



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0029637
(43) 공개일자 2025년03월05일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G16H 30/40 (2018.01) A61B 5/055 (2006.01)
G06T 3/40 (2024.01) G06V 10/77 (2022.01)
G16H 50/20 (2018.01)
(52) CPC특허분류
G16H 30/40 (2018.01)
A61B 5/055 (2022.01)
(21) 출원번호 10-2023-0110797
(22) 출원일자 2023년08월23일
심사청구일자 2023년08월23일

(71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)
(72) 발명자
석홍일
서울특별시 성북구 길음로 118, 411동 1202호(길음동, 길음뉴타운)
맹준영
서울특별시 송파구 오금로32길 5, 202동 902호(송파동, 가락삼익맨션)
(74) 대리인
송인호, 윤형근, 최관락

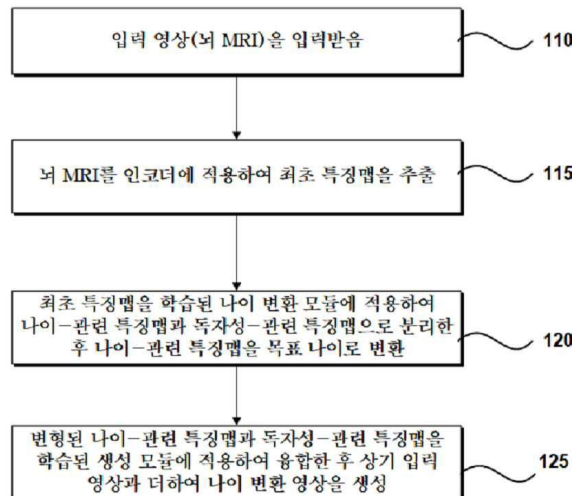
전체 청구항 수 : 총 8 항

(54) 발명의 명칭 뇌 자기공명영상 나이 변형 방법 및 그 장치

(57) 요약

뇌 자기공명영상 나이 변형 방법 및 그 장치가 개시된다. 뇌 자기공명영상 나이 변형 방법은, (a) 입력 영상을 인코더에 적용하여 최초 특징맵을 추출하는 단계; (b) 상기 최초 특징맵을 학습된 나이 변환 모듈에 적용하여 나이-관련 특징맵과 독자성-관련 특징맵으로 분리한 후 상기 나이-관련 특징맵을 목표 나이로 변형하는 단계; 및 (c) 상기 변형된 나이-관련 특징맵과 상기 독자성-관련 특징맵을 학습된 생성 모듈에 적용하여 융합한 후 상기 입력 영상과 더하여 나이 변형 영상을 생성하는 단계를 포함한다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06T 3/4046 (2024.01)

G06V 10/77 (2022.01)

G16H 50/20 (2018.01)

G06T 2207/10088 (2013.01)

G06T 2207/30016 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711126110
과제번호	2019-0-00079-003
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	정보통신방송혁신인재양성(R&D)
연구과제명	인공지능대학원지원(고려대학교)
기 여 율	1/3
과제수행기관명	고려대학
연구기간	2021.01.01 ~ 2021.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711184539
과제번호	2022R1A4A1033856
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	집단연구지원
연구과제명	인과관계 XAI 기반 Bio-Socio 복잡계 데이터 분석 및 추론 연구실
기 여 율	1/3
과제수행기관명	고려대학교
연구기간	2023.03.01 ~ 2024.02.29

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711193127
과제번호	2022-0-00959-002
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	사람중심인공지능핵심원천기술개발
연구과제명	(2세부) 의사결정 지원을 위한 퓨샷 학습 기반 시각 및 언어에 대한 인과관계 추론
기술개발	
기 여 율	1/3
과제수행기관명	서울대학교 산학협력단
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

- (a) 입력 영상을 인코더에 적용하여 최초 특징맵을 추출하는 단계;
- (b) 상기 최초 특징맵을 학습된 나이 변환 모듈에 적용하여 나이-관련 특징맵과 독자성-관련 특징맵으로 분리한 후 상기 나이-관련 특징맵을 목표 나이로 변형하는 단계; 및
- (c) 상기 변형된 나이-관련 특징맵과 상기 독자성-관련 특징맵을 학습된 생성 모듈에 적용하여 융합한 후 상기 입력 영상과 더하여 나이 변형 영상을 생성하는 단계를 포함하는 뇌 자기공명영상 나이 변형 방법.

청구항 2

제1 항에 있어서,

상기 생성 모듈은 생성자(G)와 판별자(D)를 포함하여 적대적 학습이 수행되,

상기 생성자(G)는 상기 변형된 나이-관련 특징맵과 상기 독자성-관련 특징맵을 융합한 후 상기 최초 특징맵과의 차이맵을 생성하되,

상기 차이맵과 상기 입력 영상을 더하여 상기 나이 변형 영상이 생성되는 하는 것을 특징으로 하는 뇌 자기공명영상 나이 변형 방법.

청구항 3

제2 항에 있어서,

상기 나이 변환 모듈은,

상기 최초 특징맵에서 나이-관련 특징맵을 추출하는 나이 특징 추출기;

상기 나이-관련 특징맵을 상기 목표 나이로 변환하는 나이 변환기;

상기 나이-관련 특징맵과 상기 변환된 나이-관련 특징맵을 각각 입력받은 후 나이를 각각 판단하는 나이 판단 모듈; 및

상기 최초 특징맵에서 나이와 무관한 독자성-관련 특징맵을 추출하는 독자성 특징 추출기를 포함하는 것을 특징으로 하는 뇌 자기공명영상 나이 변형 방법.

청구항 4

제1 항에 있어서,

상기 나이 변형 영상을 상기 나이 판단 모듈에 적용한 결과를 기초로 상기 인코더, 상기 나이 특징 추출기의 파라미터가 갱신되는 것을 특징으로 하는 뇌 자기공명영상 나이 변형 방법.

청구항 5

제1 항에 있어서,

상기 나이 변환 모듈은 나이 예측 손실 함수를 이용하여 학습되되, 상기 나이 예측 손실 함수는 하기 수식과 같이 계산되는 것을 특징으로 하는 뇌 자기공명영상 나이 변형 방법.

$$\mathcal{L}_{a1} + \mathcal{L}_{a2} + \mathcal{L}_{a3}$$

여기서, $\mathcal{L}_{a1} = \mathcal{L}_{age}(\mathcal{C}(F_{age}), a_{ref})$ 이며, a_{ref} 는 입력 영상의 현재 나이를 나타내고,

F_{age} 는 나이-관련 특징맵을 나타내고, $\mathcal{C}(\)$ 는 나이 판별 모듈을 나타내며, $\mathcal{L}_{age}(\)$ 는 나이 차

이 함수를 나타내고, $\mathcal{L}_{a2} = \mathcal{L}_{age}(\mathcal{C}(F_{tar}), a_{tar})$ 이며, a_{tar} 는 목표 나이를 나타내고,

F_{tar} 는 변형된 나이-관련 특징맵을 나타내며,

$\mathcal{L}_{a3} = \mathcal{L}_{age}(\mathcal{C}(\mathcal{A}_{ref}(\mathcal{E}(I_{tar}))), a_{tar})$ 이고, I_{tar} 는 나이 변형 영상을 나타내며,

$\mathcal{E}$ 는 인코더를 나타내고, $\mathcal{A}_{ref}$ 는 나이 특징 추출기를 나타냄.

청구항 6

입력 영상에 대한 최초 특징맵을 추출하는 인코더;

상기 최초 특징맵을 입력받은 후 나이-관련 특징맵과 독자성-관련 특징맵으로 분리하고, 상기 나이-관련 특징맵을 목표 나이로 변형하는 나이 변환 모듈; 및

상기 변형된 나이-관련 특징맵과 상기 독자성-관련 특징맵을 융합한 후 상기 입력 영상과 더하여 나이 변형 영상을 생성하는 생성 모듈을 포함하는 뇌 자기공명영상 나이 변형 장치.

청구항 7

제6 항에 있어서,

상기 생성 모듈은 생성자(G)와 판별자(D)를 포함하여 적대적 학습이 수행되되,

상기 생성자(G)는 상기 변형된 나이-관련 특징맵과 상기 독자성-관련 특징맵을 융합한 후 상기 최초 특징맵과의 차이맵을 생성하되,

상기 차이맵과 상기 입력 영상을 더하여 상기 나이 변환 영상이 생성되는 것을 특징으로 하는 뇌 자기공명영상 나이 변형 장치.

청구항 8

제6 항에 있어서,

상기 나이 변환 모듈은,

상기 최초 특징맵에서 나이-관련 특징맵을 추출하는 나이 특징 추출기;

상기 나이-관련 특징맵을 상기 목표 나이로 변환하는 나이 변환기;

상기 나이-관련 특징맵과 상기 변환된 나이-관련 특징맵을 각각 입력받은 후 나이를 각각 판단하는 나이 판단 모듈; 및

상기 최초 특징맵에서 나이와 무관한 독자성-관련 특징맵을 추출하는 독자성 특징 추출기를 포함하는 것을 특징으로 하는 뇌 자기공명영상 나이 변형 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 뇌 자기공명영상 나이 변형 방법 및 그 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 자기공명영상(MRI: magnetic resource imaging, 이하 MRI라 칭하기로 함)은 핵자기공명 원리를 사용하여 영상화된 이미지이며, 특히 뇌 MRI를 분석하여 알츠하이머와 파킨슨 같은 퇴행성 뇌 질환을 진단하는 연구가 활발히 이루어지고 있다.

[0004] 퇴행성 뇌질환을 앓고 있는 사람의 뇌 MRI의 경우 정상인의 영상과 비교하여 노화가 진행된 특성을 지니고 있다는 점에서 주어진 뇌 영상의 현재 나이를 분석함으로써 뇌질환의 조기 진단에 도움을 줄 수 있다.

[0005] 따라서 현재 시점의 뇌 영상을 기반으로 미래 시점의 뇌 영상을 생성할 수 있다면, 향후 퇴행성 뇌질환에 걸릴 가능성에 대해 미리 진단하는데 도움을 받을 수 있고, 현재 상태에서 의료적 조치를 취할 수 있다.

[0006] 초기 뇌 영상 나이 변환 연구들은 각 나이대 별 뇌 영상들의 특징을 평균화시킨 후 템플릿을 만들었으며, 특정 사람의 개별 나이 변환 결과가 아니라 특정 나이대의 평균적인 뇌 영상으로 변환시키는데 그쳤다. 따라서 초기 연구 방법들은 각 피험자 맞춤형 뇌 나이 변환 결과를 제시하지 못하였으며, 개인별 특성을 분석해야 하는 의료 분야에 사용하기에 큰 한계가 있었다.

[0007] 최근 딥러닝 기법을 사용하여 특정 피험자의 뇌 영상을 목표하는 나이로 변환시키는 다양한 기술들이 제안되었다. 하지만 이러한 종래 방법들은 나이 변환 과정에서 개별 뇌 영상의 특징과 독자성을 제대로 보존하지 못하며, 사람별로 고유한 형태를 지니는 뇌실(brain ventricular)의 형태가 변환되는 등의 문제점이 존재한다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0009] 본 발명은 뇌 자기공명영상 나이 변형 방법 및 그 장치를 제공하기 위한 것이다.

[0010] 또한, 본 발명은 개개인별 한 시점의 뇌 영상 데이터만을 학습 데이터로 사용하여 개별 나이 변환 형태를 고려하여 정확하게 목표 나이로 뇌 영상을 변형하고, 동시에 입력 뇌 영상의 독자성 보존이 가능한 뇌 자기공명영상 나이 변형 방법 및 그 장치를 제공하기 위한 것이다.

과제의 해결 수단

[0012] 본 발명의 일 측면에 따르면, 뇌 자기공명영상 나이 변형 방법이 제공된다.

[0013] 본 발명의 일 실시예에 따르면, (a) 입력 영상을 인코더에 적용하여 최초 특징맵을 추출하는 단계; (b) 상기 최초 특징맵을 학습된 나이 변환 모듈에 적용하여 나이-관련 특징맵과 독자성-관련 특징맵으로 분리한 후 상기 나이-관련 특징맵을 목표 나이로 변형하는 단계; 및 (c) 상기 변형된 나이-관련 특징맵과 상기 독자성-관련 특징맵을 학습된 생성 모듈에 적용하여 융합한 후 상기 입력 영상과 더하여 나이 변형 영상을 생성하는 단계를 포함하는 뇌 자기공명영상 나이 변형 방법이 제공될 수 있다.

[0014] 상기 생성 모듈은 생성자(G)와 판별자(D)를 포함하여 적대적 학습이 수행되되, 상기 생성자(G)는 상기 변형된 나이-관련 특징맵과 상기 독자성-관련 특징맵을 융합한 후 상기 최초 특징맵과의 차이맵을 생성하되, 상기 차이맵과 상기 입력 영상을 더하여 상기 나이 변형 영상이 생성될 수 있다.

[0015] 상기 나이 변환 모듈은, 상기 최초 특징맵에서 나이-관련 특징맵을 추출하는 나이 특징 추출기; 상기 나이-관련 특징맵을 상기 목표 나이로 변환하는 나이 변환기; 상기 나이-관련 특징맵과 상기 변환된 나이-관련 특징맵을 각각 입력받은 후 나이를 각각 판단하는 나이 판단 모듈; 및 상기 최초 특징맵에서 나이와 무관한 독자성-관련 특징맵을 추출하는 독자성 특징 추출기를 포함할 수 있다.

[0016] 상기 나이-관련 특징맵을 이용하여 상기 나이 판단 모듈이 학습되며,

[0017] 상기 나이 변형 영상을 상기 나이 판단 모듈에 적용한 결과를 기초로 나이 변환기의 파라미터가 갱신될 수 있다.

[0018] 상기 나이 변환 모듈은 나이 예측 손실 함수를 이용하여 학습되되, 상기 나이 예측 손실 함수는 하기 수식식과 같이 계산되되,

$$\mathcal{L}_{a1} + \mathcal{L}_{a2} + \mathcal{L}_{a3}$$

[0019]

$$\mathcal{L}_{a1} = \mathcal{L}_{age}(\mathcal{C}(F_{age}), a_{ref})$$

[0020] 여기서, a_{ref} 는 입력 영상의 현재 나이를 나타내고,

F_{age} 는 나이-관련 특징맵을 나타내고, $\mathcal{C}()$ 는 나이 판별 모듈을 나타내며, $\mathcal{L}_{age}()$ 는 나이 차

이 함수를 나타내고, $\mathcal{L}_{a2} = \mathcal{L}_{age}(\mathcal{C}(F_{tar}), a_{tar})$ 이며, a_{tar} 는 목표 나이를 나타내고,

F_{tar} 는 변형된 나이-관련 특징맵을 나타내며,

$\mathcal{L}_{a3} = \mathcal{L}_{age}(\mathcal{C}(\mathcal{A}_{ref}(\mathcal{E}(I_{tar}))), a_{tar})$ 이고, I_{tar} 는 나이 변형 영상을 나타내며,

$\mathcal{E}$ 는 인코더를 나타내고, $\mathcal{A}_{ref}$ 는 나이 특징 추출기를 나타낸다.

[0022] 본 발명의 다른 측면에 따르면, 뇌 자기공명영상 나이 변형 장치가 제공된다.

[0023] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 입력 영상에 대한 최초 특징맵을 추출하는 인코더; 상기 최초 특징맵을 입력받은 후 나이-관련 특징맵과 독자성-관련 특징맵으로 분리하고, 상기 나이-관련 특징맵을 목표 나이로 변형하는 나이 변환 모듈; 및 상기 변형된 나이-관련 특징맵과 상기 독자성-관련 특징맵을 융합한 후 상기 입력 영상과 더하여 나이 변형 영상을 생성하는 생성 모듈을 포함하는 뇌 자기공명영상 나이 변형 장치가 제공될 수 있다.

발명의 효과

- [0025] 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 자기공명영상 나이 변형 방법 및 그 장치를 제공함으로써, 개개인별 한 시점의 뇌 영상 데이터만을 학습 데이터로 사용하여 개별 나이 변환 형태를 고려하여 정확하게 목표 나이로 뇌 영상을 변환하고, 동시에 입력 뇌 영상의 독자성 보존이 가능한 이점이 있다.
- [0026] 또한, 본 발명은 적은 수의 뇌 영상 데이터만으로 신뢰성 있는 뇌 영상 나이 변환 모델을 구축이 가능하며, 의료 영상 분야에서 개인의 노화에 따른 나이 변환에 관한 후속 연구를 진행하는 데 도움을 줄 수 있고, 알츠하이머 및 파킨슨과 같은 퇴행성 뇌질환의 조기 진단 및 처방에 도움을 줄 수 있는 이점이 있다.

도면의 간단한 설명

- [0028] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 자기공명영상 나이 변형 방법을 나타낸 순서도.
- 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝 모델의 프레임워크를 도시한 도면.
- 도 3은 종래와 본 발명의 일 실시예에 따른 얼굴 나이 변환 결과를 비교한 도면.
- 도 4는 종래와 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 MRI 나이 변환 결과를 비교한 도면.
- 도 5는 종래와 본 발명의 일 실시예에 따른 나이 변형 방법의 독자성 보존 정도를 비교한 도면.
- 도 6는 종래와 본 발명의 일 실시예에 따른 나이 변환 정확도를 비교한 도면.
- 도 7은 종래와 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 MRI 나이 변환 성능을 비교한 도면.
- 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 MRI 나이 변형 장치의 구성을 개략적으로 도시한 도면.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0029] 본 명세서에서 사용되는 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "구성된다" 또는 "포함한다" 등의 용어는 명세서상에 기재된 여러 구성 요소들, 또는 여러 단계들을 반드시 모두 포함하는 것으로 해석되지 않아야 하며, 그 중 일부 구성 요소들 또는 일부 단계들은 포함되지 않을 수도 있고, 또는 추가적인 구성 요소 또는 단계들을 더 포함할 수 있는 것으로 해석되어야 한다. 또한, 명세서에 기재된 "...부", "모듈" 등의 용어는 적어도 하나의 기능이나 동작을 처리하는 단위를 의미하며, 이는 하드웨어 또는 소프트웨어로 구현되거나 하드웨어와 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다.
- [0030] 이하, 첨부된 도면들을 참조하여 본 발명의 실시예를 상세히 설명한다.
- [0032] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 자기공명영상 나이 변형 방법을 나타낸 순서도이고, 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝 모델의 프레임워크를 도시한 도면이고, 도 3은 종래와 본 발명의 일 실시예에 따른 얼굴 나이 변환 결과를 비교한 도면이며, 도 4는 종래와 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 MRI 나이 변환 결과를 비교한 도면이고, 도 5는 종래와 본 발명의 일 실시예에 따른 나이 변형 방법의 독자성 보존 정도를 비교한 도면이고, 도 6는 종래와 본 발명의 일 실시예에 따른 나이 변환 정확도를 비교한 도면이며, 도 7은 종래와 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 MRI 나이 변형 성능을 비교한 도면이다.
- [0033] 단계 110에서 뇌 자기공명영상 나이 변형 장치(100)는 입력 영상을 입력받는다. 입력 영상은 개개인의 뇌 MRI일 수 있다. 본 발명의 일 실시예에서는 입력 영상이 개개인의 뇌 MRI인 것을 가정하여 설명하나, 반드시 MRI로 제한되는 것은 아니며 일반적인 입력 영상(예를 들어, 개개인의 얼굴 영상)인 경우에도 동일하게 적용될 수 있음은 당연하다.
- [0034] 단계 115에서 뇌 자기공명영상 나이 변형 장치(100)는 뇌 MRI를 인코더에 적용하여 최초 특징맵을 추출한다. 여기서, 인코더는 U-Net 구조를 가질 수 있다. 이러한 U-Net 구조의 인코더를 이용하여 영상에 대한 특징맵을 추출하는 방법 자체는 당업자에게는 자명한 사항이므로 이에 대한 별도의 설명은 생략하기로 한다.
- [0035] 단계 120에서 뇌 자기공명영상 나이 변형 장치(100)는 최초 특징맵을 학습된 나이 변환 모델에 적용하여 나이-관련 특징맵과 독자성-관련 특징맵으로 분리한 후 나이-관련 특징맵을 목표 나이로 변환한다.

[0036] 이에 대해 도 2를 참조하여 보다 상세히 설명하기로 한다.

[0037] 도 2에 도시된 바와 같이, 최초 특징맵은 나이 특징 추출기($\mathcal{A}_{ref}$)로 적용되며, 해당 나이 특징 추출기($\mathcal{A}_{ref}$)를 통해 나이-관련 특징맵이 추출된다.

[0038] 나이 특징 추출기($\mathcal{A}_{ref}$)를 통해 추출된 나이-관련 특징맵을 이용하여 나이 판단 모듈($\mathcal{C}$)이 학습될 수 있다. 이에 대한 나이 예측 손실은 수학적 식 1과 같이 도출될 수 있다.

수학적 식 1

$$\mathcal{L}_{a1} = \mathcal{L}_{age}(\mathcal{C}(F_{age}), a_{ref})$$

[0039]

[0040] 여기서, a_{ref} 는 뇌 MRI의 현재 나이를 나타내고, F_{age} 는 나이-관련 특징맵을 나타낸다. 즉, 나이 판단 모듈($\mathcal{C}$)은 수학적 식 1의 나이 예측 손실이 최소가 되도록 학습될 수 있다.

[0041] 나이-관련 특징맵은 나이 변환기($\mathcal{A}_{tar}$)에 적용되며, 나이 변환기($\mathcal{A}_{tar}$)는 나이-관련 특징맵을 목표 나이로 변형할 수 있다. 이때, 나이 변환기($\mathcal{A}_{tar}$)는 나이 판단 모듈($\mathcal{C}$)을 통해 목표 나이로 나이-관련 특징맵을 변형하도록 학습될 수 있다.

[0042] 이에 대한 손실 함수는 수학적 식 2와 같다.

수학적 식 2

$$\mathcal{L}_{a2} = \mathcal{L}_{age}(\mathcal{C}(F_{tar}), a_{tar})$$

[0043]

[0044] 여기서, a_{tar} 는 목표 나이를 나타내고, F_{tar} 는 목표 나이로 변형된 나이-관련 특징맵을 나타낸다. 즉, 나이 변환기($\mathcal{A}_{tar}$)는 수학적 식 2의 손실 함수가 최소가 되도록 학습될 수 있다.

[0045] 또한, 인코더(810)에서 추출된 최초 특징맵은 독자성 특징 추출기($\mathcal{J}$)로 입력된 후 나이와 무관한 독자성-관련 특징맵이 추출된다.

[0046] 다시 정리하면, 인코더(810)를 통해 추출된 최초 특징맵은 나이 변환 모듈(820)에 적용되어 나이-관련 특징맵과 나이와 무관한 독자성-관련 특징맵으로 분리될 수 있다.

[0047] 단계 125에서 뇌 자기공명영상 나이 변형 장치(100)는 변형된 나이-관련 특징맵과 독자성-관련 특징맵을 학습된 생성 모듈에 적용하여 융합한 후 상기 입력 영상과 더하여 나이 변형 영상을 생성한다.

[0048] 이에 대해 보다 상세히 설명하기로 한다.

[0049] 생성 모듈(830)은 도 2에 도시된 바와 같이, 생성자 모듈(G)과 판별자 모듈(D)을 포함하며, 해당 생성자 모듈(G)과 판별자 모듈(D)은 적대적 학습을 수행할 수 있다.

[0050] 우선, 변형된 나이-관련 특징맵과 독자성-관련 특징맵은 생성자 모듈(G)에 입력된다. 물론, 최초 특징맵 또한 생성자 모듈(G)에 입력될 수 있다.

[0051] 생성자 모듈(G)은 나이-관련 특징맵과 독자성-관련 특징맵을 융합한 후 최초 특징맵과의 차이맵을 출력할 수 있다.

[0052] 나이-변환 특징맵과 독자성-관련 특징맵은 StyleGAN 모델과 유사하게 AdaIN(Arbitrary Style Transfer in Real-time with Adaptive Instance Normalization) 프로세스를 통해 융합될 수 있다. 여기서, AdaIN 프로세스 자체는 당업자에게는 자명한 사항이므로 이에 대한 별도의 설명은 생략하기로 한다.

[0053] 인코더와 마찬가지로 생성자 모듈(G)은 U-Net 구조로 구성되며, 5개의 정보 전달자(skip connection)를 사용함으로써 입력 이미지의 구조적 특징이 학습 중에 잘 보존될 수 있다.

[0054] 생성자 모듈(G)에서 생성된 차이맵은 입력 영상(예를 들어, 뇌 MRI)와 더하기 연산되어 최종 나이 변형 영상이 생성될 수 있다.

[0055] 본 발명의 일 실시예에서는 도 2에 도시된 바와 같이, 현실성 있는 나이 변환 이미지를 생성하기 위해 Patchgan 기반의 판별자 모듈(D)를 사용할 수 있다.

[0056] 또한, 생성 모듈(830)에서 정확한 나이 변화가 가능하도록 나이 판단 모듈($\mathcal{C}(\mathcal{A}_{\text{ref}}(\mathcal{E}(\cdot)))$)은 나이 변형 영상이 목표 나이로 변하도록 나이 변환 모듈(820) 및 생성 모듈(830)의 파라미터를 갱신할 수 있다.

[0057] 이에 대한 나이 예측 손실 함수는 수학식 3와 같이 나타낼 수 있다.

수학식 3

$$\mathcal{L}_{a3} = \mathcal{L}_{\text{age}}(\mathcal{C}(\mathcal{A}_{\text{ref}}(\mathcal{E}(\mathbf{I}_{\text{tar}}))), a_{\text{tar}})$$

[0058] 여기서, $\mathbf{I}_{\text{tar}}$ 는 나이 변형 영상을 나타낸다.

[0060] 현실적인 나이 변형 영상 생성을 위해 평균 제곱 오차를 기반으로 생성자 모듈(G)과 판별자 모듈(D)은 적대적 학습이 수행될 수 있다.

[0061] 이를 수학식으로 나타내면, 수학식 4 및 수학식 5와 같다.

수학식 4

$$\mathcal{L}_{\text{advD}} = \frac{1}{2} \mathbb{E}_{\hat{\mathbf{I}} \sim P_i} \left[(\mathcal{D}(\hat{\mathbf{I}}) - 1)^2 \right] + \frac{1}{2} \mathbb{E}_{\mathbf{I}_{\text{tar}} \sim P_i} \left[(\mathcal{D}(\mathbf{I}_{\text{tar}}))^2 \right]$$

수학식 5

$$\mathcal{L}_{\text{advG}} = \frac{1}{2} \mathbb{E}_{\mathbf{I}_{\text{tar}} \sim P_i} [(\mathcal{D}(\mathbf{I}_{\text{tar}}) - 1)^2]$$

수학식 4 및 수학식 5에서 $\hat{\mathbf{I}}$ 와 P_i 는 실제 샘플과 데이터 분포를 나타낸다. 모든 손실함수들은 결합되며, 수학식 6 및 수학식 7과 같이 종단간(end-to-end) 학습 방법으로 업데이트될 수 있다.

수학식 6

$$\min \lambda_{\text{adv}} \mathcal{L}_{\text{advG}} + \lambda_{\text{age}} (\mathcal{L}_{\text{a1}} + \mathcal{L}_{\text{a1}} + \mathcal{L}_{\text{a3}})$$

수학식 7

$$\min \mathcal{L}_{\text{advD}}$$

여기서, λ_{adv} 와 λ_{age} 는 각각 손실 함수에 대한 가중치를 나타낸다.

도 3은 종래와 본 발명의 일 실시예에 따른 얼굴 나이 변환 결과를 비교한 도면이다. 도 3에서 보여지는 바와 같이, 본 발명의 일 실시예에 따른 나이 변형 방법을 얼굴 영상에 적용한 결과 이미지의 독자적 특성을 훌륭하게 보존하는 동시에 정확한 목표 나이로 이미지 변환된 것을 알 수 있다.

도 4는 종래와 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 MRI 나이 변환 결과를 비교한 도면이다. 도 4에서 보여지는 바와 같이, 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 MRI 나이 변형 방법이 연속적이고 정확한 나이로 이미지를 변화시킬 수 있음을 알 수 있다.

도 5는 종래와 본 발명의 일 실시예에 따른 나이 변형 방법의 독자성 보존 정도를 비교한 도면이다. 도 5에서 보여지는 바와 같이 본 발명의 일 실시예에 따른 방법이 종래 기술보다 독자성 보존 정도가 우수함을 알 수 있다.

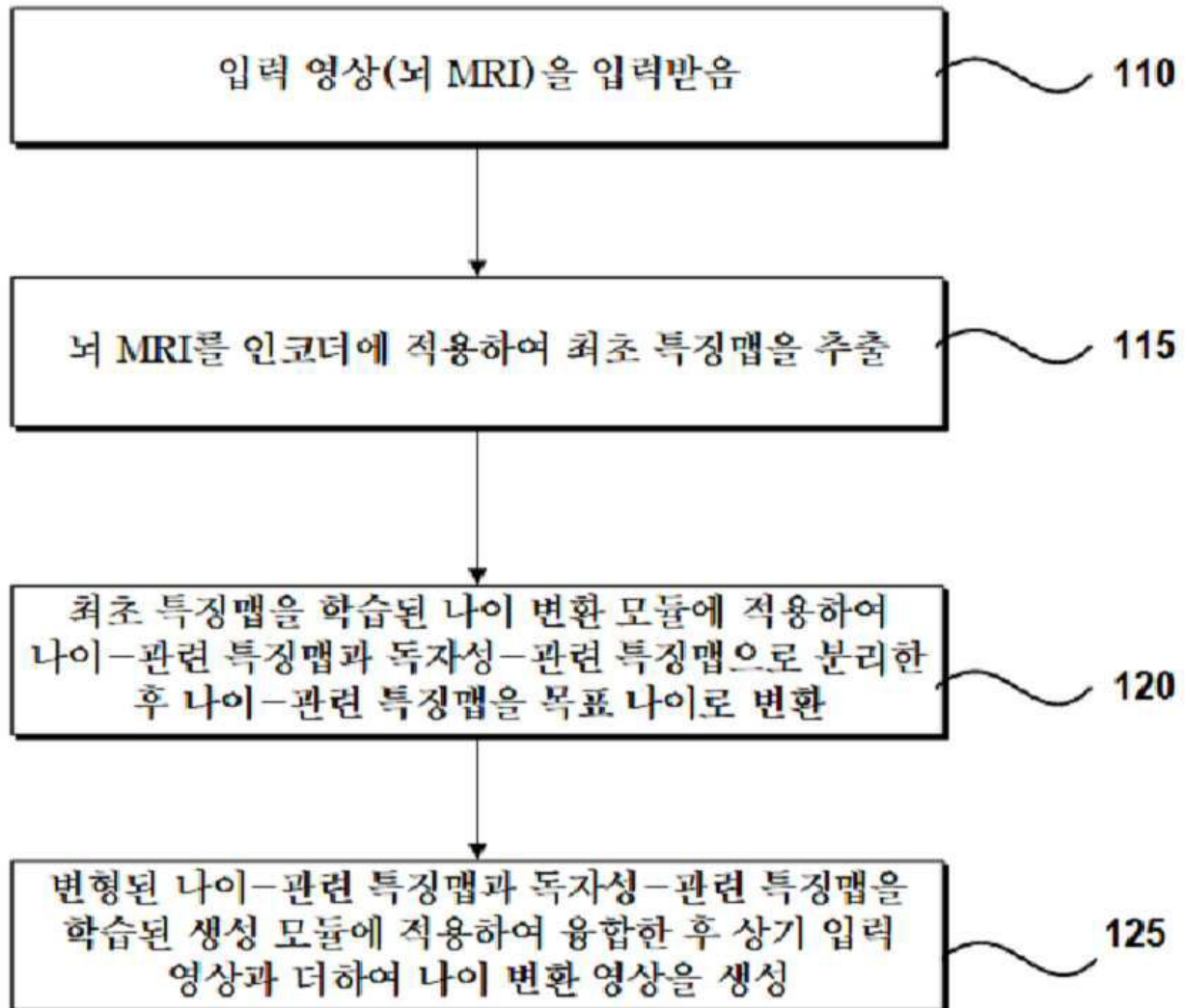
도 6는 종래와 본 발명의 일 실시예에 따른 나이 변환 정확도를 비교한 도면이다. 도 6에서 보여지는 바와 같이 본 발명이 종래 기술보다 정확한 나이로 변환시킨 것을 알 수 있다.

도 7은 종래와 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 MRI 나이 변환 성능을 비교한 도면이다. 도 7에서 보여지는 바와 같이, 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 MRI 나이 변형 방법이 종래기술보다 나이 변환 성능이 우수한 것을 알 수 있다.

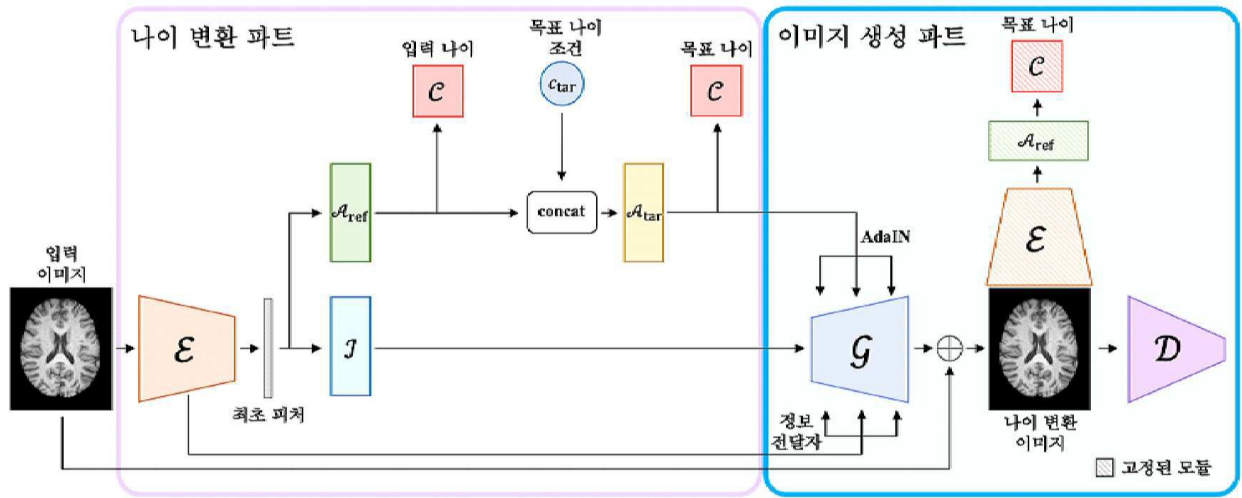
- [0074] 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 MRI 나이 변형 장치의 구성을 개략적으로 도시한 도면이다.
- [0075] 도 8을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 MRI 나이 변형 장치(100)는 인코더(810), 나이 변환 모듈(820) 및 생성 모듈(830)을 포함하여 구성된다.
- [0076] 인코더(810)는 입력 영상에 대한 최초 특징맵을 추출하기 위한 수단이다.
- [0077] 나이 변환 모듈(820)은 최초 특징맵을 입력받은 후 나이-관련 특징맵과 독자성-관련 특징맵으로 분리하고, 나이-관련 특징맵을 목표 나이로 변형하기 위한 수단이다.
- [0078] 예를 들어, 나이 변환 모듈(820)은 최초 특징맵을 기초로 나이-관련 특징맵을 추출하는 나이 특징 추출기와 나이와 무관한 독자성-관련 특징맵을 추출하는 독자성 특징 추출기를 포함한다.
- [0079] 또한, 나이 특징 추출기에 의해 분리 추출된 나이-관련 특징맵은 나이 변환기에 의해 목표 나이로 변형될 수 있다.
- [0080] 생성 모듈(830)은 변형된 나이-관련 특징맵과 독자성-관련 특징맵을 융합한 후 상기 입력 영상과 더하여 나이 변형 영상을 생성할 수 있다.
- [0081] 전술한 바와 같이, 생성 모듈(830)은 생성자(G)와 판별자(D)를 포함하여 적대적 학습이 수행되되, 생성자(G)는 상기 변형된 나이-관련 특징맵과 상기 독자성-관련 특징맵을 융합한 후 상기 최초 특징맵과의 차이맵을 생성하며, 차이맵과 뇌 MRI가 더해져 나이 변형 영상이 생성될 수 있다.
- [0082] 이외에도, 뇌 MRI 나이 변형 장치(100)는 메모리 및 프로세서의 구성을 더 포함할 수도 있음은 당연하다. 또한, 전술된 뇌 MRI 나이 변형 장치(100)의 일 구성(예를 들어, 인코더, 나이 변환 모듈(820), 생성 모듈(830))은 프로세서의 일 구성이거나 프로세서에 의해 실행되는 단위 모듈일 수도 있다. 또한, 프로세서는 뇌 MRI 나이 변형 장치(100)의 각 구성을 나이 예측 손실과 적대적 학습 손실을 고려하여 학습시킬 수도 있다.
- [0084] 본 발명의 실시 예에 따른 장치 및 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록되는 프로그램 명령은 본 발명을 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 분야 통상의 기술자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기매체(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.
- [0085] 상술한 하드웨어 장치는 본 발명의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.
- [0086] 이제까지 본 발명에 대하여 그 실시 예들을 중심으로 살펴보았다. 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 본 발명이 본 발명의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 변형된 형태로 구현될 수 있음을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 개시된 실시 예들은 한정적인 관점이 아니라 설명적인 관점에서 고려되어야 한다. 본 발명의 범위는 전술한 설명이 아니라 특허청구범위에 나타나 있으며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 차이점은 본 발명에 포함된 것으로 해석되어야 할 것이다.

도면

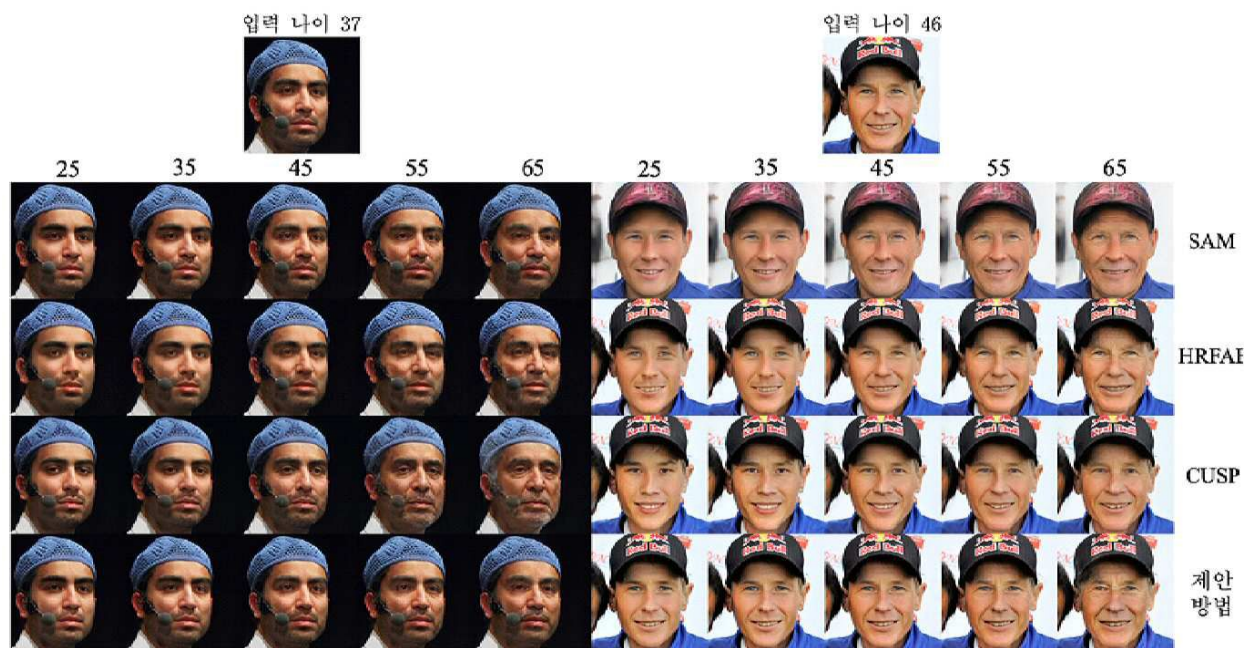
도면1



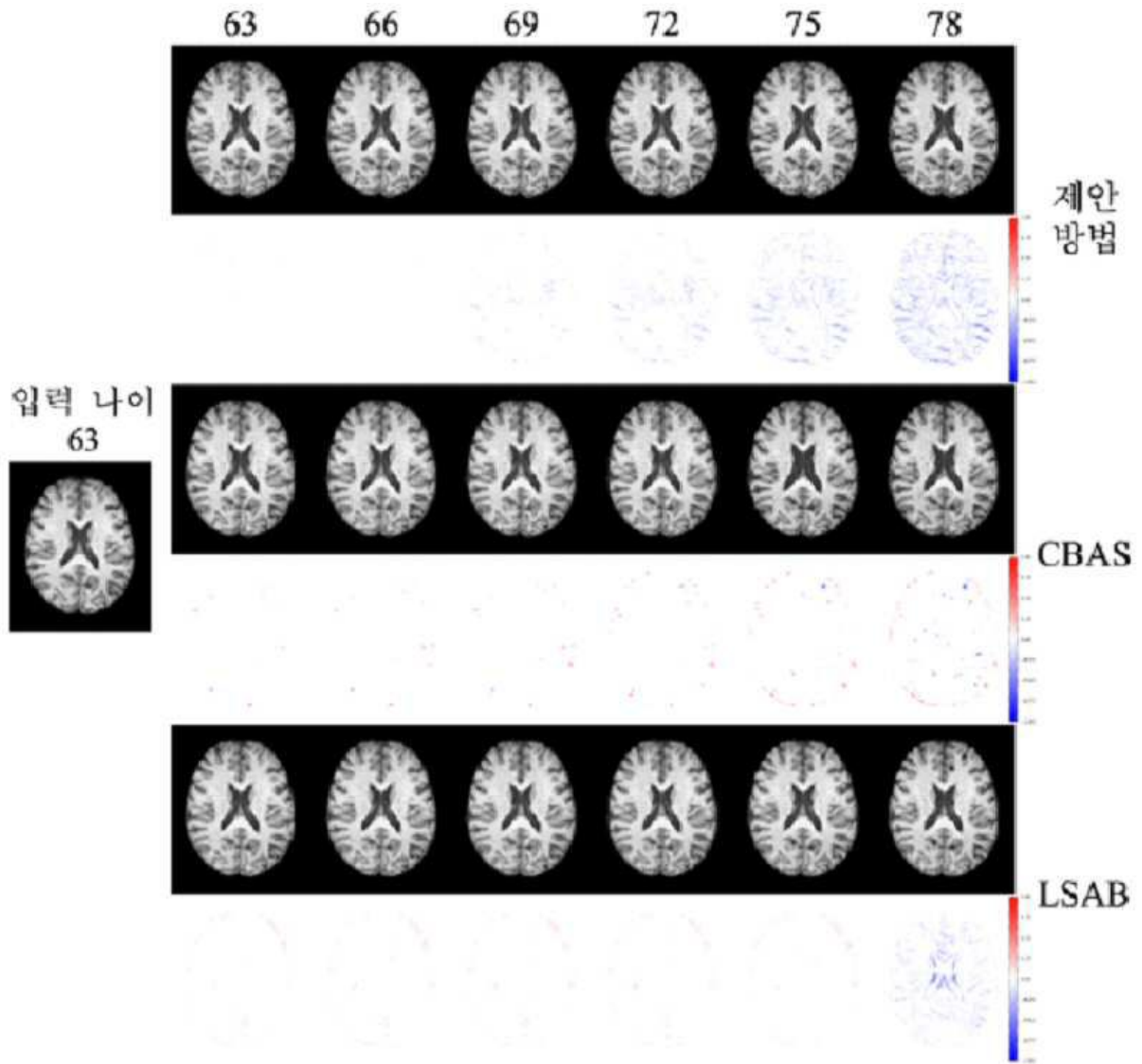
도면2



도면3



도면4



도면5

비교 모델	얼굴 보존도	LPIPS
SAM [15]	95.85%	0.115
HRFAE [16]	98.54%	0.037
CUSP [17]	85.16%	0.094
제안 방법	99.13%	0.025

도면6

비교 모델	목표 나이					
	전체	25	35	45	55	65
SAM [15]	7.59	6.62	8.09	8.83	8.20	6.20
HRFAE [16]	9.97	6.78	9.82	11.96	11.58	9.73
CUSP [17]	6.94	4.41	7.99	8.27	7.18	6.83
제안 방법	6.99	8.61	6.88	6.69	6.75	6.01

도면7

비교 모델	PSNR	SSIM	MSE	PAD
CBAS [3]	28.819	0.929	0.0015	5.44
LSAB [4]	28.500	0.922	0.1558	5.86
제안 방법	28.953	0.929	0.0014	5.13

도면8

