



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0100175
(43) 공개일자 2024년07월01일

- (51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 6/00 (2024.01) A61B 5/00 (2021.01)
A61B 5/055 (2006.01) A61B 6/03 (2024.01)
G06N 3/0464 (2023.01) G16H 30/20 (2018.01)
G16H 30/40 (2018.01)
- (52) CPC특허분류
A61B 6/5247 (2020.08)
A61B 5/0042 (2013.01)
- (21) 출원번호 10-2023-0012407
(22) 출원일자 2023년01월31일
심사청구일자 2023년01월31일
- (30) 우선권주장
1020220182264 2022년12월22일 대한민국(KR)
- (71) 출원인
인천대학교 산학협력단
인천광역시 연수구 갯벌로 27, 인천대학교 이노베이션센터(송도동)
- (72) 발명자
전광길
인천광역시 연수구 해송로 70 송도웰카운티2단지 209동 805호
- (74) 대리인
특허법인시공

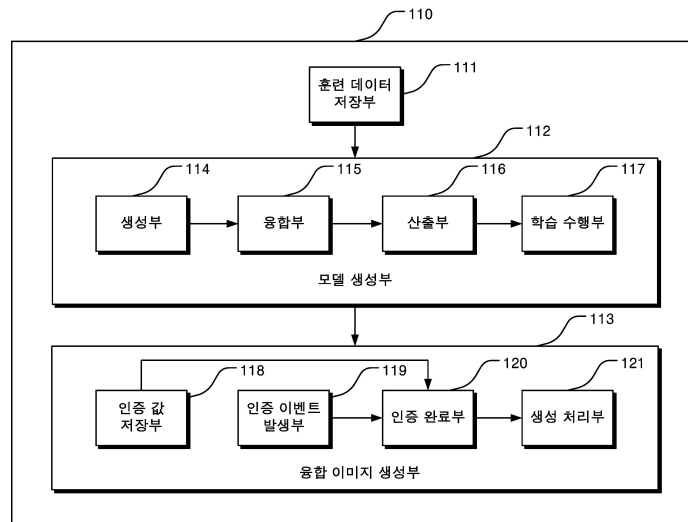
전체 청구항 수 : 총 12 항

(54) 발명의 명칭 딥러닝 모델에 기반한 이미지 융합을 지원하는 전자 장치 및 그 동작 방법

(57) 요약

본 발명은 CT 이미지와 MRI 이미지의 융합을 위한 딥러닝 모델을 기초로 CT 이미지와 MRI 이미지를 하나의 이미지로 융합하여 제공할 수 있는 전자 장치 및 그 동작 방법에 대한 것이다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

A61B 5/055 (2022.01)

A61B 6/032 (2013.01)

A61B 6/501 (2024.01)

G06N 3/0464 (2023.01)

G16H 30/20 (2018.01)

G16H 30/40 (2018.01)

명세서

청구범위

청구항 1

CT 이미지와 MRI 이미지의 융합을 위한 딥러닝 모델을 기초로 CT 이미지와 MRI 이미지 간의 융합을 가능하게 하는 전자 장치에 있어서,

사전 수집된 복수의 훈련용 이미지 쌍들 - 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 각각은, 동일 지점을 촬영한 CT 이미지와 MRI 이미지로 구성된 쌍들임 - 과, 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 각각에 대응되는 사전 제작된 훈련용 융합 이미지 - 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 각각에 대응되는 훈련용 융합 이미지는, 각 훈련용 이미지 쌍을 구성하는 CT 이미지와 MRI 이미지를 융합시켜 생성한 이미지임 - 가 대응되어 저장되어 있는 훈련 데이터 저장부;

상기 훈련 데이터 저장부에 저장되어 있는 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 중 어느 하나의 훈련용 이미지 쌍을 선정하여, 상기 선정된 훈련용 이미지 쌍과 그에 대응되는 훈련용 융합 이미지를 기초로, CT 이미지와 MRI 이미지 간의 융합 이미지를 생성하는 학습 모델을 생성하기 위한 기계학습 과정을, 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 각각에 대해 반복 수행함으로써, 이미지 융합 모델을 생성하는 모델 생성부; 및

상기 이미지 융합 모델의 생성이 완료된 이후에, 사용자에 의해, 제1 실제 CT 이미지와 제1 실제 MRI 이미지가 입력으로 인가되면서, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지를 기초로 한 융합 이미지의 생성 명령이 인가되면, 상기 이미지 융합 모델을 기초로, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지를 융합한 제1 융합 이미지를 생성하는 융합 이미지 생성부

를 포함하는 전자 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 모델 생성부는

상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 중 어느 하나인 제1 훈련용 이미지 쌍이 선정됨에 따라, 상기 제1 훈련용 이미지 쌍에 대한 기계학습 과정이 수행되어야 하는 순서가 되는 경우, 상기 제1 훈련용 이미지 쌍을 구성하는 제1 CT 이미지와 제1 MRI 이미지를 확인한 후, 상기 제1 CT 이미지를 제1 인코더 블록 - 상기 제1 인코더 블록은, CT 이미지가 입력되면, 입력된 CT 이미지를 다중 스케일 합성곱층으로 구성된 신경망에 통과시켜 특징맵을 산출하는 다중 스케일 합성곱 블록과, 다중 스케일 합성곱 블록을 통해 산출된 특징맵을, 채널 어텐션 모듈(Channel Attention Module)과 공간 어텐션 모듈(Spatial Attention Module)에 각각 통과시켜 두 모듈의 출력을 생성한 후, 두 모듈의 출력을 결합하여 특징맵에 대한 개량을 수행함으로써, 입력된 CT 이미지에 대한 개량 특징맵을 산출하는 혼합 어텐션 블록으로 구성되어 있음 - 에 입력으로 인가하여, 상기 제1 CT 이미지에 대한 제1 개량 특징맵을 생성하고, 상기 제1 MRI 이미지를 제2 인코더 블록 - 상기 제2 인코더 블록은, MRI 이미지가 입력되면, 입력된 MRI 이미지를 다중 스케일 합성곱층으로 구성된 신경망에 통과시켜 특징맵을 산출하는 다중 스케일 합성곱 블록과, 다중 스케일 합성곱 블록을 통해 산출된 특징맵을, 채널 어텐션 모듈과 공간 어텐션 모듈에 각각 통과시켜 두 모듈의 출력을 생성한 후, 두 모듈의 출력을 결합하여 특징맵에 대한 개량을 수행함으로써, 입력된 MRI 이미지에 대한 개량 특징맵을 산출하는 혼합 어텐션 블록으로 구성되어 있음 - 에 입력으로 인가하여, 상기 제1 MRI 이미지에 대한 제2 개량 특징맵을 생성하는 생성부;

상기 제1 개량 특징맵과 제2 개량 특징맵을 융합 블록 - 상기 융합 블록은, 상기 제1 개량 특징맵과 상기 제2 개량 특징맵이 입력으로 인가되면, 상기 제1 개량 특징맵을 구성하는 각 특징 값의 크기를 기초로, 특징맵에 대한 시각적 돌출성(visual saliency)을 반영하기 위한 가중치맵을 생성하고, 상기 가중치맵을 기초로, 상기 제1 개량 특징맵과 상기 제1 개량 특징맵에 대한 특징 값 보정을 수행한 후, 특징 값 보정이 수행된 상기 제1 개량 특징맵과 상기 제2 개량 특징맵을 융합하여 융합 특징맵을 생성하도록 구성된 블록임 - 에 입력으로 인가하여, 상기 융합 특징맵을 생성하는 융합부;

상기 융합 특징맵을 디코더 블록 - 상기 디코더 블록은, 상기 융합 특징맵이 입력으로 인가되면, 상기 융합 특징맵을 복수의 합성곱층들로 구성된 신경망에 통과시켜 최종 특징맵을 산출하도록 구성된 블록임 - 에 입력으로 인가하여, 상기 최종 특징맵을 산출하는 산출부; 및

상기 최종 특징맵이 산출되면, 상기 훈련 데이터 저장부에 저장되어 있는, 상기 제1 훈련용 이미지 쌍에 대응되는 제1 훈련용 융합 이미지와 상기 최종 특징맵을 서로 비교하여, 상기 최종 특징맵과 상기 제1 훈련용 융합 이미지 간의 오차가 최소가 되도록 기계학습을 수행하는 학습 수행부

를 포함하는 전자 장치.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 학습 수행부는

상기 최종 특징맵과 상기 제1 훈련용 융합 이미지를 구성하는 각 화소 값 간의 차이와, 상기 최종 특징맵과 상기 제1 훈련용 융합 이미지에 대한 그래디언트(gradient) 간의 차이를 기초로, 상기 최종 특징맵과 상기 제1 훈련용 융합 이미지 간의 오차를 표상하는 손실 값을 산출하도록 사전 지정되어 있는 손실 함수를 이용하여, 상기 손실 값을 산출한 후, 상기 손실 값이 최소가 되도록 기계학습을 수행하는 것을 특징으로 하는 전자 장치.

청구항 4

제2항에 있어서,

상기 융합 이미지 생성부는

상기 이미지 융합 모델의 생성이 완료된 이후에, 사용자에게 의해, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지가 입력으로 인가되면서, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지를 기초로 한 융합 이미지의 생성 명령이 인가되면, 상기 제1 실제 CT 이미지를 상기 제1 인코더 블록에 입력으로 인가하여, 상기 제1 실제 CT 이미지에 대한 제1 실제 개량 특징맵을 생성하고, 상기 제1 실제 MRI 이미지를 상기 제2 인코더 블록에 입력으로 인가하여, 상기 제1 실제 MRI 이미지에 대한 제2 실제 개량 특징맵을 생성한 후, 상기 제1 실제 개량 특징맵과 상기 제2 실제 개량 특징맵을 상기 융합 블록에 입력으로 인가하여, 실제 융합 특징맵을 생성하고, 상기 실제 융합 특징맵을 상기 디코더 블록에 입력으로 인가하여, 최종 실제 특징맵을 산출한 후, 상기 최종 실제 특징맵을, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지가 융합된 상기 제1 융합 이미지로서 생성하는 것을 특징으로 하는 전자 장치.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 융합 이미지 생성부는

상기 이미지 융합 모델을 이용할 수 있는 사용자임을 인증하기 위한, 사전 발급된 인증 값 - 상기 인증 값은, 사용자에게 대해 사전 발급된 p (p 는 2이상의 자연수임)자리수의 제1 사용자 식별번호를 구성하는 p 개의 숫자들 각각에 대해 모듈로(modulo)-2 연산이 수행된 결과 값으로 구성된 제1 벡터와, 사용자에게 대해 사전 발급된 q (q 는 2이상의 자연수임)자리수의 제1 비밀번호를 구성하는 q 개의 숫자들 각각에 대해 모듈로-2 연산이 수행된 결과 값으로 구성된 제2 벡터 간의 합성곱 연산이 수행되어 생성된 결과 값임 - 이 저장되어 있는 인증 값 저장부;

상기 이미지 융합 모델의 생성이 완료된 이후에, 사용자에게 의해, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지가 입력으로 인가되면서, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지를 기초로 한 융합 이미지의 생성 명령이 인가되면, 융합 이미지의 생성을 수행하기 전에, 사용자 인증을 수행하기 위한 인증 이벤트를 발생시키는 인증 이벤트 발생부;

상기 인증 이벤트가 발생되면, 화면 상에, 사용자 인증을 위한 사용자 식별번호와 비밀번호를 입력할 것을 지시하는 메시지를 표시한 후, 사용자에게 의해, 상기 제1 사용자 식별번호와 상기 제1 비밀번호가 입력되면, 상기 제1 사용자 식별번호를 구성하는 p 개의 숫자들 각각에 대해 모듈로-2 연산을 수행한 결과 값으로 구성된 제1 벡터와, 상기 제1 비밀번호를 구성하는 q 개의 숫자들 각각에 대해 모듈로-2 연산을 수행한 결과 값으로 구성된 제2 벡터 간의 합성곱 연산을 수행함으로써, 검증 값을 생성한 후, 상기 검증 값이 상기 인증 값과 일치하는지 확인

하여, 서로 일치하는 것으로 확인되면, 사용자 인증을 완료 처리하는 인증 완료부; 및

사용자 인증이 완료 처리되면, 상기 이미지 융합 모델을 기초로, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지를 융합한 상기 제1 융합 이미지를 생성하는 생성 처리부

를 포함하는 전자 장치.

청구항 6

CT 이미지와 MRI 이미지의 융합을 위한 딥러닝 모델을 기초로 CT 이미지와 MRI 이미지 간의 융합을 가능하게 하는 전자 장치의 동작 방법에 있어서,

사전 수집된 복수의 훈련용 이미지 쌍들 - 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 각각은, 동일 지점을 촬영한 CT 이미지와 MRI 이미지로 구성된 쌍들임 - 과, 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 각각에 대응되는 사전 제작된 훈련용 융합 이미지 - 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 각각에 대응되는 훈련용 융합 이미지는, 각 훈련용 이미지 쌍을 구성하는 CT 이미지와 MRI 이미지를 융합시켜 생성한 이미지임 - 가 대응되어 저장되어 있는 훈련 데이터 저장부를 유지하는 단계;

상기 훈련 데이터 저장부에 저장되어 있는 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 중 어느 하나의 훈련용 이미지 쌍을 선정하여, 상기 선정된 훈련용 이미지 쌍과 그에 대응되는 훈련용 융합 이미지를 기초로, CT 이미지와 MRI 이미지 간의 융합 이미지를 생성하는 학습 모델을 생성하기 위한 기계학습 과정을, 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 각각에 대해 반복 수행함으로써, 이미지 융합 모델을 생성하는 단계; 및

상기 이미지 융합 모델의 생성이 완료된 이후에, 사용자에게 의해, 제1 실제 CT 이미지와 제1 실제 MRI 이미지가 입력으로 인가되면서, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지를 기초로 한 융합 이미지의 생성 명령이 인가되면, 상기 이미지 융합 모델을 기초로, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지를 융합한 제1 융합 이미지를 생성하는 단계

를 포함하는 전자 장치의 동작 방법.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 이미지 융합 모델을 생성하는 단계는

상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 중 어느 하나인 제1 훈련용 이미지 쌍이 선정됨에 따라, 상기 제1 훈련용 이미지 쌍에 대한 기계학습 과정이 수행되어야 하는 순서가 되는 경우, 상기 제1 훈련용 이미지 쌍을 구성하는 제1 CT 이미지와 제1 MRI 이미지를 확인한 후, 상기 제1 CT 이미지를 제1 인코더 블록 - 상기 제1 인코더 블록은, CT 이미지가 입력되면, 입력된 CT 이미지를 다중 스케일 합성곱층으로 구성된 신경망에 통과시켜 특징맵을 산출하는 다중 스케일 합성곱 블록과, 다중 스케일 합성곱 블록을 통해 산출된 특징맵을, 채널 어텐션 모듈(Channel Attention Module)과 공간 어텐션 모듈(Spatial Attention Module)에 각각 통과시켜 두 모듈의 출력을 생성한 후, 두 모듈의 출력을 결합하여 특징맵에 대한 개량을 수행함으로써, 입력된 CT 이미지에 대한 개량 특징맵을 산출하는 혼합 어텐션 블록으로 구성되어 있음 - 에 입력으로 인가하여, 상기 제1 CT 이미지에 대한 제1 개량 특징맵을 생성하고, 상기 제1 MRI 이미지를 제2 인코더 블록 - 상기 제2 인코더 블록은, MRI 이미지가 입력되면, 입력된 MRI 이미지를 다중 스케일 합성곱층으로 구성된 신경망에 통과시켜 특징맵을 산출하는 다중 스케일 합성곱 블록과, 다중 스케일 합성곱 블록을 통해 산출된 특징맵을, 채널 어텐션 모듈과 공간 어텐션 모듈에 각각 통과시켜 두 모듈의 출력을 생성한 후, 두 모듈의 출력을 결합하여 특징맵에 대한 개량을 수행함으로써, 입력된 MRI 이미지에 대한 개량 특징맵을 산출하는 혼합 어텐션 블록으로 구성되어 있음 - 에 입력으로 인가하여, 상기 제1 MRI 이미지에 대한 제2 개량 특징맵을 생성하는 단계;

상기 제1 개량 특징맵과 제2 개량 특징맵을 융합 블록 - 상기 융합 블록은, 상기 제1 개량 특징맵과 상기 제2 개량 특징맵이 입력으로 인가되면, 상기 제1 개량 특징맵을 구성하는 각 특징 값의 크기를 기초로, 특징맵에 대한 시각적 돌출성(visual saliency)을 반영하기 위한 가중치맵을 생성하고, 상기 가중치맵을 기초로, 상기 제1 개량 특징맵과 상기 제1 개량 특징맵에 대한 특징 값 보정을 수행한 후, 특징 값 보정이 수행된 상기 제1 개량 특징맵과 상기 제2 개량 특징맵을 융합하여 융합 특징맵을 생성하도록 구성된 블록임 - 에 입력으로 인가하여, 상기 융합 특징맵을 생성하는 단계;

상기 융합 특징맵을 디코더 블록 - 상기 디코더 블록은, 상기 융합 특징맵이 입력으로 인가되면, 상기 융합 특징맵을 복수의 합성곱층들로 구성된 신경망에 통과시켜 최종 특징맵을 산출하도록 구성된 블록임 - 에 입력으로 인가하여, 상기 최종 특징맵을 산출하는 단계; 및

상기 최종 특징맵이 산출되면, 상기 훈련 데이터 저장부에 저장되어 있는, 상기 제1 훈련용 이미지 쌍에 대응되는 제1 훈련용 융합 이미지와 상기 최종 특징맵을 서로 비교하여, 상기 최종 특징맵과 상기 제1 훈련용 융합 이미지 간의 오차가 최소가 되도록 기계학습을 수행하는 단계

를 포함하는 전자 장치의 동작 방법.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 기계학습을 수행하는 단계는

상기 최종 특징맵과 상기 제1 훈련용 융합 이미지를 구성하는 각 화소 값 간의 차이와, 상기 최종 특징맵과 상기 제1 훈련용 융합 이미지에 대한 그래디언트(gradient) 간의 차이를 기초로, 상기 최종 특징맵과 상기 제1 훈련용 융합 이미지 간의 오차를 표상하는 손실 값을 산출하도록 사전 지정되어 있는 손실 함수를 이용하여, 상기 손실 값을 산출한 후, 상기 손실 값이 최소가 되도록 기계학습을 수행하는 것을 특징으로 하는 전자 장치의 동작 방법.

청구항 9

제7항에 있어서,

상기 제1 융합 이미지를 생성하는 단계는

상기 이미지 융합 모델의 생성이 완료된 이후에, 사용자에게 의해, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지가 입력으로 인가되면서, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지를 기초로 한 융합 이미지의 생성 명령이 인가되면, 상기 제1 실제 CT 이미지를 상기 제1 인코더 블록에 입력으로 인가하여, 상기 제1 실제 CT 이미지에 대한 제1 실제 개량 특징맵을 생성하고, 상기 제1 실제 MRI 이미지를 상기 제2 인코더 블록에 입력으로 인가하여, 상기 제1 실제 MRI 이미지에 대한 제2 실제 개량 특징맵을 생성한 후, 상기 제1 실제 개량 특징맵과 상기 제2 실제 개량 특징맵을 상기 융합 블록에 입력으로 인가하여, 실제 융합 특징맵을 생성하고, 상기 실제 융합 특징맵을 상기 디코더 블록에 입력으로 인가하여, 최종 실제 특징맵을 산출한 후, 상기 최종 실제 특징맵을, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지가 융합된 상기 제1 융합 이미지로서 생성하는 것을 특징으로 하는 전자 장치의 동작 방법.

청구항 10

제6항에 있어서,

상기 제1 융합 이미지를 생성하는 단계는

상기 이미지 융합 모델을 이용할 수 있는 사용자임을 인증하기 위한, 사전 발급된 인증 값 - 상기 인증 값은, 사용자에게 대해 사전 발급된 p (p 는 2이상의 자연수임)자리수의 제1 사용자 식별번호를 구성하는 p 개의 숫자들 각각에 대해 모듈로(modulo)-2 연산이 수행된 결과 값으로 구성된 제1 벡터와, 사용자에게 대해 사전 발급된 q (q 는 2이상의 자연수임)자리수의 제1 비밀번호를 구성하는 q 개의 숫자들 각각에 대해 모듈로-2 연산이 수행된 결과 값으로 구성된 제2 벡터 간의 합성곱 연산이 수행되어 생성된 결과 값임 - 이 저장되어 있는 인증 값 저장부를 유지하는 단계;

상기 이미지 융합 모델의 생성이 완료된 이후에, 사용자에게 의해, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지가 입력으로 인가되면서, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지를 기초로 한 융합 이미지의 생성 명령이 인가되면, 융합 이미지의 생성을 수행하기 전에, 사용자 인증을 수행하기 위한 인증 이벤트를 발생시키는 단계;

상기 인증 이벤트가 발생되면, 화면 상에, 사용자 인증을 위한 사용자 식별번호와 비밀번호를 입력할 것을 지시하는 메시지를 표시한 후, 사용자에게 의해, 상기 제1 사용자 식별번호와 상기 제1 비밀번호가 입력되면, 상기 제1 사용자 식별번호를 구성하는 p 개의 숫자들 각각에 대해 모듈로-2 연산을 수행한 결과 값으로 구성된 제1 벡터

와, 상기 제1 비밀번호를 구성하는 q 개의 숫자들 각각에 대해 모듈로-2 연산을 수행한 결과 값으로 구성된 제2 벡터 간의 합성곱 연산을 수행함으로써, 검증 값을 생성한 후, 상기 검증 값이 상기 인증 값과 일치하는지 확인하여, 서로 일치하는 것으로 확인되면, 사용자 인증을 완료 처리하는 단계; 및

사용자 인증이 완료 처리되면, 상기 이미지 융합 모델을 기초로, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지를 융합한 상기 제1 융합 이미지를 생성하는 단계

를 포함하는 전자 장치의 동작 방법.

청구항 11

제6항 내지 제10항 중 어느 한 항의 방법을 컴퓨터와의 결합을 통해 실행시키기 위한 컴퓨터 프로그램을 기록한 컴퓨터 판독 가능 기록 매체.

청구항 12

제6항 내지 제10항 중 어느 한 항의 방법을 컴퓨터와의 결합을 통해 실행시키기 위한 저장매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 CT 이미지와 MRI 이미지의 융합을 위한 딥러닝 모델을 기초로 CT 이미지와 MRI 이미지 간의 융합을 가능하게 하는 전자 장치 및 그 동작 방법에 대한 것이다.

배경 기술

[0002] 최근, 정확한 질병의 진단을 위해 CT(Computed Tomography)와 MRI(Magnetic Resonance Imaging)가 많이 활용되고 있다.

[0003] CT 이미지는 미세병변 및 해부학적 구조 관찰에 용이하게 활용될 수 있고, MRI 이미지는 병리학적 구조 관찰에 용이하게 활용될 수 있다.

[0004] 이렇게, CT 이미지와 MRI 이미지는 의사가 인체 내부를 비교적 정밀하게 관찰할 수 있도록 지원한다는 점에서, 의료 현장에서 많이 활용되고 있다.

[0005] 다만, CT 이미지와 MRI 이미지는 촬영 기법의 특성상 전술한 바와 같이, 서로 다른 특징을 가지고 있다. 만약, CT 이미지와 MRI 이미지를 하나의 이미지로 융합해서 의사에게 제공할 수 있다면, 의사가 환자를 진료하는데 있어서, 보다 정확한 진단이 가능할 수 있을 것이다.

[0006] 이와 관련해서, 최근에는 소정의 훈련 데이터를 기초로 결과를 예측하기 위한 학습 모델을 만들 수 있는 기계학습 기반의 인공지능 기술이 등장하고 있다는 점에서, CT 이미지와 MRI 이미지를 하나의 이미지로 융합하는 데에 있어서도 이러한 인공지능 기술의 활용을 고려할 수 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 본 발명은 CT 이미지와 MRI 이미지의 융합을 위한 딥러닝 모델을 기초로 CT 이미지와 MRI 이미지를 하나의 이미지로 융합하여 제공할 수 있는 기법을 제시함으로써, 질병에 대한 보다 정확한 진단이 가능하도록 지원하고자 한다.

과제의 해결 수단

[0008] 본 발명의 일실시예에 따른, CT 이미지와 MRI 이미지의 융합을 위한 딥러닝 모델을 기초로 CT 이미지와 MRI 이미지 간의 융합을 가능하게 하는 전자 장치는 사전 수집된 복수의 훈련용 이미지 쌍들 - 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 각각은, 동일 지점을 촬영한 CT 이미지와 MRI 이미지로 구성된 쌍들임 - 과, 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 각각에 대응되는 사전 제작된 훈련용 융합 이미지 - 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 각각에 대응되는 훈련용 융합 이미지는, 각 훈련용 이미지 쌍을 구성하는 CT 이미지와 MRI 이미지를 융합시켜 생성한 이미지

임 - 가 대응되어 저장되어 있는 훈련 데이터 저장부, 상기 훈련 데이터 저장부에 저장되어 있는 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 중 어느 하나의 훈련용 이미지 쌍을 선정하여, 상기 선정된 훈련용 이미지 쌍과 그에 대응되는 훈련용 융합 이미지를 기초로, CT 이미지와 MRI 이미지 간의 융합 이미지를 생성하는 학습 모델을 생성하기 위한 기계학습 과정을, 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 각각에 대해 반복 수행함으로써, 이미지 융합 모델을 생성하는 모델 생성부 및 상기 이미지 융합 모델의 생성이 완료된 이후에, 사용자에게 의해, 제1 실제 CT 이미지와 제1 실제 MRI 이미지가 입력으로 인가되면서, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지를 기초로 한 융합 이미지의 생성 명령이 인가되면, 상기 이미지 융합 모델을 기초로, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지를 융합한 제1 융합 이미지를 생성하는 융합 이미지 생성부를 포함한다.

[0009] 또한, 본 발명의 일실시예에 따른, CT 이미지와 MRI 이미지의 융합을 위한 딥러닝 모델을 기초로 CT 이미지와 MRI 이미지 간의 융합을 가능하게 하는 전자 장치의 동작 방법은 사전 수집된 복수의 훈련용 이미지 쌍들 - 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 각각은, 동일 지점을 촬영한 CT 이미지와 MRI 이미지로 구성된 쌍들임 - 과, 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 각각에 대응되는 사전 제작된 훈련용 융합 이미지 - 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 각각에 대응되는 훈련용 융합 이미지는, 각 훈련용 이미지 쌍을 구성하는 CT 이미지와 MRI 이미지를 융합시켜 생성한 이미지임 - 가 대응되어 저장되어 있는 훈련 데이터 저장부를 유지하는 단계, 상기 훈련 데이터 저장부에 저장되어 있는 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 중 어느 하나의 훈련용 이미지 쌍을 선정하여, 상기 선정된 훈련용 이미지 쌍과 그에 대응되는 훈련용 융합 이미지를 기초로, CT 이미지와 MRI 이미지 간의 융합 이미지를 생성하는 학습 모델을 생성하기 위한 기계학습 과정을, 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 각각에 대해 반복 수행함으로써, 이미지 융합 모델을 생성하는 단계 및 상기 이미지 융합 모델의 생성이 완료된 이후에, 사용자에게 의해, 제1 실제 CT 이미지와 제1 실제 MRI 이미지가 입력으로 인가되면서, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지를 기초로 한 융합 이미지의 생성 명령이 인가되면, 상기 이미지 융합 모델을 기초로, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지를 융합한 제1 융합 이미지를 생성하는 단계를 포함한다.

발명의 효과

[0010] 본 발명은 CT 이미지와 MRI 이미지의 융합을 위한 딥러닝 모델을 기초로 CT 이미지와 MRI 이미지를 하나의 이미지로 융합하여 제공할 수 있는 기법을 제시함으로써, 질병에 대한 보다 정확한 진단이 가능하도록 지원할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0011] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 CT 이미지와 MRI 이미지의 융합을 위한 딥러닝 모델을 기초로 CT 이미지와 MRI 이미지 간의 융합을 가능하게 하는 전자 장치의 구조를 도시한 도면이다.

도 2 내지 도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 CT 이미지와 MRI 이미지의 융합을 위한 딥러닝 모델을 기초로 CT 이미지와 MRI 이미지 간의 융합을 가능하게 하는 전자 장치의 동작을 설명하기 위한 도면이다.

도 7은 본 발명의 일실시예에 따른 CT 이미지와 MRI 이미지의 융합을 위한 딥러닝 모델을 기초로 CT 이미지와 MRI 이미지 간의 융합을 가능하게 하는 전자 장치의 동작 방법을 도시한 순서도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0012] 이하에서는 본 발명에 따른 실시예들을 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명하기로 한다. 이러한 설명은 본 발명을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 각 도면을 설명하면서 유사한 참조부호를 유사한 구성요소에 대해 사용하였으며, 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 본 명세서 상에서 사용되는 모든 용어들은 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 사람에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가지고 있다.

[0013] 본 문서에서, 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있다는 것을 의미한다. 또한, 본 발명의 다양한 실시예들에 있어서, 각 구성요소들, 기능 블록들 또는 수단들은 하나 또는 그 이상의 하부 구성요소로 구성될 수 있고, 각 구성요소들이 수행하는 전기, 전자, 기계적 기능들은 전자회로, 집적회로, ASIC(Application Specific Integrated Circuit) 등 공지된 다양한 소자들 또는 기계적 요소들로 구현될 수 있으며, 각각 별개로 구현되거나 2 이상이 하나로 통합되어 구현될 수도 있다.

- [0014] 한편, 첨부된 블록도의 블록들이나 흐름도의 단계들은 범용 컴퓨터, 특수용 컴퓨터, 휴대용 노트북 컴퓨터, 네트워크 컴퓨터 등 데이터 프로세싱이 가능한 장비의 프로세서나 메모리에 탑재되어 지정된 기능들을 수행하는 컴퓨터 프로그램 명령들(instructions)을 의미하는 것으로 해석될 수 있다. 이들 컴퓨터 프로그램 명령들은 컴퓨터 장치에 구비된 메모리 또는 컴퓨터에서 판독 가능한 메모리에 저장될 수 있기 때문에, 블록도의 블록들 또는 흐름도의 단계들에서 설명된 기능들은 이를 수행하는 명령 수단을 내포하는 제조물로 생산될 수도 있다. 아울러, 각 블록 또는 각 단계는 특정된 논리적 기능(들)을 실행하기 위한 하나 이상의 실행 가능한 명령들을 포함하는 모듈, 세그먼트 또는 코드의 일부를 나타낼 수 있다. 또, 몇 가지 대체 가능한 실시예들에서는 블록들 또는 단계들에서 언급된 기능들이 정해진 순서와 달리 실행되는 것도 가능함을 주목해야 한다. 예컨대, 잇달아 도시되어 있는 두 개의 블록들 또는 단계들은 실질적으로 동시에 수행되거나, 역순으로 수행될 수 있으며, 경우에 따라 일부 블록들 또는 단계들이 생략된 채로 수행될 수도 있다.
- [0015] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 CT 이미지와 MRI 이미지의 융합을 위한 딥러닝 모델을 기초로 CT 이미지와 MRI 이미지 간의 융합을 가능하게 하는 전자 장치의 구조를 도시한 도면이고, 도 2는 본 발명에 따른 이미지 융합 모델의 프레임 워크를 도시한 도면이다.
- [0016] 도 1을 참조하면, 본 발명에 따른 전자 장치(110)는 훈련 데이터 저장부(111), 모델 생성부(112) 및 융합 이미지 생성부(113)를 포함한다.
- [0017] 훈련 데이터 저장부(111)에는 사전 수집된 복수의 훈련용 이미지 쌍들과, 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 각각에 대응되는 사전 제작된 훈련용 융합 이미지가 대응되어 저장되어 있다.
- [0018] 여기서, 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 각각은, 동일 지점을 촬영한 CT 이미지와 MRI 이미지로 구성된 쌍들을 의미하며, 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 각각에 대응되는 훈련용 융합 이미지는, 각 훈련용 이미지 쌍을 구성하는 CT 이미지와 MRI 이미지를 융합시켜 생성한 이미지를 의미한다.
- [0019] 관련해서, 훈련 데이터 저장부(111)에는 하기의 표 1과 같이 데이터가 저장되어 있을 수 있다.

표 1

복수의 훈련용 이미지 쌍들	각 훈련용 이미지 쌍에 대응되는 훈련용 융합 이미지
CT 이미지 1, MRI 이미지 1	훈련용 융합 이미지 1
CT 이미지 2, MRI 이미지 2	훈련용 융합 이미지 2
CT 이미지 3, MRI 이미지 3	훈련용 융합 이미지 3
...	...

- [0023] 모델 생성부(112)는 훈련 데이터 저장부(111)에 저장되어 있는 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 중 어느 하나의 훈련용 이미지 쌍을 선정하여, 상기 선정된 훈련용 이미지 쌍과 그에 대응되는 훈련용 융합 이미지를 기초로, CT 이미지와 MRI 이미지 간의 융합 이미지를 생성하는 학습 모델을 생성하기 위한 기계학습 과정을, 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 각각에 대해 반복 수행함으로써, 이미지 융합 모델을 생성한다.
- [0024] 이때, 본 발명의 일실시예에 따르면, 모델 생성부(112)는 생성부(114), 융합부(115), 산출부(116) 및 학습 수행부(117)를 포함할 수 있다.
- [0025] 생성부(114)는 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 중 어느 하나인 제1 훈련용 이미지 쌍이 선정됨에 따라, 상기 제1 훈련용 이미지 쌍에 대한 기계학습 과정이 수행되어야 하는 순서가 되는 경우, 상기 제1 훈련용 이미지 쌍을 구성하는 제1 CT 이미지와 제1 MRI 이미지를 확인한 후, 상기 제1 CT 이미지를 제1 인코더 블록(21)에 입력으로 인가하여, 상기 제1 CT 이미지에 대한 제1 개량 특징맵을 생성하고, 상기 제1 MRI 이미지를 제2 인코더 블록(22)에 입력으로 인가하여, 상기 제1 MRI 이미지에 대한 제2 개량 특징맵을 생성한다.
- [0026] 여기서, 상기 제1 인코더 블록(21)은, 도면부호 201에 도시된 그림과 같이, CT 이미지가 입력되면, 입력된 CT 이미지를 다중 스케일 합성곱층으로 구성된 신경망에 통과시켜 특징맵을 산출하는 다중 스케일 합성곱 블록(MC Block)과, 다중 스케일 합성곱 블록(MC Block)을 통해 산출된 특징맵을, 채널 어텐션 모듈(Channel Attention Module)과 공간 어텐션 모듈(Spatial Attention Module)에 각각 통과시켜 두 모듈의 출력을 생성한 후, 두 모

들의 출력을 결합하여 특징맵에 대한 개량을 수행함으로써, 입력된 CT 이미지에 대한 개량 특징맵을 산출하는 혼합 어텐션 블록(MA Block)으로 구성되어 있을 수 있다.

[0027] 또한, 상기 제2 인코더 블록(22)도, 도면부호 201에 도시된 그림과 같이, MRI 이미지가 입력되면, 입력된 MRI 이미지를 다중 스케일 합성곱층으로 구성된 신경망에 통과시켜 특징맵을 산출하는 다중 스케일 합성곱 블록(MC Block)과, 다중 스케일 합성곱 블록(MC Block)을 통해 산출된 특징맵을, 채널 어텐션 모듈과 공간 어텐션 모듈에 각각 통과시켜 두 모듈의 출력을 생성한 후, 두 모듈의 출력을 결합하여 특징맵에 대한 개량을 수행함으로써, 입력된 MRI 이미지에 대한 개량 특징맵을 산출하는 혼합 어텐션 블록(MA Block)으로 구성되어 있을 수 있다.

[0028] 관련해서, 제1, 제2 인코더 블록(21, 22)에 대해서, 도 3과 도 4를 참조하여 상세히 설명하기로 한다.

[0029] 먼저, 도 3을 참조하여, 제1, 제2 인코더 블록(21, 22)에 포함된 다중 스케일 합성곱 블록(MC Block)에 대해 예를 들어 상세히 설명하기로 한다.

[0030] 이 다중 스케일 합성곱 블록은, 전술한 바와 같이, 소정의 이미지(I_{in})가 입력되면, 이미지(I_{in})를 다중 스케일 합성곱층으로 구성된 신경망에 통과시켜 특징맵을 산출하는 블록으로서, 도 3에 도시된 그림과 같이, 다중 스케일 합성곱층으로 구성되어 있다.

[0031] 관련해서, 다중 스케일 합성곱 블록에 이미지(I_{in})가 입력되면, 우선, 이 이미지(I_{in})는 도 3에 도시된 그림에서, 3 x 3 크기의 첫 번째 합성곱층을 통과하게 되고, 이로 인해, 첫 번째 합성곱층으로부터 소정의 특징맵이 출력으로 산출될 수 있다. 이를 수학식으로 표현하면, 하기의 수학식 1과 같이 나타낼 수 있다.

수학식 1

$$f_{in} = \rho(I_{in})$$

[0033]

[0035] 여기서, $\rho(\cdot)$ 은 3 x 3 합성곱층의 연산을 의미하고, f_{in} 은 특징맵을 의미한다.

[0036] 이렇게, 특징맵(f_{in})이 생성되면, 상기 특징맵(f_{in})은 도 3에 도시된 그림에서 4개의 분기점으로 나뉘어진 3 x 3 합성곱층에 각각 입력으로 인가될 수 있고, 이로 인해, 하기의 수학식 2와 같이, 4개의 분기점에서의 특징맵들($f_1^1, f_2^1, f_3^1, f_4^1$)이 다시 생성될 수 있다.

수학식 2

$$f_1^1 = \rho(f_{in}), f_2^1 = \rho(f_{in}), f_3^1 = \rho(f_{in}), f_4^1 = \rho(f_{in})$$

[0038]

[0040] 그리고, 이 4개의 분기점에서의 특징맵들($f_1^1, f_2^1, f_3^1, f_4^1$)은 도 3에 도시된 그림에서의 다음 분기의 합성곱층에 다시 입력으로 인가될 수 있고, 이로 인해, 각 분기의 합성곱층으로부터, 하기의 수학식 3과 같은 특징맵들이 출력으로 산출될 수 있다.

수학식 3

$$\begin{aligned} f_1^2 &= \rho(f_1^1), \\ f_2^2 &= \rho([f_1^2, f_2^1]), \\ f_3^2 &= \rho([f_1^2, f_2^2, f_3^1]), \\ f_4^2 &= \rho([f_1^2, f_2^2, f_3^2, f_4^1]), \end{aligned}$$

[0042]

[0044]

여기서, $[f_1^2, f_2^1], [f_1^2, f_2^2, f_3^1], [f_1^2, f_2^2, f_3^1], [f_1^2, f_2^2, f_3^2, f_4^1]$ 은 각 분기점에서 획득된 특징맵들이 연결(concatenate)되었음을 의미하고, $f_1^2, f_2^2, f_3^2, f_4^2$ 은 각 분기점에서의 출력으로 산출된 특징맵들을 의미한다.

[0045]

이렇게, 도 3에 도시된 그림에서, 각 분기점을 통해, $f_1^2, f_2^2, f_3^2, f_4^2$ 라는 특징맵들이 산출되면, 이 특징맵들은 연결된 후, 1 x 1 합성곱층에 입력으로 인가될 수 있고, 이로 인해, 하기의 수학식 4와 같이, 최초 입력으로 인가되었던 이미지(I_{in})에 대한 특징맵(F_{in})이 최종적으로 산출될 수 있다.

수학식 4

$$F_{in} = \alpha([f_1^2, f_2^2, f_3^2, f_4^2])$$

[0047]

[0049]

여기서, $\alpha(\cdot)$ 는 1 x 1 합성곱층의 연산을 의미한다.

[0050]

이러한 방식으로, 제1, 제2 인코더 블록(21, 22)에 포함된 다중 스케일 합성곱 블록(MC Block)은 소정의 CT 이미지 또는 MRI 이미지(I_{in})가 입력되면, 입력된 이미지(I_{in})를 다중 스케일 합성곱층으로 구성된 신경망에 통과시켜 해당 이미지에 대한 특징맵을 산출하도록 구성되어 있다.

[0051]

다음으로, 도 4를 참조하여, 제1, 제2 인코더 블록(21, 22)에 포함된 혼합 어텐션 블록(MA Block)에 대해 예를 들어 상세히 설명하기로 한다.

[0052]

이 혼합 어텐션 블록은, 전술한 바와 같이, 다중 스케일 합성곱 블록을 통해 소정의 특징맵이 산출되면, 이 특징맵을 채널 어텐션 모듈(411)과 공간 어텐션 모듈(412)에 각각 통과시켜 두 모듈의 출력을 생성한 후, 두 모듈의 출력을 결합하여 특징맵에 대한 개량을 수행함으로써, 제1, 제2 인코더 블록(21, 22)에 입력된 이미지(I_{in})에

대한 개량(refined) 특징맵을 산출하는 블록으로서, 도 4에 도시된 그림과 같이, 채널 어텐션 모듈(411)과 공간 어텐션 모듈(412)로 구성되어 있다.

[0053] 관련해서, 다중 스케일 합성곱 블록을 통해 소정의 특징맵(F_{in})이 산출되면, 이 특징맵(F_{in})은 도 4에 도시된 그림에서, 채널 어텐션 모듈(411)과 공간 어텐션 모듈(412)에 각각 입력으로 인가될 수 있다.

[0054] 우선, 채널 어텐션 모듈(411)에 대해서 설명하면 다음과 같다.

[0055] 채널 어텐션이란, 채널에 중점을 두고 강조를 하는 방법으로, 전역 평균 풀링(GAP: Global Average Pooling)을 통해 채널 값들의 평균을 구한 후, 완전 연결 계층(Fully Connected Layer)을 이용하여 특징 맵 채널 간의 관계를 계산하는 모델로서, 특징맵(F_{in})이 채널 어텐션 모듈(411)에 입력으로 인가되면, 채널 어텐션 모듈(411)에서는, 하기의 수학적 식 5와 같이, 특징맵(F_{in})에 대해 공간 맥스-풀링(spatial max-pooling)과 공간 평균-풀링(spatial average-pooling)을 각각 수행하게 된다.

수학적 식 5

$$\begin{aligned} F_{max}^C &= H_{max}(F_{in}) \\ F_{avg}^C &= H_{avg}(F_{in}) \end{aligned}$$

[0057]

[0059] 여기서, $H_{max}(\cdot)$ 와 $H_{avg}(\cdot)$ 은 각각 공간 맥스-풀링의 연산과 공간 평균-풀링의 연산을 의미한다.

[0060] 그 이후, F_{max}^C 와 F_{avg}^C 은, 개량된(refined) 특징맵 F_C 를 생성하기 위해서 활성화 모듈(excitation module)에 인가될 수 있다. 상기 활성화 모듈은 $(1 \times 1 \times c/16)$ 크기의 합성곱층과 $(1 \times 1 \times C)$ 크기의 합성곱층, 요소별 덧셈 연산(element-wise addition operation), 시그모이드 활성화, 요소별 곱셈 연산(element-wise multiplication operation)으로 구성될 수 있다. 이와 관련해서, 상기 활성화 모듈은 하기의 수학적 식 6과 같이 표현될 수 있고, F_{max}^C 와 F_{avg}^C 가 상기 활성화 모듈에 통과되면, 출력 가중치 벡터 M_C 가 산출될 수 있다.

수학적 식 6

$$M_C = \sigma \left(F_{C1} \left(\delta \left(F_{C2} \left(F_{max}^C \right) \right) \right) \oplus F_{C1} \left(\delta \left(F_{C2} \left(F_{avg}^C \right) \right) \right) \right)$$

[0062]

[0064] 여기서, $\oplus$ 은 요소별 덧셈 연산, $F_{C1}(\cdot)$ 과 $F_{C2}(\cdot)$ 는 합성곱층의 연산, $\delta(\cdot)$ 는 ReLU(rectified linear unit), $\sigma(\cdot)$ 는 시그모이드 활성화를 의미한다.

[0065] 이렇게, M_C 가 산출되면, 채널 어텐션 모듈(411)에 입력으로 인가되는 특징맵(F_{in})에서, a번째 채널의 입력

(F_{in}^a) 에 대한 리스케일링(rescaling)을 통해, 하기의 수학식 7에 따라, a번째 채널의 개량된(refined) 특징 (F_C^a) 들을 획득할 수 있다.

수학식 7

$$F_C^a = F_{in}^a \cdot M_C^a$$

여기서, M_C^a 는 C번째 채널 내의 a번째 가중치를 의미하고, $\cdot$ 은 요소별 곱셈 연산을 의미한다.

다음으로, 공간 어텐션 모듈(412)에 대해서 설명하면 다음과 같다.

공간 어텐션이란, 채널 어텐션과 다르게 합성곱으로 주변 픽셀 간의 관계를 계산하고, 이러한 과정으로 추출된 특징 맵과 요소별 곱셈 연산을 통해 강조를 진행하는 모델로서, 특징맵(F_{in})이 공간 어텐션 모듈(412)에 입력으로 인가되면, 공간 어텐션 모듈(411)에서는, 하기의 수학식 8과 같이, 특징맵(F_{in})에 대해 채널 맥스-풀링(channel max-pooling)과 채널 평균-풀링(channel average-pooling)을 각각 수행하게 된다.

수학식 8

$$\begin{aligned} F_{max}^S &= \phi_{max}(F_{in}) \\ F_{avg}^S &= \phi_{avg}(F_{in}) \end{aligned}$$

여기서, $\phi_{max}(\cdot)$ 와 $\phi_{avg}(\cdot)$ 은 각각 채널 맥스-풀링의 연산과 채널 평균-풀링의 연산을 의미한다.

그 이후, F_{max}^S 와 F_{avg}^S 은, 개량된(refined) 특징맵 F_S 를 생성하기 위해서 공간 활성화 모듈(spatial excitation module)에 인가될 수 있다. 그 전에, $(7 \times 7 \times C)$ 크기의 합성곱층과 시그모이드 활성화를 이용하여 공간 가중치맵(spatial weight map) M_S 를 획득할 수 있는데, 이는 하기의 수학식 9의 연산에 따라 획득할 수 있다.

수학식 9

$$M_S = \sigma \left(F_{C3} \left([F_{max}^S, F_{avg}^S] \right) \right)$$

[0078]

[0080]

여기서, $F_{C3}(\cdot)$ 은 $(7 \times 7 \times C)$ 합성곱층의 연산, $[F_{max}^S, F_{avg}^S]$ 는 F_{max}^S 와 F_{avg}^S 간의 연접을 의미한다.

[0081]

이렇게, M_S 가 산출되면, 공간 어텐션 모듈(412)에 입력으로 인가되는 특징맵(F_{in})에서, a 번째 채널의 입력(F_{in}^a)에 대한 리스케일링(rescaling)을 통해, 하기의 수학식 10에 따라, a 번째 채널의 개량된(refined) 특징(F_S^a)들을 획득할 수 있다.

수학식 10

$$F_S^a = F_{in}^a \cdot M_S$$

[0083]

[0085]

여기서, $\cdot$ 은 요소별 곱셈 연산을 의미한다.

[0086]

지금까지 설명한 방식에 따라, 채널 어텐션 모듈(411)과 공간 어텐션 모듈(412)을 통해, 각각 개량된 특징맵이 출력으로 산출되면, 혼합 어텐션 블록(MA Block)에서는, 이 두 모듈의 출력을 연접하고, 그 연접 결과를 $(1 \times 1 \times C)$ 크기의 합성곱층에 입력으로 인가함으로써, 제1, 제2 인코더 블록(21, 22)에 입력되었던 CT 이미지 또는 MRI 이미지(I_{in})에 대한 개량 특징맵(F_{refine})을 최종적으로 산출하게 된다. 관련해서, 이 과정을 수학식으로 표현하면, 하기의 수학식 11과 같이 나타낼 수 있다.

수학식 11

$$F_{refine} = F_{C4}([F_C, F_S])$$

[0088]

[0090]

여기서, $F_{C4}(\cdot)$ 는 $(1 \times 1 \times C)$ 합성곱층의 연산, $[F_C, F_S]$ 는 채널 어텐션 모듈(411)을 통해서 산출된 개량 특징맵 F_C 와 공간 어텐션 모듈(412)을 통해서 산출된 개량 특징맵 F_S 간의 연접을 의미한다.

[0091]

지금까지, 제1, 제2 인코더 블록(21, 22)에 대해서 예를 들어 설명하였다. 생성부(114)는 상기 제1 훈련용 이미지 쌍에 대한 기계학습 과정이 수행되어야 하는 순서가 되는 경우에, 상기 제1 훈련용 이미지 쌍을 구성하는

제1 CT 이미지와 제1 MRI 이미지를 확인한 후, 상기 제1 CT 이미지를 제1 인코더 블록(21)에 입력으로 인가하여 상기 제1 CT 이미지에 대한 제1 개량 특징맵을 생성할 수 있고, 상기 제1 MRI 이미지를 제2 인코더 블록(22)에 입력으로 인가하여, 상기 제1 MRI 이미지에 대한 제2 개량 특징맵을 생성할 수 있다.

[0092] 이렇게, 제1, 제2 인코더 블록(21, 22)을 통해서, 상기 제1, 제2 개량 특징맵이 생성되면, 융합부(115)는 상기 제1 개량 특징맵과 제2 개량 특징맵을 융합 블록(23)에 입력으로 인가하여, 융합 특징맵을 생성할 수 있다.

[0093] 여기서, 상기 융합 블록(23)은, 상기 제1 개량 특징맵과 상기 제2 개량 특징맵이 입력으로 인가되면, 상기 제1 개량 특징맵을 구성하는 각 특징 값의 크기를 기초로, 특징맵에 대한 시각적 돌출성(visual saliency)을 반영하기 위한 가중치맵을 생성하고, 상기 가중치맵을 기초로, 상기 제1 개량 특징맵과 상기 제1 개량 특징맵에 대한 특징 값 보정을 수행한 후, 특징 값 보정이 수행된 상기 제1 개량 특징맵과 상기 제2 개량 특징맵을 융합하여 융합 특징맵을 생성하도록 구성된 블록을 의미한다.

[0094] 관련해서, 융합 블록(23)에 대해서, 도 5를 참조하여 상세히 설명하기로 한다.

[0095] 먼저, 융합 블록(23)에서는 상기 제1 개량 특징맵을 기초로 하기의 수학식 12에 따라, 초기 가중치맵 (IWM_{CT})을 생성할 수 있다.

수학식 12

$$IWM_{CT}(x, y) = \|F_{CT}^a(x, y)\|_1$$

[0097]

[0099] 여기서, $F_{CT}^a(x, y)$ 는 a번째 채널에서의 상기 제1 개량 특징맵을 구성하는 특징들을 의미하고, $\| \cdot \|_1$ 는 L1-노름(norm)을 의미한다. 그리고, $IWM_{CT}(x, y)$ 는 (x, y) 지점에서의 초기 가중치를 의미한다.

[0100] 이렇게, 초기 가중치맵이 생성되면, 융합 블록(23)에서는 하기의 수학식 13의 연산에 따라, 상기 초기 가중치맵을 개량(refine)한다.

수학식 13

$$w_{Nor} = \frac{IWM_{CT} - \min(IWM_{CT})}{\max(IWM_{CT}) - \min(IWM_{CT})}$$

[0102]

[0104] 상기 수학식 13에서 사용된 $Nor(\cdot)$ 함수는, 추후 가중치맵을 이용하여 특징맵을 구성하는 각 특징 값에 대한 보정을 수행할 때, 특징맵을 구성하는 각 특징 간의 돌출도(saliency values)의 거리를 증가시키는 역할을 수행할 수 있다.

[0105] 이렇게, 상기 수학식 13에 따라 상기 초기 가중치맵의 개량이 완료되면, 융합 블록(23)에서는 하기의 수학식 14

의 연산에 따라, 최종 가중치맵(w_1)을 연산할 수 있다.

수학식 14

$$w_1 = f_{VSM}(w_{Nor})$$

여기서, f_{VSM} 은 하기의 수학식 15로 나타낼 수 있는 함수이다.

수학식 15

$$f_{VSM}(I_n) = \|I_n - I_0\| + \|I_n - I_2\| + \dots + \|I_n - I_N\|$$

여기서, I_n 은 이미지를 구성하는 n 번째 화소(I_n)의 화소값을 의미하는 것으로서, 본 발명에서는 w_{Nor} 를 구성하는 n 번째 지점에서의 가중치 값이 될 수 있다.

이렇게, 상기 수학식 14에 따라, 최종 가중치맵(w_1)이 생성되면, 융합 블록(23)에서는 하기의 수학식 16과 17의 연산에 따라, 상기 제1 개량 특징맵과 상기 제2 개량 특징맵에 대한 특징 값 보정을 수행함으로써, F_{DS} 와 F_{ST} 를 연산할 수 있다.

수학식 16

$$F_{DS}^a = \gamma(w_1 \cdot F_{CT}^a) + (1 - \gamma)(w_1 \cdot F_{MRI}^a).$$

수학식 17

$$F_{ST}^a = (1 - w_1) \cdot F_{MRI}^a$$

여기서, $\cdot$ 은 요소별 곱셈 연산을 의미하고, γ 는 상기 수학식 16에서 전 단의 요소와 후단의 요소 간의 가중 평균 연산에 사용하기 위한 사전 지정된 가중치를 의미하며, a 는 a 번째 채널을 의미한다.

[0121] 이렇게, 상기 수학적식 16과 17에 따라, F_{DS} 와 F_{ST} 의 연산이 완료되면, 융합 블록(23)에서는 하기의 수학적식 18의 연산에 따라, 최종적으로 F_{DS} 와 F_{ST} 를 합산함으로써, 융합 특징맵(F_{fusion})을 생성할 수 있다.

수학적식 18

[0123]

$$F_{fusion} = F_{DS} + F_{ST}$$

[0125] 지금까지, 융합 블록(23)에 대해서 예를 들어 설명하였다. 융합부(115)는, 생성부(114)를 통해, 상기 제1 개량 특징맵과 상기 제2 개량 특징맵이 생성되면, 상기 제1 개량 특징맵과 제2 개량 특징맵을 융합 블록(23)에 입력으로 인가하여, 상기 융합 특징맵을 생성할 수 있다.

[0126] 이렇게, 융합 블록(23)을 통해서, 상기 융합 특징맵이 생성되면, 산출부(116)는 상기 융합 특징맵을 디코더 블록(24)에 입력으로 인가하여, 최종 특징맵을 산출할 수 있다.

[0127] 여기서, 상기 디코더 블록(24)은, 상기 융합 특징맵이 입력으로 인가되면, 상기 융합 특징맵을 복수의 합성곱층들로 구성된 신경망에 통과시켜 최종 특징맵을 산출하도록 구성된 블록을 의미한다.

[0128] 관련해서, 디코더 블록(24)에 대해서, 도 6을 참조하여 상세히 설명하기로 한다.

[0129] 디코더 블록(24)은 도 6에 도시된 그림과 같이, 복수의 합성곱층들로 구성된 신경망으로써, 융합 블록(23)을 통해 상기 융합 특징맵(F_{fusion})이 산출되면, 상기 융합 특징맵(F_{fusion})을, 복수의 합성곱층들로 구성된 신경망에 통과시켜, 최종 특징맵(I_F)를 출력으로 산출하도록 구성된 블록이다.

[0130] 이로 인해, 산출부(116)는, 융합부(115)를 통해서, 상기 융합 특징맵이 생성되면, 상기 융합 특징맵을 디코더 블록(24)에 입력으로 인가하여, 상기 최종 특징맵을 산출할 수 있다.

[0131] 학습 수행부(117)는 상기 최종 특징맵이 산출되면, 훈련 데이터 저장부(111)에 저장되어 있는, 상기 제1 훈련용 이미지 쌍에 대응되는 제1 훈련용 융합 이미지와 상기 최종 특징맵을 서로 비교하여, 상기 최종 특징맵과 상기 제1 훈련용 융합 이미지 간의 오차가 최소가 되도록 기계학습을 수행한다.

[0132] 이때, 본 발명의 일실시예에 따르면, 학습 수행부(117)는 상기 최종 특징맵과 상기 제1 훈련용 융합 이미지를 구성하는 각 화소 값 간의 차이와, 상기 최종 특징맵과 상기 제1 훈련용 융합 이미지에 대한 그래디언트(gradient) 간의 차이를 기초로, 상기 최종 특징맵과 상기 제1 훈련용 융합 이미지 간의 오차를 표상하는 손실 값을 산출하도록 사전 지정되어 있는 손실 함수를 이용하여, 상기 손실 값을 산출한 후, 상기 손실 값이 최소가 되도록 기계학습을 수행할 수 있다.

[0133] 이때, 본 발명의 일실시예에 따르면, 상기 손실 함수는 하기의 수학적식 19와 같이 구성되어 있을 수 있다.

수학적식 19

[0135]

$$L = \frac{1}{WH} \left(\mu \|I_F - I_{in}\|_2^2 + \varphi \|\nabla I_F - \nabla I_{in}\|_2^2 \right)$$

[0137] 여기서, ∇ 는 그래디언트 연산자, $\|\cdot\|_2$ 는 L2-노름(norm), WH는 소스 이미지들의 공간 크기를 나타내고,

μ 와 φ 는 두 아이템 간의 균형을 이루기 위한 변수, I_{in} 은 상기 제1 훈련용 융합 이미지, I_F 는 상기 최종 특징맵을 의미한다.

- [0138] 본 발명의 일실시예에 따르면, 학습 수행부(117)는 상기 손실 값이 최소가 되도록 역전파(BackPropagation) 처리를 수행하는 방식으로 기계학습을 수행할 수 있다.
- [0139] 지금까지 설명한 방식에 따라, 모델 생성부(112)는 훈련 데이터 저장부(111)에 저장되어 있는 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들과 그에 대응되는 훈련용 융합 이미지를 기초로 한 기계학습을 반복 수행함으로써, CT 이미지와 MRI 이미지를 융합하기 위한 상기 이미지 융합 모델을 생성할 수 있다.
- [0140] 이렇게, 모델 생성부(112)를 통해, 상기 이미지 융합 모델의 생성이 완료된 이후에, 사용자에게 의해, 제1 실제 CT 이미지와 제1 실제 MRI 이미지가 입력으로 인가되면서, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지를 기초로 한 융합 이미지의 생성 명령이 인가되면, 융합 이미지 생성부(113)는 상기 이미지 융합 모델을 기초로, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지를 융합한 제1 융합 이미지를 생성한다.
- [0141] 이때, 본 발명의 일실시예에 따르면, 융합 이미지 생성부(113)는 상기 이미지 융합 모델의 생성이 완료된 이후에, 사용자에게 의해, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지가 입력으로 인가되면서, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지를 기초로 한 융합 이미지의 생성 명령이 인가되면, 상기 제1 실제 CT 이미지를 상기 제1 인코더 블록(21)에 입력으로 인가하여, 상기 제1 실제 CT 이미지에 대한 제1 실제 개량 특징맵을 생성하고, 상기 제1 실제 MRI 이미지를 상기 제2 인코더 블록(22)에 입력으로 인가하여, 상기 제1 실제 MRI 이미지에 대한 제2 실제 개량 특징맵을 생성할 수 있다.
- [0142] 그러고 나서, 융합 이미지 생성부(113)는 상기 제1 실제 개량 특징맵과 상기 제2 실제 개량 특징맵을 상기 융합 블록(23)에 입력으로 인가하여, 실제 융합 특징맵을 생성할 수 있다.
- [0143] 이렇게, 상기 실제 융합 특징맵이 생성되면, 융합 이미지 생성부(113)는 상기 실제 융합 특징맵을 상기 디코더 블록(24)에 입력으로 인가하여, 최종 실제 특징맵을 산출한 후, 상기 최종 실제 특징맵을, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지가 융합된 상기 제1 융합 이미지로서 생성할 수 있다.
- [0144] 본 발명의 일실시예에 따르면, 전자 장치(110)는, 병원의 의료진과 같이 소정의 인증된 사용자만이 상기 이미지 융합 모델을 이용하여 CT 이미지와 MRI 이미지가 융합된 융합 이미지를 획득할 수 있도록 하는 사용자 인증과 관련된 구성을 더 포함할 수 있다.
- [0145] 이를 위해, 본 발명의 일실시예에 따르면, 융합 이미지 생성부(113)는 인증 값 저장부(118), 인증 이벤트 발생부(119), 인증 완료부(120) 및 생성 처리부(121)를 포함할 수 있다.
- [0146] 우선, 본 발명에서는 사용자 인증을 수행하기 위해서, 상기 이미지 융합 모델을 이용할 수 있는 사람으로 사전 지정된 사용자에게, p (p 는 2이상의 자연수임)자리수의 제1 사용자 식별번호와 q (q 는 2이상의 자연수임)자리수의 제1 비밀번호가 사전 발급되어 있음을 가정한다.
- [0147] 이때, 인증 값 저장부(118)에는 상기 이미지 융합 모델을 이용할 수 있는 사용자임을 인증하기 위한, 사전 발급된 인증 값이 저장되어 있을 수 있다.
- [0148] 여기서, 상기 인증 값은, 상기 제1 사용자 식별번호를 구성하는 p 개의 숫자들 각각에 대해 모듈로(modulo)-2 연산이 수행된 결과 값으로 구성된 제1 벡터와, 상기 제1 비밀번호를 구성하는 q 개의 숫자들 각각에 대해 모듈로-2 연산이 수행된 결과 값으로 구성된 제2 벡터 간의 합성곱 연산이 수행되어 생성된 결과 값이다.
- [0149] 예컨대, 상기 제1 사용자 식별번호가 '12345'라고 하고, 상기 제1 비밀번호가 '567'이라고 하는 경우, 상기 인증 값은, '12345'를 구성하는 '1', '2', '3', '4', '5' 각각에 대해 모듈로-2 연산이 수행된 연산 결과인 '1', '0', '1', '0', '1'로 구성되는 '[1 0 1 0 1]'이라는 제1 벡터와, '567'을 구성하는 '5', '6', '7' 각각에 대해 모듈로-2 연산이 수행된 연산 결과인 '1', '0', '1'로 구성되는 '[1 0 1]'이라는 제2 벡터 간의 합성곱 연산이 수행되어 생성된 결과 값일 수 있다.
- [0150] 인증 이벤트 발생부(119)는 상기 이미지 융합 모델의 생성이 완료된 이후에, 사용자에게 의해, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지가 입력으로 인가되면서, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지를 기초로 한 융합 이미지의 생성 명령이 인가되면, 융합 이미지의 생성을 수행하기 전에, 사용자 인증을 수행하기 위한 인증 이벤트를 발생시킨다.

- [0151] 인증 완료부(120)는 상기 인증 이벤트가 발생되면, 화면 상에, 사용자 인증을 위한 사용자 식별번호와 비밀번호를 입력할 것을 지시하는 메시지를 표시한 후, 사용자에게 의해, 상기 제1 사용자 식별번호와 상기 제1 비밀번호가 입력되면, 상기 제1 사용자 식별번호를 구성하는 p개의 숫자들 각각에 대해 모듈로-2 연산을 수행한 결과 값으로 구성된 제1 벡터와, 상기 제1 비밀번호를 구성하는 q개의 숫자들 각각에 대해 모듈로-2 연산을 수행한 결과 값으로 구성된 제2 벡터 간의 합성곱 연산을 수행함으로써, 검증 값을 생성한 후, 상기 검증 값이 상기 인증 값과 일치하는지 확인하여, 서로 일치하는 것으로 확인되면, 사용자 인증을 완료 처리한다.
- [0152] 관련해서, 사용자에게 의해, '12345'라고 하는 제1 사용자 식별번호와 '567'이라고 하는 제1 비밀번호가 인가되었다면, 인증 완료부(120)는 상기 제1 사용자 식별번호인 '12345'를 구성하는 '1', '2', '3', '4', '5' 각각에 대해 모듈로-2 연산이 수행된 연산 결과인 '1', '0', '1', '0', '1'로 구성되는 '[1 0 1 0 1]'이라는 제1 벡터와, 상기 제1 비밀번호인 '567'을 구성하는 '5', '6', '7' 각각에 대해 모듈로-2 연산이 수행된 연산 결과인 '1', '0', '1'로 구성되는 '[1 0 1]'이라는 제2 벡터 간의 합성곱 연산을 수행함으로써, 상기 검증 값을 생성할 수 있다.
- [0153] 그리고 나서, 인증 완료부(120)는 상기 검증 값이, 인증 값 저장부(118)에 저장되어 있는 상기 인증 값과 일치하는지 확인하여, 서로 일치하는 것으로 확인되면, 사용자에게 의해 입력된 상기 제1 사용자 식별번호와 상기 제1 비밀번호가 제대로 입력된 것으로 판단하고, 사용자 인증을 완료 처리할 수 있다.
- [0154] 생성 처리부(121)는 사용자 인증이 완료 처리되면, 상기 이미지 융합 모델을 기초로, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지를 융합한 상기 제1 융합 이미지를 생성한다.
- [0155] 도 7은 본 발명의 일실시예에 따른 CT 이미지와 MRI 이미지의 융합을 위한 딥러닝 모델을 기초로 CT 이미지와 MRI 이미지 간의 융합을 가능하게 하는 전자 장치의 동작 방법을 도시한 순서도이다.
- [0156] 단계(S710)에서는 사전 수집된 복수의 훈련용 이미지 쌍들(상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 각각은, 동일 지점을 촬영한 CT 이미지와 MRI 이미지로 구성된 쌍들임)과, 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 각각에 대응되는 사전 제작된 훈련용 융합 이미지(상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 각각에 대응되는 훈련용 융합 이미지는, 각 훈련용 이미지 쌍을 구성하는 CT 이미지와 MRI 이미지를 융합시켜 생성한 이미지임)가 대응되어 저장되어 있는 훈련 데이터 저장부를 유지한다.
- [0157] 단계(S720)에서는 상기 훈련 데이터 저장부에 저장되어 있는 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 중 어느 하나의 훈련용 이미지 쌍을 선정하여, 상기 선정된 훈련용 이미지 쌍과 그에 대응되는 훈련용 융합 이미지를 기초로, CT 이미지와 MRI 이미지 간의 융합 이미지를 생성하는 학습 모델을 생성하기 위한 기계학습 과정을, 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 각각에 대해 반복 수행함으로써, 이미지 융합 모델을 생성한다.
- [0158] 단계(S730)에서는 상기 이미지 융합 모델의 생성이 완료된 이후에, 사용자에게 의해, 제1 실제 CT 이미지와 제1 실제 MRI 이미지가 입력으로 인가되면서, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지를 기초로 한 융합 이미지의 생성 명령이 인가되면, 상기 이미지 융합 모델을 기초로, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지를 융합한 제1 융합 이미지를 생성한다.
- [0159] 이때, 본 발명의 일실시예에 따르면, 단계(S720)에서는 상기 복수의 훈련용 이미지 쌍들 중 어느 하나인 제1 훈련용 이미지 쌍이 선정됨에 따라, 상기 제1 훈련용 이미지 쌍에 대한 기계학습 과정이 수행되어야 하는 순서가 되는 경우, 상기 제1 훈련용 이미지 쌍을 구성하는 제1 CT 이미지와 제1 MRI 이미지를 확인한 후, 상기 제1 CT 이미지를 제1 인코더 블록(상기 제1 인코더 블록은, CT 이미지가 입력되면, 입력된 CT 이미지를 다중 스케일 합성곱층으로 구성된 신경망에 통과시켜 특징맵을 산출하는 다중 스케일 합성곱 블록과, 다중 스케일 합성곱 블록을 통해 산출된 특징맵을, 채널 어텐션 모듈과 공간 어텐션 모듈에 각각 통과시켜 두 모듈의 출력을 생성한 후, 두 모듈의 출력을 결합하여 특징맵에 대한 개량을 수행함으로써, 입력된 CT 이미지에 대한 개량 특징맵을 산출하는 혼합 어텐션 블록으로 구성되어 있음)에 입력으로 인가하여, 상기 제1 CT 이미지에 대한 제1 개량 특징맵을 생성하고, 상기 제1 MRI 이미지를 제2 인코더 블록(상기 제2 인코더 블록은, MRI 이미지가 입력되면, 입력된 MRI 이미지를 다중 스케일 합성곱층으로 구성된 신경망에 통과시켜 특징맵을 산출하는 다중 스케일 합성곱 블록과, 다중 스케일 합성곱 블록을 통해 산출된 특징맵을, 채널 어텐션 모듈과 공간 어텐션 모듈에 각각 통과시켜 두 모듈의 출력을 생성한 후, 두 모듈의 출력을 결합하여 특징맵에 대한 개량을 수행함으로써, 입력된 MRI 이미지에 대한 개량 특징맵을 산출하는 혼합 어텐션 블록으로 구성되어 있음)에 입력으로 인가하여, 상기 제1 MRI 이미지에 대한 제2 개량 특징맵을 생성하는 단계, 상기 제1 개량 특징맵과 제2 개량 특징맵을 융합 블록(상기 융합 블록은, 상기 제1 개량 특징맵과 상기 제2 개량 특징맵이 입력으로 인가되면, 상기 제1 개량 특징맵을 구

성하는 각 특징 값의 크기를 기초로, 특징맵에 대한 시각적 돌출성을 반영하기 위한 가중치맵을 생성하고, 상기 가중치맵을 기초로, 상기 제1 개량 특징맵과 상기 제1 개량 특징맵에 대한 특징 값 보정을 수행한 후, 특징 값 보정이 수행된 상기 제1 개량 특징맵과 상기 제2 개량 특징맵을 융합하여 융합 특징맵을 생성하도록 구성된 블록(입)에 입력으로 인가하여, 상기 융합 특징맵을 생성하는 단계, 상기 융합 특징맵을 디코더 블록(상기 디코더 블록은, 상기 융합 특징맵이 입력으로 인가되면, 상기 융합 특징맵을 복수의 합성곱층들로 구성된 신경망에 통과시켜 최종 특징맵을 산출하도록 구성된 블록(입)에 입력으로 인가하여, 상기 최종 특징맵을 산출하는 단계 및 상기 최종 특징맵이 산출되면, 상기 훈련 데이터 저장부에 저장되어 있는, 상기 제1 훈련용 이미지 쌍에 대응되는 제1 훈련용 융합 이미지와 상기 최종 특징맵을 서로 비교하여, 상기 최종 특징맵과 상기 제1 훈련용 융합 이미지 간의 오차가 최소가 되도록 기계학습을 수행하는 단계를 포함할 수 있다.

[0160] 이때, 본 발명의 일실시예에 따르면, 상기 기계학습을 수행하는 단계는 상기 최종 특징맵과 상기 제1 훈련용 융합 이미지를 구성하는 각 화소 값 간의 차이와, 상기 최종 특징맵과 상기 제1 훈련용 융합 이미지에 대한 그래디언트 간의 차이를 기초로, 상기 최종 특징맵과 상기 제1 훈련용 융합 이미지 간의 오차를 표상하는 손실 값을 산출하도록 사전 지정되어 있는 손실 함수를 이용하여, 상기 손실 값을 산출한 후, 상기 손실 값이 최소가 되도록 기계학습을 수행할 수 있다.

[0161] 또한, 본 발명의 일실시예에 따르면, 단계(S730)에서는 상기 이미지 융합 모델의 생성이 완료된 이후에, 사용자에게 의해, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지가 입력으로 인가되면서, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지를 기초로 한 융합 이미지의 생성 명령이 인가되면, 상기 제1 실제 CT 이미지를 상기 제1 인코더 블록에 입력으로 인가하여, 상기 제1 실제 CT 이미지에 대한 제1 실제 개량 특징맵을 생성하고, 상기 제1 실제 MRI 이미지를 상기 제2 인코더 블록에 입력으로 인가하여, 상기 제1 실제 MRI 이미지에 대한 제2 실제 개량 특징맵을 생성한 후, 상기 제1 실제 개량 특징맵과 상기 제2 실제 개량 특징맵을 상기 융합 블록에 입력으로 인가하여, 실제 융합 특징맵을 생성하고, 상기 실제 융합 특징맵을 상기 디코더 블록에 입력으로 인가하여, 최종 실제 특징맵을 산출한 후, 상기 최종 실제 특징맵을, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지가 융합된 상기 제1 융합 이미지로서 생성할 수 있다.

[0162] 또한, 본 발명의 일실시예에 따르면, 단계(S730)에서는 상기 이미지 융합 모델을 이용할 수 있는 사용자임을 인증하기 위한, 사전 발급된 인증 값(상기 인증 값은, 사용자에게 대해 사전 발급된 p (p 는 2이상의 자연수임)자리수의 제1 사용자 식별번호를 구성하는 p 개의 숫자들 각각에 대해 모듈로-2 연산이 수행된 결과 값으로 구성된 제1 벡터와, 사용자에게 대해 사전 발급된 q (q 는 2이상의 자연수임)자리수의 제1 비밀번호를 구성하는 q 개의 숫자들 각각에 대해 모듈로-2 연산이 수행된 결과 값으로 구성된 제2 벡터 간의 합성곱 연산이 수행되어 생성된 결과 값임)이 저장되어 있는 인증 값 저장부를 유지하는 단계, 상기 이미지 융합 모델의 생성이 완료된 이후에, 사용자에게 의해, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지가 입력으로 인가되면서, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지를 기초로 한 융합 이미지의 생성 명령이 인가되면, 융합 이미지의 생성을 수행하기 전에, 사용자 인증을 수행하기 위한 인증 이벤트를 발생시키는 단계, 상기 인증 이벤트가 발생되면, 화면 상에, 사용자 인증을 위한 사용자 식별번호와 비밀번호를 입력할 것을 지시하는 메시지를 표시한 후, 사용자에게 의해, 상기 제1 사용자 식별번호와 상기 제1 비밀번호가 입력되면, 상기 제1 사용자 식별번호를 구성하는 p 개의 숫자들 각각에 대해 모듈로-2 연산을 수행한 결과 값으로 구성된 제1 벡터와, 상기 제1 비밀번호를 구성하는 q 개의 숫자들 각각에 대해 모듈로-2 연산을 수행한 결과 값으로 구성된 제2 벡터 간의 합성곱 연산을 수행함으로써, 검증 값을 생성한 후, 상기 검증 값이 상기 인증 값과 일치하는지 확인하여, 서로 일치하는 것으로 확인되면, 사용자 인증을 완료 처리하는 단계 및 사용자 인증이 완료 처리되면, 상기 이미지 융합 모델을 기초로, 상기 제1 실제 CT 이미지와 상기 제1 실제 MRI 이미지를 융합한 상기 제1 융합 이미지를 생성하는 단계를 포함할 수 있다.

[0163] 이상, 도 7을 참조하여 본 발명의 일실시예에 따른 전자 장치의 동작 방법에 대해 설명하였다. 여기서, 본 발명의 일실시예에 따른 전자 장치의 동작 방법은 도 1 내지 도 6을 이용하여 설명한 전자 장치(110)의 동작에 대한 구성과 대응될 수 있으므로, 이에 대한 보다 상세한 설명은 생략하기로 한다.

[0164] 본 발명의 일실시예에 따른 전자 장치의 동작 방법은 컴퓨터와의 결합을 통해 실행시키기 위한 저장매체에 저장된 컴퓨터 프로그램으로 구현될 수 있다.

[0165] 또한, 본 발명의 일실시예에 따른 전자 장치의 동작 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램

램 명령은 본 발명을 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다.

[0166] 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 이러한 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다.

[0167] 따라서, 본 발명의 사상은 설명된 실시예에 국한되어 정해져서는 아니되며, 후술하는 특허청구범위뿐 아니라 이 특허청구범위와 균등하거나 등가적 변형이 있는 모든 것들은 본 발명 사상의 범주에 속한다고 할 것이다.

부호의 설명

[0168] 110: 전자 장치

111: 훈련 데이터 저장부 112: 모델 생성부

113: 융합 이미지 생성부 114: 생성부

115: 융합부 116: 산출부

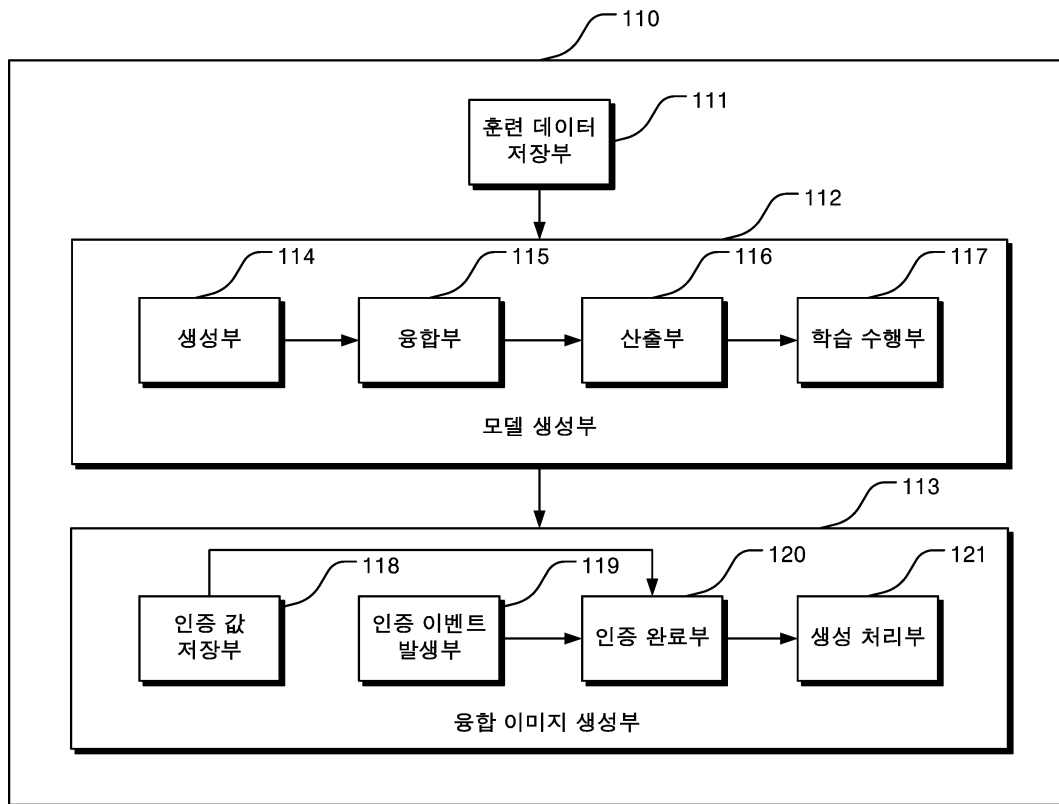
117: 학습 수행부 118: 인증 값 저장부

119: 인증 이벤트 발생부 120: 인증 완료부

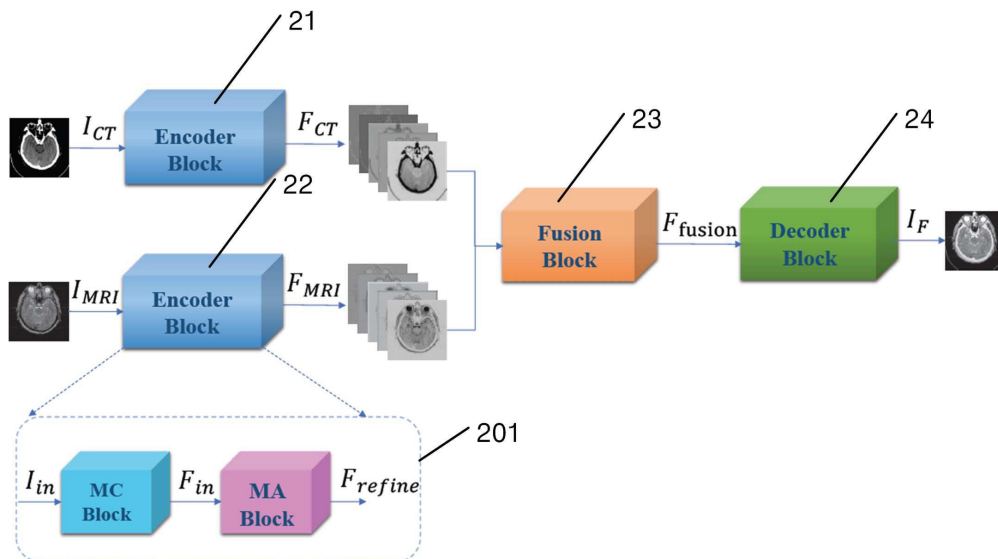
121: 생성 처리부

도면

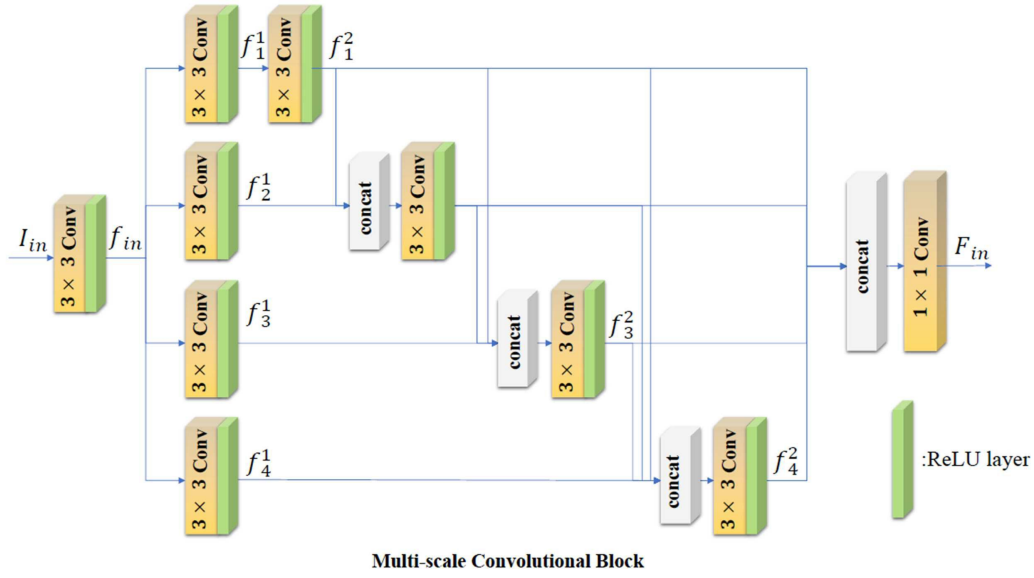
도면1



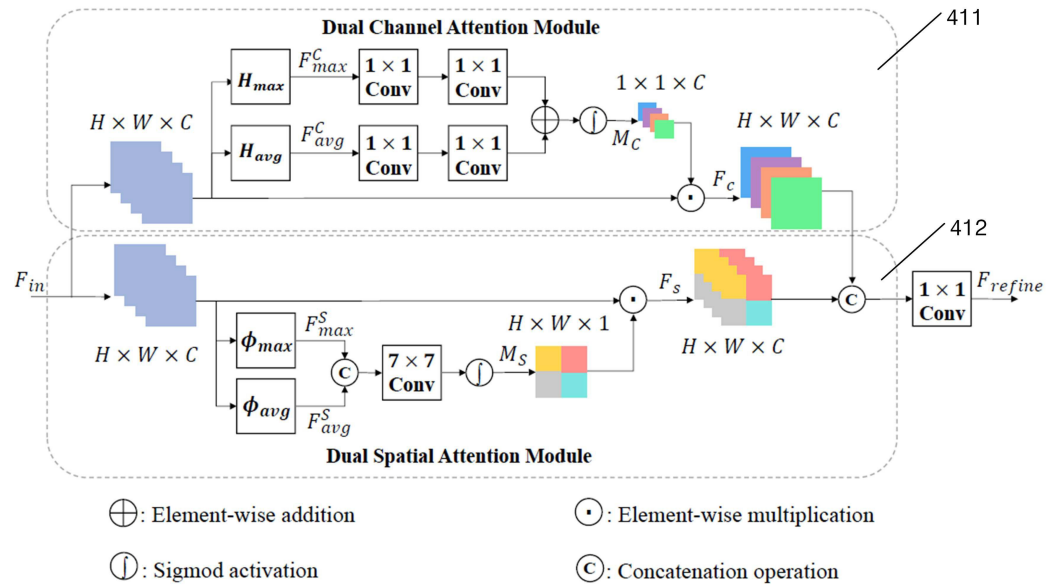
도면2



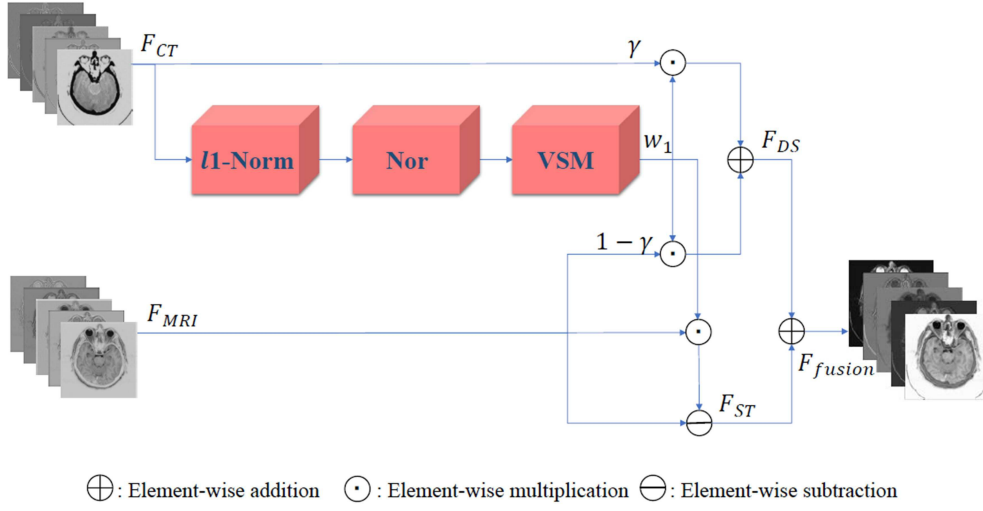
도면3



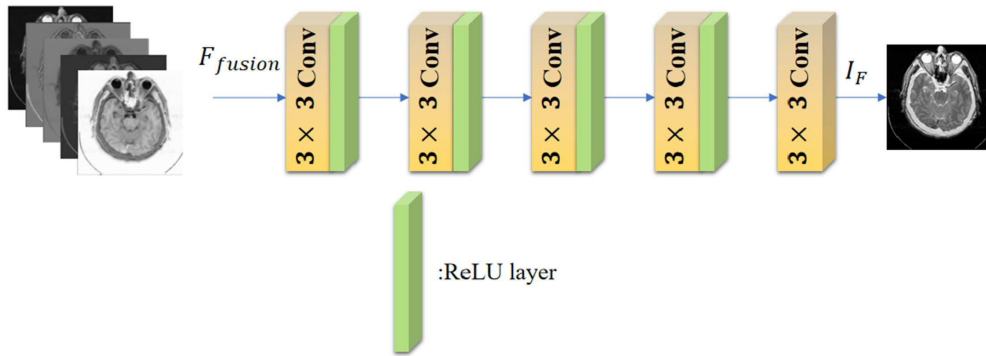
도면4



도면5



도면6



도면7

