(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0060127
(43) 공개일자 2022년05월11일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
*G16H 50/50* (2018.01) *G16H 30/20* (2018.01)
*G16H 30/40* (2018.01) *G16H 50/70* (2018.01)
(52) CPC특허분류
*G16H 50/50* (2018.01)
*G06N 3/0427* (2013.01)
(21) 출원번호 10-2020-0145719
(22) 출원일자 2020년11월04일
심사청구일자 2020년11월04일
기술이전 희망 : 기술양도

전체 청구항 수 : 총 12 항

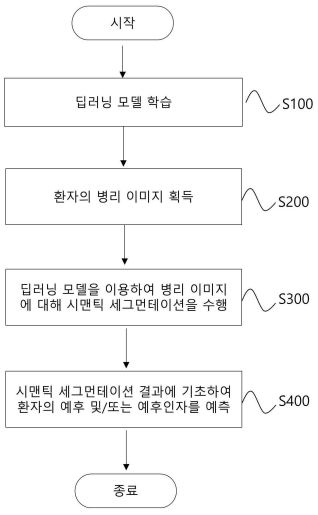
(71) 출원인
**경희대학교 산학협력단**
경기도 용인시 기흥구 덕영대로 1732 (서천동, 경희대학교 국제캠퍼스내)
(72) 발명자
**곽민섭**
서울특별시 강동구 고덕로 360, 316동 904호(상일동, 고덕아르테온)
(74) 대리인
**위병갑**

(54) 발명의 명칭 **딥러닝 기반 예후 예측 방법 및 그 장치**

## (57) 요 약

딥러닝 기반 예후 예측 방법 및 그 장치가 제공된다. 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 딥러닝 기반 예후 예측 방법은, 대상암의 환자에 대한 병리 이미지를 획득하는 단계, 딥러닝 모델을 이용하여 병리 이미지에 대해 시맨틱 세그먼테이션(semantic segmentation)을 수행하되, 세그먼테이션 클래스는 암클래스 및 스트로마클래스를 포함하는 것인, 단계 및 시맨틱 세그먼테이션의 결과에 기초하여 환자의 예후 또는 예후인자를 예측하는 단계를 포함할 수 있다.

*대 표 도* - 도2



(52) CPC특허분류
*G06N 3/08* (2013.01)
*G16H 30/20* (2018.01)
*G16H 30/40* (2018.01)
*G16H 50/70* (2018.01)

# 명 세 서

## 청구범위

### 청구항 1

컴퓨팅 장치에서 딥러닝 기반으로 대상암의 예후를 예측하는 방법으로서,

상기 대상암의 환자에 대한 병리 이미지를 획득하는 단계;

딥러닝 모델을 이용하여 상기 병리 이미지에 대해 시맨틱 세그먼테이션(semantic segmentation)을 수행하되, 세그먼테이션 클래스는 암클래스 및 스트로마클래스를 포함하는 것인, 단계; 및

상기 시맨틱 세그먼테이션의 결과에 기초하여 상기 환자의 예후 또는 예후인자를 예측하는 단계를 포함하는,

딥러닝 기반 예후 예측 방법.

### 청구항 2

제1 항에 있어서,

상기 딥러닝 모델은 다운샘플링을 수행하는 인코더와 업샘플링을 수행하는 디코더를 포함하는,

딥러닝 기반 예후 예측 방법.

### 청구항 3

제1 항에 있어서,

학습용 이미지 패치를 이용하여 상기 딥러닝 모델을 학습시키는 단계를 더 포함하되,

상기 학습시키는 단계는,

상기 학습용 이미지 패치의 크기가 상기 딥러닝 모델의 입력 조건에 부합하는지 여부를 판단하는 단계;

부합하지 않는다는 판단에 응답하여, 상기 학습용 이미지 패치에 대해 미러 패딩(mirror padding)을 수행하는 단계; 및

상기 미러 패딩된 학습용 이미지 패치를 이용하여 상기 딥러닝 모델을 학습시키는 단계를 포함하는,

딥러닝 기반 예후 예측 방법.

### 청구항 4

제1 항에 있어서,

상기 시맨틱 세그먼테이션을 수행하는 단계는,

상기 병리 이미지를 복수의 이미지 패치(patch)로 분할하는 단계; 및

상기 복수의 이미지 패치를 상기 딥러닝 모델에 적용하여 상기 시맨틱 세그먼테이션을 수행하는 단계를 포함하는,

딥러닝 기반 예후 예측 방법.

### 청구항 5

제1 항에 있어서,

상기 환자의 예후 또는 예후인자를 예측하는 단계는,

상기 시맨틱 세그먼테이션의 결과 이미지에서 암영역과 스트로마영역을 결정하는 단계;

상기 암영역과 상기 스트로마영역의 비율을 기초로 예측지표점수를 산출하는 단계; 및

상기 예측지표점수에 기초하여 상기 환자의 예후 또는 예후인자를 예측하는 단계를 포함하는,

딥러닝 기반 예후 예측 방법.

**청구항 6**

제5 항에 있어서,

상기 예측지표점수를 산출하는 단계는,

상기 암영역의 픽셀수와 상기 스트로마영역의 픽셀수의 비율에 기초하여 상기 예측지표점수를 산출하는 단계를 포함하는,

딥러닝 기반 예후 예측 방법.

**청구항 7**

제5 항에 있어서,

상기 암영역과 스트로마영역을 결정하는 단계는,

상기 결과 이미지에서 상기 암클래스와 상기 스트로마클래스에 대응되는 영역을 추출하는 단계;

상기 추출된 영역에 대해 침식(erosion) 연산 및 팽창(dilation) 연산을 포함하는 모폴로지(morphology) 연산을 수행하는 단계; 및

상기 모폴로지 연산의 결과에 기초하여 상기 암영역과 상기 스트로마영역을 결정하는 단계를 포함하는,

딥러닝 기반 예후 예측 방법.

**청구항 8**

제5 항에 있어서,

상기 예후인자는 림프절 전이 여부를 포함하는,

딥러닝 기반 예후 예측 방법.

**청구항 9**

제5 항에 있어서,

상기 예측지표점수를 산출하는 단계는,

상기 암영역의 픽셀수에 제1 픽셀가중치를 반영하여 상기 암영역에 대한 제1 값을 산출하는 단계;

상기 스트로마영역의 픽셀수에 제2 픽셀가중치를 반영하여 상기 스트로마영역에 대한 제2 값을 산출하는 단계; 및

상기 제1 값과 상기 제2 값의 비율에 기초하여 상기 예측지표점수를 산출하는 단계를 포함하되,

상기 제1 픽셀가중치는 해당 픽셀의 암클래스에 대한 컨피던스 스코어(confidence score)에 기초하여 결정되고,

상기 제2 픽셀가중치는 해당 픽셀의 스트로마클래스에 대한 컨피던스 스코어에 기초하여 결정되는,

딥러닝 기반 예후 예측 방법.

**청구항 10**

제1 항에 있어서,

상기 대상암은 대장암인,

딥러닝 기반 예후 예측 방법.

**청구항 11**

하나 이상의 인스트럭션들(instructions)을 저장하는 메모리;

상기 하나 이상의 인스트럭션들을 실행함으로써,

대상암의 환자에 대한 병리 이미지를 획득하고,

딥러닝 모델을 이용하여 상기 병리 이미지에 대해 시맨틱 세그먼테이션(semantic segmentation)을 수행하며,

상기 시맨틱 세그먼테이션의 결과에 기초하여 상기 환자의 예후 또는 예후인자를 예측하는 프로세서를 포함하되,

상기 시맨틱 세그먼테이션의 대상 클래스는 암클래스 및 스트로마클래스를 포함하는,

예후 예측 장치.

**청구항 12**

컴퓨팅 장치와 결합되어,

대상암의 환자에 대한 병리 이미지를 획득하는 단계;

딥러닝 모델을 이용하여 상기 병리 이미지에 대해 시맨틱 세그먼테이션(semantic segmentation)을 수행하되, 세그먼테이션 클래스는 암클래스 및 스트로마클래스를 포함하는 것인, 단계; 및

상기 시맨틱 세그먼테이션의 결과에 기초하여 상기 환자의 예후 또는 예후인자를 예측하는 단계를 실행시키기 위하여 컴퓨터 판독가능한 기록매체에 저장된,

컴퓨터 프로그램.

## *발명의 설명*

### *기 술 분 야*

[0001] 본 개시는 딥러닝 기반 예후 예측 방법 및 그 장치에 관한 것이다. 보다 자세하게는, 딥러닝 모델을 이용하여 대상암(target cancer)의 예후 및/또는 예후인자를 예측할 수 있는 방법 및 그 방법을 수행하는 장치에 관한 것이다.

### *배 경 기 술*

[0002] 대장암(colorectal cancer; CRC)은 전 세계적으로 세 번째로 흔한 암이자 암 관련 사망의 두 번째 주요 원인으로, 향후 대장암에 관한 진단 및 치료 기술의 중요성이 지속적으로 증가할 것으로 예상된다.

[0003] 대장암에서 림프절 전이(lymph node metastasis; LNM)는 환자의 질병 재발 가능성, 생존 가능성, 치료 방법 등을 예측하기 위한 중요한 예후인자(prognostic factor)이다. 가령, 림프절 전이 여부를 통해 초기 단계의 환자들이 국소 내시경 치료 후 추가 수술을 받아야 하는지 여부, 수술적 절제 후 보조 항암화학요법 사용이 필요한지 여부 등이 판단될 수 있다.

[0004] 그런데, 현재의 임상의들은 초음파, 컴퓨터단층촬영(CT) 등의 제한된 검사에 근거한 결절 상태 평가, 가벼운 현미경 검사 결과 및 주관적인 경험 경험을 바탕으로 림프절 전이 여부를 추정하여, 중요한 치료 결정을 하고 있다. 그러나, 이러한 병리학적 검사(pathological examination)만으로는 대장암 환자의 림프절 전이 여부를 정확하게 예측하기 어렵다. 가령, 병리학적 검사를 통해 마이크로(micro) 단위의 림프절 전이를 예측하는 것은 거의 불가능하다. 게다가, 경험이 부족한 임상의들은 예측의 어려움으로 인해 잘못된 치료 결정을 내릴 수도 있다.

### *선행기술문헌*

#### *특허문헌*

[0005] (특허문헌 0001) 한국공개특허 제10-2019-0021471호 (19.03.05 공개)

## *발명의 내용*

### 해결하려는 과제

[0006] 본 개시의 몇몇 실시예들을 통해 해결하고자 하는 기술적 과제는, 딥러닝 모델을 이용하여 대상암의 예후 및/또는 예후인자를 예측할 수 있는 방법 및 그 방법을 수행하는 장치를 제공하는 것이다.

[0007] 본 개시의 몇몇 실시예들을 통해 해결하고자 하는 다른 기술적 과제는, 대상암의 예후 및/또는 예후인자를 정확하게 예측할 수 있는 지표를 제공하는 것이다.

[0008] 본 개시의 기술적 과제들은 이상에서 언급한 기술적 과제들로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 기술적 과제들은 아래의 기재로부터 본 개시의 기술분야에서의 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

### 과제의 해결 수단

[0009] 상기 기술적 과제를 해결하기 위한, 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 딥러닝 기반 예후 예측 방법은, 컴퓨팅 장치에서 딥러닝 기반으로 대상암의 예후를 예측하는 방법으로서, 상기 대상암의 환자에 대한 병리 이미지를 획득하는 단계, 딥러닝 모델을 이용하여 상기 병리 이미지에 대해 시맨틱 세그먼테이션(semantic segmentation)을 수행하되, 세그먼테이션 클래스는 암클래스 및 스트로마클래스를 포함하는 것인, 단계 및 상기 시맨틱 세그먼테이션의 결과에 기초하여 상기 환자의 예후 또는 예후인자를 예측하는 단계를 포함할 수 있다.

[0010] 몇몇 실시예들에서, 상기 딥러닝 모델은 다운샘플링을 수행하는 인코더와 업샘플링을 수행하는 디코더를 포함할 수 있다.

[0011] 몇몇 실시예들에서, 학습용 이미지 패치를 이용하여 상기 딥러닝 모델을 학습시키는 단계를 더 포함하되, 상기 학습시키는 단계는, 상기 학습용 이미지 패치의 크기가 상기 딥러닝 모델의 입력 조건에 부합하는지 여부를 판단하는 단계, 부합하지 않는다는 판단에 응답하여, 상기 학습용 이미지 패치에 대해 미러 패딩(mirror padding)을 수행하는 단계 및 상기 미러 패딩된 학습용 이미지 패치를 이용하여 상기 딥러닝 모델을 학습시키는 단계를 포함할 수 있다.

[0012] 몇몇 실시예들에서, 상기 환자의 예후 또는 예후인자를 예측하는 단계는, 상기 시맨틱 세그먼테이션의 결과 이미지에서 암영역과 스트로마영역을 결정하는 단계, 상기 암영역과 상기 스트로마영역의 비율을 기초로 예측지표점수를 산출하는 단계 및 상기 예측지표점수에 기초하여 상기 환자의 예후 또는 예후인자를 예측하는 단계를 포함할 수 있다.

[0013] 몇몇 실시예들에서, 상기 예측지표점수를 산출하는 단계는, 상기 암영역의 픽셀수와 상기 스트로마영역의 픽셀수의 비율에 기초하여 상기 예측지표점수를 산출하는 단계를 포함할 수 있다.

[0014] 몇몇 실시예들에서, 상기 암영역과 스트로마영역을 결정하는 단계는, 상기 결과 이미지에서 상기 암클래스와 상기 스트로마클래스에 대응되는 영역을 추출하는 단계, 상기 추출된 영역에 대해 침식(erosion) 연산 및 팽창(dilation) 연산을 포함하는 모폴로지(morphology) 연산을 수행하는 단계 및 상기 모폴로지 연산의 결과에 기초하여 상기 암영역과 상기 스트로마영역을 결정하는 단계를 포함할 수 있다.

[0015] 몇몇 실시예들에서, 상기 예후인자는 림프절 전이 여부를 포함할 수 있다.

[0016] 몇몇 실시예들에서, 상기 대상암은 대장암일 수 있다.

[0017] 상술한 기술적 과제를 해결하기 위한 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 예후 예측 장치는, 하나 이상의 인스트럭션들(instructions)을 저장하는 메모리, 상기 하나 이상의 인스트럭션들을 실행함으로써, 대상암의 환자에 대한 병리 이미지를 획득하고, 딥러닝 모델을 이용하여 상기 병리 이미지에 대해 시맨틱 세그먼테이션(semantic segmentation)을 수행하며, 상기 시맨틱 세그먼테이션의 결과에 기초하여 상기 환자의 예후 또는 예후인자를 예측하는 프로세서를 포함할 수 있다. 이때, 상기 시맨틱 세그먼테이션의 대상 클래스는 암클래스 및 스트로마클래스를 포함할 수 있다.

[0018] 상술한 기술적 과제를 해결하기 위한 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 컴퓨터 프로그램은, 컴퓨팅 장치와 결합되어, 대상암의 환자에 대한 병리 이미지를 획득하는 단계, 딥러닝 모델을 이용하여 상기 병리 이미지에 대해 시맨틱 세그먼테이션(semantic segmentation)을 수행하되, 세그먼테이션 클래스는 암클래스 및 스트로마클래스를 포함하는 것인, 단계 및 상기 시맨틱 세그먼테이션의 결과에 기초하여 상기 환자의 예후 또는 예후인자를 예측하는 단계를 실행시키기 위하여 컴퓨터 판독가능한 기록매체에 저장될 수 있다.

## 발명의 효과

[0019] 상술한 본 개시의 몇몇 실시예들에 따르면, 암영역과 스트로마영역의 비율이 대상암(target cancer)의 예후 및/또는 예후인자에 대한 객관적인 예측 지표로 활용될 수 있다. 이러한 예측 지표는 대상암의 주요 예후인자인 림프절 전이 여부 등을 예측하는데 효과적으로 활용됨으로써, 암환자의 임상의들에게 가치있고 객관적인 진단 보조 정보를 제공할 수 있다.

[0020] 또한, 시맨틱 세그먼테이션(semantic segmentation)을 수행하는 딥러닝 모델을 이용함으로써 환자의 병리 이미지로부터 상기 예측 지표에 관한 점수가 자동화된 방식으로 정확하게 산출될 수 있다.

[0021] 본 개시의 기술적 사상에 따른 효과들은 이상에서 언급한 효과들로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 효과들은 아래의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

## 도면의 간단한 설명

[0022] 도 1은 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 예후 예측 장치와 그의 입출력 데이터를 설명하기 위한 예시적인 도면이다.

도 2는 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 딥러닝 기반의 예후 예측 방법을 나타내는 예시적인 흐름도이다.

도 3은 본 개시의 몇몇 실시예들에서 참조될 수 있는 시맨틱 세그먼테이션의 개념을 설명하기 위한 예시적인 도면이다.

도 4 및 도 5는 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 딥러닝 모델의 구조를 설명하기 위한 예시적인 도면이다.

도 6은 본 개시의 몇몇 실시예들에서 참조될 수 있는 미러 패딩 기법을 설명하기 위한 예시적인 도면이다.

도 7은 본 개시의 몇몇 실시예들에서 참조될 수 있는 병리 이미지를 예시한다.

도 8은 도 7에 예시된 병리 이미지에 대한 시맨틱 세그먼테이션의 결과를 예시한다.

도 9는 도 2의 단계 S400의 세부 과정을 나타내는 예시적인 흐름도이다.

도 10은 도 9의 단계 S420를 부연 설명하기 위한 예시적인 도면이다.

도 11은 본 개시의 제1 실시예에 따른 예측지표점수 산출 방법을 설명하기 위한 예시적인 도면이다.

도 12는 본 개시의 제2 실시예에 따른 예측지표점수 산출 방법을 설명하기 위한 예시적인 도면이다.

도 13은 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 예후 예측 장치를 구현할 수 있는 예시적인 컴퓨팅 장치를 도시한다.

## 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0023] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 개시의 바람직한 실시예들을 상세히 설명한다. 본 개시의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 상세하게 후술되어 있는 실시예들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나 본 개시의 기술적 사상은 이하의 실시예들에 한정되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 수 있으며, 단지 이하의 실시예들은 본 개시의 기술적 사상을 완전하도록 하고, 본 개시가 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 본 개시의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이며, 본 개시의 기술적 사상은 청구항의 범주에 의해 정의될 뿐이다.

[0024] 각 도면의 구성요소들에 참조부호를 부가함에 있어서, 동일한 구성요소들에 대해서는 비록 다른 도면상에 표시되더라도 가능한 한 동일한 부호를 가지도록 하고 있음에 유의해야 한다. 또한, 본 개시를 설명함에 있어, 관련된 공지 구성 또는 기능에 대한 구체적인 설명이 본 개시의 요지를 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명은 생략한다.

[0025] 다른 정의가 없다면, 본 명세서에서 사용되는 모든 용어(기술 및 과학적 용어를 포함)는 본 개시가 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 공통적으로 이해될 수 있는 의미로 사용될 수 있다. 또 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 용어들은 명백하게 특별히 정의되어 있지 않는 한 이상적으로 또는 과도하게 해석되지 않는다. 본 명세서에서 사용된 용어는 실시예들을 설명하기 위한 것이며 본 개시를 제한하고자 하는 것은 아니다. 본 명세서에서, 단수형은 문구에서 특별히 언급하지 않는 한 복수형도 포함한다.

[0026] 또한, 본 개시의 구성 요소를 설명하는 데 있어서, 제1, 제2, A, B, (a), (b) 등의 용어를 사용할 수 있다. 이

러한 용어는 그 구성 요소를 다른 구성 요소와 구별하기 위한 것일 뿐, 그 용어에 의해 해당 구성 요소의 본질이나 차례 또는 순서 등이 한정되지 않는다. 어떤 구성 요소가 다른 구성요소에 "연결", "결합" 또는 "접속"된다고 기재된 경우, 그 구성 요소는 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되거나 또는 접속될 수 있지만, 각 구성 요소 사이에 또 다른 구성 요소가 "연결", "결합" 또는 "접속"될 수도 있다고 이해되어야 할 것이다.

[0027] 본 개시에서 사용되는 "포함한다(comprises)" 및/또는 "포함하는(comprising)"은 언급된 구성 요소, 단계, 동작 및/또는 소자는 하나 이상의 다른 구성 요소, 단계, 동작 및/또는 소자의 존재 또는 추가를 배제하지 않는다.

[0028] 이하, 본 개시의 다양한 실시예들에 대하여 첨부된 도면에 따라 상세하게 설명한다.

[0029] 도 1은 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 예후 예측 장치(10) 및 그의 입출력 데이터를 설명하기 위한 예시적인 도면이다.

[0030] 도 1에 도시된 바와 같이, 예후 예측 장치(10)는 컴퓨팅 장치로서, 대상암(target cancer)의 환자 정보(1)를 입력받고 해당 환자의 예후인자(2), 예후(3) 등을 예측하여 출력(제공)할 수 있다. 뿐만 아니라, 예후 예측 장치(10)는 환자에 대한 치료정보(4)를 결정하여 출력(제공)할 수도 있다. 이하에서는, 설명의 편의상 예후 예측 장치(10)를 "예측 장치(10)"로 약칭하도록 한다.

[0031] 상기 컴퓨팅 장치는 예를 들어 노트북, 데스크톱(desktop), 랩탑(laptop) 등이 될 수 있으나, 이에 국한되는 것은 아니며 컴퓨팅 기능이 구비된 모든 종류의 장치를 포함할 수 있다. 컴퓨팅 장치의 일 예시는 도 13을 참조하도록 한다.

[0032] 상기 대상암은 예를 들어 대장암(colorectal cancer)일 수 있다. 그러나, 본 개시의 범위가 이에 한정되는 것은 아니며, 대상암은 유방암(breast cancer) 등과 같이 다른 종류의 암을 더 포함할 수도 있다.

[0033] 환자 정보(1)는 예를 들어 환자의 인구통계학적 정보, 환자의 병리 이미지(pathological image), 환자의 질병 이력 등을 포함할 수 있다. 그러나, 이에 한정되는 것은 아니다. 병리 이미지는 예를 들어 암(종양) 발생 부위(조직)에 대한 전체 슬라이드 이미지(whole slide image; e.g. H&E(hematoxylin & eosin) 염색 이미지) 및/또는 상기 전체 슬라이드 이미지의 패치(patch)를 포함할 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.

[0034] 예후인자정보(12)는 예를 들어 림프절 전이 여부, EMTD(extramural tumor deposits), 종양의 크기, 종양의 위치, 종양의 침윤 깊이 등을 포함할 수 있다. 그러나, 이에 한정되는 것은 아니다.

[0035] 예후정보(13)는 예를 들어 재발 가능성, 생존 가능성, 질병의 진행 단계, 질병의 진행 상태 등과 같이 대상암의 예후와 관련된 모든 정보를 포함할 수 있다.

[0036] 치료정보(14)는 예를 들어 예후에 따른 적합한 치료 방법, 바람직한 생활 수칙 등에 관한 정보를 포함할 수 있다. 그러나, 이에 한정되는 것은 아니다.

[0037] 본 개시의 다양한 실시예들에서, 예측 장치(10)는 딥러닝 모델을 이용하여 대상암에 걸린 환자의 예후 및/또는 예후인자를 예측할 수 있다. 구체적으로, 예측 장치(10)는 시맨틱 세그먼테이션(semantic segmentation)을 수행하는 딥러닝 모델(deep-learning model)을 통해 환자의 병리 이미지를 분석하여 환자의 예후 및/또는 예후인자에 대한 예측지표점수를 산출할 수 있다. 그리고, 예측 장치(10)는 산출된 예측지표점수에 기초하여 환자의 예후 및/또는 예후인자를 예측할 수 있다. 본 실시예와 관련하여서는 도 2 이하의 도면을 참조하여 상세하게 설명하도록 한다.

[0038] 한편, 도 1은 예측 장치(10)가 하나의 컴퓨팅 장치로 구현된 것을 예로써 도시하고 있으나, 예측 장치(10)는 복수의 컴퓨팅 장치로 구현될 수도 있다. 예를 들어, 예측 장치(10)의 제1 기능은 제1 컴퓨팅 장치에서 구현되고, 제2 기능은 제2 컴퓨팅 장치에서 구현될 수 있다. 또는, 예측 장치(10)의 특정 기능이 복수의 컴퓨팅 장치에서 구현될 수도 있다.

[0039] 지금까지 도 1을 참조하여 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 예측 장치(10)에 대하여 설명하였다. 이하에서는, 도 1에 예시된 예측 장치(10)에서 수행될 수 있는 딥러닝 기반의 예후 예측 방법에 대하여 설명하도록 한다.

[0040] 이하에서 후술될 예후 예측 방법의 각 단계는 컴퓨팅 장치의 프로세서에 의해 실행될 수 있는 하나 이상의 인스트럭션들(instructions)로 구현될 수 있으며, 특정 단계(동작)의 주어가 생략된 경우 예측 장치(10)에 의하여 수행되는 것으로 이해될 수 있다. 다만, 경우에 따라 상기 예후 예측 방법의 일부 단계는 다른 컴퓨팅 장치에서 수행될 수도 있다.

[0041] 도 2는 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 딥러닝 기반 예후 예측 방법을 나타내는 예시적인 흐름도이다. 단, 이는 본 개시의 목적을 달성하기 위한 바람직한 실시예일뿐이며, 필요에 따라 일부 단계가 추가되거나 삭제될 수 있음은 물론이다.

[0042] 도 2에 도시된 바와 같이, 상기 예후 예측 방법은 시맨틱 세그먼테이션을 수행하는 딥러닝 모델을 학습시키는 단계 S100에서 시작될 수 있다. 이해의 편의를 제공하기 위해, 시맨틱 세그먼테이션의 개념, 딥러닝 모델의 구조 및 학습 방법에 대하여 도 3 내지 도 6을 참조하여 부연 설명하도록 한다.

[0043] 먼저, 시맨틱 세그먼테이션은 이미지 단위가 아니라 픽셀(pixel) 단위로 클래스를 예측하는 태스크를 의미할 수 있다. 예를 들어, 도 3에 도시된 바와 같이, 주어진 이미지(13)에 대해 시맨틱 세그먼테이션이 수행되면, 픽셀 단위의 클래스 예측 결과인 세그먼테이션 맵(15; segmentation map) 또는 세그먼테이션 결과 이미지(17)가 획득될 수 있다. 세그먼테이션 결과 이미지(17)는 세그먼테이션 맵(15)를 이미지 형태로 나타낸 것을 의미할 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다. 시맨틱 세그먼테이션은 픽셀 단위로 조밀한 예측을 수행하는 태스크이기 때문에, 당해 기술 분야에서 덴스 프릭딕션(dense prediction)이라는 용어로 명명될 수도 있다.

[0044] 시맨틱 세그먼테이션은 컴퓨터 비전 분야의 다양한 태스크 중에서 가장 핵심적이고도 난이도가 높은 태스크로, 높은 정확도를 위해 딥러닝 모델을 통해 수행될 수 있다. 가령, 도 4에 도시된 바와 같이, 시맨틱 세그먼테이션은 인코더(21; encoder)와 디코더(25, decoder)로 구성되는 딥러닝 모델을 통해 수행될 수 있다. 여기서, 인코더(21)는 다운샘플링을 수행하는 신경망으로서, 예를 들어 컨볼루션(convolution) 연산을 수행하는 신경망으로 구성될 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다. 또한, 디코더(25)는 인코딩 결과(23)에 대해 업샘플링을 수행하는 신경망으로서, 예를 들어 업-컨볼루션(up-convolution; 또는 디컨볼루션) 연산을 수행하는 신경망으로 구성될 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.

[0045] 보다 구체적인 딥러닝 모델의 구조는 도 5에 예시되어 있다. 도 5는 인코더(31) 및 디코더(33)로 구성되며 개념적으로 U자형 구조로 이루어진 딥러닝 모델을 예시하고 있다. 이러한 딥러닝 모델은 인코더(31)에서 추출된 특징맵을 디코더(33)에서 더 활용함으로써(e.g. 인코더 31의 특징맵와 디코더 33의 특징맵과 결합(concatenation)되어 디코딩 시에 활용됨), 높은 세그먼테이션 정확도를 보장할 수 있다. 도 5에 예시된 딥러닝 모델에 관한 보다 자세한 설명은 "U-Net"에 관한 공지된 기술 자료를 더 참조하도록 한다.

[0046] 상술한 딥러닝 모델은 학습용 병리 이미지(또는 이미지 패치)와 정답 세그먼테이션 맵으로 구성된 학습 데이터(셋)를 이용하여 학습될 수 있다. 이때, 세그먼테이션 클래스는 암클래스(e.g. 암 상피 세포/조직)와 스트로마(stroma)클래스(e.g. 스트로마 세포/조직)를 포함할 수 있고 다른 클래스를 더 포함할 수도 있다. 예컨대, 세그먼테이션 클래스는 암클래스, 스트로마클래스, 정상클래스(e.g. 정상 상피 세포/조직), 근육(muscle)클래스(e.g. 근세포), 지방(adipose)클래스(e.g. 지방 세포/조직), 림프클래스(e.g. 림프구), 점액(mucus)클래스를 포함할 수 있다. 당해 기술 분야의 종사자라면, 딥러닝 모델의 학습 방법(e.g. 오차역전파 기법)에 대하여 충분히 숙지하고 있을 것인 바, 학습 방법에 대한 구체적인 설명은 생략하도록 한다.

[0047] 몇몇 실시예들에서는, 학습용 병리 이미지 패치에 대해 미러 패딩(mirror padding)이 수행되고, 미러 패딩된 병리 이미지 패치를 이용하여 딥러닝 모델이 학습될 수 있다. 가령, 상기 병리 이미지 패치의 크기가 딥러닝 모델의 입력 조건에 부합하는지 여부를 판단하고, 부합하지 않는다는 판단에 응답하여 상기 병리 이미지 패치에 대해 미러 패딩이 수행될 수 있다. 이러한 과정을 통해 학습용 병리 이미지 패치의 크기가 딥러닝 모델에 부합하지 않더라도, 학습이 원활하게 수행될 수 있다. 아울러, 학습용 병리 이미지 패치에 대한 크기 제약사항이 완화되는 바, 학습 데이터(셋)가 보다 용이하게 확보될 수 있다.

[0048] 참고로, 상기 미러 패딩은 도 6에 예시된 바와 같이 원본 이미지(41)의 픽셀값을 미러링(mirroring)하는 방식으로 패딩을 수행하는 기법을 의미할 수 있다. 가령, 미러 패딩된 이미지(47)의 일 영역(45)의 픽셀값은 원본 이미지(41)의 일 영역(43)이 거울을 통해 반사되는 형태로 채워질 수 있다. 미러 패딩은 병리 이미지 또는 생물학적 이미지와 같이 유사 구조(e.g. 모양, 형상)이 반복적으로 나타나는 이미지를 기계 학습할 때 효과적으로 활용될 수 있다. 당해 기술 분야에서, 미러 패딩은 리플렉트 패딩(reflect padding)이란 용어와 혼용되어 사용될 수 있다.

[0049] 다시 도 2를 참조하여 설명한다.

[0050] 단계 S200에서, 환자의 병리 이미지가 획득될 수 있다. 앞서 언급한 바와 같이, 상기 병리 이미지는 암 발생 부위에 대한 전체 슬라이드 이미지 및/또는 이의 패치를 포함할 수 있다. 병리 이미지의 일 예시에 대해서는 도 7을 참조하도록 한다. 도 7은 환자의 암 발생 부위에 대한 전체 슬라이드 이미지를 예시하고 있다.

[0051] 단계 S300에서, 딥러닝 모델을 이용하여 병리 이미지에 대해 시맨틱 세그먼테이션이 수행될 수 있다. 시맨틱 세그먼테이션 결과, 환자의 병리 이미지가 세그먼테이션 클래스에 대응되는 복수의 영역으로 분할될 수 있다. 이때, 세그먼테이션 클래스는 앞서 언급한 바와 같이 암클래스와 스트로마클래스를 포함할 수 있다. 또한, 세그먼테이션 클래스는 정상클래스, 근육클래스, 지방클래스, 림프클래스, 점액클래스를 더 포함할 수도 있다.

[0052] 시맨틱 세그먼테이션 결과의 일 예시는 도 8을 참조하도록 한다. 도 8은 각 클래스 영역을 서로 다른 색상으로 표시된 세그먼테이션 결과 이미지를 도시하고 있는데, 도시된 이미지에서 보라색, 녹색, 하늘색, 주황색, 빨간색, 청색 및 노란색은 각각 암클래스, 스트로마클래스, 정상클래스, 근육클래스, 지방클래스, 림프클래스, 점액클래스를 의미한다.

[0053] 몇몇 실시예들에서는, 병리 이미지가 복수의 이미지 패치로 분할되고, 복수의 이미지 패치 각각에 대해 딥러닝 모델을 적용하여 시맨틱 세그먼테이션이 수행될 수도 있다. 즉, 병리 이미지가 전체 슬라이드 이미지와 같이 고해상도의 이미지인 경우, 딥러닝 모델의 입력 크기에 맞춰 병리 이미지가 복수의 이미지 패치로 분할된 이후에 딥러닝 모델에 적용될 수도 있다.

[0054] 단계 S400에서, 시맨틱 세그먼테이션 결과에 기초하여 환자의 예후 및/또는 예후인자가 예측될 수 있다. 본 단계의 세부 과정의 일 예시는 도 9에 도시되어 있다. 이하, 도 9를 참조하여 본 단계에 대하여 보다 상세하게 설명하도록 한다.

[0055] 단계 S420에서는, 세그먼테이션 결과 이미지(도 8 참조)에서 암영역과 스트로마영역이 결정(추출)될 수 있다. 가령, 예측 장치(10)는 세그먼테이션 결과 이미지에서 암클래스와 스트로마클래스에 대응되는 영역만을 추출할 수 있다.

[0056] 몇몇 실시예들에서는, 상기 추출된 암영역과 스트로마영역에 대해 모폴로지(morphology) 연산이 수행될 수 있다. 가령, 도 11에 도시된 바와 같이, 예측 장치(10)는 팽창(dilation) 연산과 침식(erosion) 연산을 수행할 수 있다. 도 11은 팽창 연산과 침식 연산이 순차적으로 수행되는 것을 예로써 도시하고 있으나, 팽창 연산과 침식 연산은 도 11에 예시된 바와 다른 순서로 수행될 수도 있다. 또한, 다른 종류의 모폴로지 연산이 더 수행될 수도 있다. 본 실시예에 따르면, 모폴로지 연산을 통해 이미지 상의 노이즈가 제거될 수 있으며, 이를 통해 암영역과 스트로마영역이 보다 정확하게 결정될 수 있다.

[0057] 또한, 몇몇 실시예들에서는, 상기 추출된 암영역과 스트로마영역 중에서 일부 영역이 제거될 수도 있다. 구체적으로, 예측 장치(10)는 상기 추출된 암영역과 스트로마영역에서 딥러닝 모델의 컨피던스 스코어(confidence score)가 기준치 이하인 픽셀을 제거하는 처리를 수행할 수 있다. 가령, 예측 장치(10)는 암영역에서 암클래스에 대한 컨피던스 스코어가 기준치 이하인 픽셀을 제거하여 최종 암영역을 결정할 수 있다. 또는, 예측 장치(10)는 스트로마영역에서 스트로마클래스에 대한 컨피던스 스코어가 기준치 이하인 픽셀을 제거하여 최종 스트로마영역을 결정할 수도 있다. 이러한 제거 처리를 통해, 딥러닝 모델의 세그먼테이션 오류가 환자의 예후 및/또는 예후인자의 예측에 미치는 영향이 최소화될 수 있다.

[0058] 단계 S440에서, 암영역과 스트로마영역의 비율에 기초하여 예측지표점수가 산출될 수 있다. 즉, 암영역과 스트로마영역의 비율이 림프절 전이 여부와 같은 예후인자를 예측하거나 대장암의 예후를 예측할 수 있는 지표로 활용될 수 있다.

[0059] 암영역과 스트로마영역의 비율을 예측 지표로 활용하는 이유는 다음과 같다. 종양미세환경(tumor micro-environment)에서 스트로마는 암세포(조직)의 주변에 위치하여 암세포(조직)의 성장, 전이 등과 일부 연관이 있다고 추정되고 있다. 본 개시의 발명자들은 이러한 추정 사실을 기초로 암환자들의 임상 데이터를 분석하였는데, 분석 결과 암영역과 스트로마영역의 비율이 림프절 전이 여부 등과 같은 예후인자와 밀접한 관련이 있음을 밝혀낼 수 있었다(아래의 표 1 참조). 암영역과 스트로마영역의 비율을 예측 지표의 활용하는 이유는 이러한 연구 결과로부터 기인한 것으로 이해될 수 있다.

[0060] 본 단계 S440에서, 예측지표점수를 산출하는 구체적인 방식은 실시예에 따라 달라질 수 있다.

[0061] 제1 실시예에서는, 도 11에 도시된 바와 같이, 예측지표점수(50)가 암영역(C)의 픽셀수와 스트로마영역(S)의 픽셀수의 비율에 기초하여 산출될 수 있다. 이러한 산출 방식에 따라 임상 데이터를 분석한 결과는 하기의 표 1에 기재되어 있다. 하기의 표 1은 98명의 림프절 전이 음성(LNM-negative) 환자와 66명의 림프절 전이 양성(LNM-positive) 환자로 구성된 대장암 환자의 병리 이미지를 이용하여 예측지표점수(50)를 산출한 결과를 표시하고 있다. 하기의 표 1을 참조하면, 림프절 전이 양성 환자와 음성 환자 간에 예측지표점수(50)의 평균치가 크게 차

이나는 것을 확인할 수 있다. 따라서, 하기의 표 1을 통해 예측지표점수(50)가 대장암의 림프절 전이 여부를 효과적으로 예측할 수 있다는 것을 알 수 있다.

표 1

[0062]

| 구분 | 평균 | 표준편차 |
|---|---|---|
| LNM-negative | 0.228 | 0.160 |
| LNM-positive | 0.380 | 0.285 |

[0063] 제2 실시예에서는, 딥러닝 모델의 컨피던스 스코어를 픽셀 가중치로 이용하여 상기 예측지표점수가 산출될 수 있다. 구체적으로, 암영역의 픽셀수에 제1 픽셀가중치를 반영하여 상기 암영역에 대한 제1 값이 산출되고, 스트로마영역의 픽셀수에 제2 픽셀가중치를 반영하여 스트로마영역에 대한 제2 값이 산출되며, 제1 값과 상기 제2 값의 비율에 기초하여 예측지표점수가 산출될 수 있다. 이때, 제1 픽셀가중치는 해당 픽셀의 암클래스에 대한 컨피던스 스코어에 기초하여 결정되고, 제2 픽셀가중치는 해당 픽셀의 스트로마클래스에 대한 컨피던스 스코어에 기초하여 결정될 수 있다. 보다 이해의 편의를 제공하기 위해, 도 12에 도시된 예를 참조하여 본 실시예에 대하여 부연 설명하도록 한다.도 12는 상기 제1 실시예 및 제2 실시예에 따라 산출된 예측지표점수(50, 60)를 비교 도시하고 있는데, 제1 실시예에 따라 산출된 제1 예측지표점수(50)는 좌측에 도시되어 있고, 제2 실시예에 따라 산출된 제2 예측지표점수(60)는 우측에 도시되어 있다.

[0064] 도 12에 도시된 바와 같이, 암영역과 스트로마영역의 픽셀 개수는 2개로 동일하고, 각 픽셀의 클래스별 컨피던스 스코어는 우측에 도시된 바와 같다고 가정하자. 이와 같은 경우, 제1 예측지표점수(50)는 1(=2/2)로 산출될 수 있다. 반면에, 제2 예측지표점수(60)는 1.3(=1*0.7+1*0.6)/1.7(=1*0.8+1*0.9)으로 산출될 수 있는데, 이는 딥러닝 모델의 세그먼테이션 결과에 대한 신뢰도(=컨피던스 스코어)가 가중치로 반영된 결과로 이해될 수 있다. 이러한 제2 실시예에 따르면, 딥러닝 모델의 세그먼테이션 결과에 대한 신뢰도를 반영하여 예측지표점수가 산출되므로, 딥러닝 모델의 세그먼테이션 오류가 예측지표점수에 미치는 영향이 효과적으로 제한될 수 있다.

[0065] 다시 도 9를 참조하여 설명한다.

[0066] 단계 S460에서, 예측지표점수에 기초하여 환자의 예후 및/또는 예후인자가 예측될 수 있다. 가령, 예측 장치(10)는 예측지표점수가 기준치 이하라는 판단에 응답하여 림프절 전이가 존재하지 않는다고 예측할 수 있다. 이와 반대로, 예측지표점수가 기준치 이상인 경우, 예측 장치(10)는 림프절 전이가 존재한다고 판단할 수 있다.

[0067] 상기 기준치는 임상 데이터의 분석 결과에 기초하여 적절한 값으로 설정될 수 있으며, 대상암의 종류, 환자의 인구통계학적 정보, 예측인자의 종류 등에 따라 세분화된 수치로 설정될 수도 있다.

[0068] 몇몇 실시예들에서는, 시간에 따른 예측지표점수의 변화에 기초하여 환자의 예후 및/또는 예후인자가 예측될 수도 있다. 가령, 예측 장치(10)는 시간에 따른 예측지표점수의 변화 정도(e.g. 기울기)를 기초로 림프절 전이 속도를 예측하거나, 대상암의 진행 속도 등을 예측할 수도 있다. 보다 구체적인 예로써, 예측지표점수의 변화 기울기가 기준치 이상인 경우, 예측 장치(10)는 림프절 전이 속도가 빠른 것으로 예측할 수 있다.

[0069] 지금까지 도 2 내지 도 12를 참조하여 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 딥러닝 기반의 예후 예측 방법에 대하여 설명하였다. 상술한 방법에 따르면, 암영역과 스트로마영역의 비율이 대상암의 예후 및/또는 예후인자에 대한 객관적인 예측 지표로 활용될 수 있다. 이러한 예측 지표는 대상암의 주요 예후인자인 림프절 전이 여부 등을 예측하는데 효과적으로 활용됨으로써, 암환자의 임상의들에게 가치있고 객관적인 진단 보조 정보를 제공할 수 있다. 또한, 시맨틱 세그먼테이션을 수행하는 딥러닝 모델을 이용함으로써 환자의 병리 이미지로부터 예측지표점수가 자동화된 방식으로 정확하게 산출될 수 있다.

[0070] 이하에서는, 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 예측 장치(10)를 구현할 수 있는 예시적인 컴퓨팅 장치(1000)에 대하여 설명하도록 한다.

[0071] 도 13은 컴퓨팅 장치(1000)를 나타내는 예시적인 하드웨어 구성도이다.

[0072] 도 13에 도시된 바와 같이, 컴퓨팅 장치(1000)는 하나 이상의 프로세서(1100), 버스(1300), 통신 인터페이스(1500), 프로세서(1100)에 의하여 수행되는 컴퓨터 프로그램을 로드(load)하는 메모리(1200)와, 컴퓨터 프로그램(1600)를 저장하는 스토리지(1500)를 포함할 수 있다. 다만, 도 13에는 본 개시의 실시예와 관련 있는 구성요소들만이 도시되어 있다. 따라서, 본 개시가 속한 기술분야의 통상의 기술자라면 도 13에 도시된 구성요소들 외에 다른 범용적인 구성 요소들이 더 포함될 수 있음을 알 수 있다. 즉, 컴퓨팅 장치(1000)에는, 도 13에 도시된

구성 요소 이외에도 다양한 구성 요소가 더 포함될 수 있다. 또한, 경우에 따라, 도 13에 도시된 구성요소들 중 일부가 생략된 형태로 컴퓨팅 장치(1000)가 구성될 수도 있다. 이하, 컴퓨팅 장치(1000)의 각 구성요소에 대하여 설명한다.

[0073] 프로세서(1100)는 컴퓨팅 장치(1000)의 각 구성의 전반적인 동작을 제어한다. 프로세서(1100)는 CPU(Central Processing Unit), MPU(Micro Processor Unit), MCU(Micro Controller Unit), GPU(Graphic Processing Unit) 또는 본 개시의 기술 분야에 잘 알려진 임의의 형태의 프로세서 중 적어도 하나를 포함하여 구성될 수 있다. 또한, 프로세서(1100)는 본 개시의 실시예들에 따른 동작/방법을 실행하기 위한 적어도 하나의 애플리케이션 또는 프로그램에 대한 연산을 수행할 수 있다. 컴퓨팅 장치(1000)는 하나 이상의 프로세서를 구비할 수 있다.

[0074] 다음으로, 메모리(1200)는 각종 데이터, 명령 및/또는 정보를 저장한다. 메모리(1200)는 본 개시의 실시예들에 따른 동작/방법을 실행하기 위하여 스토리지(1500)로부터 하나 이상의 프로그램(1600)을 로드할 수 있다. 메모리(1200)는 RAM과 같은 휘발성 메모리로 구현될 수 있을 것이나, 본 개시의 기술적 범위가 이에 한정되는 것은 아니다.

[0075] 다음으로, 버스(1300)는 컴퓨팅 장치(1000)의 구성 요소 간 통신 기능을 제공한다. 버스(1300)는 주소 버스(Address Bus), 데이터 버스(Data Bus) 및 제어 버스(Control Bus) 등 다양한 형태의 버스로 구현될 수 있다.

[0076] 다음으로, 통신 인터페이스(1500)는 컴퓨팅 장치(1000)의 유무선 인터넷 통신을 지원한다. 또한, 통신 인터페이스(1500)는 인터넷 통신 외의 다양한 통신 방식을 지원할 수도 있다. 이를 위해, 통신 인터페이스(1500)는 본 개시의 기술 분야에 잘 알려진 통신 모듈을 포함하여 구성될 수 있다. 경우에 따라, 통신 인터페이스(1500)는 생략될 수도 있다.

[0077] 다음으로, 스토리지(1500)는 상기 하나 이상의 컴퓨터 프로그램(1600)을 비임시적으로 저장할 수 있다. 스토리지(1500)는 ROM(Read Only Memory), EPROM(Erasable Programmable ROM), EEPROM(Electrically Erasable Programmable ROM), 플래시 메모리 등과 같은 비휘발성 메모리, 하드 디스크, 착탈형 디스크, 또는 본 개시가 속하는 기술 분야에서 잘 알려진 임의의 형태의 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록 매체를 포함하여 구성될 수 있다.

[0078] 다음으로, 컴퓨터 프로그램(1600)은 메모리(1200)에 로드될 때 프로세서(1100)로 하여금 본 개시의 다양한 실시예들에 따른 동작/방법을 수행하도록 하는 하나 이상의 인스트럭션들을 포함할 수 있다. 즉, 프로세서(1100)는 상기 하나 이상의 인스트럭션들을 실행함으로써, 본 개시의 다양한 실시예에 따른 동작/방법을 수행할 수 있다.

[0079] 예를 들어, 컴퓨터 프로그램(1600)은 대상암의 환자에 대한 병리 이미지를 획득하는 동작, 딥러닝 모델을 이용하여 획득된 병리 이미지에 대해 시맨틱 세그먼테이션을 수행하는 동작 및 시맨틱 세그먼테이션의 결과에 기초하여 환자의 예후 및/또는 예후인자를 예측하는 동작을 포함하는 인스트럭션들을 포함할 수 있다. 이와 같은 경우, 컴퓨팅 장치(1000)를 통해 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 예측 장치(10)가 구현될 수 있다.

[0080] 지금까지 도 1 내지 도 13을 참조하여 설명된 본 개시의 기술적 사상은 컴퓨터가 읽을 수 있는 매체 상에 컴퓨터가 읽을 수 있는 코드로 구현될 수 있다. 상기 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록 매체는, 예를 들어 이동형 기록 매체(CD, DVD, 블루레이 디스크, USB 저장 장치, 이동식 하드 디스크)이거나, 고정식 기록 매체(ROM, RAM, 컴퓨터 구비 형 하드 디스크)일 수 있다. 상기 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록 매체에 기록된 상기 컴퓨터 프로그램은 인터넷 등의 네트워크를 통하여 다른 컴퓨팅 장치에 전송되어 상기 다른 컴퓨팅 장치에 설치될 수 있고, 이로써 상기 다른 컴퓨팅 장치에서 사용될 수 있다.

[0081] 이상에서, 본 개시의 실시예를 구성하는 모든 구성 요소들이 하나로 결합되거나 결합되어 동작하는 것으로 설명되었다고 해서, 본 개시의 기술적 사상이 반드시 이러한 실시예에 한정되는 것은 아니다. 즉, 본 개시의 목적 범위 안에서라면, 그 모든 구성요소들이 하나 이상으로 선택적으로 결합하여 동작할 수도 있다.

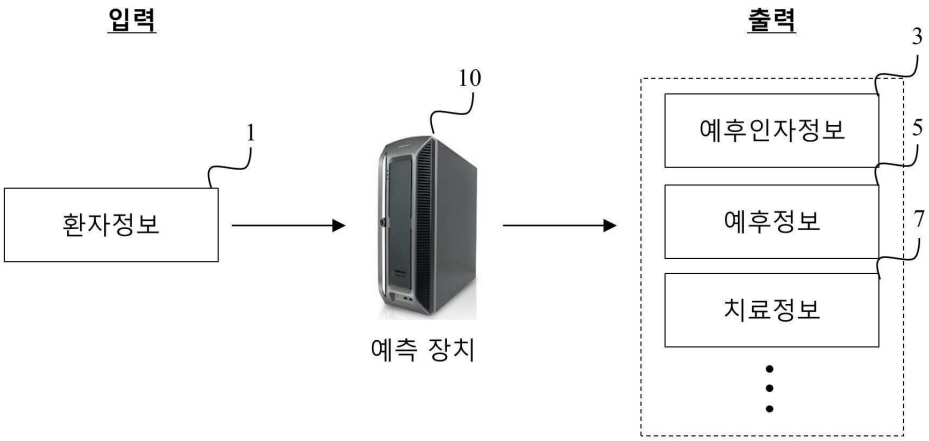
[0082] 도면에서 동작들이 특정한 순서로 도시되어 있지만, 반드시 동작들이 도시된 특정한 순서로 또는 순차적 순서로 실행되어야만 하거나 또는 모든 도시 된 동작들이 실행되어야만 원하는 결과를 얻을 수 있는 것으로 이해되어서는 안 된다. 특정 상황에서는, 멀티태스킹 및 병렬 처리가 유리할 수도 있다. 더욱이, 위에 설명한 실시예들에서 다양한 구성들의 분리는 그러한 분리가 반드시 필요한 것으로 이해되어서는 안 되고, 설명된 프로그램 컴포넌트들 및 시스템들은 일반적으로 단일 소프트웨어 제품으로 함께 통합되거나 다수의 소프트웨어 제품으로 패키지 될 수 있음을 이해하여야 한다.

[0083] 이상 첨부된 도면을 참조하여 본 개시의 실시예들을 설명하였지만, 본 개시가 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는 그 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 본 개시가 다른 구체적인 형태로도 실시될

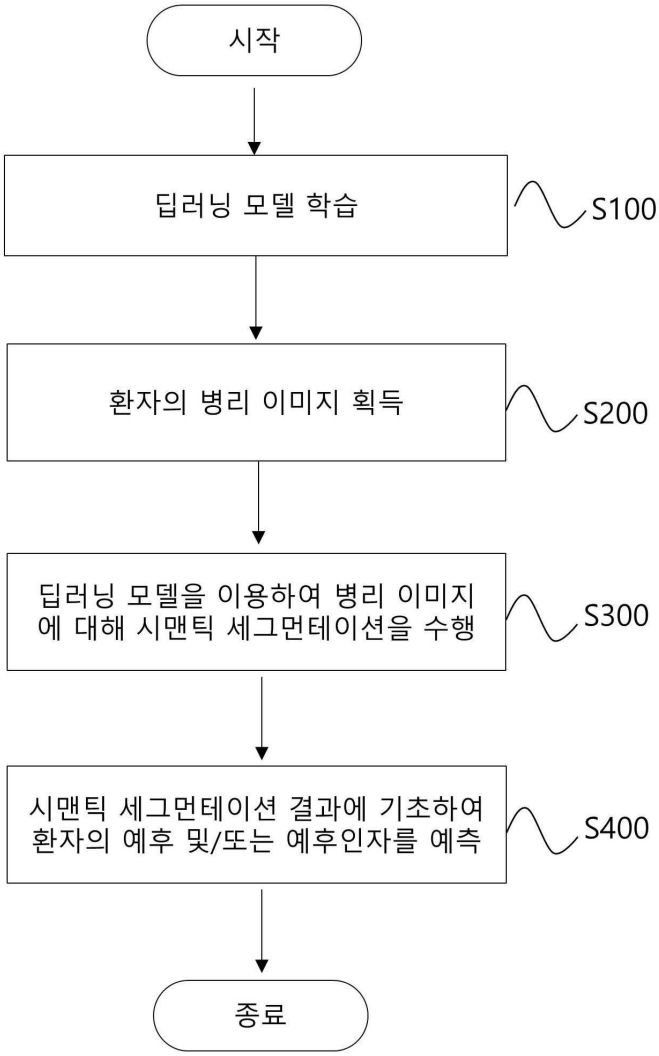
수 있다는 것을 이해할 수 있다. 그러므로 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적인 것이 아닌 것으로 이해해야만 한다. 본 개시의 보호 범위는 아래의 청구범위에 의하여 해석되어야 하며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 기술 사상은 본 개시에 의해 정의되는 기술적 사상의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

## 도면

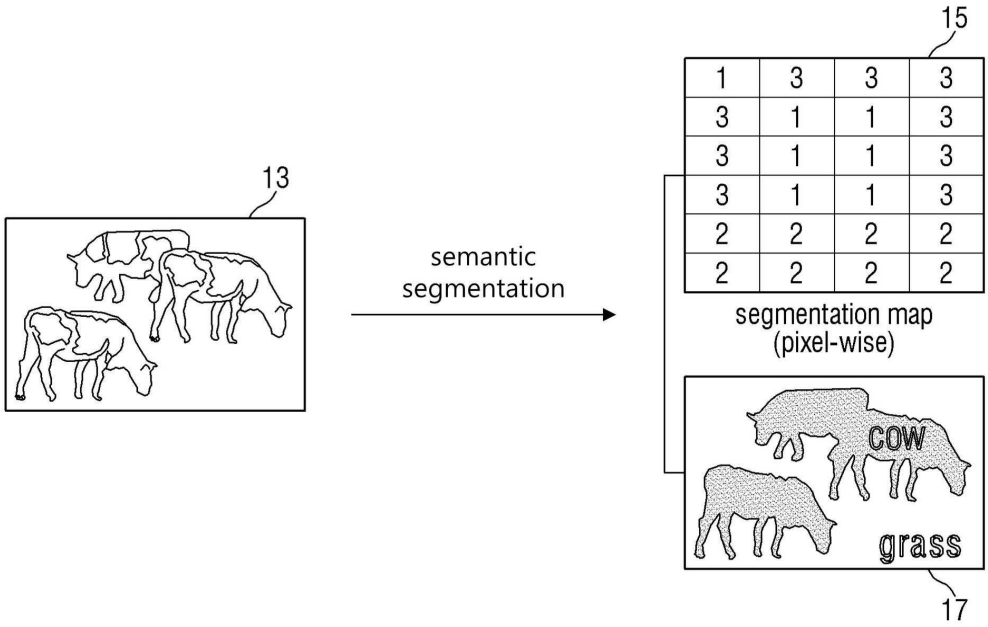
### 도면1



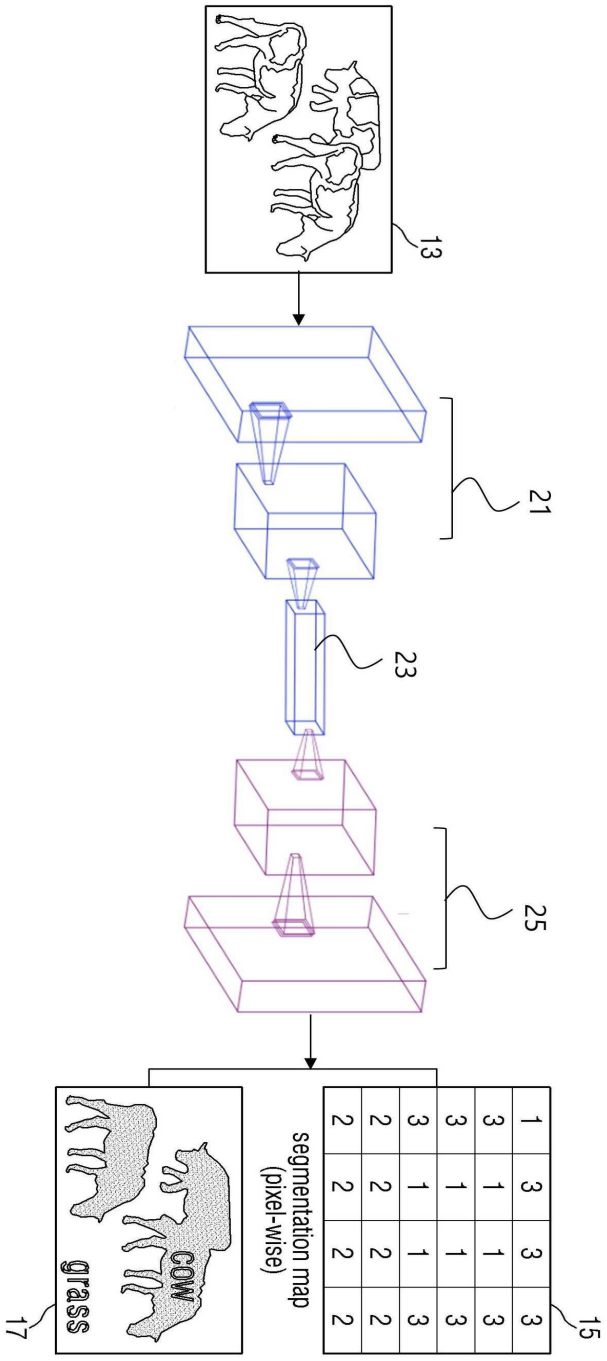
도면2


시작
딥러닝 모델 학습
S100
환자의 병리 이미지 획득
S200
딥러닝 모델을 이용하여 병리 이미지에 대해 시맨틱 세그먼테이션을 수행
S300
시맨틱 세그먼테이션 결과에 기초하여 환자의 예후 및/또는 예후인자를 예측
S400
종료

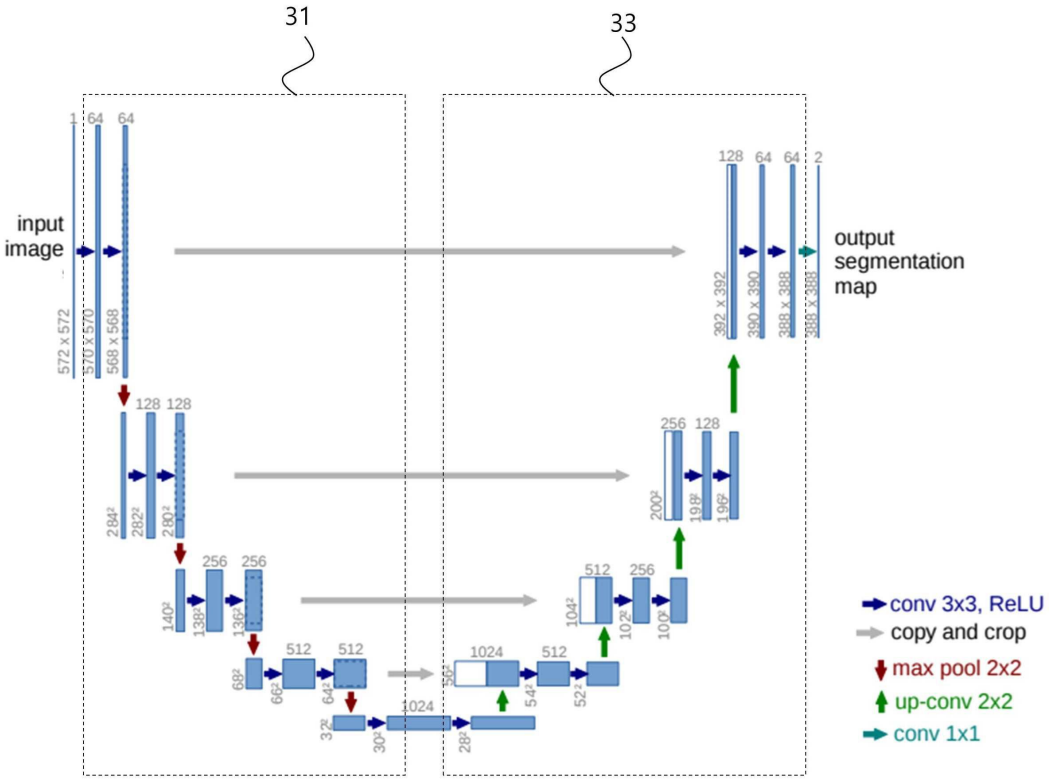
도면3


13
semantic
segmentation
15
1 3 3 3
3 1 1 3
3 1 1 3
3 1 1 3
2 2 2 2
2 2 2 2
segmentation map
(pixel-wise)
cow
grass
17

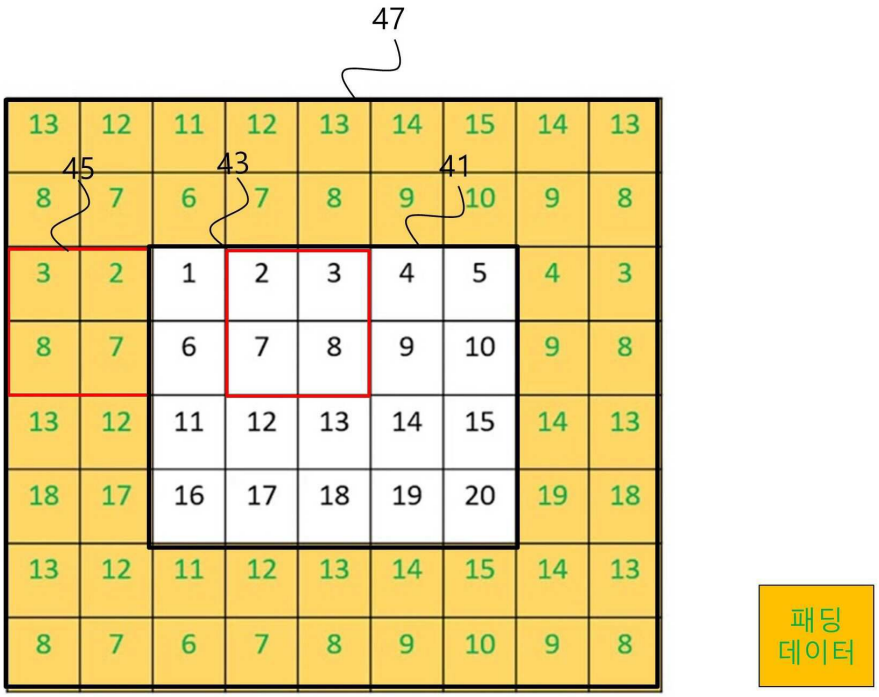
도면4



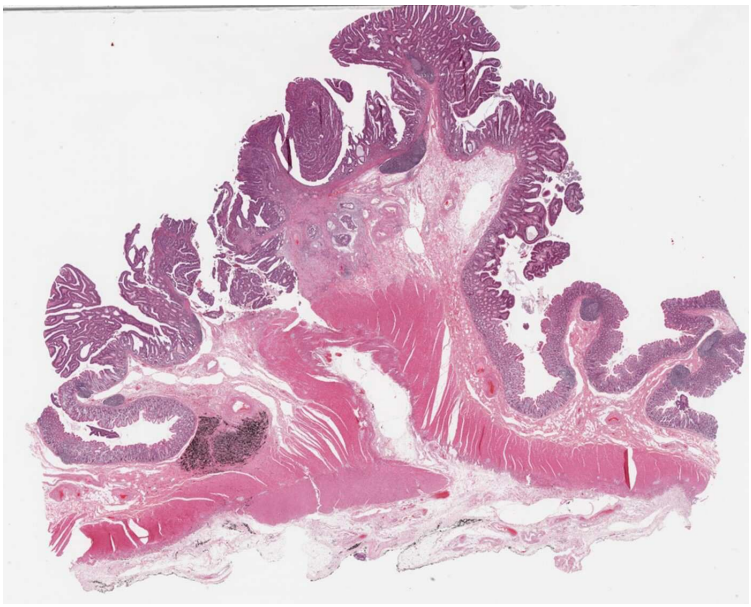
도면5


31
33
input image
output segmentation map
conv 3x3, ReLU
copy and crop
max pool 2x2
up-conv 2x2
conv 1x1

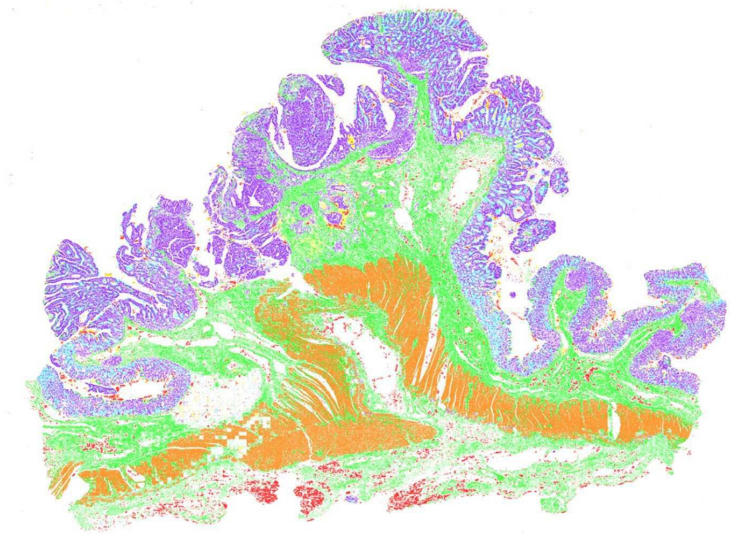
도면6


47
45
43
41
패딩 데이터

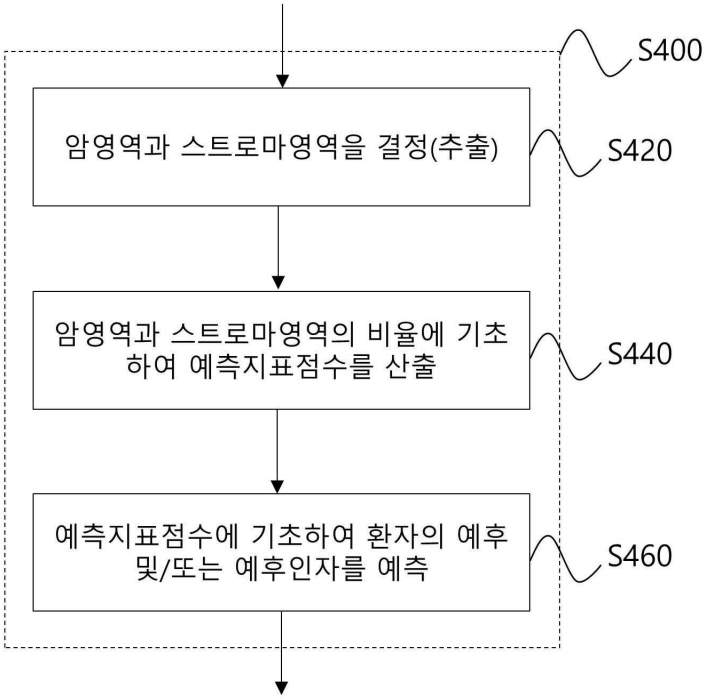
도면7



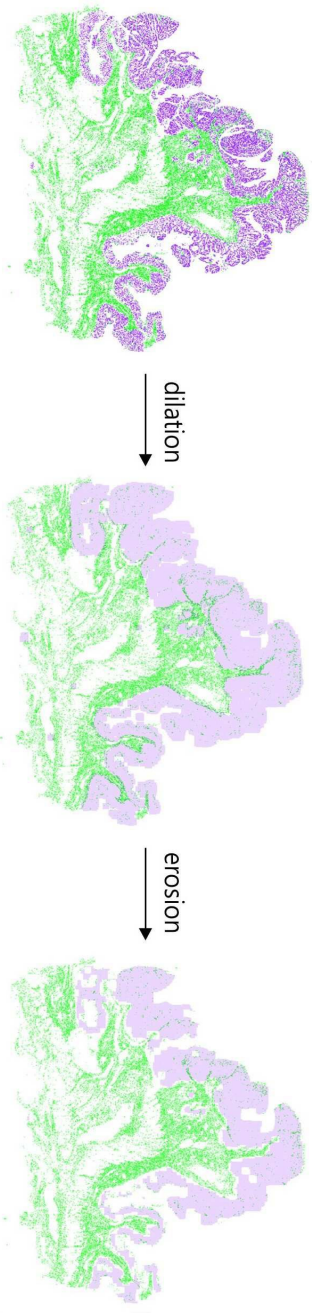
도면8



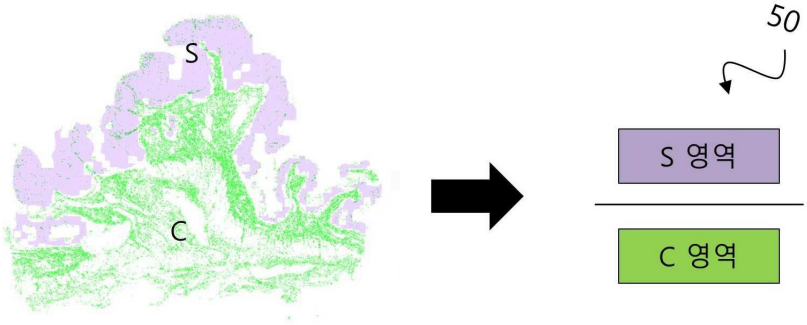
도면9


S400
암영역과 스트로마영역을 결정(추출)
S420
암영역과 스트로마영역의 비율에 기초하여 예측지표점수를 산출
S440
예측지표점수에 기초하여 환자의 예후 및/또는 예후인자를 예측
S460

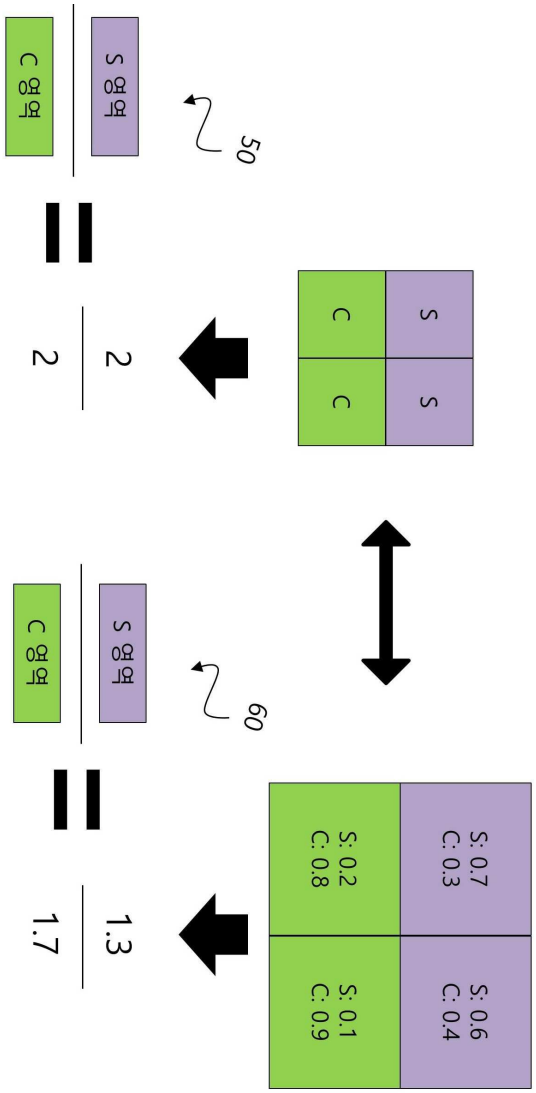
도면10



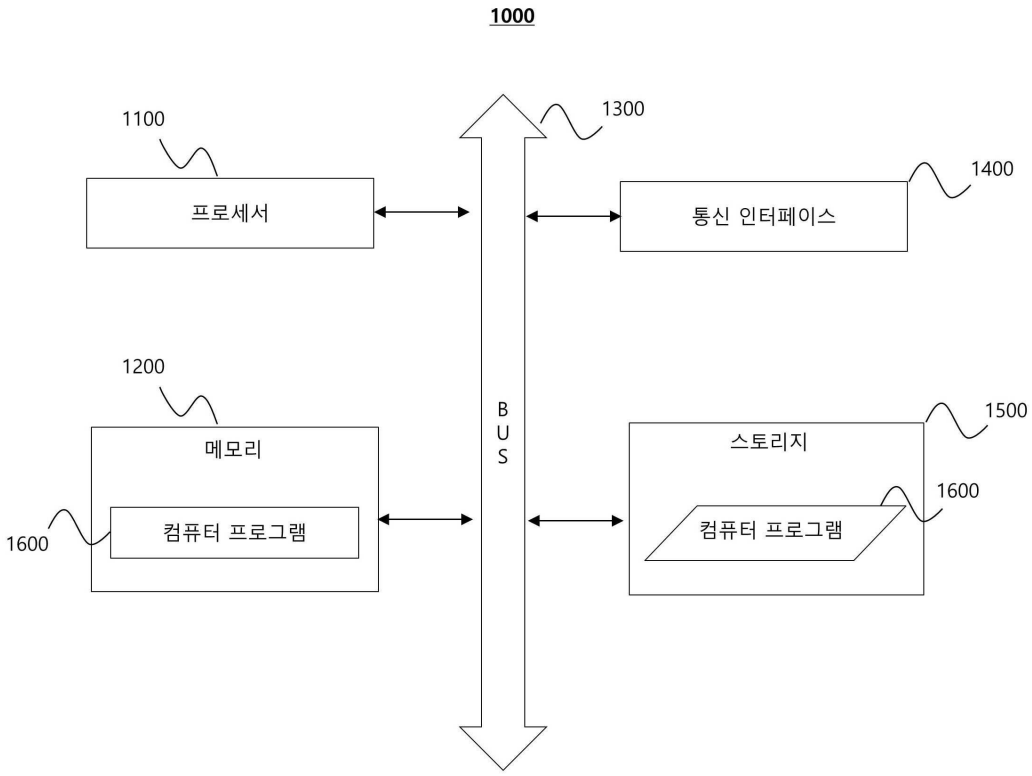
도면11


S
C
50
S 영역
C 영역

도면12


C 영역
S 영역
50
2
2
C
S
C
S
C 영역
S 영역
60
1.7
1.3
S: 0.2
C: 0.8
S: 0.7
C: 0.3
S: 0.1
C: 0.9
S: 0.6
C: 0.4

도면13


1000
1100
프로세서
1300
1400
통신 인터페이스
1200
메모리
컴퓨터 프로그램
1600
BUS
1500
스토리지
1600
컴퓨터 프로그램