 정의는 본 명세서 전반에 걸친 내용을 토대로 내려져야 할 것이다. 상세한 설명에서 사용되는 용어는 단지 본 발명의 실시 예들을 기술하기 위한 것이며, 결코 제한적이어서는 안 된다. 명확하게 달리 사용되지 않는 한, 단수 형태의 표현은 복수 형태의 의미를 포함한다. 본 설명에서, "포함" 또는 "구비"와 같은 표현은 어떤 특성들, 숫자들, 단계들, 동작들, 요소들, 이들의 일부 또는 조합을 가리키기 위한 것이며, 기술된 것 이외에 하나 또는 그 이상의 다른 특성, 숫자, 단계, 동작, 요소, 이들의 일부 또는 조합의 존재 또는 가능성을 배제하도록 해석되어서는 안 된다.

[0021] 또한, 제1, 제2 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되는 것은 아니며, 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다.

[0022] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 초분광 이미징 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

[0023] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 초분광 이미징 방법을 설명하기 위한 흐름도이다. 계산 복잡성을 줄이기 위해 수많은 초분광 데이터들에서 중복된 데이터(Redundancy)를 제거하거나 분석 목적에 적합한 파장 대역의 데이터를 선택하기 위한, 본 발명의 초분광 이미징 방법은, 초분광 이미징의 프로세싱을 수행하기 위한 이미지 처리 장치의 반도체 프로세서 등에 의해 수행될 수 있다.

[0024] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 초분광 이미징 방법은, 다음과 같은 단계들을 포함한다:

[0025] 복수개(N)의 대역의 초분광 데이터를 입력받는 단계(S110),

[0026] 복수개(N)의 대역의 초분광 데이터를 딥러닝 모델에 적용 가능하도록 레이블링되지 않은 비식별 데이터(labeled data)(H_0) 및 딥러닝 모델 기반(딥러닝 모델에 적용 가능하도록 레이블링된)의 식별 데이터(labeled data)(H_1)로 분리하는 단계(S120),

[0027] 비식별 데이터(H_0)를 복수개(M) 대역 중복이 없도록 선택한 제1 모집단 복수개(임의로 지정한 K개), 및 딥러닝 모델 기반의 식별 데이터(H_1)를 복수개(M) 대역 중복이 없도록 선택한 제2 모집단 복수개(임의로 지정한 K개)를 생성하는 단계(S130),

- [0028] 복수개(K) 제1 모집단 및 복수개(K) 제2 모집단 중에서, 소정의 개수의 무작위로 대응된 집단들(L쌍) 간에 교차 혼합 연산으로 제1 자손들을 생성하고, 나머지 무작위로 대응된 집단들(K-L쌍) 간에 제2 자손들을 생성하는 단계(S140),
- [0029] 상기 교차 혼합 연산 단계(S140)의 복수회의 연산 결과에 따른 서로 다른 상기 제1 자손들로 이루어진 제1 복수의 혼합 집단(K개 내에서 지정되는 L개) 중 엔트로피를 최소화하는 제1 혼합 집단을 선택하는 단계(S150)와, 상기 변이 혼합 연산 단계(S140)의 복수회의 연산 결과에 따른 서로 다른 상기 제2 자손들로 이루어진 제2 복수의 혼합 집단(K-L개) 중 딥러닝 모델 기반의 분류 에러를 최소화하는 제2 혼합 집단을 선택하는 단계(S150); 및
- [0030] 상기 제1 혼합 집단 및 상기 제2 혼합 집단의 픽셀별 가중치에 따라 합성된 픽셀값을 갖는 M개의 대역 데이터를 생성하는 단계(S160).
- [0031] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 초분광 이미징 방법에서 준지도(semi-supervised) 방식으로 복수개(N)의 대역의 초분광 데이터로부터 선택된 복수개(M)의 대역 데이터를 모식적으로 나타낸다.
- [0032] 도 2를 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 초분광 이미징 방법은, 복수개(N)의 대역의 초분광 데이터 중에서 복수개(M) 대역의 상기 제1 모집단과 제2 모집단을 교차 혼합(S140) 또는 변이 혼합(S140)을 통해 자손들을 만들고, 교차 혼합(S140)에 의한 자손들은 엔트로피가 최소화되도록 선택하고, 변이 혼합(S140)에 의한 자손들은 딥러닝 모델 기반의 분류 에러가 최소화되도록 선택하여, 가중치에 따라 합성함으로써, 최적의 복수개(M)의 대역 데이터를 선택하여, 이에 따라 특징값 추출 등 이미지 처리에 있어서 국소 지점의 변화에 날카롭지 않고 부드러운 영상이 제공될 수 있도록 하였다.
- [0033] 이와 같은 본 발명에 따른 초분광 이미징 방법은, 딥러닝 지도(supervised) 식별 데이터(labeled data)와 비지도(unsupervised) 비식별 데이터(unlabeled data)를 합성한 준지도(semi-supervised) 방식으로 진화적 멀티태스킹 최적화에 따른 초분광 대역 선택을 수행함으로써, 이미지 프로세싱의 계산 복잡성을 줄일 수 있을 뿐만 아니라, 중복된 데이터(Redundancy)를 제거하거나 분석 목적에 적합한 파장 대역의 데이터를 효과적으로 선택하며, 특히, 딥러닝 지도 식별 데이터를 융합하여 더욱 함축(Abstract)된 특징값을 추출하도록 하여 국소 지점의 변화에 날카롭지 않고 부드러운 영상을 제공할 수 있다.
- [0034] 본 발명의 상기 초분광 이미징 방법의 상기 각 단계는 이미지 처리 장치에 의해 다음과 같은 구체적인 동작으로 수행될 수 있다.
- [0035] 먼저, 초분광 데이터를 입력받는 단계(S110)에서, 상기 이미지 처리 장치의 데이터 수신부는 초분광 데이터 복수개(N)를 수신할 수 있다. 상기 수신되는 초분광 데이터는 초분광 카메라에서 획득되는 데이터 또는 데이터베이스에 기 저장되어 제공되는 데이터일 수 있다. 여기서, 초분광 데이터는, 소정의 시간 동안에 촬영된 다수의 스펙트럼 밴드를 갖는 초분광 대역 이미지들일 수 있으며, 다분광(Multi-spectral), 초분광(Hyper-spectral), 극초분광(Ultra hyperspectral) 등 그 구분과 무관하게 복수의 스펙트럼 밴드, 즉, 파장 대역이 다른 복수개(N)의 이미지들일 수 있다. 이와 같은 초분광 데이터는 위성에서 초분광 카메라 등 이미지 캡처 장치에 의해 획득된 위성 영상들(초분광 대역 이미지들)일 수 있다.
- [0036] 다음에, 비식별 데이터(labeled data)(H_0) 및 식별 데이터(labeled data)(H_1)로 분리하는 단계(S120)에서, 상기 이미지 처리 장치의 분리기는, 복수개(N)의 대역의 초분광 데이터를 딥러닝 모델에 적용 가능하도록 레이블링되지 않은 비식별 데이터(labeled data)(H_0) 및 딥러닝 모델 기반(딥러닝 모델에 적용 가능하도록 레이블링된)의 식별 데이터(labeled data)(H_1)로 구분 가능하도록 분리하여 데이터베이스에 구분하여 저장 관리한다. 예를 들어, 초분광 데이터들에 대해 각 레이블링값(ground truth)이 대응되어 분광 대역을 추정하는 딥러닝 모델에 학습시키는 경우에, 각 레이블링값이 분광 대역일 수 있고, 딥러닝 모델은 학습용 초분광 데이터들에 대해 각각의 분광 대역을 추정하도록 학습 파라미터들을 업데이트하여, 추정되는 분광 대역을 각 레이블링값(ground truth)과 비교한 분류 에러가 최소화되도록 학습할 수 있다. 이와 같은 분광 대역을 추정하는 딥러닝 모델은 머신러닝을 수행하는 다양한 시스템을 통해 학습될 수 있다.
- [0037] 다음에, 제1 모집단 복수개(임의로 지정한 K개) 및 제2 모집단 복수개(임의로 지정한 K개)를 선택하여 생성하는 단계(S130)에서, 상기 이미지 처리 장치의 모집단 생성기는, 상기 분리기에서 분리하여 저장한 데이터베이스로부터, 비식별 데이터(H_0)를 복수개(M) 대역 중복이 없도록 선택한 제1 모집단 복수개(임의로 지정한 K개)를 생성하며, 딥러닝 모델 기반의 식별 데이터(H_1)를 복수개(M) 대역 중복이 없도록 선택한 제2 모집단 복수개(임의로 지정한 K개)를 생성한다. 제1 모집단 복수개와 제2 모집단 복수개가 동일한 수인 것이 바람직하지만, 이에

한정되지 않으며 서로 다른 개수라도 무관하다.

- [0038] 도 3은 도 2에서 복수개(N)의 대역의 초분광 데이터로부터, 비식별 데이터(H_0)와 식별 데이터(H_1)를 각각 복수개(K) 선택하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.
- [0039] 도 3과 같이, S130 단계에서, 제1 모집단(210) 복수개(임의로 지정한 K개) 및 제2 모집단(220) 복수개(임의로 지정한 K개)가 선택될 수 있다. 예를 들어, 제1 모집단(210)은 비식별 데이터(H_0)에서 복수개(M) 무작위로 선택된 밴드2,73,...,8의 데이터(소정의 픽셀수에 대한 이미지 데이터)를 포함할 수 있고, 제2 모집단(220)은 식별 데이터(H_1)에서 복수개(M) 무작위로 선택된 밴드2,19,...,9의 데이터(소정의 픽셀수에 대한 이미지 데이터)를 포함할 수 있다. 제1 모집단(210) 또는 제2 모집단(220)에 속하는, 복수개(M=8)의 선택된 대역 데이터가 도 4에 예시되어 있다.
- [0040] 다음에, 복수개(K) 제1 모집단 및 복수개(K) 제2 모집단 중에서, 소정의 개수의 무작위로 대응된 집단들(L쌍) 간에 교차 혼합 연산으로 제1 자손들을 생성하고, 나머지 무작위로 대응된 집단들(K-L쌍) 간에 제2 자손들을 생성하는 단계(S140)에서는, 상기 이미지 처리 장치의 교차 혼합 연산기가, 상기 제1 자손들을 생성하고, 상기 이미지 처리 장치의 변이 혼합 연산기가, 상기 제2 자손들을 생성한다.
- [0041] 상기 교차 혼합 연산기는, 복수개(K) 제1 모집단 및 복수개(K) 제2 모집단 중에서, 소정의 개수(L)의 중복 없이 무작위로 대응된 집단들(L쌍) 간에, 비식별 데이터(H_0)에 속한 상기 제1 모집단(P1)의 M개의 대역 데이터 일부에 대해, 대역 중복 없이 식별 데이터(H_1)에 속한 상기 제2 모집단(P2)의 M개의 대역 데이터 일부를 이용해 생성한 제1 자손들을 복수개(L) 생성할 수 있다.
- [0042] 예를 들어, 상기 교차 혼합 연산기는, 도 5와 같이(우측 위 그림), 각 쌍에 대하여, 상기 비식별 데이터(H_0)에 속한 상기 제1 모집단(P1)의 M개의 대역 데이터 중 무작위로 선택된 일부(2, 38, 14)를 대역 중복 없이 상기 제2 모집단(P2)의 M개의 대역 데이터 중 무작위로 가져온 일부(40, 47, 79)로 치환하여 상기 제1 자손들(47, 73,...,31)을 생성할 수도 있다.
- [0043] 또한, 상기 교차 혼합 연산기는, 도 5와 같이(우측 아래 그림), 각 쌍에 대하여, 상기 식별 데이터(H_1)에 속한 상기 제2 모집단(P2)의 M개의 대역 데이터 중 무작위로 선택된 일부(12, 47, 79)를 대역 중복 없이 상기 제1 모집단(P1)의 M개의 대역 데이터 중 무작위로 가져온 일부(20, 67, 31)로 치환하여 상기 제1 자손들(31, 40,...,73)을 생성할 수도 있다.
- [0044] 상기 변이 혼합 연산기는, 도 6과 같이, 복수개(K) 제1 모집단 및 복수개(K) 제2 모집단 중에서, 상기 교차 혼합 연산에 이용된 모집단들을 제외한 나머지(K-L)에 대해, 중복 없이 무작위로 대응된 집단들(K-L쌍) 간에, 상기 제1 모집단(P)의 M개의 대역 데이터 중 일부(38)를 대역 중복 없이 상기 복수개(N)의 대역의 초분광 데이터(Ω) 중 일부(77)로 치환하여 제2 자손들을 생성할 수 있다.
- [0045] 다음에, S150 단계에서, 상기 이미지 처리 장치의 제1 혼합 집단 선택기는, 상기 교차 혼합 연산 단계(S140)의 복수회(L)의 연산 결과에 따른 서로 다른 상기 제1 자손들로 이루어진 제1 복수의 혼합 집단(L개) 중 엔트로피를 최소화하는 제1 혼합 집단을 선택할 수 있다.
- [0046] 또한, S150 단계에서, 상기 이미지 처리 장치의 제2 혼합 집단 선택기는, 상기 변이 혼합 연산 단계(S140)의 복수회(K-L)의 연산 결과에 따른 서로 다른 상기 제2 자손들로 이루어진 제2 복수의 혼합 집단(K-L개) 중 딥러닝 모델 기반의 분류 에러를 최소화하는 제2 혼합 집단을 선택할 수 있다.
- [0047] 상술한 바와 같이, 제1 복수의 혼합 집단의 수(L개) 및 제2 복수의 혼합 집단의 수(K-L개)를 합한 수는, K개로 미리 정해져 있는 것이 바람직하다. 여기서, 제1 복수의 혼합 집단의 수(L개) 또는 제2 복수의 혼합 집단의 수(K-L개) 중 어느 하나가 미리 결정된 수를 갖거나, 자동으로 랜덤하게 결정될 수 있으며, 이에 따라 나머지의 개수도 미리 결정되거나 자동으로 랜덤하게 결정될 수 있다.
- [0048] 상기 제1 혼합 집단 선택기는, 상기 M개의 제1 자손들로 이루어진 제1 복수의 혼합 집단(L개) 중 엔트로피를 최소화하는 상기 제1 혼합 집단을 선택하기 위하여, 상기 M개의 대역 데이터의 상기 엔트로피(T_1)의 최소값 $\min T_1$ 을 구하는 하기의 [수학식1]을 기초로 상기 제1 복수의 혼합 집단(L개) 중 엔트로피(T_1)를 최소화하는 상기 제1 혼합 집단을 선택할 수 있다. 상기 제1 혼합 집단의 선택은, 수많은 대역의 데이터 중 중복 데이터를 효과적으로 제거할 수 있도록 한다.

[0049] [수학식1]

$$\min T_1 = \frac{\sum_{x_i \in X, x_j \in X} MI(x_i, x_j)}{\sum_{i=1}^k H(x_i)}$$

[0050]

[0051] 여기서, $H(x_i)$ 는 M 개의 대역 데이터(X) 각각(x_i)의 엔트로피 값, $MI(x_i, x_j)$ 는 M 개의 대역 데이터(X) 중 각 쌍(x_i, x_j)에 대하여 $H(x_i)+H(x_j)+H(x_i, x_j)$ 이고, $H(x_i)$ 는 (x_i)의 엔트로피 값, $H(x_j)$ 는 (x_j)의 엔트로피 값, $H(x_i, x_j)$ 는 (x_i, x_j)의 엔트로피 값이다. 이와 같은 엔트로피 값의 계산은, 랜덤 변수 x_i 에 대한 확률밀도함수 p 를 이용할 때 $p \cdot \log(p)$ 의 적분값에 해당하는 것으로서, 이와 같은 이론은 샤논 엔트로피(Shannon entropy)로 잘 알려져 있으므로, 여기서 자세한 설명은 생략하기로 한다.

[0052]

또한, 상기 제2 혼합 집단 선택기는, 상기 M 개의 제2 자손들로 이루어진 제2 복수의 혼합 집단($K-L$ 개) 중 딥러닝 모델 기반의 분류 에러를 최소화하는 상기 제2 혼합 집단을 선택하기 위하여, 상기 M 개의 대역 데이터의 상기 분류 에러(T_2)의 최소값 $\min T_2$ 를 구하는 하기의 [수학식2]을 기초로 상기 제2 복수의 혼합 집단 중 분류 에러(T_2)를 최소화하는 상기 제2 혼합 집단을 선택할 수 있다.

[0053] [수학식2]

$$\min T_2 = 1 - accuracy(X, C)$$

[0054]

[0055] 여기서, $accuracy(X, C)$ 는 M 개의 대역 데이터(X)에 대하여 대역 분류값(C)을 학습하는 딥러닝 모델의 정확도값으로서 0 이상이며 1 이하인 실수값이다.

[0056]

예를 들어, 초분광 데이터들에 대해 각 레이블링값(ground truth)이 대응되어 분광 대역, 즉, 분광 대역 분류값(C)을 추정하는 딥러닝 모델에 학습시키는 경우에, 각 레이블링값이 분광 대역일 수 있고, 딥러닝 모델은 학습용 초분광 데이터들에 대해 각각의 분광 대역 분류값(C)을 추정하도록 학습 파라미터들을 업데이트하여, 추정되는 분광 대역을 각 레이블링값(ground truth)과 비교한 분류 에러($1 - accuracy$)가 최소화되도록 학습할 수 있다. 이와 같은 분광 대역을 추정하는 딥러닝 모델은 머신 러닝을 수행하는 다양한 시스템을 통해 학습될 수 있다. [수학식2]에서는 이와 같은 딥러닝 모델 기반의 분류 에러(T_2)가 최소화되도록 대역 데이터의 선택이 가능하도록 한다.

[0057]

한편, S160 단계에서, 상기 이미지 처리 장치의 최적 대역 데이터 출력부는, 상기 제1 혼합 집단 및 상기 제2 혼합 집단의 대응 대역 데이터 간에 가중치에 따라 합성한 M 개의 대역 데이터를 생성할 수 있다. 상기 가중치는 엔트로피에 의해 대역 등이 추정되는 비식별 데이터로부터의 정보량과 데이터 중복성에 대한 가중치를 높일 것인가, 분류 에러($1 - accuracy$)에 의해 대역 등이 추정되는 딥러닝을 이용한 식별 데이터로부터의 대역 식별성을 높일 것인가 중 어느쪽에 더 큰 비중을 줄 것인지를 제어하는 계수에 해당한다. 예를 들어, 상기 제1 혼합 집단에 대한 가중치와 상기 제2 혼합 집단에 대한 가중치의 합은 1이며, 상기 제1 혼합 집단에 속한 하나의 대역 데이터와 임의로 또는 무작위로 대응시킨 상기 제2 혼합 집단에 속한 하나의 대역 데이터 간에, 가중치에 따라 픽셀별로 픽셀값(휘도값) 또는 파장대역값(파장 스펙트럼값)을 합성한 픽셀값을 갖는 대역 데이터를 생성할 수 있으며, M 개의 대역 데이터에 대해, 상기 제1 혼합 집단 및 상기 제2 혼합 집단을 서로 임의로 또는 무작위로 대응시켜서, 이와 같은 픽셀값 산출 과정을 M 회 반복하여 M 개의 대역 데이터를 생성할 수 있다. 이와 같은 픽셀값(휘도값) 또는 파장대역값(파장 스펙트럼값) 중 어느 하나 또는 그 모두의 합성에 의해, 이미지 처리에 있어서 더욱 함축(Abtract)된 특징값을 추출하도록 하여 국소 지점의 변화에 날카롭지 않고 부드러운 영상을 제공할 수 있도록 할 수 있다.

[0058]

도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 처리 장치의 구현 방법의 일례를 설명하기 위한 도면이다.

[0059]

도 7을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 초분광 이미징 방법을 처리하는 이미지 처리 장치는, 하드웨어, 소프트웨어, 또는 이들의 결합으로 이루어질 수 있다. 예를 들어, 본 발명의 이미지 처리 장치는 위와 같은 기능/단계/과정들을 수행하기 위한 적어도 하나의 프로세서를 갖는 도 7과 같은 컴퓨팅 시스템(1000) 또는 인터넷 상의 서버 형태로 구현될 수 있다.

[0060]

컴퓨팅 시스템(1000)은 버스(1200)를 통해 연결되는 적어도 하나의 프로세서(1100), 메모리(1300), 사용자 인터

페이스 입력 장치(1400), 사용자 인터페이스 출력 장치(1500), 스토리지(1600), 및 네트워크 인터페이스(1700)를 포함할 수 있다. 프로세서(1100)는 중앙 처리 장치(CPU) 또는 메모리(1300) 및/또는 스토리지(1600)에 저장된 명령어들에 대한 처리를 실행하는 반도체 장치일 수 있다. 메모리(1300) 및 스토리지(1600)는 다양한 종류의 휘발성 또는 비휘발성 저장 매체를 포함할 수 있다. 예를 들어, 메모리(1300)는 ROM(Read Only Memory)(1310) 및 RAM(Random Access Memory)(1320)을 포함할 수 있다.

[0061] 또한, 네트워크 인터페이스(1700)는 스마트폰, 노트북 PC, 데스크탑 PC 등 사용자 단말에서의 유선 인터넷 통신이나 WiFi, WiBro 등 무선 인터넷 통신, WCDMA, LTE 등 이동통신을 지원하는 모뎀 등의 통신 모듈이나, 근거리 무선 통신 방식(예, 블루투스, 지그비, 와이파이 등)의 통신을 지원하는 모뎀 등의 통신모듈을 포함할 수 있다.

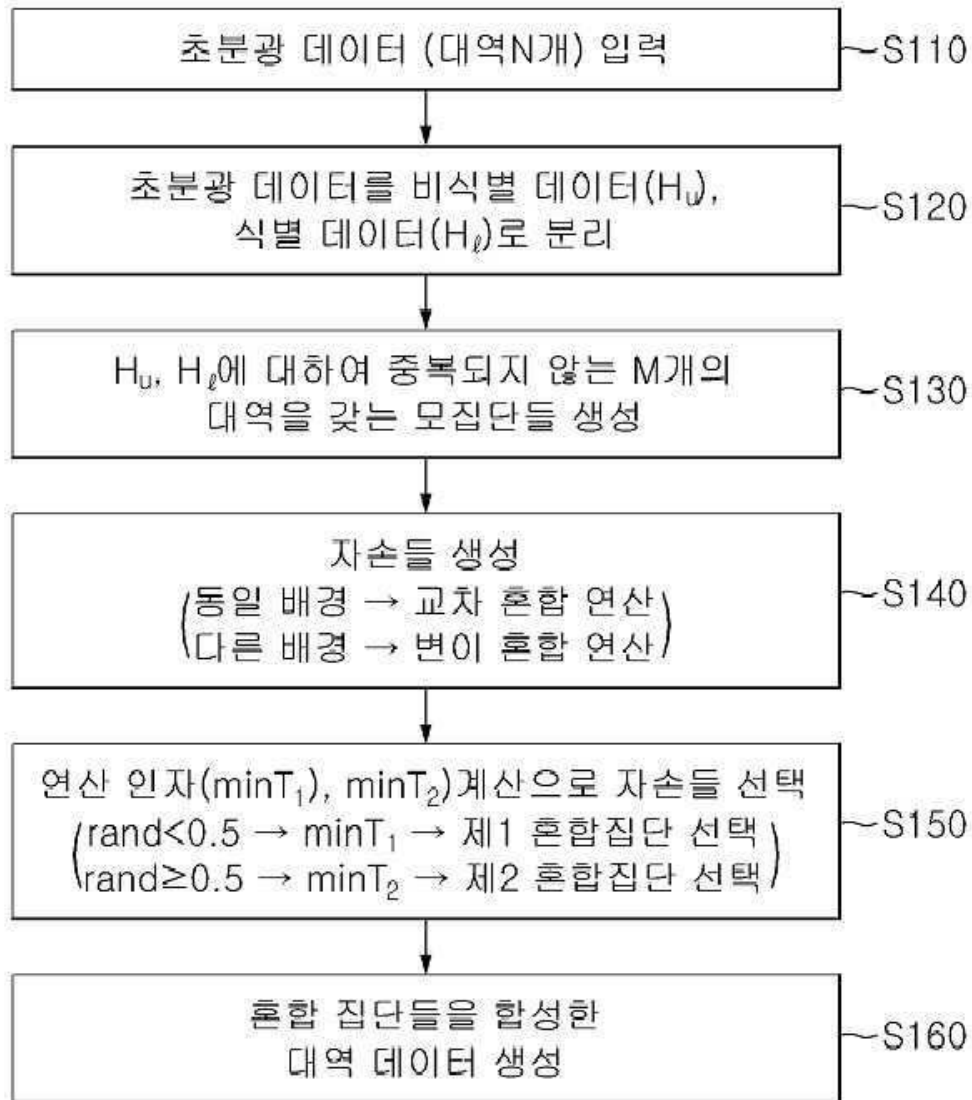
[0062] 따라서, 본 명세서에 개시된 실시예들과 관련하여 설명된 방법 또는 알고리즘의 단계는 프로세서(1100)에 의해 실행되는 하드웨어, 소프트웨어 모듈, 또는 그 2 개의 결합으로 직접 구현될 수 있다. 소프트웨어 모듈은 RAM 메모리, 플래시 메모리, ROM 메모리, EPROM 메모리, EEPROM 메모리, 레지스터, 하드 디스크, 착탈형 디스크, CD-ROM과 같이 컴퓨터 등 장치로 판독 가능한 저장/기록 매체(즉, 메모리(1300) 및/또는 스토리지(1600))에 상주할 수도 있다. 예시적인 저장 매체는 프로세서(1100)에 커플링되며, 그 프로세서(1100)는 저장 매체로부터 정보(코드)를 판독할 수 있고 저장 매체에 정보(코드)를 기입할 수 있다. 다른 방법으로, 저장 매체는 프로세서(1100)와 일체형일 수도 있다. 프로세서 및 저장 매체는 주문형 집적회로(ASIC) 내에 상주할 수도 있다. ASIC는 사용자 단말기 내에 상주할 수도 있다. 다른 방법으로, 프로세서 및 저장 매체는 사용자 단말기 내에 개별 컴포넌트로서 상주할 수도 있다.

[0063] 상술한 바와 같이, 본 발명에 따른 초분광 이미징 방법에 따르면, 딥러닝 지도(supervised) 식별 데이터(labeled data)와 비지도(unsupervised) 비식별 데이터(unlabeled data)를 합성한 준지도(semi-supervised) 방식으로 진화적 멀티태스킹 최적화에 따른 초분광 대역 선택을 수행함으로써, 이미지 프로세싱의 계산 복잡성을 줄일 수 있을 뿐만 아니라, 중복된 데이터(Redundancy)를 제거하거나 분석 목적에 적합한 파장 대역의 데이터를 효과적으로 선택하며, 특히, 딥러닝 지도 식별 데이터를 융합하여 더욱 함축(Abstract)된 특징값을 추출하도록 하여 국소 지점의 변화에 날카롭지 않고 부드러운 영상을 제공할 수 있다.

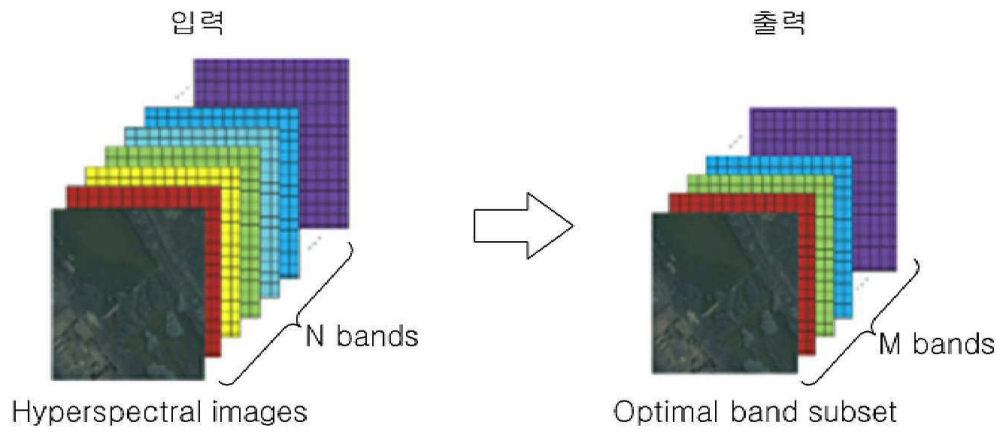
[0064] 이상과 같이 본 발명에서는 구체적인 구성 요소 등과 같은 특정 사항들과 한정된 실시예 및 도면에 의해 설명되었으나 이는 본 발명의 보다 전반적인 이해를 돕기 위해서 제공된 것일 뿐, 본 발명은 상기의 실시예에 한정되는 것은 아니며, 본 발명이 속하는 분야에서 통상적인 지식을 가진 자라면 본 발명의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 다양한 수정 및 변형이 가능할 것이다. 따라서, 본 발명의 사상은 설명된 실시예에 국한되어 정해져서는 아니 되며, 후술하는 특허청구범위뿐 아니라 이 특허청구범위와 균등하거나 등가적 변형이 있는 모든 기술 사상은 본 발명의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

도면

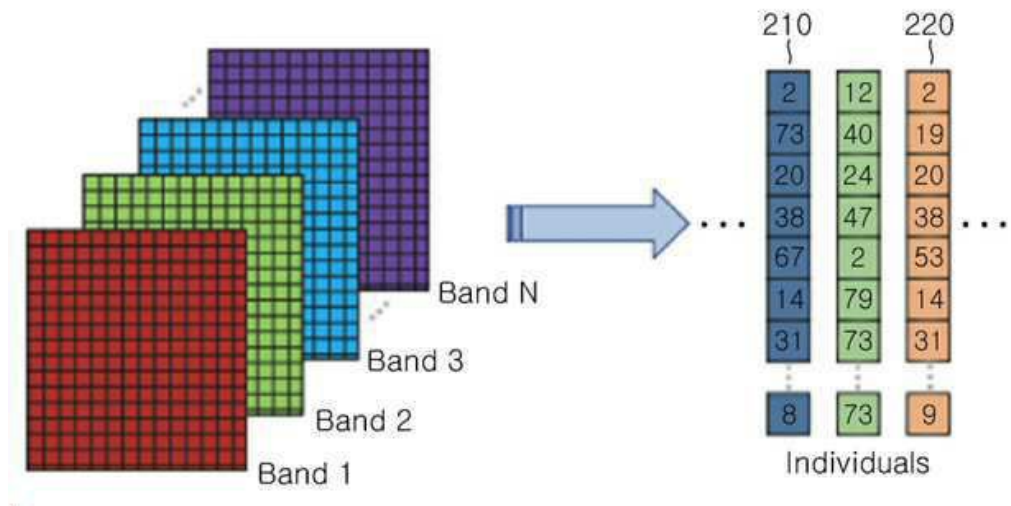
도면1



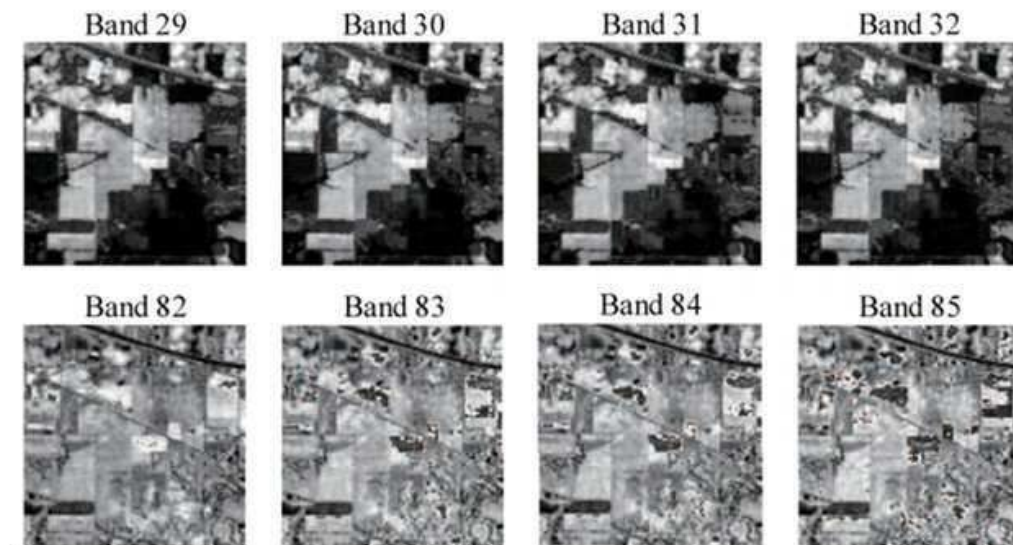
도면2



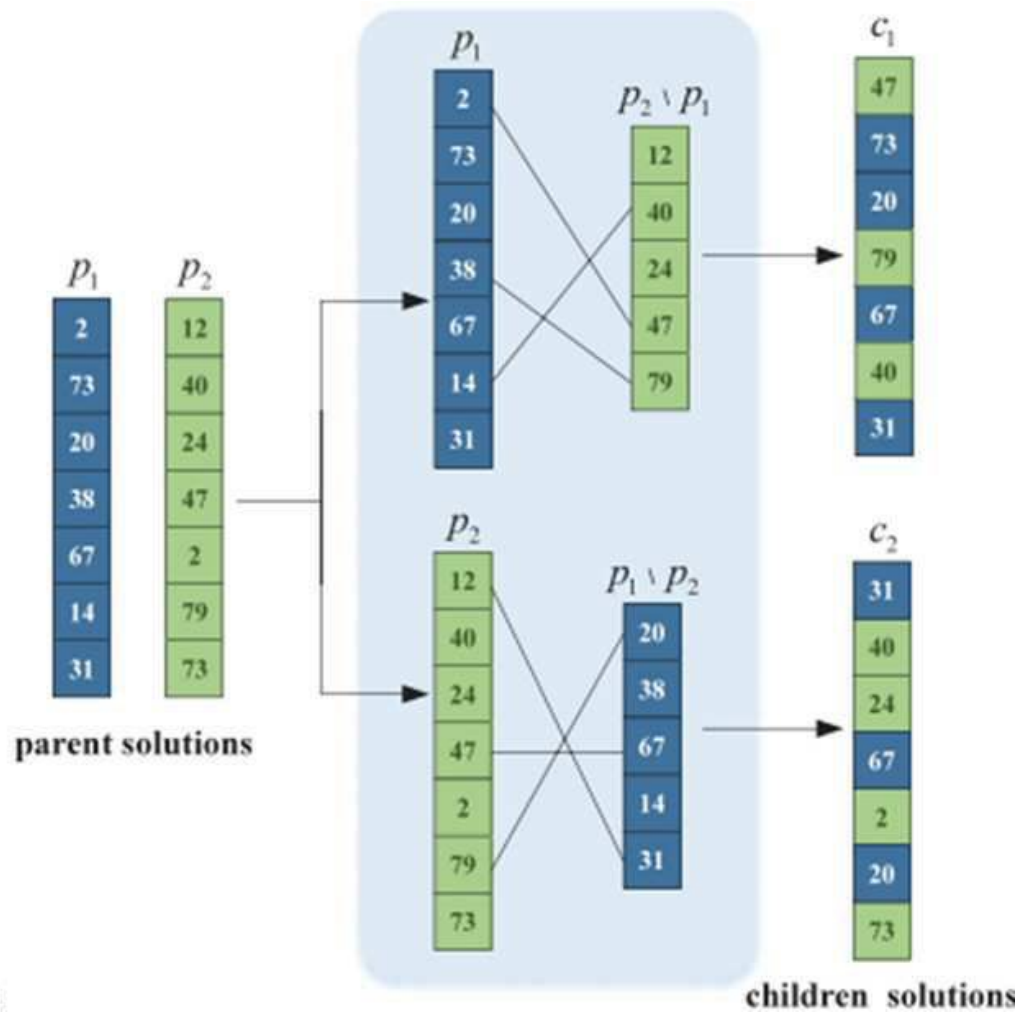
도면3



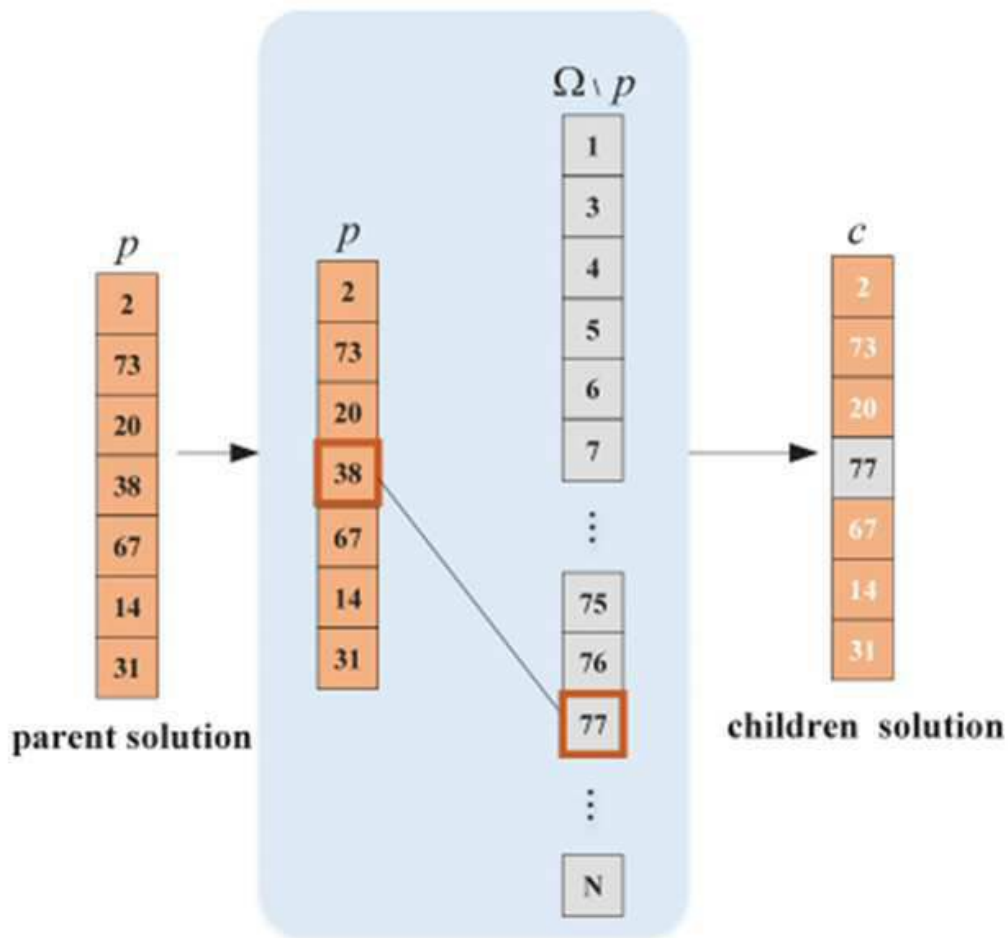
도면4



도면5



도면6



도면7

