



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2022년05월24일
(11) 등록번호 10-2401585
(24) 등록일자 2022년05월19일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06T 5/50 (2006.01) G06T 11/60 (2006.01)
G06T 3/40 (2006.01) G06T 5/20 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G06T 5/50 (2013.01)
G06T 11/60 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2021-0005265
(22) 출원일자 2021년01월14일
심사청구일자 2021년01월14일
(56) 선행기술조사문헌
Jiangjiang Li ET AL:"Rolling Guidance
Filtering-Orientated Saliency Region
Extraction Method for Visible and Infrared
Images Fusion", Sensing and Imaging volume
21, Article number: 18, 10 March
2020(2020.03.10.) 1부.*
Pan Zhu ET AL:"Infrared polarization and
intensity image fusion based on bivariate
BEMD and sparse representation", Multimedia
Tools and Applications volume 80, pages
4455-4471, 30 September 2020(2020.09.30.) 1
부.*
KR102142934 B1
KR1020200025598 A
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자
인천대학교 산학협력단
인천광역시 연수구 아카데미로 119 (송도동)
(72) 발명자
전광길
인천광역시 연수구 해송로 70, 209동 805호(송도
동, 송도웰카운티2단지)
(74) 대리인
특허법인충정

전체 청구항 수 : 총 9 항

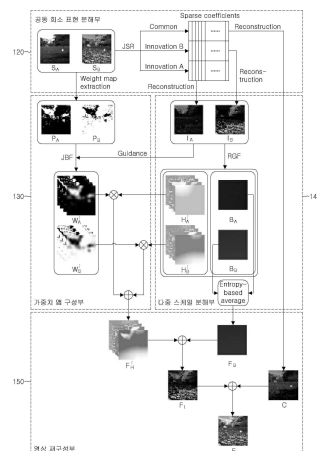
심사관 : 김광식

(54) 발명의 명칭 다중 영상 융합 장치 및 방법

(57) 요약

다중 영상 융합 장치 및 방법은 영상 분해에 공동 희소 표현(Joint Sparse Coefficients)을 사용하고, 롤링 가이드 필터(Rolling Guidance Filter)를 적용한 다중 스케일 분해를 영상의 가장자리와 같은 보완적인 세부 정보를 추출하는데 사용하여 영상 융합의 해상도를 높일 수 있는 효과가 있다.

대표도 - 도4



(52) CPC특허분류

G06T 3/40 (2013.01)

G06T 5/20 (2013.01)

G06T 2207/20221 (2013.01)

공지예외적용 : 있음

명세서

청구범위

청구항 1

입력부로부터 두 개의 소스 영상(S_A and S_B)을 입력받고, 상기 소스 영상에서 공동 희소 표현(Joint Sparse Coefficients)을 이용하여 공통 영상과 2개의 혁신 영상(I_A and I_B)으로 분해하는 공동 희소 표현 분해부;

상기 소스 영상을 Kirsch 연산자로 처리되어 관심 영역을 감지하는 돌출맵(R_A and R_B)을 추출하고, 상기 혁신 영상을 기초로 상기 추출한 돌출맵을 공동 양방향 필터(Joint Bilateral Filter, JBF)에 적용하여 가중치 맵(P_A and P_B)을 생성하는 가중치맵 구성부; 및

롤링 가이드 필터(Rolling Guidance Filter, RGF)에 의해 상기 혁신 영상의 다중 스케일 분해를 수행하여 상세 레이어($H_A^i (i=1,2,\dots,K-1)$, $H_B^i (i=1,2,\dots,K-1)$)와 기본 레이어(B_A , B_B)를 얻는 다중 스케일 분해부를 포함하며,

상기 가중치맵 구성부는 상기 공동 양방향 필터(JBF)를 이용하여 하기의 수학적 식 1에 의해 상기 가중치맵(P_A and P_B)을 필터링하여 최종 가중치맵(W_A^i , W_B^i)을 획득하는 다중 영상 융합 장치.

[수학적 식 1]

$$\begin{aligned} W_A^i &= JBF(P_A, I_A, \delta_s^i, \delta_r^i), \quad i = 1, 2, \dots, K-1, \\ W_B^i &= JBF(P_B, I_B, \delta_s^i, \delta_r^i), \quad i = 1, 2, \dots, K-1. \end{aligned}$$

여기서, $JBF(\cdot)$ 는 공지된 기술인 공동 양방향 필터의 프로세스이고, δ_s 는 공간 표준 편차, δ_r 는 범위 표준 편차임.

청구항 2

삭제

청구항 3

청구항 1에 있어서,

상기 가중치맵 구성부는 최종 가중치맵(W_A^i , W_B^i)을 상기 상세 레이어($H_A^i (i=1,2,\dots,K-1)$, $H_B^i (i=1,2,\dots,K-1)$)에 각각 곱한 후, 더하여 하기의 수학적 식 2에 의해 융합된 상세 레이어(F_H^i)를 출력하는 다중 영상 융합 장치.

[수학적 식 2]

$$F_H^i = H_A^i W_A^i + H_B^i W_B^i, \quad i = 1, 2, \dots, K-1$$

청구항 4

청구항 3에 있어서,

상기 다중 스케일 분해부는 상기 기본 레이어들을 엔트로피 기반 융합 규칙에 의해 융합하여 기본 레이어(F_B)를 재구성하는 다중 영상 융합 장치.

청구항 5

청구항 4에 있어서,

하기의 수학식 3에 의해 상기 융합된 상세 레이어(F_H^i)와 상기 기본 레이어(F_B)를 합쳐서 융합된 혁신 영상(F_I)을 생성하는 영상 재구성부를 더 포함하는 다중 영상 융합 장치.

[수학식 3]

$$F_I = F_B + \sum_{i=1}^{K-1} F_H^i$$

청구항 6

청구항 5에 있어서,

상기 영상 재구성부는 하기의 수학식 4에 의해 상기 융합된 혁신 영상(F_I)과 상기 공통 영상(C)을 합쳐서 융합된 최종 영상(F)을 생성하는 다중 영상 융합 장치.

[수학식 4]

$$F = F_I + C$$

청구항 7

청구항 1에 있어서,

상기 가중치맵 구성부는 상기 가중치맵(P_A and P_B)을 하기의 수학식 5에 의해 픽셀별 비교를 통해 획득하는 다중 영상 융합 장치.

[수학식 5]

$$P_A(q) = \begin{cases} 0, & \text{if } R_A(q) \leq R_B(q) \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$P_B(q) = 1 - P_A(q),$$

여기서, q 는 픽셀 좌표, 각 픽셀 위치(q)에서 더 큰 돌출값을 가진 하나의 초기 가중치는 1로 설정되고, 다른 하나는 0으로 설정됨.

청구항 8

청구항 1에 있어서,

상기 가중치맵 구성부는 상기 공동 양방향 필터(JBF)의 적용 시 상기 가중치맵(P_A and P_B) 간의 차이를 향상시키기 위한 가이드 영상으로 상기 2개의 혁신 영상(I_A and I_B)을 이용하는 다중 영상 융합 장치.

청구항 9

입력부로부터 두 개의 소스 영상(S_A and S_B)을 입력받는 단계;

상기 소스 영상은 공동 희소 표현(Joint Sparse Coefficients)을 이용하여 공통 영상과 2개의 혁신 영상(I_A and I_B)으로 분해하는 단계;

상기 소스 영상을 Kirsch 연산자로 처리되어 관심 영역을 감지하는 돌출맵(R_A and R_B)을 추출하는 단계;

상기 혁신 영상을 기초로 상기 추출한 돌출맵을 공동 양방향 필터(Joint Bilateral Filter, JBF)에 적용하여 가중치맵(P_A and P_B)을 생성하는 단계; 및

롤링 가이드 필터(Rolling Guidance Filter, RGF)에 의해 상기 혁신 영상의 다중 스케일 분해를 수행하여 상세 레이어($H_A^i (i=1,2,\dots,K-1)$, $H_B^i (i=1,2,\dots,K-1)$)와 기본 레이어(B_A, B_B)를 얻는 단계를 포함하며,

상기 가중치맵을 생성하는 단계는,

상기 공동 양방향 필터(JBF)를 이용하여 하기의 수학적 식 1에 의해 상기 가중치맵(P_A and P_B)을 필터링하여 최종 가중치맵(W_A^i, W_B^i)을 획득하는 단계를 더 포함하는 다중 영상 융합 방법.

[수학적 식 1]

$$\begin{aligned} W_A^i &= JBF(P_A, I_A, \delta_s^i, \delta_r^i), \quad i = 1, 2, \dots, K-1, \\ W_B^i &= JBF(P_B, I_B, \delta_s^i, \delta_r^i), \quad i = 1, 2, \dots, K-1. \end{aligned}$$

여기서, $JBF(\cdot)$ 는 공지된 기술인 공동 양방향 필터의 프로세스이고, δ_s 는 공간 표준 편차, δ_r 는 범위 표준 편차임.

청구항 10

삭제

청구항 11

청구항 9에 있어서,

상기 최종 가중치맵(W_A^i, W_B^i)을 상기 상세 레이어($H_A^i (i=1,2,\dots,K-1)$, $H_B^i (i=1,2,\dots,K-1)$)에 각각 곱한 후, 더하여 하기의 수학적 식 2에 의해 융합된 상세 레이어(F_H^i)를 출력하는 단계를 더 포함하는 다중 영상 융합 방법.

[수학적 식 2]

$$F_H^i = H_A^i W_A^i + H_B^i W_B^i, \quad i = 1, 2, \dots, K-1$$

발명의 설명

기술 분야

본 발명은 다중 영상 융합 장치에 관한 것으로서, 더욱 상세하게는 다중 스케일 분해와 공동 희소 표현을 적용

하여 영상을 융합하는 다중 영상 융합 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

- [0002] 영상 융합은 동일한 장면의 여러 소스 영상을 결합하여 융합 영상을 인간의 시각적 인식 또는 컴퓨터 처리에 더 적합하게 만든다.
- [0003] 소스 영상은 다양한 센서 또는 이미징 조건에서 얻을 수 있다. 각 소스 영상에는 장면에 대한 중복 및 보완 정보가 포함되어 있다.
- [0004] 의료 분야에서는 서로 다른 센서의 여러 의료 영상을 융합하여 융합된 영상을 재구성할 수 있다.
- [0005] 이러한 융합된 영상은 의료 분석을 위한 보완 정보로 제공할 수 있으므로 의사가 보다 빠르고 정확하게 진단할 수 있다.
- [0006] 그러나 영상의 융합 과정에서 중복 정보의 영향을 많이 받게 되므로 재구성된 영상에 시각적 부작용(Artifact)을 초래할 수 있는 문제점이 있다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0007] (특허문헌 0001) 한국 등록특허번호 제10-1711949호

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0008] 이와 같은 문제점을 해결하기 위하여, 본 발명은 영상 분해에 공동 희소 표현(Joint Sparse Coefficients)을 사용하고, 롤링 가이드 필터(Rolling Guidance Filter)를 적용한 다중 스케일 분해를 영상의 가장자리와 같은 보완적인 세부 정보를 추출하는데 사용하여 영상 융합의 해상도를 높일 수 있는 다중 영상 융합 장치 및 방법을 제공하는데 그 목적이 있다.

과제의 해결 수단

- [0009] 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 특징에 따른 다중 영상 융합 장치는,
- [0010] 입력부로부터 두 개의 소스 영상(S_A and S_B)을 입력받고, 상기 소스 영상에서 공동 희소 표현(Joint Sparse Coefficients)을 이용하여 공통 영상과 2개의 혁신 영상(I_A and I_B)으로 분해하는 공동 희소 표현 분해부;
- [0011] 상기 소스 영상을 Kirsch 연산자로 처리되어 관심 영역을 감지하는 돌출맵(R_A and R_B)을 추출하고, 상기 혁신 영상을 기초로 상기 추출한 돌출맵을 공동 양방향 필터(Joint Bilateral Filter, JBF)에 적용하여 가중치 맵(P_A and P_B)을 생성하는 가중치 맵 구성부;
- [0012] 롤링 가이드 필터(Rolling Guidance Filter, RGF)에 의해 상기 혁신 영상의 다중 스케일 분해를 수행하여 상세 레이어(H_A^i ($i=1,2,\dots,K-1$), H_B^i ($i=1,2,\dots,K-1$))와 기본 레이어(B_A , B_B)를 얻는 다중 스케일 분해부; 및
- [0013] 상기 가중치 맵 구성부에서 융합된 상세 레이어(F_H^i)와, 상기 다중 스케일 분해부에서 얻은 기본 레이어와 상기 공동 영상을 이용하여 융합된 최종 영상(F)을 생성하는 영상 재구성부를 포함한다.
- [0015] 본 발명의 특징에 따른 다중 영상 융합 방법은,

- [0016] 입력부로부터 두 개의 소스 영상(S_A and S_B)을 입력받는 단계;
- [0017] 상기 소스 영상은 공동 희소 표현(Joint Sparse Coefficients)을 이용하여 공통 영상과 2개의 혁신 영상(I_A and I_B)으로 분해하는 단계;
- [0018] 상기 소스 영상을 Kirsch 연산자로 처리되어 관심 영역을 감지하는 돌출맵(R_A and R_B)을 추출하는 단계;
- [0019] 상기 혁신 영상을 기초로 상기 추출한 돌출맵을 공동 양방향 필터(Joint Bilateral Filter, JBF)에 적용하여 가중치맵(P_A and P_B)을 생성하는 단계;
- [0020] 롤링 가이드 필터(Rolling Guidance Filter, RGF)에 의해 상기 혁신 영상의 다중 스케일 분해를 수행하여 상세 레이어($H_A^i (i=1,2,\dots,K-1)$, $H_B^i (i=1,2,\dots,K-1)$)와 기본 레이어(B_A , B_B)를 얻는 단계; 및
- [0021] 상기 융합된 상세 레이어(F_H^i)와, 상기 다중 스케일 분해부에서 얻은 기본 레이어와 상기 공동 영상을 이용하여 융합된 최종 영상(F)을 생성하는 단계를 포함한다.

발명의 효과

- [0022] 전술한 구성에 의하여, 본 발명은 소스 영상 간의 중복 정보로 인한 낮은 정보 엔트로피를 개선할 수 있는 효과가 있다.
- [0023] 본 발명은 RGF와 다중 스케일 분해로 인하여 혁신 영상에서 가장자리를 유지하면서 작은 구조를 제거할 수 있는 효과가 있다.
- [0024] 본 발명은 영상 융합 시 중복 정보와 보완 정보를 통합하여 빠른 영상 처리와 영상 해상도를 높일 수 있는 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

- [0025] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 다중 영상 융합 장치의 내부 구성을 간략하게 나타낸 도면이다.
- 도 2는 본 발명의 실시예에 따른 RGF의 필터링을 나타낸 도면이다.
- 도 3은 본 발명의 실시예에 따른 공동 희소 표현의 일례를 나타낸 도면이다.
- 도 4는 본 발명의 실시예에 따른 다중 영상 융합 방법을 설명하기 위한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0026] 명세서 전체에서, 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다.
- [0027] 종래의 희소 표현(Sparse Representation, SR)은 고전적인 영상 처리 방법이다. 희소 표현은 영상 분류, 영상 노이즈 제거 등과 같은 영상 처리 분야에 적용되었다.
- [0028] 희소 표현 방법의 일반적인 흐름은 세 단계로 구성된다. 첫째는 수학적 모델을 통해 과다 완성된 희소 사전(Sparse Dictionary)이 구성되고, 둘째는 희소 사전에 있는 소스 영상의 희소 표현을 얻는다.
- [0029] 희소 표현은 일반적으로 희소 계수 벡터의 집합이다. 해당 벡터를 융합하여 융합된 영상의 계수 벡터 집합을 얻는다. 융합된 영상은 동일한 사전으로 재구성할 수 있다.
- [0030] 본 발명은 종래의 희소 표현 대신에 영상 융합을 수행하는 새로운 영상 처리 방법으로 공동 희소 표현(Joint Sparse Representation, JSR)을 사용한다.
- [0031] 공동 희소 표현은 희소 표현을 사용하여 두 개의 소스 영상을 공통 부분(Common Part)과 두 개의 혁신 부분(Innovation Part)으로 나눈다. 공통 부분은 두 개의 소스 영상이 공유하는 중복 정보를 포함하고, 두 개의 혁신

신 부분은 각 소스 영상의 보완 정보를 나타낸다. 이후에 서로 다른 융합 규칙을 사용하여 두 종류의 부분을 개별적으로 융합한다.

- [0032] 공동 희소 표현은 소스 영상 간의 상관 관계를 제거하면서 종래의 SR 방식의 장점을 유지하여 융합된 영상이 중복 정보의 영향을 덜 받는다.
- [0033] 본 발명은 공동 희소 표현에서 발생하는 재구성된 영상에 시각적 부작용을 극복하기 위해 공동 희소 표현에 다중 스케일 분해를 결합한 새로운 영상 융합 방법을 제안한다.
- [0034] 먼저, 공동 희소 표현을 사용하여 두 개의 소스 영상을 공통 영상과 두 개의 혁신 영상으로 분해한다. 그런 다음, 혁신 영상은 융합된 혁신 영상을 얻기 위해서 RGF(Rolling Guidance Filter) 기반 MSD(Multi Scale Decomposition) 융합 프레임 워크로 전송한다. 마지막으로 융합된 혁신 영상과 공통 영상을 결합하여 융합 영상을 생성한다.
- [0035] 혁신 영상은 융합된 영상이 높은 대비를 가질 수 있도록 가중치맵의 최적화를 가이드하는데 사용되고, 혁신 영상의 융합은 융합된 혁신 영상의 공간적 일관성을 보장하기 위해 최적화된 가중치맵에 따라 수행된다.
- [0036] 본 발명은 (1) 소스 영상 간의 중복 정보로 인한 낮은 정보 엔트로피를 개선하기 위해서 RGF를 통해 에지 보존의 다중 스케일 분해를 혁신 영상만 수행하고, (2) 공동 희소 표현이 가져올 수 있는 부작용을 억제하기 위해서 가중치 맵(Weight Map)을 사용하여 혁신 영상의 기여도를 균형있게 조정하고, (3) 융합된 영상의 대비를 높이기 위해서 혁신 영상을 사용하여 가중치 맵의 최적화를 안내하며, (4) 융합된 영상의 공간적 일관성을 보장하기 위해서 최적화된 가중치 맵에 따라 혁신 영상의 융합이 수행된다.
- [0038] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 다중 영상 융합 장치의 내부 구성을 간략하게 나타낸 도면이고, 도 2는 본 발명의 실시예에 따른 RGF의 필터링을 나타낸 도면이고, 도 3은 본 발명의 실시예에 따른 공동 희소 표현의 일례를 나타낸 도면이다.
- [0039] 본 발명의 실시예에 따른 다중 영상 융합 장치(100)는 입력부(110), 공동 희소 표현 분해부(120), 가중치맵 구성부(130), 다중 스케일 분해부(140), 영상 재구성부(150) 및 출력부(160)를 포함한다.
- [0040] 입력부(110)는 두 개의 소스 영상(S_A and S_B)을 입력받는다.
- [0041] 공동 희소 표현 분해부(120)는 소스 영상에서 공동 희소 표현(Joint Sparse Coefficients)을 이용하여 공통 영상과 2개의 혁신 영상(I_A and I_B)으로 분해한다.
- [0042] 여기서, 공통 영상은 두 개의 영상을 융합하고자 할 때 두 영상이 공통적으로 가지고 있는 영상 정보(Common Image)를 의미하고, 혁신 영상(Innovation Image)은 각각의 영상만의 특성을 의미한다.
- [0043] 예를 들어, Common Image + Innovation Image 1(1번 영상), Common Image + Innovation Image 2(2번 영상) 등, 1분 전 창밖 풍경사진과 현재 창밖 풍경사진을 비교해 볼 때, 구름은 이동했으니 이러한 구름정보를 혁신 영상이고, 건물 등은 동일하므로 공통 영상이 된다.
- [0044] 가중치맵 구성부(130)는 소스 영상을 Kirsch 연산자로 처리되어 관심 영역을 감지하는 돌출맵(R_A and R_B)을 추출하고, 혁신 영상을 기초로 상기 추출한 돌출맵을 공동 양방향 필터(Joint Bilateral Filter, JBF)에 적용하여 가중치맵(P_A and P_B)을 생성한다.
- [0045] 다중 스케일 분해부(140)는 롤링 가이드 필터(Rolling Guidance Filter, RGF)에 의해 혁신 영상의 다중 스케일 분해를 수행하여 상세 레이어($H_A^i (i=1,2,\dots,K-1)$, $H_B^i (i=1,2,\dots,K-1)$)와 기본 레이어(B_A , B_B)를 얻는다.
- [0046] 영상 재구성부(150)는 가중치맵 구성부(130)에서 융합된 상세 레이어(F_H^i)와, 다중 스케일 분해부(140)에서 얻은 기본 레이어와 공동 영상(C)을 이용하여 융합된 최종 영상(F)을 생성한다. 출력부(160)는 생성한 최종 영상을 디스플레이부에 출력할 수 있다. 이러한 구성의 상세한 설명은 하기에서 설명하기로 한다.
- [0048] (1) 공동 희소 표현(Joint Sparse Representation, JSR)

- [0049] 영상 처리에서 스파스 코딩(Sparse Coding)을 위한 객체는 소스 영상의 작은 영상 패치와 오버랩된다.
- [0050] 공동 회소 표현은 모든 패치가 공통 구성 요소와 혁신 구성 요소로 구성되어 있다.
- [0051] 공통 구성 요소는 동일한 세트의 모든 패치에서 공유되는 반면, 각 패치는 고유한 혁신 구성 요소를 가지고 있다.
- [0052] 공동 회소 표현을 위한 사전을 선택하기 위한 2가지 방법이 있다.
- [0053] 제1 방법은 회소 인코딩 및 재구성을 위해 모든 구성요소에 대해 하나의 고정 사전을 사용하는 것이다. 이러한 제1 방법은 훈련 비용이 낮고, 작동하기 쉬우며, 여러 유형의 영상을 회소하게 표현하는데 적합하다.
- [0054] 제2 방법은 공통 구성 요소에 고정 사전(Fixed Dictionary)을 사용하고, 회소 코딩 및 재구성을 위한 혁신 구성 요소에 적응 사전(Adaptive Dictionary)을 사용하는 것이다.
- [0055] 제1 방법은 모든 구성요소에 대해 고정 사전을 사용할 수 있다.
- [0056] 융합을 위한 소스 영상은 항상 두 개이므로 각 패치 세트에 W 패치가 있다고 가정한다.
- [0057] 소스 영상에서 추출된 평탄화 패치 $v_i \in R^n (1 \leq i \leq 2)$ 는 소스 영상과, 과도하게 완성된 사전 $D \in R^{n \times m} (n < m)$ 으로부터 추출된다. 여기서, n 은 벡터의 길이를 나타내고, m 은 각각의 사전에서 원자의 수를 나타낸다.
- [0058] 공동 회소 표현은 수학적 1과 같이, 0이 아닌 항목을 몇 개 가진 공동 회소 벡터($x^C \in R^m$)와 혁신 회소 벡터들($x_i^I \in R^m (1 \leq i \leq 2)$)를 추정할 수 있다.
- [0059] 하기의 수학적 1과 같이, Dx^C and Dx_i^I 은 각각의 v_i 의 공통 구성요소와 혁신 구성요소를 나타낸다.

수학적 1

- [0060]
$$v_i \approx Dx^C + Dx_i^I$$
- [0061] 회소 코딩을 수행할 때, 공동 회소 표현은 소스 영상 패치와 사전을 별도로 연결하고, 인코딩된 회소 계수 벡터들은 서로 연결한다.
- [0062] 하기의 수학적 2와 같이, V 는 연결된 소스 패치를 나타내고, $\tilde{D}$ 는 연결된 사전을 나타내고, X 는 연결된 회소 계수 벡터를 나타낸다.

수학적 2

$$V = \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \end{bmatrix}, \quad \tilde{D} = \begin{bmatrix} D & D & 0 \\ D & 0 & D \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} x^C \\ x_1^I \\ x_2^I \end{bmatrix}$$

- [0064] 전술한 수학적 1의 공동 버전(Joint Version)은 하기의 수학적 3과 같이 정의될 수 있다.

수학식 3

$$V \approx \tilde{D}X$$

공동 회소 표현은 X 의 최적 솔루션을 찾는 것이고, 이러한 문제는 다음의 수학식 4와 같이 정의될 수 있다.

수학식 4

$$\arg \min_X \|X\|_0 \quad s.t. \quad \|\tilde{D}X - V\|_2 \leq \epsilon$$

여기서, ϵ 는 회소 재구성 오류이다.

본 발명은 공동 회소 표현을 영상 분해 방법으로 사용하여 소스 영상 간의 상관 관계를 줄이고, 융합 영상의 정보 엔트로피를 증가시킨다. 먼저, 첫째는 두 개의 소스 영상을 슬라이딩 윈도우 기법을 통해 작은 중첩 영상 패치들로 분해한다. 패치의 크기들은 특정 사전에 따라 결정된다.

사전 $D \in R^{n \times m}$ 을 가정하면, 각 패치의 크기는 $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ 이어야 한다. 모든 패치는 열 벡터로 재배열된다.

둘째는 동일한 위치에 있는 두 개의 패치가 패치 세트를 구성한다.

공동 회소 표현은 각 패치 세트에서 독립적으로 수행된다. 모든 패치 세트에 대해 전체 세트에 속하는 공통적인 회소 벡터와 세트의 각 패치에 속하는 두 개의 혁신적인 회소 벡터를 얻을 수 있다.

그런 다음, 공통 패치와 두 개의 혁신 패치들은 각 세트에 해당하는 회소 벡터로 재구성할 수 있다.

마지막으로 모든 공통 패치들과 이에 해당하는 혁신 패치들은 슬라이딩 윈도우 단계에서 선택한 순서대로 평균화된다. 공통 영상과 두 개의 혁신 영상들을 생성될 수 있다.

두 개의 혁신 영상 간의 상관 관계는 두 개의 소스 영상 간의 상관 관계보다 낮다. 공동 회소 표현 분해는 소스 영상에서 공통 영상과 혁신 영상을 얻는 프로세스를 정의한다.

(2) 롤링 가이드 필터(Rolling Guidance Filter, RGF)

다중 스케일 분해(Multi Scale Decomposition)는 소스 영상에 포함된 정보를 최대한 활용하기 위해 다양한 흐림 레벨(Blur Level)의 영상을 얻는다.

가장자리 보존 필터 기반의 다중 스케일 분해는 영상을 흐리게 하는 동안 고 대비 가장자리(High Contrast Edges)와 명확한 구조를 보존할 수 있다.

도 2에 도시된 바와 같이, 본 발명은 롤링 가이드 필터(Rolling Guidance Filter, RGF)를 이용하여 가장자리 보존 필터 기반의 다중 스케일 분해를 제공한다.

롤링 가이드 필터는 공동 양방향 필터(Joint Bilateral Filter, JBF)의 확장으로 볼 수 있다. 공동 양방향 필터는 입력 영상과 가이드 영상을 입력으로 받는다.

출력 영상의 내용은 입력 영상과 유사하지만, 구조와 가장자리는 가이드 영상과 유사하다.

먼저, 가우시안 커널(g_δ)은 하기의 수학식 5와 같다.

수학식 5

$$g_{\delta}(p, q) = \exp \left(-\frac{\|p - q\|^2}{2\delta^2} \right)$$

[0084]

여기서, p and q 는 영상에서 대응하는 인덱스 픽셀이고, δ 는 표준 편차이다. 수학식 5에서 주어진 가이드 영상(G)와 입력 영상(I_{in})를 가지고, 공동 양방향 필터는 다음의 수학식 6과 같이 정의된다.

수학식 6

$$I_{out}(p) = \frac{1}{U} \sum_{q \in N(p)} g_{\delta_s}(p, q) g_{\delta_r}(G(p), G(q)) I_{in}(q)$$

[0086]

여기서, I_{out} 는 출력 영상, $U = \sum_{q \in N(p)} g_{\delta_s}(p, q) g_{\delta_r}(G(p), G(q))$ 는 정규화 인자, $N(p)$ 는 p 의 이웃 픽셀들의 세트, δ_s 는 공간 표준 편차, δ_r 는 범위 표준 편차이다.

[0087]

함수(g_{δ_s})는 픽셀 간의 거리를 기반으로 공간 영역의 가중치를 설정하는 반면, 함수(g_{δ_r})는 강도 차이를 기반으로 범위에 가중치를 설정한다.

[0088]

이러한 입력 영상과 출력 영상을 단순하게 요약하면 다음의 수학식 7과 같다.

[0089]

수학식 7

$$I_{out} = JBF(I_{in}, G, \delta_s, \delta_r)$$

[0090]

여기서, $JBF(\cdot)$ 는 공지된 기술인 공동 양방향 필터의 프로세스를 나타낸다.

[0091]

롤링 가이드 필터는 영상의 주요 내용을 보존하면서 작은 구조를 제거하는 능력이다.

[0092]

롤링 가이드 필터는 작은 구조를 제거하고, 가장자리를 복구하는 단계로 구성된다. 롤링 가이드 필터는 반복적인 프로세스이고, J^t 는 t 번째 반복의 결과이고, M 은 총 반복 횟수라고 가정하면, 롤링 가이드 필터의 반복 과정은 하기의 수학식 8과 같다.

[0093]

수학식 8

$$J^t = JBF(I_{in}, J^{t-1}, \sigma_s, \sigma_r), \quad t = 1, 2, \dots, M$$

[0094]

여기서, σ_s and σ_r 는 σ_s and σ_r 를 JBF 의 δ_s and δ_r 로부터 구별하기 위해 롤링 가이드 필터의

[0095]

표준 편차를 나타낸다.

[0096] 수학식 8에 의하면, 롤링 가이드 필터의 반복 프로세스는 아래의 알고리즘1로 나타낸다.

Algorithm 1: The iteration process of RGE

Input: Input image I_{in} ; spatial standard deviation σ_s ; range standard deviation σ_r ; iteration number

M .

1: Set J^0 as a constant image, i.e., $\forall p, J^0(p) = C$, where C is a constant value.

2: for $t = 1 : 1 : M$ do

3: $J^t = JBF(I_{in}, J^{t-1}, \sigma_s, \sigma_r)$.

4: end for

Output: Output image $I_{out} = J^M$.

[0097]

[0098] J^0 는 상수 영상으로 설정하고, 첫번째 반복은 작은 구조를 제거하기 위하여 의 표준 편차 σ_s 인 가우스 필터로 I_{in} 을 흐리게 하는 것과 같다. 나머지 반복은 공동 양방향 필터에 의해 I_{in} 의 연속적인 필터링과 동일하다.

[0099] 특히, 각 반복에서 공동 양방향 필터는 I_{in} 을 입력으로, J^{t-1} 를 가이드로, σ_s and σ_r 는 표준 편차로 사용한다.

[0100] 이러한 과정에서 영상의 가장자리 부분이 복구된다.

[0101] 모든 반복이 완료된 후, J^M 은 출력 I_{out} 이 된다. 롤링 가이드 필터의 필터링 작업을 다음의 수학식 9와 같이 나타낸다.

수학식 9

[0102]
$$I_{out} = RGF(I_{in}, \sigma_s, \sigma_r, M)$$

[0103] 여기서, $RGF(\cdot)$ 는 공지된 기술의 롤링 가이드 필터의 함수를 나타낸다.

[0105] 도 4는 본 발명의 실시예에 따른 다중 영상 융합 방법을 설명하기 위한 도면이다.

[0106] 도 3에 도시된 바와 같이, 공동 최소 표현 분해부(120)는 전술한 공동 최소 표현(수학식 1 내지 수학식 4)을 사용하여 2개의 소스 영상(S_A and S_B)을 공통 영상(C)과 2개의 혁신 영상(I_A and I_B)으로 분해한다.

[0107] 도 3은 공동 최소 표현의 일례로 도 3의 (a), (b)는 소스 영상, 도 3의 (c)는 공통 영상, 도 3의 (d)는 (a)의 혁신 영상이고, 도 3의 (e)는 (b)의 혁신 영상이다.

[0108] 공동 최소 표현 분해부(120)는 두 개의 소스 영상을 슬라이딩 윈도우 기법을 통해 작은 중첩 영상 패치들로 분해하고, 동일한 위치에 있는 2개의 패치가 패치 세트를 구성하고, 모든 패치 세트에 대해 전체 세트에 속하는 공통적인 최소 벡터와, 각 패치에 속하는 두 개의 혁신적인 최소 벡터를 얻는다.

[0109] 공동 최소 표현 분해부(120)는 공통 패치와 두 개의 혁신 패치들을 최소 벡터로 재구성하여 출력한다.

[0110] 가중치맵은 세부 레이어들을 융합하기 위한 레퍼런스이다.

[0111] 가중치맵은 정확하고 완전한 정보를 만들기 위해서 소스 영상에서 생성된다.

[0112] 공동 최소 표현 분해부(120)는 소스 영상(S_A and S_B)을 Kirsch 연산자로 처리되어 돌출맵(R_A and R_B)을 추출한다. 돌출맵은 영상을 왼쪽 위에서 오른쪽 아래로 차례로 훑어가면서 바라보지 않고, 눈에 띄는 영역 또는 객체를 가리키는 관심 영역을 먼저 감지하여 그곳에 시선을 집중하는 것으로 즉, 화면에서 눈에 띄는 영역이 다른 영역에 비해 픽셀값의 변화가 급격한 부분들을 모아서 매핑하여 관심 없는 배경으로부터 관심 있는 물체를 분리시킨다.

[0113] 다음으로, 가중치맵 구성부(130)는 초기 가중치맵(P_A and P_B)을 다음의 수학적 식 10과 같이, 픽셀별 비교를 통해 획득된다.

수학적 식 10

$$P_A(q) = \begin{cases} 0, & \text{if } R_A(q) \leq R_B(q) \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$P_B(q) = 1 - P_A(q),$$

[0115] 여기서, q 는 픽셀 좌표를 나타내고, 2개의 소스 영상이 고려되는 순서는 초기 가중치맵에 영향을 주지 않는다.

[0116] 각 픽셀 위치(q)에서 더 큰 돌출값을 가진 하나의 초기 가중치는 1로 설정되고, 다른 하나는 0으로 설정된다.

[0117] $R_A(q) = R_B(q)$ 이면, 2개의 초기 가중치 중 하나를 설정할 수 있고, 다른 하나는 0으로 설정되어 결과에 영향을 주지 않는다. 2개의 돌출값이 정확히 일치하는 것은 거의 불가능하다.

[0118] 마지막으로 가중치맵 구성부(130)는 공동 양방향 필터(JBF)에 의해 초기 가중치맵(P_A and P_B)을 필터링하여 최종 가중치맵(W_A^i, W_B^i)을 획득한다. 이러한 필터링 단계는 하기의 수학적 식 11과 같다.

수학적 식 11

$$W_A^i = JBF(P_A, I_A, \delta_s^i, \delta_r^i), \quad i = 1, 2, \dots, K-1,$$

$$W_B^i = JBF(P_B, I_B, \delta_s^i, \delta_r^i), \quad i = 1, 2, \dots, K-1.$$

[0120] 여기서, δ_s 는 공간 표준 편차, δ_r 는 범위 표준 편차이고, δ_s 와 δ_r 를 조정하면, 상세 레이어의 가중치맵이 최적화된다.

[0121] 가중치맵 구성부(130)는 공동 양방향 필터(JBF)의 적용 시 가중치맵(P_A and P_B) 간의 차이를 향상시키기 위한 가이드 영상으로 2개의 혁신 영상(I_A and I_B)을 이용한다.

[0122] 이러한 결과는 융합된 영상의 대비(Contrast)가 높아진다.

[0123] 가중치맵 구성부(130)는 밝기가 유사한 픽셀과 서로 인접한 픽셀에 대해 가중치 값을 동일하게 만들어 공간 일관성으로 인한 문제를 피할 수 있다.

[0124] 가중치맵 구성부(130)는 최종 가중치맵(W_A^i, W_B^i)을 상세 레이어(H_A^i ($i=1,2,\dots,K-1$), H_B^i ($i=1,2,\dots,K-1$))에 각각 곱한 후, 더하여 하기의 수학식 16에 의해 융합된 상세 레이어(F_H^i)를 출력한다.

[0125] 다중 스케일 분해부(140)는 롤링 가이드 필터를 이용하여 혁신 영상의 다중 스케일 분해를 수행한다.

[0126] M 및 δ_r 는 상수로 설정되면, δ_s 의 변경은 롤링 가이드 필터링의 다른 흐름 레벨을 얻을 수 있다. δ_s 가 증가하면, 롤링 가이드 필터의 출력이 더 흐릿해져서 더 많은 저주파 성분이 포함된다.

[0127] 따라서, 롤링 가이드 필터의 가장 큰 δ_s 를 사용한 출력은 기본 레이어로 간주된다. 다양한 작은 δ_s 를 사용한 출력은 순차적으로 미분되고, 차이값들은 상세 레이어로 간주될 수 있다.

[0128] 다중 스케일 분해 방법을 구체적인 예인 I_A 로 설명한다. 첫째는 I_A 는 범위 $[0,1]$ 로 정규화되고, 롤링 가이드 필터를 통해 $K-1$ 레벨로 흐려진다. 이러한 과정은 하기의 수학식 12에 의해 설명된다.

수학식 12

[0129]
$$O_A^i = RGF(I_A, \sigma_s^i, \sigma_r, M), \quad i = 1, 2, \dots, K-1$$

[0130] 여기서, O_A^i 는 다른 σ_s^i 을 사용한 롤링 가이드 필터의 출력을 나타낸다.

[0131] $\sigma_s^{i+1} > \sigma_s^i$ 라 가정하면, 그런 다음, 평활 수준(Smooth Level)은 $O_A^{i+1} > O_A^i$ 이다.

[0132] 통일된 방정식 형태가 $O_A^0 = I_A$ 로 주어지면, 마지막으로 기본 레이어(B_A)와 $K-1$ 상세 레이어(H_A^i ($i=1,2,\dots,K-1$))은 다음의 수학식 13에 의해 얻을 수 있다.

수학식 13

[0133]
$$B_A = O_A^{K-1},$$

$$H_A^i = O_A^{i-1} - O_A^i, \quad i = 1, 2, \dots, K-1.$$

[0134] 기본 레이어(B_B)와 $K-1$ 상세 레이어(H_B^i ($i=1,2,\dots,K-1$))를 얻기 위해서 I_B 에 동일한 작업을 수행한다.

[0135] 영상 재구성부(150)는 융합된 기본 레이어(F_B)를 엔트로피 기반 평균에 의해 재구성한다. 기본 레이어는 영상의 평균값과 동일한 영상의 저주파 정보를 포함한다.

[0136] 기존의 단순 평균화 방법으로 기본 레이어를 융합하면, 융합된 영상의 대비(Contrast) 및 정보 엔트로피가 낮아질 수 있다.

[0137] 기본 레이어의 전역 분산은 전체 대비와 정보의 양을 나타내므로 기본 레이어의 전역 분산을 엔트로피로 간주한다.

[0138] 그런 다음, 영상 재구성부(150)는 엔트로피 기반 평균 방법을 사용하여 기본 레이어를 융합한다.

[0139] 영상 재구성부(150)는 2개의 기본 레이어의 엔트로피를 다음의 수학식 14에 의해 계산할 수 있다.

수학식 14

$$E_A = var(B_A)$$

$$E_B = var(B_B)$$

[0140]

[0141] 여기서, $var(\cdot)$ 는 전역 분산 함수(Global Variance Function)를 나타낸다.

[0142] 영상 재구성부(150)는 하기의 수학식 15에 의해 융합된 기본 레이어(F_B)가 E_A and E_B 를 가중치로 사용하여 가중 평균으로 재구성한다.

수학식 15

$$F_B = \frac{1}{E_A + E_B} (E_A B_A + E_B B_B)$$

[0143]

[0144] 영상 재구성부(150)는 하기의 수학식 16에 의해 융합된 상세 레이어(F_H^i)를 재구성한다. 상세 레이어는 단순히 해당 가중치맵으로 곱해지고 합쳐져 융합을 달성한다.

수학식 16

$$F_H^i = H_A^i W_A^i + H_B^i W_B^i, \quad i = 1, 2, \dots, K-1$$

[0145]

[0146] 영상 재구성부(150)는 하기의 수학식 17과 같이, 융합된 상세 레이어(F_H^i)와 기본 레이어(F_B)를 합쳐서 융합된 혁신 영상(F_I)을 생성할 수 있다.

수학식 17

$$F_I = F_B + \sum_{i=1}^{K-1} F_H^i$$

[0147]

[0148] 영상 재구성부(150)는 하기의 수학식 18과 같이, 융합된 혁신 영상(F_I)과 공통 영상(C)을 합쳐서 융합된 최종 영상(F)을 생성할 수 있다.

수학식 18

$$F = F_I + C$$

[0149]

[0150] 도 4에 도시된 바와 같이, 본 발명의 실시예에 따른 다중 영상 융합 방법은 두 개의 소스 영상 (S_A and S_B), 사전(D), 분해 레벨 K, JBF, RGF의 매개 변수를 고려하고, 하기의 알고리즘과 같이 나타낸다.

Algorithm 2 : Pseudo code of our proposed method.

Input: Source images S_A, S_B ; Dictionary D ; Decomposition level K ; JBF parameters δ_s^i, δ_r^i ; RGF parameters σ_s^i, σ_r, M .

- 1: Use D to perform JSR decomposition on S_A, S_B to get C, I_A, I_B .
- 2: Process S_A, S_B with Kirsch operator to get R_A, R_B .
- 3: for q in pixel coordinate range of R_A do
- 4: if $R_A(q) \leq R_B(q)$ then
- 5: $P_A(q) = 0, P_B(q) = 1$.
- 6: else
- 7: $P_A(q) = 1, P_B(q) = 0$.
- 8: end if
- 9: end for
- 10: for $i = 1 : K - 1$ do
- 11: $W_A^i = \text{JBF}(P_A, I_A, \delta_s^i, \delta_r^i), W_B^i = \text{JBF}(P_B, I_B, \delta_s^i, \delta_r^i)$.
- 12: $O_A^i = \text{RGF}(I_A, \sigma_s^i, \sigma_r, M), O_B^i = \text{RGF}(I_B, \sigma_s^i, \sigma_r, M)$.
- 13: end for
- 14: $B_A = O_A^{K-1}, B_B = O_B^{K-1}$.
- 15: $O_A^0 = I_A, O_B^0 = I_B$.
- 16: for $i = 1 : K - 1$ do
- 17: $H_A^i = O_A^{i-1} - O_A^i, H_B^i = O_B^{i-1} - O_B^i$.
- 18: end for
- 19: $E_A = \text{var}(B_A), E_B = \text{var}(B_B)$.
- 20: $F_B = \frac{1}{E_A + E_B} (E_A B_A + E_B B_B)$.
- 21: $F_H = \sum_{i=1}^{K-1} H_A^i W_A^i + H_B^i W_B^i$.
- 22: $F_I = F_B + F_H$.
- 23: $F = F_I + C$.

Output: Fused image F .

[0151]

[0152] 본 발명은 의학, 원격 감시와 같은 많은 분야에 적용도리 수 있는 매우 실용적인 기술이다.

[0153] 이상에서 본 발명의 실시예는 장치 및/또는 방법을 통해서만 구현이 되는 것은 아니며, 본 발명의 실시예의 구성에 대응하는 기능을 실현하기 위한 프로그램, 그 프로그램이 기록된 기록 매체 등을 통해 구현될 수도 있으며, 이러한 구현은 앞서 설명한 실시예의 기재로부터 본 발명이 속하는 기술분야의 전문가라면 쉽게 구현할 수 있는 것이다.

[0154] 이상에서 본 발명의 실시예에 대하여 상세하게 설명하였지만 본 발명의 권리범위는 이에 한정되는 것은 아니고 다음의 청구범위에서 정의하고 있는 본 발명의 기본 개념을 이용한 당업자의 여러 변형 및 개량 형태 또한 본 발명의 권리범위에 속하는 것이다.

부호의 설명

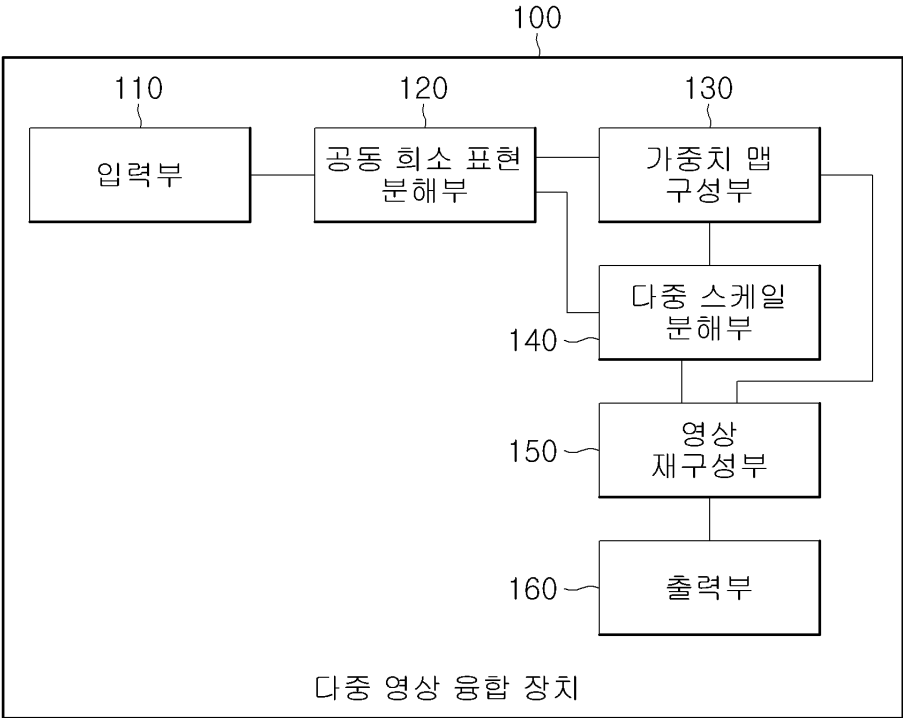
[0155]

- 100: 다중 영상 융합 장치
- 110: 입력부
- 120: 공동 회소 표현 분해부
- 130: 가중치맵 구성부
- 140: 다중 스케일 분해부
- 150: 영상 재구성부

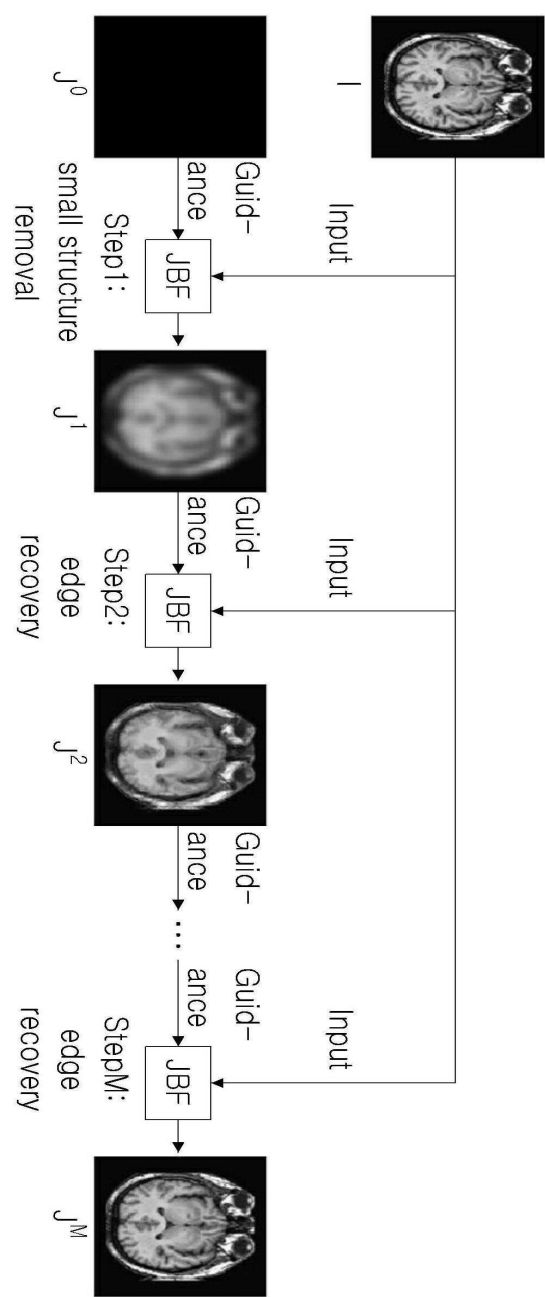
160: 출력부

도면

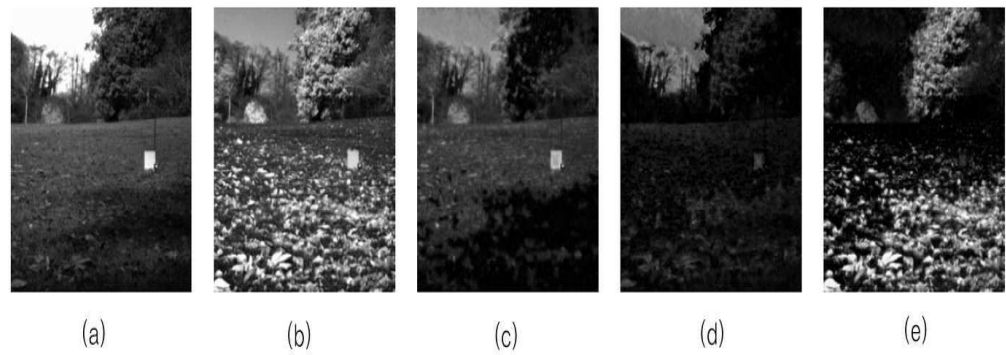
도면1



도면2



도면3



도면4

