



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0082514
(43) 공개일자 2023년06월08일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/08 (2023.01) G06N 3/04 (2023.01)
G06T 5/00 (2019.01)
(52) CPC특허분류
G06N 3/088 (2023.01)
G06N 3/04 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2021-0190324
(22) 출원일자 2021년12월28일
심사청구일자 2021년12월28일
(30) 우선권주장
1020210170047 2021년12월01일 대한민국(KR)

(71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암
동5가)
(72) 발명자
정원기
서울특별시 노원구 중계로 195, 103동1006호 (중
계동, 동진, 신안아파트)
이강근
서울특별시 성북구 월곡로10길 64, 101호 (중
암동, 한솔에코타운)
(74) 대리인
윤귀상

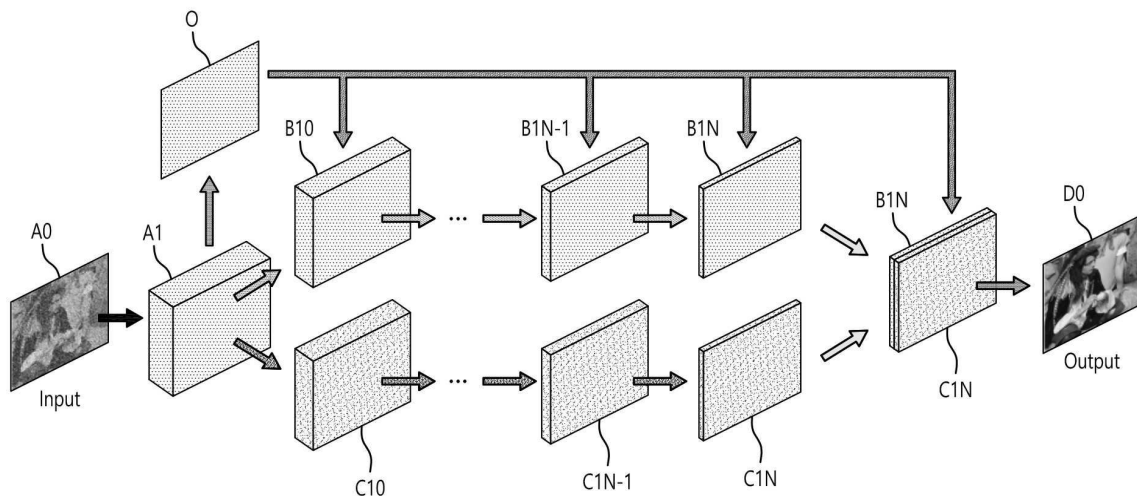
전체 청구항 수 : 총 7 항

(54) 발명의 명칭 적응형 자기지도학습을 이용한 노이즈 제거방법

(57) 요약

본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법은 (ㄱ) 제어부가 입력된 노이즈 영상(A0)을 제 1 히든 레이어(Hidden layer 1)를 거치면서 도넛 커널(doughnut Kernel)을 이용한 영상처리로 제 1 특징맵(feature map: A1)을 도출하는 단계; (ㄴ) 상기 제어부가 다수의 히든 레이어를 거치는 다수의 경로를 따라 상기 제 1 특징맵(A1)에 대한 영상 처리를 수행하는 단계; (ㄷ) 상기 제어부가 상기 경로를 거쳐 처리된 다수의 특징맵을 합치는 컨캐터네이팅(Concatenating)을 수행하는 단계; (ㄹ) 상기 제어부는 설정된 횟수로 상기 (ㄱ)단계부터 상기 (ㄷ)단계까지를 반복적으로 재수행한 것인지를 판단하는 단계; 및 (ㅁ) 상기 제어부가 상기 설정된 횟수로 재수행한 판단 결과에 따라 노이즈가 제거된 최종 영상을 출력부를 통해 디스플레이하는 단계;를 포함한다.

대표도 - 도3



(52) CPC특허분류

G06T 5/002 (2023.01)

G06T 2207/20084 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1345342146
과제번호	2021R1A6A1A13044830
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	이공학학술연구기반구축(R&D)
연구과제명	융합소프트웨어연구소
기 여 율	1/2
과제수행기관명	고려대학교
연구기간	2021.06.01 ~ 2022.02.28

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711130617
과제번호	2019M3E5D2A01063819
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	미래뇌융합기술개발(R&D)
연구과제명	스마트 현미경을 위한 AI/AR/VR 기반 실시간 신호처리, 영상분석 및 가시화 기술 개

발

기 여 율	1/2
과제수행기관명	고려대학교
연구기간	2021.01.01 ~ 2021.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

(ㄱ) 제어부가 입력된 노이즈 영상(A0)을 제 1 히든 레이어(hidden layer 1)를 거치면서 도넛 커널(doughnut Kernel)을 이용한 영상처리로 제 1 특징맵(feature map: A1)을 도출하는 단계;

(ㄴ) 상기 제어부가 다수의 히든 레이어를 거치는 다수의 경로를 따라 상기 제 1 특징맵(A1)에 대한 영상 처리를 수행하는 단계;

(ㄷ) 상기 제어부가 상기 경로를 거쳐 처리된 다수의 특징맵을 합치는 컨캐터네이팅(Concatenating)을 수행하는 단계;

(르) 상기 제어부는 설정된 횟수로 상기 (ㄱ)단계부터 상기 (ㄷ)단계까지를 반복적으로 재수행한 것인지를 판단하는 단계; 및

(로) 상기 제어부가 상기 설정된 횟수로 재수행한 판단 결과에 따라 노이즈가 제거된 최종 영상을 출력부를 통해 디스플레이하는 단계;

를 포함하는 노이즈 제거방법.

청구항 2

제 1 항에 있어서,
상기 도넛 커널은 $K \times K$ 형태의 픽셀들로 구성되고, 중앙 픽셀의 가중치가 0의 값을 가지며, 상기 K는 홀수이며 상기 픽셀은 학습가능한 변수인 것을 특징으로 하는 노이즈 제거방법.

청구항 3

제 1 항에 있어서,
상기 (ㄱ)단계는
(ㄱ-1) 상기 제어부가 입력된 노이즈 영상(A0)에 대해 상기 도넛 커널을 이용한 컨벌루션(convolution) 연산을 수행하는 단계;
(ㄱ-2) 상기 제어부가 상기 컨벌루션 연산의 결과를 정규화하기 위한 BN(Batch Normalization) 처리를 수행하는 단계; 및
(ㄱ-3) 상기 제어부가 상기 BN 처리의 결과를 활성화 함수(Activation function)에 대입하여 연산하는 단계;
를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 노이즈 제거방법.

청구항 4

제 1 항에 있어서,
상기 (ㄴ)단계에서 상기 경로는 임의의 확장치(dilation: d)를 갖는 d-확장 컨벌루션 커널(convolution Kernel)을 이용하여 상기 제 1 특징맵(A1)에 대한 영상 처리를 수행하는 과정의 경로인 것을 특징으로 하는 노이즈 제거방법.

청구항 5

제 4 항에 있어서,

$$d \geq \frac{K}{2}$$

상기 확장치(d)는 상기 도넛 커널의 크기(K)와 $\frac{K}{2}$ 의 관계를 가지고, 반올림된 정수의 값을 갖는 것을 특징으로 하는 노이즈 제거방법.

청구항 6

제 4 항에 있어서,

상기 d-확장 컨벌루션 커널은 [입력 채널, 결과 채널, 3, 3]의 형태를 갖는 커널 픽셀로 구성되고, 상기 [입력 채널, 결과 채널, 3, 3]의 형태를 갖는 커널 픽셀은 상기 확장치(d)에 해당하는 간격으로 이격되어 구비되는 것을 특징으로 하는 노이즈 제거방법.

청구항 7

제 1 항에 있어서,

상기 (c)단계는 상기 제어부가 상기 컨캐터네이팅으로 도출된 예측 특징맵(D0)을 입력층에 다시 입력하여 업데이트하는 단계를 더 포함하고,

상기 업데이트하는 단계는

$$\mathcal{L}(f, w) = \frac{1}{N} \sum_i^N \sum_J w_J^i (f_J(x^i) - x_J^i)^2$$

$$w_J^i = \frac{1}{1 + \lambda |f_J(x^i) - x_J^i|}$$

(w_J^i 는 적응 변수(adaptive weight)이고, λ 는 포커싱 매개변수이며, $f_J(x^i)$ 는 J 불변 함수이며, x_J^i 는 입력값이다)

으로 나타낸 ADSS 손실(Adaptive Self-Supervision Loss) 함수($\mathcal{L}(f, w)$)를 이용하는 것을 특징으로 하는 노이즈 제거방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 적응형 자기지도학습을 이용한 노이즈 제거방법에 관한 것으로, 특히 도넛 커널과 확장 컨벌루션 네트워크(dilated convolutional network)를 이용한 적응형 자기지도학습으로 이미지의 다양한 노이즈를 제거하는 적응형 자기지도학습을 이용한 노이즈 제거방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 노이즈는 다양한 환경적 요인들로 인해 디지털 영상에서 흔하게 관찰된다. 이러한 노이즈들은 우리가 디지털 영

상을 통해 얻고자 하는 정보들을 분석하고 관찰하는데 방해요소가 될 수 있다.

- [0004] 예를 들어 의료진단 영역에서는 이러한 노이즈들이 정확한 진단을 방해하고 더 나아가 오진율을 높이는 요소가 된다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 오래전부터 디지털 이미지에서 노이즈를 제거하는 기술은 계속해서 발전해왔다. 디지털 센서와 장비의 발전으로 노이즈가 감소했지만, 특정 영역에서는 아직도 노이즈가 필연적인 요소로 남아있다.
- [0005] 이러한 영상의 노이즈를 제거하기 위하여, 노이즈 영상 이외에 참조할 수 있는 깨끗한 영상을 쌍으로 활용할 수 있는 방법이 활발하게 연구되어 왔다.
- [0006] 특히, 종래에 심층학습의 발전으로 지도학습의 노이즈 제거 성능은 비약적으로 발전했다. 이러한 성능을 얻기 위해, 지도학습 기반 노이즈 제거 기술은 깨끗한 영상과 노이즈 영상이 쌍으로 필요하지만, 실제 표본이 적고 깨끗한 영상이 없는 경우에 깨끗한 영상을 얻기가 불가능하다는 문제가 된다.
- [0007] 또는, 노이즈 통계 기반 노이즈 제거 기술은 노이즈 통계에 대한 가정이 필요하지만 실제로 경험하는 노이즈의 통계를 알기 어렵다는 문제가 있다.
- [0008] 그리고, 자기 지도 학습 기반 블라인드 노이즈 제거 기술의 경우에는 가우시안 노이즈에 대해서는 잘 작동하지만, 소금 앤 후추 노이즈(salt-and-pepper noise), 스펙클 노이즈(speckle noise) 등의 다양한 노이즈에 대해서는 성능이 저하되는 문제점이 있다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0010] (특허문헌 0001) 특허문헌 : 등록특허공보 제 10-1987079호

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0011] 본 발명은 상기 문제점을 해소하기 위하여 안출된 것으로, 본 발명의 목적은 도넛 커널과 확장 컨벌루션 네트워크를 이용한 적응형 자기지도학습으로 이미지의 다양한 노이즈를 제거하는 적응형 자기지도학습을 이용한 노이즈 제거방법을 제공하는 데 있다.

과제의 해결 수단

- [0013] 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법은 (ㄱ) 제어부가 입력된 노이즈 영상(A0)을 제 1 히든 레이어(Hidden layer 1)를 거치면서 도넛 커널(doughnut Kernel)을 이용한 영상처리로 제 1 특징맵(feature map: A1)을 도출하는 단계; (ㄴ) 상기 제어부가 다수의 히든 레이어를 거치는 다수의 경로를 따라 상기 제 1 특징맵(A1)에 대한 영상 처리를 수행하는 단계; (ㄷ) 상기 제어부가 상기 경로를 거쳐 처리된 다수의 특징맵을 합치는 컨캐터네이팅(Concatenating)을 수행하는 단계; (ㄹ) 상기 제어부는 설정된 횟수로 상기 (ㄱ)단계부터 상기 (ㄷ)단계까지를 반복적으로 재수행한 것인지를 판단하는 단계; 및 (ㅁ) 상기 제어부가 상기 설정된 횟수로 재수행한 판단 결과에 따라 노이즈가 제거된 최종 영상을 출력부를 통해 디스플레이하는 단계;를 포함한다.
- [0014] 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법에서 상기 도넛 커널은 $K \times K$ 형태의 픽셀들로 구성되고, 중앙 픽셀의 가중치가 0의 값을 가지며, 상기 K는 홀수이며 상기 픽셀은 학습가능한 변수인 것을 특징으로 한다.
- [0015] 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법에서 상기 (ㄱ)단계는 (ㄱ-1) 상기 제어부가 입력된 노이즈 영상(A0)에 대해 상기 도넛 커널을 이용한 컨벌루션(convolution) 연산을 수행하는 단계; (ㄱ-2) 상기 제어부가 상기 컨벌루션 연산의 결과를 정규화하기 위한 BN(Batch Normalization) 처리를 수행하는 단계; 및 (ㄱ-3) 상기 제어부가 상기 BN 처리의 결과를 활성화 함수(Activation function)에 대입하여 연산하는 단계;를 더 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0016] 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법은 상기 (ㄴ)단계에서 상기 경로가 임의의 확장치(dilation: d)를 갖는 d-확장 컨벌루션 커널(convolution Kernel)을 이용하여 상기 제 1 특징맵(A1)에 대한 영상 처리를 수행하는 과정의 경로인 것을 특징으로 한다.

[0017] 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법에서 상기 확장치(d)는 상기 도넛 커널의 크기(K)와 $d \geq \frac{K}{2}$ 의 관계를 가지고, 반올림된 정수의 값을 갖는 것을 특징으로 한다.

[0018] 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법에서 상기 d-확장 컨벌루션 커널은 [입력 채널, 결과 채널, 3, 3]의 형태를 갖는 커널 픽셀로 구성되고, 상기 [입력 채널, 결과 채널, 3, 3]의 UDX0를 갖는 커널 픽셀은 상기 확장치(d)에 해당하는 간격으로 이격되어 구비되는 것을 특징으로 한다.

[0019] 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법에서 상기 (ㄴ)단계는 상기 제어부가 상기 컨캐터네이팅으로 도출된 예측 특징맵(D0)을 입력층에 다시 입력하여 업데이트하는 단계를 더 포함하고, 상기 업데이트하는 단계는

$$\mathcal{L}(f, w) = \frac{1}{N} \sum_i^N \sum_J w_J^i (f_J(x^i) - x_J^i)^2$$

[0020]

$$w_J^i = \frac{1}{1 + \lambda |f_J(x^i) - x_J^i|}$$

[0021]

[0022] (w_J^i 는 적응 변수(adaptive weight)이고, λ 는 포커싱 매개변수이며, $f_J(x^i)$ 는 J 불변 함수이며, x_J^i 는 입력값이다)

[0023] 으로 나타낸 ADSS 손실(Adaptive Self-Supervision Loss) 함수($\mathcal{L}(f, w)$)를 이용하는 것을 특징으로 한다.

[0025] 본 발명의 특징 및 이점들은 첨부도면에 의거한 다음의 상세한 설명으로 더욱 명백해질 것이다.

[0026] 이에 앞서, 본 명세서 및 청구범위에 사용된 용어나 단어는 통상적이고, 사전적인 의미로 해석되어서는 아니 되며, 발명자가 그 자신의 발명을 가장 최선의 방법으로 설명하기 위해 용어의 개념을 적절하게 정의할 수 있다는 원칙에 입각하여 본 발명의 기술적 사상에 부합되는 의미와 개념으로 해석되어야만 한다.

발명의 효과

[0028] 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법은 J 불변 속성을 갖는 네트워크에서 도넛 커널과 d-확장 컨벌루션 커널을 이용하여 노이즈 영상의 노이즈를 용이하게 제거하여 보다 선명하고 깨끗한 영상을 획득할 수 있는 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

[0030] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법이 적용되는 시스템의 구성도.

도 2는 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법을 설명하기 위한 순서도.

도 3은 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법에 따른 네트워크의 예시도.

도 4는 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법에서 제 1 경로의 영상처리과정을 나타낸 예시도.

도 5는 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법에서 제 2 경로의 영상처리과정을 나타낸 예시도.

도 6a와 도 6b는 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법으로 AWGN을 처리하기 전과 후의 영상을 나타낸 예시

도들.

도 7a와 도 7b는 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법으로 스펙클 노이즈를 처리하기 전과 후의 영상을 나타낸 예시도들.

도 8a와 도 8b는 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법으로 소금 앤 후추 노이즈를 처리하기 전과 후의 영상을 나타낸 예시도들.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0031] 본 발명의 목적, 특정한 장점들 및 신규한 특징들은 첨부된 도면들과 연관되는 이하의 상세한 설명과 바람직한 실시예로부터 더욱 명백해질 것이다. 본 명세서에서 각 도면의 구성요소들에 참조번호를 부가함에 있어서, 동일한 구성 요소들에 한해서는 비록 다른 도면상에 표시되더라도 가능한 한 동일한 번호를 가지도록 하고 있음에 유의하여야 한다. 또한, 제1, 제2 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다. 또한, 본 발명을 설명함에 있어서, 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우 그 상세한 설명은 생략한다.
- [0032] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시예를 상세히 설명하기로 한다. 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법이 적용되는 시스템의 구성도이다.
- [0033] 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법이 적용되는 시스템은 노이즈 영상 정보를 입력받는 입력부(110), 입력부(110)에 연결되고 내부에 심층 신경망(Deep Neural Network)을 구비하여 노이즈를 제거하는 제어부(120), 제어부(120)에 연결되고 노이즈를 제거한 영상을 디스플레이하는 출력부(130) 및 제어부(120)에 연결되고 입력된 노이즈 영상과 노이즈 제거에 필요한 각종 정보를 저장한 메모리부(140)를 포함한다.
- [0034] 이러한 시스템의 제어부(120)는 내부에 심층 신경망으로 입력층(input layer)과 출력층(output layer) 사이에 다층의 은닉층(hidden layer)을 포함하는 CNN(Convolutional Neural Network)을 구비하여 다양한 노이즈를 적응형 자기지도학습(adaptive self-supervised learning)으로 제거할 수 있다.
- [0035] 이때, 구비된 CNN으로 형성된 네트워크는 입력 영상과 예측 영상의 독립성을 보장하는 $\mathcal{J}$ 불변 속성 ($\mathcal{J}$ invariant)을 만족하는 네트워크로서, 제어부(120)가 도넛 커널(201)과 d-확장 컨벌루션 커널(202,302)을 사용하여 이러한 네트워크를 따라 노이즈를 제거할 수 있다.
- [0036] 이러한 제어부(120)는 종래에 노이즈 영상에 대응하는 깨끗한 영상이 필요없이 노이즈 영상 만을 네트워크에 입력하고 도넛 커널(201)과 d-확장 컨벌루션 커널(202,302)을 사용한 적응형 자기지도학습으로 노이즈를 제거할 수 있다.
- [0037] 메모리부(140)는 제어부(120)에 연결된 저장 매체를 포함하고, 입력부(110)를 통해 입력된 노이즈 영상 정보, 노이즈 제거에 필요한 각종 정보를 저장한다.
- [0038] 이와 같이 구성된 시스템에서 제어부(120)가 $\mathcal{J}$ 불변 속성을 만족하는 네트워크에 설정된 다수의 경로를 따라 적응형 자기지도학습으로 가우시안 노이즈, 소금 앤 후추 노이즈, 스펙클 노이즈 등의 다양한 노이즈 및 이들의 합성 노이즈를 용이하게 제거할 수 있다.
- [0040] 이하, 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법에 대해 도 2 내지 도 8b를 참조하여 설명한다. 도 2는 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법을 설명하기 위한 순서도이고, 도 3은 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법에 따른 네트워크의 예시도이며, 도 4는 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법에서 제 1 경로의 영상처리과정을 나타낸 예시도이며, 도 5는 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법에서 제 2 경로의 영상처리과정을 나타낸 예시도이며, 도 6a와 도 6b는 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법으로 AWGN을 처리하기 전과 후의 영상을 나타낸 예시도들이며, 도 7a와 도 7b는 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법으로 스펙클 노이즈를 처리하기 전과 후의 영상을 나타낸 예시도들이며, 도 8a와 도 8b는 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법으로 소금 앤 후추 노이즈를 처리하기 전과 후의 영상을 나타낸 예시도들이다.

[0041] 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법은 입력 영상과 예측 영상의 독립성을 보장하는 $\mathcal{J}$ 불변 속성 ($\mathcal{J}$ invariant)을 만족하는데 특징이 있다.

[0042] 이에 $\mathcal{J}$ 불변 속성을 설명하면, $\mathcal{J}$ 를 1차원 $\{1, \dots, m\}$ 의 부분이라 하고, x 를 관찰된 노이즈이며, x_J 가 $J \in \mathcal{J}$ 로 제한된 x 의 하위 샘플이며, $f(x)_J$ 의 값이 x_J 의 값에 독립적으로 $J \in \mathcal{J}$ 에서 J -불변이면, 함수 $f: \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^m$ 는 J -불변이다.

[0043] 이러한 $\mathcal{J}$ 불변 함수 $f(x)$ 를 사용하여 노이즈가 있는 이미지를 복원하기 위해 아래의 [수학식 1]과 같은 자기 지도 손실함수($L(f)$)를 적용할 수 있다.

수학식 1

$$L(f) = \mathbb{E} \|f(x) - x\|^2$$

[0046] 이미지 x 가 y 의 편향되지 않은 추정량이라고 가정하면, 자기 지도 손실함수($L(f)$)는 아래의 [수학식 2]로 나타낼 수 있다.

수학식 2

$$\begin{aligned} \mathbb{E}_x \|f(x) - x\|^2 &= \mathbb{E}_{x,y} \|f(x) - y - (x - y)\|^2 \\ &= \mathbb{E}_{x,y} \|f(x) - y\|^2 + \|x - y\|^2 - 2\langle f(x) - y, x - y \rangle \end{aligned}$$

[0049] 이때, 내적항 $\langle f(x) - y, x - y \rangle$ 은 아래와 같이 [수학식 3]으로 나타낼 수 있다.

수학식 3

$$\sum_i \mathbb{E}_y (\mathbb{E}_{x|y} [(f(x)_i - y_i)(x_i - y_i)])$$

[0052] $f(x)$ 의 $\mathcal{J}$ 불변 속성으로 인해 $f(x)_i|y$ 와 $x_i|y$ 는 독립적이기 때문에, [수학식 3]은 아래의 [수학식 4]로 변환된다.

수학식 4

$$\sum_i \mathbb{E}_y(\mathbb{E}_{x|y}[f(x)_i - y_i])(\mathbb{E}_{x|y}[x_i - y_i])$$

[0053]

[0055] 이때, [수학식 2]의 내적항은 $\mathbb{E}_{x|y}[x_i - y_i]$ 이 잡음의 0 평균 가정으로 인해 0이기 때문에 사라진다.

[0056] 이에 따라, 일반 자기 지도 손실은 일반 지도 손실과 노이즈 변동량의 합이 될 것이라고 추론할 수 있어서, 자기 지도 손실을 이용하여 $f(x)$ 를 최소화하면 $\mathcal{J}$ 불변 함수 $f(x)$ 가 일반 노이즈 제거기가 될 수 있다는 결론을 내릴 수 있다.

[0057] 이와 같은 $\mathcal{J}$ 불변 속성을 만족하는 네트워크는 도 3에 도시된 바와 같이 CNN을 이용하여 다수의 경로(path)를 갖고, $\mathcal{J}$ 불변 함수 $f(x)$ 에 대응하는 네트워크로 볼 수 있다.

[0058] 이러한 네트워크를 이용하여 노이즈 영상의 노이즈를 제거하기 위해, 제어부(120)는 입력부(110)를 통해 수신한 노이즈 영상(A0)을 입력층(input layer)에 입력하여 노이즈 제거를 시동한다(S210).

[0059] 노이즈 제거를 시동함에 따라, 제어부(120)는 입력된 노이즈 영상(A0)을 CNN의 제 1 히든 레이어(hidden layer 1)를 거치면서 도넛 커널(doughnut Kernel: 201)을 이용한 영상처리를 수행한다(S220).

[0060] 구체적으로, 도 4와 도 5에 도시된 바와 같이 제어부(120)는 입력된 노이즈 영상(A0)에 대해 도넛 커널(201)을 이용한 컨벌루션(convolution) 연산을 수행한다. 여기서, 도넛 커널(201)은 $K \times K$ 형태의 픽셀들로 구성되고 중앙 픽셀의 가중치가 0의 값을 갖는 도넛 형태를 갖는다. 이러한 도넛 커널(201)의 K 크기는 항상 홀수이고, 각 픽셀은 학습가능한 변수를 나타낸다.

[0061] 도넛 커널(201)을 이용한 컨벌루션 연산을 수행한 후, 제어부(120)는 컨벌루션 결과를 정규화하기 위한 BN(Batch Normalization) 처리를 수행한다. 즉, 제어부(120)는 컨벌루션 결과의 평균(mean)과 표준편차를 이용하여 정규화할 수 있다.

[0062] 이어서, 제어부(120)는 정규화된 결과값을 활성화 함수(Activation function)에 대입하여 연산할 수 있다. 여기서, 활성화 함수는 Sigmoid 함수 또는 LReLU 함수를 이용할 수 있다.

[0063] 이러한 도넛 커널(201)을 이용한 영상처리를 수행한 결과로 도 3에 도시된 바와 같이 제 1 특징맵(feature map: A1)을 도출할 수 있다.

[0064] 이후, 제어부(120)는 다수의 히든 레이어를 거치는 다수의 경로를 따라 제 1 특징맵(A1)에 대한 영상 처리를 수행한다(S230).

[0065] 구체적으로, 각각의 경로는 임의의 확장치(dilation: d)를 갖는 d-확장 컨벌루션 커널(convolution Kernel)을 이용하여 제 1 특징맵(A1)에 대한 영상 처리를 수행할 수 있다.

[0066] 이때, 임의의 확장치(d)는 커널 픽셀 사이의 간격을 나타낸 것으로 아래의 [수학식 5]와 같이 도넛 커널(201)의 크기(K)와 관계를 가지며, 반올림된 정수의 값을 갖는다.

수학식 5

$$d \geq \frac{K}{2}$$

[0067]

- [0069] 특히, 제어부(120)는 제 1 특징맵(A1)을 다수의 히든 레이어에 거치면서 도 4에 도시된 바와 같이 확장치(d)가 2인 2-확장 컨벌루션 커널(202)을 이용한 제 1 경로 및 도 5에 도시된 바와 같이 확장치(d)가 3인 3-확장 컨벌루션 커널(302)을 이용한 제 2 경로를 설정할 수 있다.
- [0070] 2-확장 컨벌루션 커널(202)은 도 4에 도시된 바와 같이 [입력 채널, 결과 채널, 3, 3]의 형태를 갖는 커널 픽셀이 각각 2의 확장치(d)에 해당하는 간격으로 이격되어 구비되고, 3-확장 컨벌루션 커널(302)은 도 5에 도시된 바와 같이 [입력 채널, 결과 채널, 3, 3]의 형태를 갖는 커널 픽셀이 각각 3의 확장치(d)에 해당하는 간격, 2-확장 컨벌루션 커널(202)의 간격보다 긴 간격으로 이격되어 구비된다.
- [0071] 이러한 제 1 경로를 따라 도 3에 도시된 다수의 제 1 경로 특징맵(B10, ..., BIN-1, BIN)이 도출되고, 제 2 경로를 따라 다수의 제 2 경로 특징맵(C10, ..., CIN-1, CIN)이 도출될 수 있다. 여기서, 도 3은 제 1 경로와 제 2 경로에 따른 특징맵을 도시하지만, 이에 한정되지 않고 다른 확장치(d)를 갖는 확장 컨벌루션 커널을 이용한 제 3 경로, 제 4 경로 등의 다수의 경로를 가질 수 있다.
- [0072] 제 1 경로에 따른 처리과정은 도 4에 도시된 바와 같이 2-확장 컨벌루션 커널(202)을 이용한 컨벌루션 연산을 수행하는 단계, 컨벌루션 결과를 정규화하기 위한 BN 처리단계 및 정규화된 결과값을 활성화 함수(LReLU 함수)에 대입하여 연산하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0073] 제 2 경로에 따른 처리과정은 도 5에 도시된 바와 같이 3-확장 컨벌루션 커널(302)을 이용한 컨벌루션 연산을 수행하는 단계, 컨벌루션 결과를 정규화하기 위한 BN 처리단계 및 정규화된 결과값을 활성화 함수(LReLU 함수)에 대입하여 연산하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0074] 이때, 제 1 경로에서 2-확장 컨벌루션 커널(202)을 이용한 컨벌루션 연산으로 나온 결과의 특징맵들 및 제 2 경로에서 3-확장 컨벌루션 커널(302)을 이용한 컨벌루션 연산으로 나온 결과의 특징맵들은 각각 도 4와 도 5에 도시된 바와 같이 입력된 노이즈 영상(A0)에 대해 독립적인 관계를 가져 $\mathcal{J}$ 불변 속성을 만족하는 것을 확인할 수 있다.
- [0075] 이러한 각 경로를 거쳐 처리된 특징맵들에 대해, 제어부(120)는 각 경로를 거쳐 처리된 특징맵들을 합치는 컨캐터네이팅(Concatenating)을 수행한다(S240).
- [0076] 즉, 도 3에 도시된 바와 같이 제어부(120)는 각 경로를 거쳐 처리된 특징맵들(BIN, CIN)을 합치는 컨캐터네이팅을 수행하고 출력층(output layer)를 통해 예측 특징맵(D0)을 도출한다.
- [0077] 이때, 제어부(120)는 상술한 과정이 설정된 횟수로 반복적으로 재수행되어 예측 특징맵(D0)을 도출한 것인지를 판단한다(S250).
- [0078] 즉, 도넛 커널(201)을 이용한 영상처리 단계(S220)부터 컨캐터네이팅을 수행하는 단계(S240) 까지를 반복 수행하는 재수행 과정이 1번 완료되면 epoch 1번 학습 완료한 것이고, 재수행 과정이 100번 반복적으로 수행되면 epoch 100으로 학습 완료한 것이다.
- [0079] 이에 설정된 횟수를 만족하지 못하면 제어부(120)는 예측 특징맵(D0)을 입력층에 다시 입력하여 업데이트하면서 영상처리 단계(S220)부터 컨캐터네이팅을 수행하는 단계(S240) 까지를 반복 수행한다.
- [0080] 이때, 제어부(120)는 아래의 [수학식 6]으로 나타낸 ADSS 손실(Adaptive Self-Supervision Loss) 함수 ($\mathcal{L}(f, w)$)를 이용한 업데이트 과정을 포함한다.

수학식 6

$$\mathcal{L}(f, w) = \frac{1}{N} \sum_i^N \sum_J^J w_J^i (f_J(x^i) - x_J^i)^2$$

[0081]

$$w_J^i = \frac{1}{1 + \lambda |f_J(x^i) - x_J^i|}$$

[0082]

[0083] 여기서, w_J^i 는 적응 변수(adaptive weight)이고, λ 는 포커싱 매개변수이며, $f_J(x^i)$ 는 J 불변 함수이며, x_J^i 는 입력값이다.

[0085] 이러한 ADSS 손실 함수($\mathcal{L}(f, w)$)는 예측 특징맵(D0)의 픽셀 값이 입력되는 노이즈 영상(A0)의 픽셀 값과 크게 다른 경우에 입력 픽셀이 노이즈일 가능성이 높다는 전제로 적용되고, 픽셀 값 사이의 차이 비율을 적응적으로 조정한다.

[0086] 따라서, ADSS 손실 함수($\mathcal{L}(f, w)$)의 포커싱 매개변수(λ)와 적응 변수(w_J^i)를 적응적으로 제어하여, 픽셀의 역전파를 억제할 수 있다. 즉, 올바른 예측이 노이즈 픽셀 값 쪽으로 이동하지 않도록 한다.

[0087] 특히, ADSS 손실 함수($\mathcal{L}(f, w)$)는 $\lambda = 0$ 일 때 종래에 자기 지도 손실과 동일해지므로 포커싱 매개변수(λ)는 차별의 영향 범위를 제어할 수 있다.

[0088] 이러한 과정과 별개로 제어부(120)는 제 1 특징맵(A1)에 대한 평균으로 검출된 오퍼레이트 특징맵(o)을 각 레이어의 출력과 합쳐서 다음 레이어 각각으로 넘겨주는 스킵 커넥션(Skip-Connection)을 수행할 수 있다.

[0089] 이러한 스킵 커넥션은 기울기 소실(Vanishing Gradient) 문제를 방지하고 미시적 정보를 보존해 더 좋은 특징맵을 도출하게 한다.

[0090] 반면에, 설정된 횟수로 반복적으로 재수행한 것으로 판단하면, 제어부(120)는 상술한 과정으로 노이즈가 제거된 최종 영상을 출력부(130)를 통해 디스플레이한다(S260).

[0091] 이때, 상술한 과정으로 제거된 노이즈는 예컨대 AWGN(Additive white Gaussian noise), 스펙클 노이즈(speckle noise) 및 소금 앤 후추 노이즈(salt-and-pepper noise) 등을 예로 들 수 있다.

[0092] 먼저, 도 6a에서 처럼 AWGN이 포함된 영상은 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법에 따라 도 6b에서처럼 AWGN가 제거되고, 특히 오른쪽 아래 영역에서처럼 보다 선명한 영상 이미지를 확인할 수 있다.

[0093] 또는, 도 7a에서 처럼 스펙클 노이즈가 포함된 영상은 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법에 따라 도 7b에서처럼 스펙클 노이즈가 제거되고, 특히 오른쪽 아래 영역에서처럼 보다 선명한 영상 이미지를 확인할 수 있다.

[0094] 마찬가지로 도 8a에서 처럼 소금 앤 후추 노이즈가 포함된 영상은 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법에 따라 도 8b에서처럼 소금 앤 후추 노이즈가 제거되고, 특히 오른쪽 아래 영역에서처럼 보다 선명한 영상 이미지를 확인할 수 있다.

[0095] 이와 같이 본 발명의 실시예에 따른 노이즈 제거방법은 J 불변 속성을 갖는 네트워크에서 도넛 커널과 d-확장 컨벌루션 커널을 이용하여 노이즈 영상의 노이즈를 용이하게 제거하여 보다 선명하고 깨끗한 영상을 획득할 수 있다.

[0097] 본 발명의 기술사상은 상기 바람직한 실시예에 따라 구체적으로 기술되었으나, 전술한 실시예들은 그 설명을 위한 것이며, 그 제한을 위한 것이 아님을 주의하여야 한다.

[0098] 또한, 본 발명의 기술분야의 통상의 전문가라면 본 발명의 기술사상의 범위 내에서 다양한 실시가 가능함을 이

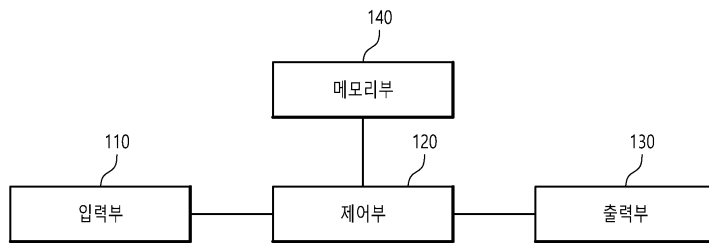
해할 수 있을 것이다.

부호의 설명

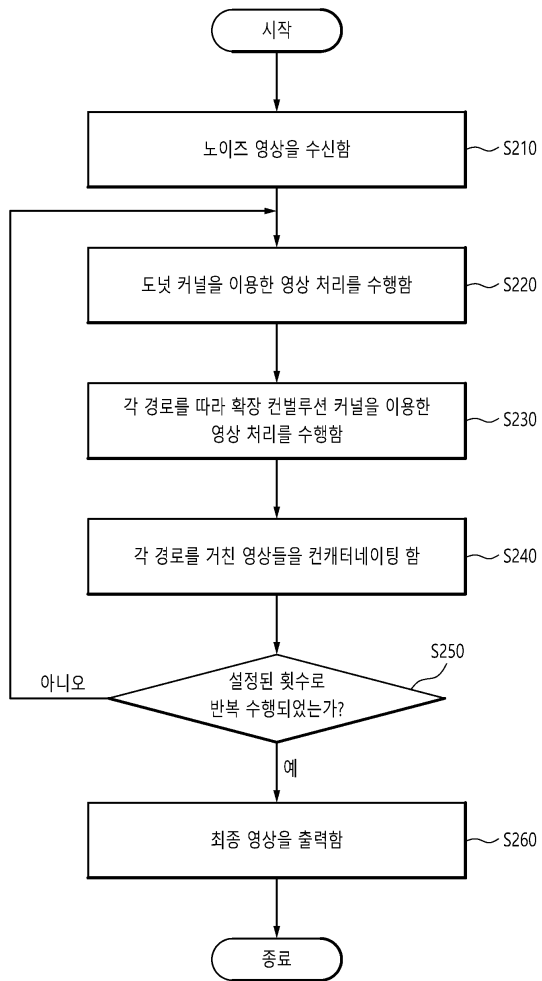
[0100]
 110: 입력부 120: 제어부
 130: 출력부 140: 메모리부
 201: 도넛 커널 202: 2-확장 컨벌루션 커널
 302: 3-확장 컨벌루션 커널 A0: 노이즈 영상
 A1: 제 1 특징맵 B10,...,B1N-1,B1N: 제 1 경로 특징맵
 C10,...,C1N-1,C1N: 제 2 경로 특징맵

도면

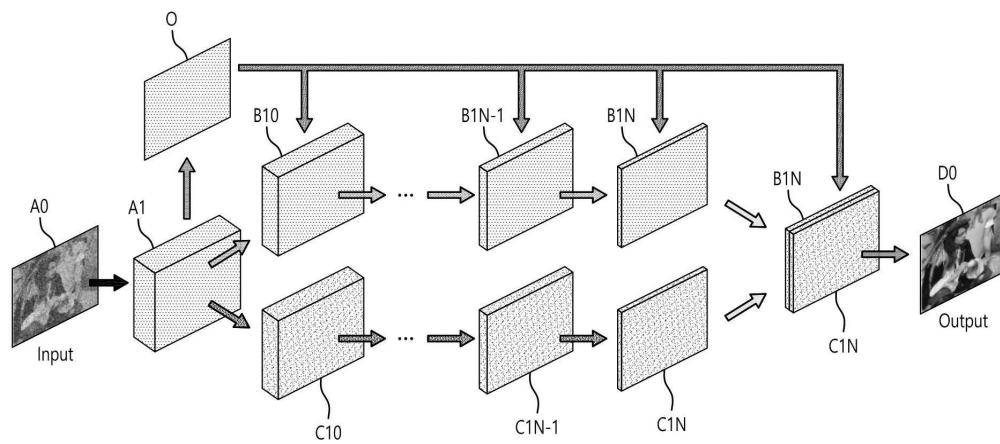
도면1



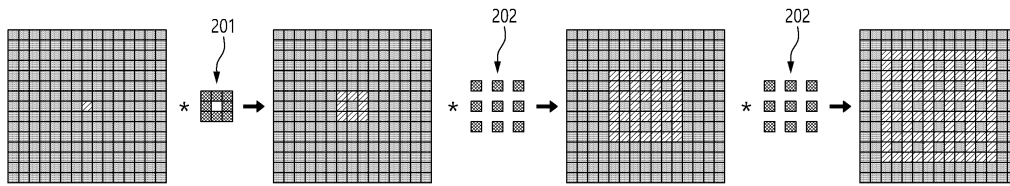
도면2



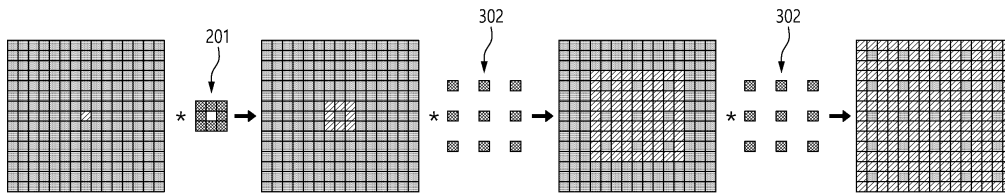
도면3



도면4



도면5



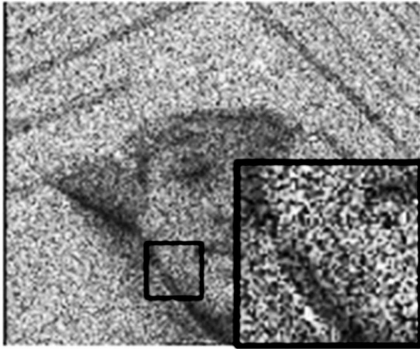
도면6a



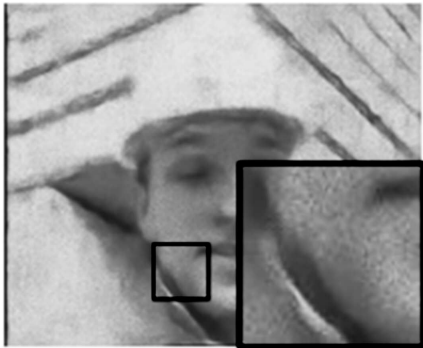
도면6b



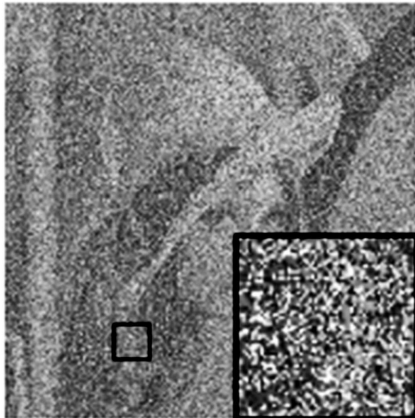
도면7a



도면7b



도면8a



도면 8b

