(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0137376
(43) 공개일자 2024년09월20일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 6/00 (2024.01) *A61B 6/03* (2024.01)
G06T 5/00 (2024.01)
(52) CPC특허분류
A61B 6/5258 (2020.08)
A61B 6/032 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2023-0030702
(22) 출원일자 2023년03월08일
심사청구일자 2023년03월08일

(71) 출원인
건양대학교산학협력단
충청남도 논산시 대학로 121 (내동)
(72) 발명자
이승완
대전광역시 서구 만년로 25, 112동 1002호 (만년동, 강변아파트)
이다혜
경기도 군포시 수리산로 33, 838동 2601호 (산본동, 계룡아파트)
(74) 대리인
특허법인도담

전체 청구항 수 : 총 6 항

(54) 발명의 명칭 **지도학습된 행동 모델을 적용한 멀티 에이전트 강화학습 기반 멀티 테스킹 전산화단층영상 화질복원 시스템**

(57) 요 약

본 발명은 3차원 단층 영상을 통해 진단 정보를 제공하는 전산화단층영상(computed tomography; CT)의 영상 화질 복원을 위한 학습모델에서 멀티에이전트 강화학습 (multi-agent reinforcement learning; MARL)의 액션으로 지도학습 기반 사전학습모델을 사용함으로 각 픽셀 상태에 적합한 작업에 대해 학습된 사전학습모델이 에이전트에 적용되어 최적화된 결과를 획득할 수 있는 지도학습된 행동 모델을 적용한 멀티 에이전트 강화학습 기반 멀티 테스킹 전산화단층영상 화질복원 시스템에 관한 것이다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류
A61B 6/5205 (2013.01)
G06T 5/70 (2024.01)
G06T 2207/10081 (2013.01)
G06T 2207/20081 (2013.01)
G06T 2207/20084 (2013.01)

명 세 서

청구범위

청구항 1

전산화단층영상 화질복원 시스템에 있어서,

지도학습모델을 사용하여 잡음 및 흐림현상 감소를 수행하도록 훈련하여 액션 세트를 생성하는 지도학습부(110);

입력된 CT 영상의 특징을 추출하는 쉐어네트워크와, 추출된 CT 영상의 특징에 대해 타임스텝에서 현재 상태에 대한 보상의 예측값인 가치를 추출하는 크리틱네트워크와, 추출된 CT 영상의 특징에 대해 시행착오를 통해 현재 상태에서 에이전트가 수행할 액션인 정책을 출력하는 액터네트워크가, 풀리 컨볼루셔널 네트워크 방식으로 연결되어 학습모델을 구성하는 학습모델구성부(120);

상기 액션을 통해 CT 영상을 변화시키는 영상변환부(130);

상기 영상변환부(130)를 통해 변화된 영상에 대한 각 픽셀의 상태와 보상을 상기 쉐어네트워크에 전달하며 학습모델 네트워크를 업데이트하는 업데이트부(130); 로 이루어지는 것을 특징으로 하는 멀티 에이전트 강화학습 기반 멀티 테스킹 전산화단층영상 화질복원 시스템.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 업데이트부(130)는, 원본영상 대비 현재 출력영상과 이전 출력영상의 변화한 정도를 제곱오차를 통해 비교하여 네트워크의 보상이 이루어지도록 하며, 상기 에이전트가 보상을 최대화하는 액션을 수행하도록 하는 것을 특징으로 하는 멀티 에이전트 강화학습 기반 멀티 테스킹 전산화단층영상 화질복원 시스템.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 쉐어네트워크는 1개의 합성곱층과 3개의 확장 합성곱층으로 구성되고, 상기 액터네트워크 및 크리틱네트워크는 각각 2개의 확장 합성곱층과 1개의 합성곱층으로 구성되는 것을 특징으로 하는 멀티 에이전트 강화학습 기반 멀티 테스킹 전산화단층영상 화질복원 시스템.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 쉐어네트워크에서 3개의 확장 합성곱층의 확장계수는 각각 2, 3, 4로 설정되고, 상기 액터네트워크 및 크리틱네트워크의 2개의 확장 합성곱층의 확장계수는 각각 3, 2로 설정되는 것을 특징으로 하는 멀티 에이전트 강화학습 기반 멀티 테스킹 전산화단층영상 화질복원 시스템.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 학습모델 네트워크의 모든 층에서 스트라이드(stride) 및 커널(kernel)의 크기는 각각 1과 3으로 설정되는 것을 특징으로 하는 멀티 에이전트 강화학습 기반 멀티 테스킹 전산화단층영상 화질복원 시스템.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 지도학습부(110)는, CNN(convolutional neural network), ResNet(residual neural network), 및 U-Net 기반 지도학습모델을 사용하는 것을 특징으로 하는 멀티 에이전트 강화학습 기반 멀티 테스킹 전산화단층영상 화질복원 시스템.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 전산화단층영상의 화질복원 기술에 관한 것으로, 3차원 단층 영상을 통해 진단 정보를 제공하는 전산화단층영상(computed tomography; CT)의 영상 화질 복원을 위한 학습모델에서 멀티에이전트 강화학습 (multi-agent reinforcement learning; MARL)의 액션으로 지도학습 기반 사전학습모델을 사용함으로 각 픽셀 상태에 적합한 작업에 대해 학습된 사전학습모델이 에이전트에 적용되어 최적화된 결과를 획득할 수 있는 지도학습된 행동 모델을 적용한 멀티 에이전트 강화학습 기반 멀티 테스킹 전산화단층영상 화질복원 시스템에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 전산화단층영상(computed tomography; CT)은 3차원 단층 영상을 통해 정확한 진단 정보를 제공하므로 의료진단 분야에서 유용하게 사용되는 검사방법 중 하나이다.

[0003] 하지만, CT 영상을 획득 및 재구성하는 단계에서 잡음 및 흐림 현상과 같은 문제로 인해 영상 화질의 왜곡이 발생할 수 있으며, 이러한 영상 화질 왜곡은 진단 정확도에 부정적인 영향을 미치므로 영상 화질 복원이 요구된다.

[0004] 이와 같은 영상 화질 복원을 위해 지도학습 기반 CT 영상 화질 복원 기술에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있으나, 의료영상 특성상 많은 데이터 확보가 어려워 지도학습 모델 성능향상이 제한되는 문제가 있다.

[0005] 이에 반해 강화학습(reinforcement learning; RL)은 네트워크 학습 과정 중 action 수행을 통해 데이터의 상태가 계속해서 변화하기 때문에 학습 데이터의 다양성을 충족할 수 있어 지도학습에 비해 적은 데이터로 모델 성능향상이 가능하다.

[0006] 또한, CT 영상의 픽셀 단위에 각각 에이전트를 할당하도록 멀티에이전트 강화학습 (multi-agent reinforcement learning; MARL)을 구현함으로써 단일 에이전트 강화학습의 한계였던 영역 단위 조작 불가능을 극복하고, 잡음 및 흐림 현상 제거와 같은 영상처리 작업에 더 적합하도록 할 수 있다.

[0007] 하지만, 기존 MARL에서는 영상 화질 복원을 위한 action으로 기존 필터 알고리즘 또는 수치적 픽셀값 변화 등을 적용하고 있다. 이러한 단순한 행동을 수행하게 되면 CT 영상 화질 복원이 불충분하며 multi-tasking 수행이 어렵다.

선행기술문헌

특허문헌

[0008] (특허문헌 0001) 대한민국 공개특허 제10-2023-0001483호(2023.01.04)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0009] 본 발명은 상기와 같은 문제를 해결하기 위하여 창출된 것으로, 본 발명의 목적은 지도학습 기반 사전학습모델을 MARL의 행동으로 사용함으로 각 픽셀 상태에 적합한 작업에 대해 학습된 사전학습모델이 에이전트에 적용되어 단순한 액션을 수행했을 때보다 최적화된 결과를 획득할 수 있는 지도학습된 행동 모델을 적용한 멀티 에이

전트 강화학습 기반 멀티 테스킹 전산화단층영상 화질복원 시스템을 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

[0010] 상기와 같은 목적을 위해 본 발명은 전산화단층영상 화질복원 시스템에 있어서, 지도학습모델을 사용하여 잡음 및 흐림 현상 감소를 수행하도록 훈련하여 액션 세트를 생성하는 지도학습부; 입력된 CT 영상의 특징을 추출하는 쉐어네트워크와, 추출된 CT 영상의 특징에 대해 타임스텝에서 현재 상태에 대한 보상의 예측값인 가치를 추출하는 크리틱네트워크와, 추출된 CT 영상의 특징에 대해 시행착오를 통해 현재 상태에서 에이전트가 수행할 액션인 정책을 출력하는 액터네트워크가, 풀리 컨볼루셔널 네트워크 방식으로 연결되어 학습모델을 구성하는 학습모델구성부; 상기 액션을 통해 CT 영상을 변화시키는 영상변환부; 상기 영상변환부를 통해 변화된 영상에 대한 각 픽셀의 상태와 보상을 상기 쉐어네트워크에 전달하며 학습모델 네트워크를 업데이트하는 업데이트부; 로 이루어지는 것을 특징으로 한다.

[0011] 이때 상기 업데이트부는, 원본영상 대비 현재 출력영상과 이전 출력영상의 변화한 정도를 제곱오차를 통해 비교하여 네트워크의 보상이 이루어지도록 하며, 상기 에이전트가 보상을 최대화하는 액션을 수행하도록 하는 것이 바람직하다.

[0012] 또한, 상기 쉐어네트워크는 1개의 합성곱층과 3개의 확장 합성곱층으로 구성되고, 상기 액터네트워크 및 크리틱네트워크는 각각 2개의 확장 합성곱층과 1개의 합성곱층으로 구성되는 것이 바람직하다.

[0013] 또한, 상기 쉐어네트워크에서 3개의 확장 합성곱층의 확장계수는 각각 2, 3, 4로 설정되고, 상기 액터네트워크 및 크리틱네트워크의 2개의 확장 합성곱층의 확장계수는 각각 3, 2로 설정되는 것이 바람직하다.

[0014] 또한, 상기 학습모델 네트워크의 모든 층에서 스트라이드(stride) 및 커널(kernel)의 크기는 각각 1과 3으로 설정되는 것이 바람직하다.

[0015] 또한, 상기 지도학습부는, CNN(convolutional neural network), ResNet(residual neural network), 및 U-Net 기반 지도학습모델을 사용하는 것이 바람직하다.

발명의 효과

[0016] CT 영상 화질을 복원을 위한 학습데이터를 구성함에 있어 종래의 단순 필터 알고리즘 대신 본 발명에 따른 지도학습 기반 사전학습모델을 MARL action으로 적용함으로 보다 효과적인 CT 영상 화질 복원이 수행될 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0017] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 구성 및 연결관계를 나타낸 블록도,

도 2는 본 발명의 실시예에 따른 CT 영상화질 복원을 위한 MARL 모델 구조도,

도 3은 본 발명의 실시예에 따른 MARL 네트워크 action으로 사용된 사전학습모델의 구조도,

도 4는 본 발명의 실시예에 따른 MARL 네트워크의 action set 구성도,

도 5는 GT 영상, 잡음과 흐림현상이 추가된 입력영상, MARL action으로 지도학습 기반 사전학습모델을 적용한 영상, MARL action으로 필터 알고리즘을 적용한 출력영상의 비교도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0018] 이하 첨부된 도면을 참고하여 본 발명 지도학습된 행동 모델을 적용한 멀티 에이전트 강화학습 기반 멀티 테스킹 전산화단층영상 화질복원 시스템을 구체적으로 설명한다.

[0019] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 구성 및 연결관계를 나타낸 블록도로서, 본 발명은 주요 구성으로 지도학습부(110)와, 학습모델구성부(120)와, 영상변환부(130) 및 업데이트부(130)를 구비한다.

[0020] 먼저, 본 발명의 핵심구성인 학습모델구성부(120)는 입력된 CT 영상의 특징을 추출하는 쉐어네트워크와, 추출된 CT 영상의 특징에 대해 타임스텝에서 현재 상태에 대한 보상의 예측값인 가치를 추출하는 크리틱네트워크와, 추출된 CT 영상의 특징에 대해 시행착오를 통해 현재 상태에서 에이전트가 수행할 액션인 정책을 출력하는 액터네트워크가, 풀리 컨볼루셔널 네트워크 방식으로 연결되어 학습모델을 구성한다.

[0021] 도 2는 본 발명의 실시예에 따른 CT 영상화질 복원을 위한 MARL 모델 구조도로서, CT 영상 화질을 복원을 위한

학습모델구성부(120)를 구성하는 MARL 모델구조를 도시한고 있다.

[0022] 본 발명의 모델은 A3C 알고리즘을 기반으로 쉐어네트워크(shared network), 액터네트워크(actor network) 및 크리틱네트워크(critic network)로 구성된다. Shared 네트워크는 CT 영상의 특징을 추출하여 actor 및 critic 네트워크로 전달한다. 추출된 CT 영상의 특징에 대해 critic 네트워크는 가치를 추출하고, actor 네트워크는 여러 번의 시행착오를 통해 정책을 출력한다.

[0023] 가치는 타임스텝 t에서 현재 상태에 대한 보상의 예측값을 뜻하고, 정책은 현재상태에서 에이전트가 수행할 action을 의미한다.

[0024] 상기 영상변환부(130)는 상기 액션을 통해 CT 영상을 변화시키는 구성이고, 상기 업데이트부(130)는 상기 영상변환부(130)를 통해 변화된 영상에 대한 각 픽셀의 상태와 보상을 상기 쉐어네트워크에 전달하며 학습모델 네트워크를 업데이트하는 구성으로, MARL 네트워크를 거쳐 선택된 action이 CT 영상을 변화시키고, 변화된 영상에 대한 상태와 보상이 다시 shared 네트워크에 전달된다.

[0025] 네트워크 업데이트를 위한 역전파 과정에서 critic 네트워크는 보상과 가치를, actor 네트워크는 정책과 보상, 가치를 각각 이용하여 업데이트된다.

[0026] 이 과정은 한 에피소드에 걸쳐 진행되며, 총 에피소드 수만큼 반복하며 훈련이 진행된다. MARL 네트워크는 fully convolutional network 구조를 갖는다.

[0027] Shared 네트워크는 1개의 합성곱층과 3개의 확장 합성곱층으로 구성되었고, 이때 확장 계수는 각각 2, 3, 및 4이다. 또한, Actor 및 critic 네트워크는 모두 2개의 확장 합성곱층과 1개의 합성곱층으로 구성하였으며 각각의 확장 계수는 3 및 2이다.

[0028] 모든 층에서 stride와 kernel의 크기는 각각 1과 3으로 설정하였다.

[0029] 상기 업데이트부(130)는, 원본영상 대비 현재 출력영상과 이전 출력영상의 변화한 정도를 제곱오차를 통해 비교하여 네트워크의 보상이 이루어지도록 하며, 상기 에이전트가 보상을 최대화하는 액션을 수행하도록 한다.

[0030] 즉 MARL 네트워크의 보상은 특정 행동을 수행하였을 때, 원본(ground-truth; GT)영상 대비 현재 출력영상과 이전 출력영상의 변화한 정도를 제곱 오차를 통해 비교하며, 이를 나타낸 식은 아래와 같다.

[0031] [수학식 1]

[0032] $$R_k^t = (I_k^{target} - s_k^{t-1})^2 - (I_k^{target} - s_k^t)^2$$

[0033] R_k^t은 타임스텝 t에서 각 픽셀의 보상을 뜻하고, I_k^{target}는 GT 영상의 k번째 픽셀값이다. s_k^t 및 s_k^{t-1}은 각각 타임스텝 t와 t-1에서 k번째 픽셀의 상태이다.

[0034] 선택된 행동에 의해 CT 영상의 상태가 긍정적으로 변화했다면 보상은 양수이고, 상태가 부정적으로 변화했다면 보상은 음수이다. 따라서 보상을 최대화하는 방향으로 행동을 선택하여 고화질의 GT 영상과 유사한 출력영상을 획득할 수 있다.

[0035] 상기 지도학습부(110)는 지도학습모델을 사용하여 잡음 및 흐림현상 감소를 수행하도록 훈련하여 액션 세트를 생성하는 구성이다.

[0036] 도 3은 본 발명의 실시예에 따른 MARL 네트워크 action으로 사용된 사전학습모델의 구조도로서, MARL 네트워크에서 에이전트는 보상을 최대화하는 action을 선택한다. CT 영상 화질 복원을 위 한 MARL 네트워크의 action은 총 9개로 구성하였다.

[0037] 제안된 MARL 네트워크의 action으로 도 3과 같이 CNN(convolutional neural network), ResNet(residual neural network), 및 U-Net 기반 지도학습모델을 사전학습모델을 사용하였고, 각각 잡음 감소와 흐림 현상 감소를 수행하도록 훈련되어 총 6개의 사전학습모델을 생성했다.

[0038] CNN 구조를 기반으로 한 사전학습모델은 3개의 합성 곱층으로 구성하였다. ResNet 기반 사전학습모델은 총 4개의 residual block을 사용하였으며 각 block은 3개의 합성곱층으로 구성되었다. U-net 기반 사전학습모델은 각 3번의 down-sampling 및 up-sampling 과정을 거치도록 하였다.

[0039] 대조군으로 Gaussian(σ=0.5, 1.5), bilateral(σ=0.1, 1.0), median, 및 box 필터 등 총 6개의 필터 알고리즘을 action에 적용한 MARL 네트워크를 선택하였다.

[0040] 6개의 지도학습 기반 사전학습모델 또는 6개의 필터 알고리즘을 제외하고, 픽셀값 1 증가, 픽 셀값 1 감소, 그리고 '변화없음'은 두 경우에 공통된다.

[0041] 도 4는 본 발명의 실시예에 따른 MARL 네트워크의 action set 구성도로서, Action set 구성을 요약하여 나타내고 있다.

[0042] 도 5는 CT 영상 화질 복원을 위한 MARL 모델을 통해 획득한 출력영상으로, GT 영상, 잡음과 흐림현상이 추가된 입력영상, MARL action으로 지도학습 기반 사전학습모델을 적용한 영상, MARL action으로 필터 알고리즘을 적용한 출력영상의 비교도를 나타내고 있다.

[0043] 도 5에서 확인할 수 있듯이 필터 알고리즘 대신 지도학습 기반 사전학습모델을 MARL action으로 적용하였을 때 CT 영상 화질 복원이 잘 수행되었다.

[0044] 이때 입력영상 및 각 case에서 MARL 출력영상의 정량적 비교분석 결과는 <표 1>과 같다.

표 1

[0045]

	Input	MARL w/ PT model	MARL w/o PT model
PSNR	27.39	31.96	31.88
NIQE	13.12	5.11	5.94

[0046] <표 1>의 PSNR 및 NIQE 결과, MARL action에 사전학습모델을 적용한 case 1에서 CT 영상 화질 복원도가 향상되었음을 확인할 수 있다.

[0047] 본 발명의 권리는 위에서 설명된 실시 예에 한정되지 않고 청구범위에 기재된 바에 의해 정의되며, 본 발명의 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 청구범위에 기재된 권리범위 내에서 다양한 변형과 개작을 할 수 있다는 것은 자명하다.

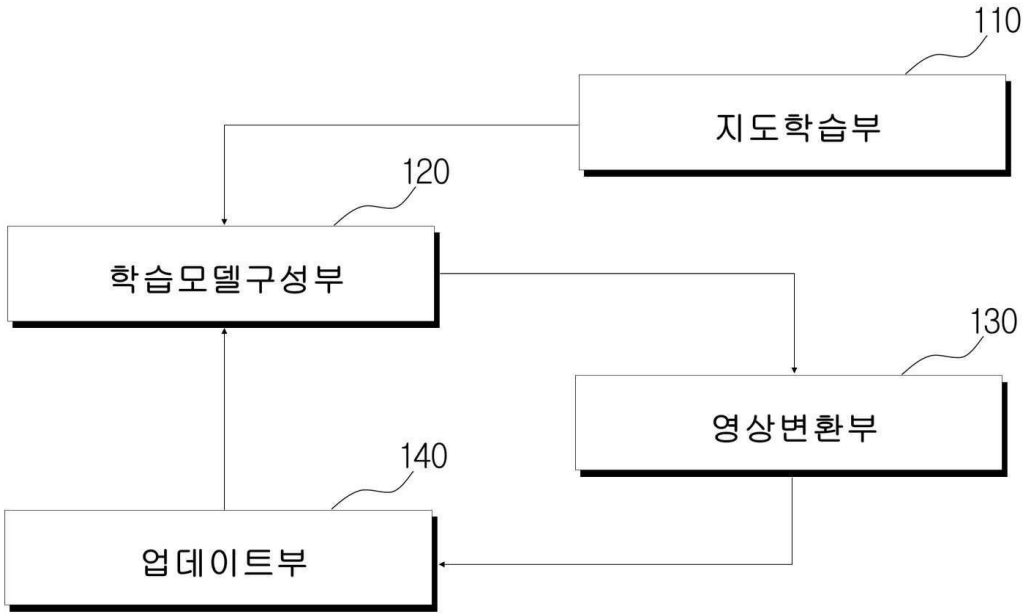
부호의 설명

[0048] 110: 지도학습부 120: 학습모델구성부

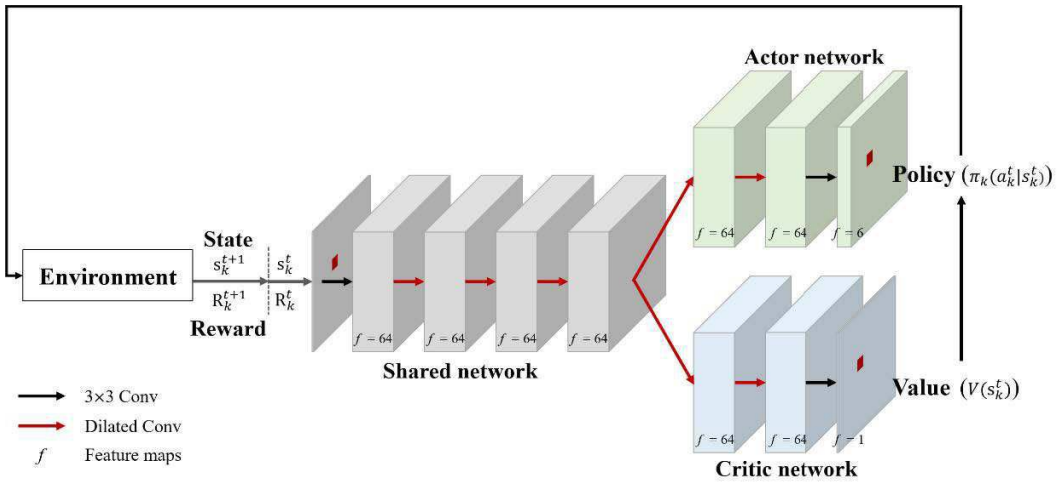
130: 영상변환부 130: 업데이트부

도면

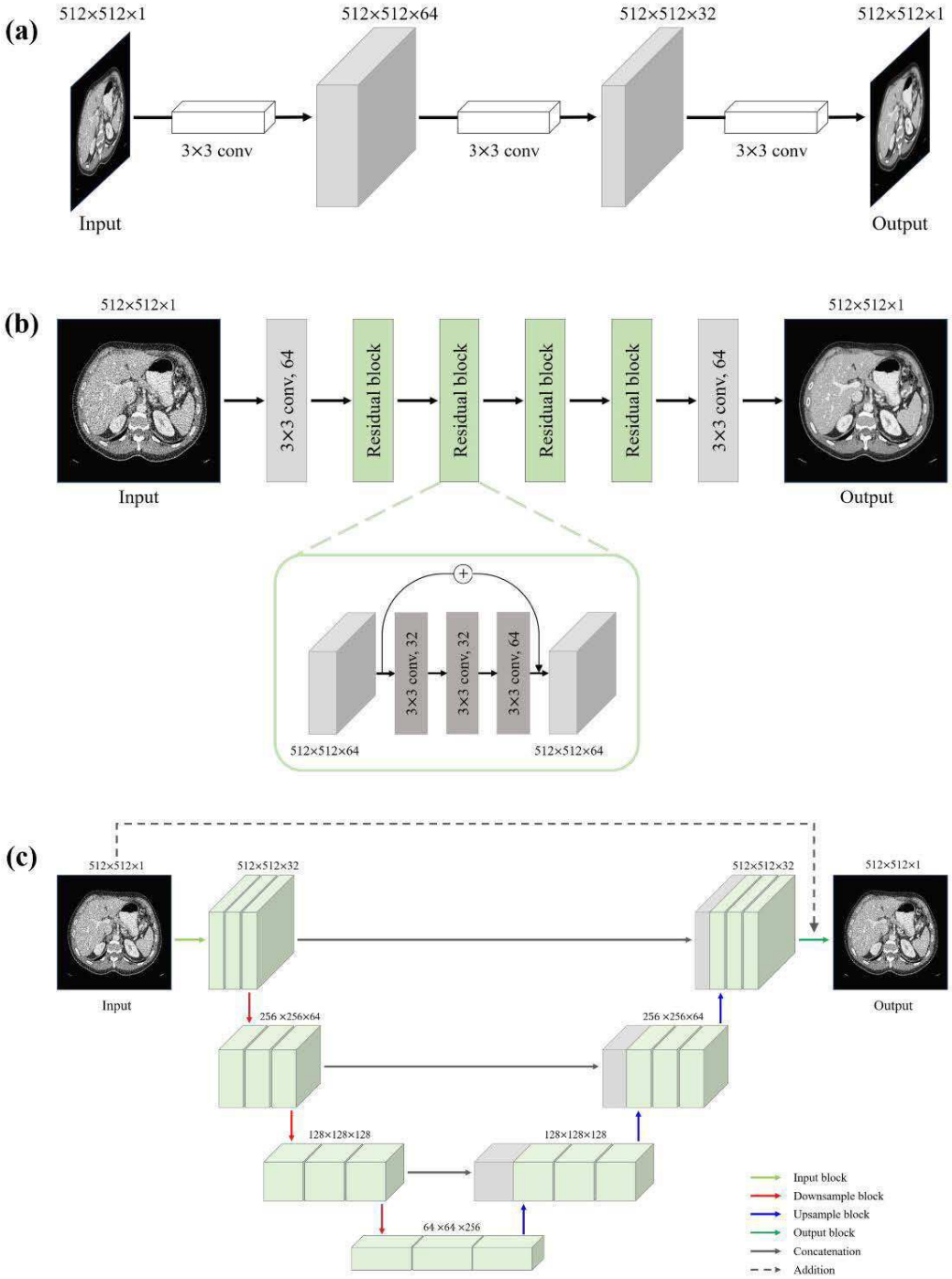
도면1


110
지도학습부
120
학습모델구성부
130
영상변환부
140
업데이트부

도면2


Actor network
Policy ($\pi_k(a_k^t|s_k^t)$)
Environment
State
s_k^{t+1}
s_k^t
R_k^{t+1}
R_k^t
Reward
f = 64
f = 6
Shared network
Value ($V(s_k^t)$)
f = 1
Critic network
3×3 Conv
Dilated Conv
f Feature maps

도면3


(a)
512×512×1
512×512×64
512×512×32
512×512×1
3×3 conv
3×3 conv
3×3 conv
Input
Output
(b)
512×512×1
3×3 conv, 64
Residual block
Residual block
Residual block
Residual block
3×3 conv, 64
512×512×1
Input
Output
3×3 conv, 32
3×3 conv, 32
3×3 conv, 64
512×512×64
512×512×64
(c)
512×512×1
512×512×32
512×512×32
512×512×1
Input
Output
256 ×256×64
256 ×256×64
128×128×128
128×128×128
64 ×64 ×256
Input block
Downsample block
Upsample block
Output block
Concatenation
Addition

도면4

	MARL w/ PT model	MARL w/o PT model
1	Pixel value += 1	Pixel value += 1
2	Pixel value −= 1	Pixel value −= 1
3	Do nothing	Do nothing
4	CNN_deblur	Gaussian filter (0.5)
5	CNN_denoise	Gaussian filter (1.5)
6	ResNet_deblur	Bilateral filter (0.1)
7	ResNet_denoise	Bilateral filter (1.0)
8	U-Net_deblur	Median filter
9	U-Net_denoise	Box filter

도면5

