



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2020-0080966
(43) 공개일자 2020년07월07일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06T 5/50 (2006.01) G06T 5/20 (2006.01)
H04N 5/265 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G06T 5/50 (2013.01)
G06T 5/20 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2018-0170989
(22) 출원일자 2018년12월27일
심사청구일자 2018년12월27일

(71) 출원인
인천대학교 산학협력단
인천광역시 연수구 아카데미로 119 (송도동)
(72) 발명자
전광길
인천광역시 연수구 경원대로119번길 21, 114동
904호(동춘동, 연수2차풍림아파트)
(74) 대리인
특허법인충정

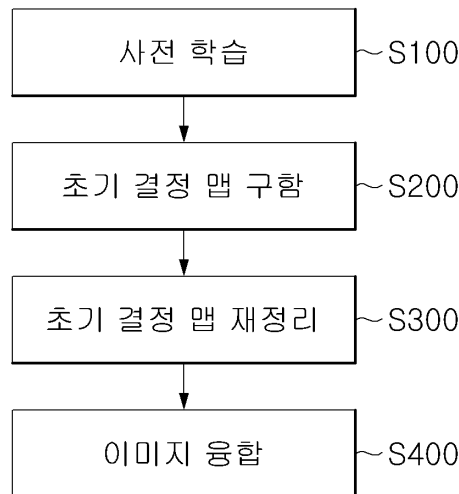
전체 청구항 수 : 총 4 항

(54) 발명의 명칭 다초점 이미지 융합 방법

(57) 요약

본 발명은 대상이 동일하고 서로 초점이 다른 복수의 이미지를 융합하기 위한 다초점 이미지 융합 방법에 관한 것으로서, 본 발명의 실시예에 따른 다초점 이미지 융합 방법은 초점이 서로 다른 입력 이미지 각각에 대하여 초점 영역과 비초점 영역에 대하여 가우스 필터를 통해 흐릿하게 하고, 고정된 크기의 이미지 패치를 무작위로 추출하며, 상기 추출된 이미지 패치를 이용하여 사전 학습시키는 사전 학습 단계; 초기 결정 맵을 얻는 단계; 초기 결정 맵 재정리 단계; 및 상기 최종 결정 맵에 대응하여 상기 초점이 서로 다른 입력 이미지를 융합하는 융합 단계를 포함할 수 있다.

대표도 - 도5



(52) CPC특허분류

H04N 5/265 (2013.01)

G06T 2207/20081 (2013.01)

G06T 2207/20221 (2013.01)

명세서

청구범위

청구항 1

초점이 서로 다른 입력 이미지 각각에 대하여 초점 영역과 비초점 영역에 대하여 가우스 필터를 통해 흐릿하게 하고, 고정된 크기의 이미지 패치를 무작위로 추출하며, 상기 추출된 이미지 패치를 이용하여 사전 학습시키는 사전 학습 단계;

상기 학습된 사전을 이용하여 복수의 다초점 이미지들로부터 회소 계수를 계산하고, 상기 이미지 패치와 같은 크기의 슬라이딩 창을 이용하여 픽셀 단위 소스 이미지에서 패치를 샘플링하여 다초점 이미지에 대한 점수 맵을 생성하고, 상기 점수 맵을 통해 초기 결정 맵을 구하는 초기 결정 맵 얻는 단계;

상기 초기 결정 맵에 형성된 작은 구멍을 제거하여 제1 중간 결정 맵을 생성하고, 상기 제1 중간 결정 맵을 입력 이미지의 크기로 업샘플링하여 제2 중간 결정 맵을 생성하고, 상기 제2 중간 결정 맵에 안내 필터를 이용하여 필터링함으로써 최종 결정 맵을 생성하는 초기 결정 맵 재정리 단계; 및

상기 최종 결정 맵에 대응하여 상기 초점이 서로 다른 입력 이미지를 융합하는 융합 단계; 를 포함하는 것을 특징으로 하는 다초점 이미지 융합 방법.

청구항 2

제1 항에 있어서,

사전의 크기는 64 x 512의 크기로 설정되고 이미지 패치의 크기는 8 x 8로 설정되는 것을 특징으로 하는 다초점 이미지 융합 방법.

청구항 3

제1 항에 있어서, 상기 초기 결정 맵을 얻는 단계에서

상기 초기 결정 맵 $Q_i(x, y)$ 는

$$Q_i(x, y) = \begin{cases} 1 & S_1(x, y) > S_2(x, y) \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

에 의하여 구하여지며, 상기 S_1 과 S_2 는 상기 점수 맵에 따른 점수인 것을 특징으로 하는 다초점 이미지 융합 방법.

청구항 4

제3 항에 있어서, 상기 점수 맵은

$$S_i = GF(E_i, E_i, r_1, \epsilon_1), i \in \{1, 2\}.$$

에 의하여 계산되며, 상기 S_i 는 상기 점수 맵의 점수이고, 상기 GF는 상기 안내 필터의 연산자이며, 상기 E_i 는 초점 형상 맵을 의미하고, 상기 초점 형상 맵은 관련 활동 수준 측정 벡터를 재형성하여 계산되는 것을 특징으로 하는 다초점 이미지 융합 방법.

발명의 설명

기술분야

[0001] 본 발명은 다초점 이미지 융합 방법에 관한 것으로서, 보다 상세하게, 대상이 동일하고 서로 초점이 다른 복수의 이미지를 융합하기 위한 다초점 이미지 융합 방법에 관한 것이다.

배경기술

[0002] 시각 센서 시스템(Visual Sensor System: VSS)을 통해 많은 이미지를 얻을 수 있다. 이 이미지들은 도 1에 나타난 것과 같이 감시, 교통 및 산업과 같은 많은 응용 분야에 사용된다.

[0003] 예를 들어, 이러한 이미지는 도시 보안 감시 시스템을 구축하는 데 사용될 수 있다. 또한, 이러한 이미지들은 물체와 행동을 감시하는데 이용될 수 있다. 이러한 목표를 달성하기 위해서는 충분한 정보를 가진 이미지가 필요하다. 그러나 시야의 깊이(Depth of Field: DOF)는 시야센서가 제한된 단일 멀티포커스 이미지에 비해 더 많은 정보를 제공할 수 있는 초점 이미지를 얻기 어렵다.

[0004] 이는 VSS가 이미지를 분석하고 이해하는 데 어려움을 유발한다. 또한, 저장 공간에서도 중복성을 유발한다. 이러한 문제를 해결하기 위해, 다초점 이미지 융합 기술은 둘 이상의 초점이 맞지 않는 이미지의 보완적 정보를 단일 전체 초점 이미지로 융합할 수 있다. 각각의 초점이 맞지 않는 이미지와 비교하여, 확장된 DOF의 결합된 이미지는 더 많은 정보를 제공할 수 있고 따라서 장면을 더 잘 해석할 수 있다.

[0005] 널리 사용되는 다초점 이미지 융합 방법 중, 두 가지 주요 방법이 있다. 즉 공간 영역 방법과 변형 도메인 방법이 있다.

[0006] 공간 영역 방법은 특정 융합 규칙을 통해 소스 이미지를 직접 융합한다. 원시적인 방법은 화소별로 픽셀의 소스 영상의 평균을 계산하는 것이다. 픽셀에 대한 동일한 처리를 피하기 위해 표준화된 가중집계 접근법이 사용될 수 있다. 그리고 소스 이미지를 상세 계층과 기본 계층으로 분해한 후 유도 필터를 사용하여 융합할 수 있다. 그러나 화소 기반 융합 방법은 흔히 잡음과 오등록의 대상이 된다. 융합 성능을 더욱 강화하기 위해 일부 블록 및 지역 기반 방법이 제안되었다.

[0007] 다른 방법으로서 공간 주파수에 따라 영상 블록을 선택하는 것이 제시될 수 있다. 또한, 영상 구배를 기준으로 블록의 활동을 측정하는 방법이 제시될 수 있다. 이 외에도 가중치가 부여된 최소 제곱필터를 사용하여 적응적으로 결합된 소스 이미지 영상을 여러 척도로 분해하여 롤링 유도 필터를 통해 융합할 수 있다.

[0008] 공간 주파수와 영상 구배 외에도 라플라시안 방법의 에너지도 선명도를 평가하는 중요한 방법이다. 잡음과 오등록의 영향은 작아지지만 이러한 방법은 종종 블록 아티팩트와 대조도 감소를 겪는다.

[0009] 앞서 설명한 바와 달리, 도메인 방법의 변환의 주요 개념은 변환 영역의 다중 포커스 이미지를 결합하는 것이다. 그러한 방법에는 라플라시아 피라미드(Laplacian Pyramid: LP), 저역 피라미드(Ratio of the low-pass Pyramid: RP), 구배 피라미드(Gradient Pyramid: GP), 이산 도파관 변환(Discrete Wavelet Transform: DWT), 이중 트리 복합 파형 변환(Dual-Tree Complex Wavelet Transform: DTCWT) 및 이산 코사인 고조파 변환(Discrete Cosine Harmonic Wavelet Transform: DCHWT) 등이 예시될 수 있다.

[0010] 오늘날에는 일부 단단계 기하학 분석 도구가 사용된다. 예를 들어, 다중 포커스 영상을 분해하기 위해 커블릿 변환(Curvelet Transform)이 사용될 수 있다. 또한, 다중 포커스 영상을 분해하기 위해 비샘플링된 윤곽선 변환(Nonsampled contourlet Transform: NSCT)이 사용될 수 있다. 또한, 비 샘플링된 웨이블릿 변환 도메인이 사용될 수 있다. 또한, 다초점 이미지를 융합하기 위해 숨겨진 Markov 모델이 사용될 수 있다. 나열된 변환 도메인 방법 외에, 다중 포커스 이미지를 융합하기 위해 독립 요소 분석(Independent Component Analysis: ICA) 및 희소 표현(Sparse Representation: SR)과 같은 일부 새로운 변환 도메인 방법도 사용된다.

[0011] 블록 효과와 바람직하지 않은 아티팩트를 방지하기 위해 이러한 방법은 이미지 패치를 얻기 위해 슬라이딩 윈도우 기법을 사용하는 경우가 많다. 예를 들어 SR 기반 이미지 융합 방법은 소스 이미지를 고정된 크기의 슬라이딩 창을 통해 패치로 나누고 이미지 패치를 희소 계수로 변환한 다음 L1을 희소 계수에 적용하여 활동 수준을 측정한다.

[0012] 다초점 융합 방법 중 일부는 잘 작동하지만, 아직 해결해야 할 몇 가지 단점이 남아 있다. 공간 영역 방법의 경우, 이들 중 일부는 잡음 및 잘못된 등록의 대상이 되며, 퓨전된 영상에서 블록 효과가 발생할 수 있다. 게다가, 어떤 방법들은 또한 경계 근처의 아티팩트를 증가시키고, 대조도를 감소시키며, 선명도를 감소시킨다.

- [0013] 변환 도메인 방법의 경우, 푸전 규칙은 관련 계수에 기초한다. 따라서 계수는 화소 값에 큰 변화를 일으킬 수 있으며, 이는 바람직하지 않은 아티팩트를 야기할 수 있다.
- [0014] SR은 최근 몇 년 동안 이미지 변성, 객체 추적, 얼굴 인식 및 이미지 초고해상도와 같은 컴퓨터 비전 과제와 기계 학습에 뛰어난 능력으로 많은 관심을 끌었다. 마찬가지로, SR 다초점 이미지 융합 분야에서 큰 성공을 거두었다.
- [0015] 그러나 이것은 종종 관찰구역의 과부하를 초래하고 명백한 인위적 효과를 초래한다. 이 문제를 해결하기 위해, 분해된 원본 영상을 여러 축적으로 만들고 SR을 사용하여 결합하는 것이 제안될 수 있다. 또한, 융합된 이미지의 해상도를 더욱 개선하기 위해, SR을 기반으로 한 영상 융합과 영상 초고해상도 결합할 수 있다. 게다가 유도 필터가 있는 SR을 기반으로 한 새로운 다초점 영상 융합 방법을 제안하였고, Markov 랜덤 필드도 그 방법의 의사결정 지도를 정교하게 하기 위해 활용되었다.
- [0016] 이 방법들은 좋은 성과를 낼 수 있다. 하지만 여전히 다음과 같은 사항이 해결되지 않는 문제점이 있다.
- [0017] 첫째, 일부 SR 기반 방법은 해당 희소 계수를 직접 사용하여 융합된 이미지를 얻으며, 반면에 계수의 작은 변화는 픽셀 값의 큰 변화를 일으킬 수 있다. 이것은 융합된 이미지에 바람직하지 않은 영향을 미칠 수 있다
- [0018] 둘째, 다초점 이미지 영상에서 일부 모호한 영역의 경우, 희소 계수는 초점인지 여부를 판단할 수 없다. 이것은 종종 공간적 모순 문제를 일으킨다. 예를 들어, 앞서 설명한 방법의 경우 초기 지도는 공간적 불일치가 발생한다. 또한, 의사결정 지도를 정교하게 하기 위한 과정은 많은 계산 비용이 필요하다.
- [0019] 셋째, 초점 영역과 비초점 영역 사이의 경계가 매끄럽고, 최종 결정 방법으로 얻은 지도는 경계선에서 선명했다. 이는 초점 영역과 비초점 영역 사이의 경계에 후광 효과를 초래할 수 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0020] 상기한 과제를 해결하기 위한 본 발명의 실시예 따른 다초점 이미지 융합 방법은 희소 암호화를 통해 초점 영역과 비초점 영역을 구분함으로써 초점만 다른 복수의 입력 이미지를 강조된 초점에 따라 자연스럽게 융합하는 것에 그 목적이 있다.
- [0021] 또한, 본 발명의 실시예에 따른 다초점 이미지 융합 방법은 융합된 이미지가 원본 이미지와 비교하여 손실되는 정보를 줄이고, 대조도가 높도록 하는 것에 다른 목적이 있다.

과제의 해결 수단

- [0022] 상기한 문제점을 해결하기 위한 본 발명의 일 실시예에 따른 다초점 이미지 융합 방법은 초점이 서로 다른 입력 이미지 각각에 대하여 초점 영역과 비초점 영역에 대하여 가우스 필터를 통해 흐릿하게 하고, 고정된 크기의 이미지 패치를 무작위로 추출하며, 상기 추출된 이미지 패치를 이용하여 사전을 학습시키는 사전 학습 단계; 상기 학습된 사전을 이용하여 복수의 다초점 이미지들로부터 희소 계수를 계산하고, 상기 이미지 패치와 같은 크기의 슬라이딩 창을 이용하여 픽셀 단위 소스 이미지에서 패치를 샘플링하여 다초점 이미지에 대한 점수 맵을 생성하고, 상기 점수 맵을 통해 초기 결정 맵을 구하는 초기 결정 맵을 얻는 단계; 상기 초기 결정 맵에 형성된 작은 구멍을 제거하여 제1 중간 결정 맵을 생성하고, 상기 제1 중간 결정 맵을 입력 이미지의 크기로 업샘플링하여 제2 중간 결정 맵을 생성하고, 상기 제2 중간 결정 맵에 안내 필터를 이용하여 필터링함으로써 최종 결정 맵을 생성하는 초기 결정 맵 재정리 단계; 및 상기 최종 결정 맵에 대응하여 상기 초점이 서로 다른 입력 이미지를 융합하는 융합 단계;를 포함할 수 있다.
- [0023] 사전의 크기는 64 x 512의 크기로 설정되고 이미지 패치의 크기는 8 x 8로 설정될 수 있다.
- [0024] 상기 초기 결정 맵을 얻는 단계에서 상기 초기 결정 맵 $Q_i(x, y)$ 는

$$Q_i(x, y) = \begin{cases} 1 & S_1(x, y) > S_2(x, y) \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

[0025]

[0026] 에 의하여 구하여지며, 상기 S_1 과 S_2 는 상기 점수 맵에 따른 점수일 수 있다.

[0027] 상기 점수 맵은

$$S_i = GF(E_i, E_i, r_1, \epsilon_1), i \in \{1, 2\}.$$

[0028]

[0029] 에 의하여 계산되며, 상기 S_i 는 상기 점수 맵의 점수이고, 상기 GF는 상기 안내 필터의 연산자이며, 상기 E_i 는 초점 형상 맵을 의미하고, 상기 초점 형상 맵은 관련 활동 수준 측정 벡터를 재형성하여 계산될 수 있다.

발명의 효과

[0030] 본 발명의 실시예에 따른 다초점 이미지 융합 방법은 최소 암호화를 통해 초점 영역과 비초점 영역을 구분함으로써 초점만 다른 복수의 입력 이미지를 강조된 초점에 따라 자연스럽게 융합하는 효과가 있다.

[0031] 또한, 본 발명의 실시예에 따른 다초점 이미지 융합 방법은 융합된 이미지가 원본 이미지와 비교하여 손실되는 정보를 줄이고, 대조도가 높도록 하는 효과가 있다.

[0032] 다만, 본 발명의 일 실시예가 달성할 수 있는 효과는 이상에서 언급한 것들로 제한되지 않으며, 언급하지 않은 또 다른 효과들은 아래의 기재로부터 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

[0033] 도 1은 실생활에서 사용되는 비전 센서 시스템의 애플리케이션을 설명하기 위한 도면이다.

도 2는 본 발명의 실시예에 따른 다초점 이미지 융합 방법을 설명하기 위한 도면이다.

도 3은 신호에 대한 최소 암호화 과정을 설명하기 위한 도면이다.

도 4는 소스 이미지와 안내 필터에 의해 필터링된 이미지를 예시하기 위한 도면이다.

도 5는 본 발명의 실시예에 따른 다초점 이미지 융합 방법을 설명하기 위한 순서도이다.

도 6은 자연 이미지 및 가우시안 필터를 통해 필터링된 결과를 예시하기 위한 도면이다.

도 7은 사전을 학습시키는 일반적 단계를 예시하기 위한 도면이다.

도 8은 결정맵을 구하고 다초점 이미지를 융합하는 과정을 예시하여 설명하기 위한 도면이다.

도 9는 데이터 세트 "Lytro"의 테스트 이미지를 예시하기 위한 도면이다.

도 10은 얼굴 이미지에 대한 이미지 융합을 예시하기 위한 도면이다.

도 11은 골프 이미지에 대한 이미지 융합을 예시하기 위한 도면이다.

도 12는 강아지 이미지에 대한 이미지 융합을 예시하기 위한 도면이다.

도 13은 상기 도 9에 제시된 테스트 이미지에 대한 이미지 융합을 예시하기 위한 도면이다.

도 14는 본 발명의 실시예에 따른 다초점 이미지 융합 방법을 종래의 다른 기술과 비교 설명하기 위한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0034] 본 발명은 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 실시예를 가질 수 있는 바, 특정 실시예들을 도면에 예시하고, 이를 상세한 설명을 통해 상세히 설명하고자 한다. 그러나, 이는 본 발명을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명은 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.

[0035] 본 발명을 설명함에 있어서, 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우 그 상세한 설명을 생략한다. 또한, 본 명세서의 설명 과정에서 이용되는 숫자(예를

들어, 제 1, 제 2 등)는 하나의 구성요소를 다른 구성요소와 구분하기 위한 식별기호에 불과하다.

[0036] 또한, 본 명세서에서, 일 구성요소가 다른 구성요소와 "연결된다" 거나 "접속된다" 등으로 언급된 때에는, 상기 일 구성요소가 상기 다른 구성요소와 직접 연결되거나 또는 직접 접속될 수도 있지만, 특별히 반대되는 기재가 존재하지 않는 이상, 중간에 또 다른 구성요소를 매개하여 연결되거나 또는 접속될 수도 있다고 이해되어야 할 것이다.

[0037] 이하에서는, 도면을 참조하여 본 발명의 기술적 사상에 따른 예시적인 실시예들에 대해 설명한다.

[0038] 도면 2는 본 발명의 실시예를 설명하기 위한 도면이다.

[0039] 도 2에서 희소 코딩과 유도 필터를 사용하여 새로운 다초점 영상 융합 방법(SRGF)을 제안한다. 제안된 방법은 도 2의 (b)와 같이 초점 영역과 소의 영역을 분류하기 위해 희소 계수를 사용한다. 그 다음, 안내된 필터를 사용하여 도 2의 (c)와 같이 점수 맵을 계산한다. 도 2의 (d)에 표시된 초기 의사결정 맵은 점수 맵을 비교하여 얻을 수 있다. 그 후에 일관성 검증이 사전 작성되며, 도 2의 (e)와 같이 최종 의사결정 맵을 얻기 위해 안내된 필터에 의해 초기 의사결정 맵을 더욱 세분화한다. 이러한 기존 SR 기반 방법과 비교하여 크게 기여하는 세 가지는 다음과 같다.

[0040] 1. 본 발명의 실시예는 희소 계수를 직접 혼용하기 보다는 도 2의 (d)와 같이 초점 영역과 초점 영역을 분류하여 초기 의사결정 지도를 작성한다. 초기 의사결정 맵은 후술할 단계에서 최적화될 것이다. 이런 식으로, 희소 계수를 부적절하게 선택함으로써 생기는 아티팩트를 피할 수 있다.

[0041] 2. 공간의 불일치 문제를 해결하기 위해, 도 2의 (b)와 같이, 안내된 필터를 사용하여 포커스 기능 맵을 부드럽게 하고, 인접 픽셀과의 연결을 완전히 고려한다. 이런 식으로, 이미지의 구조를 효과적으로 보존하고 공간적 모순 문제를 피한다.

[0042] 3. 경계정보와 관련된 의사결정지도를 생성하기 위해 초기 의사결정지도를 세분화하는 데 안내된 필터를 사용한다. 그렇게 함으로써, 도 2의 (e)와 같이 최종 의사결정 지도의 경계를 매끄럽게 하고, 전환 속도가 느려진다. 따라서 융합된 영상의 할로 아티팩트가 효율적으로 감소한다.

[0043] 도 3을 참조하여, 희소 부호화(Sparse coding)에 대하여 설명한다. 희소 신호 코딩은 최근 컴퓨터 버전 작업과 신호 처리에서 뛰어난 능력으로 많은 관심을 끌었다. 이것은 주로 신호가 사전으로 구성될 수 있고 희소 계수를 상호 연관시킬 수 있기 때문이다.

[0044] 즉, 주어진 입력 신호 N의 집합은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$Y = \{y_1, \dots, y_N\} \in \mathbb{R}^{d \times N},$$

[0046] 여기서, 각각의 신호 y_i 는 다음과 [수식 1]과 같이 표현될 수 있다.

[0047] [수식 1]

$$\min_{x_i} \|y_i - Dx_i\|_2^2 \quad s.t. \|x_i\|_0 \leq k_0, 1 \leq i \leq N$$

$$y_i \in \mathbb{R}^d, D \in \mathbb{R}^{d \times m}$$

[0049] 여기서 y_i 를 만족하고, M 원자가 있는 과-완전한 사전이고,

$$X = \{x_i\}_{i=1}^N, x_i \in \mathbb{R}^M$$

는 입력 신호 Y의 희소 계수다.

[0050] T는 각 희소 계수에서 0이 아닌 요소의 임계값이다. 기본 개념은 도 3과 같다.

[0051] 안내 필터(Guided Filter: GF)에 대해 설명하면 다음과 같다. GF는 가장자리를 보존하는 스무딩 필터다. 동작 중 강한 모서리가 흐려지지 않기 때문에 링잉 아티팩트를 피할 수 있다. 본 발명에서 GF는 포커스 형상 지도를

부드럽게 하고 의사결정 지도를 정교하게 하기 위해 사용된다. 로컬 윈도우 ω_k 에서 유도 영상 I과 픽셀 k가 중심 픽셀인 입력 영상 P를 고려할 때 결과 영상 O는 I와 선형 상관 관계가 있다고 가정한다.

[수식 2]

$$O_i = a_k I_i + b_k \quad \forall i \in \omega_k$$

ω_k 는 스퀘어 윈도우 이고, ω_k 의 크기는 $(2r + 1) \times (2r + 1)$ 를 만족한다. 선형 계수 a_k 와 b_k 를 추정하기 위하여, 목표는 O와 P 간의 스퀘어 차이를 최소화 하는 것이다.

[수식 3]

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k I_i + b_k - P_i)^2 + \epsilon a_k^2)$$

여기서 ϵ 는 수동적으로 설정된다. 하기의 선형 회귀에 대한 [수식 4]는 a_k 와 b_k 를 계산하기 위해 사용된다.

[수식 4]

$$a_k = \frac{\frac{1}{\omega} \sum_{i \in \omega_k} I_i P_i - \mu_k \bar{P}_k}{\delta_k + \epsilon}$$

$$b_k = \bar{P}_K - a_k \mu_k$$

여기서 $|\omega|$ 는 ω_k 의 로컬 윈도우 크기 내의 픽셀의 수를 의미할 있다.

μ_k 와 σ_k 는 각각의 ω_k 내 I의 다양성을 의미할 수 있다. $\bar{P}_k$ 는 ω_k 내 P를 의미할 수 있다. 출력 이미지 O는 [수식 2]에 따라 계산될 수 있다.

도 4는 상기 안내 필터에 의한 스무딩을 설명하기 위한 도면이다.

본 발명의 실시예는 과완성 사전이 교육되고 관련 회소 계수가 계산된다. 계수는 활동 수준을 측정하는 데 사용된다. 그런 다음, 초점 형상 지도를 활동 수준에 따라 구한다. 안내 필터는 포커스 피쳐 맵에 적용되어 점수 맵을 생성한다. 점수 맵을 비교하여 초기 결정 맵을 얻는다. 그 다음, 안내 필터를 사용하여 초기 의사결정 맵을 재정리한다. 도 2와 같이 제안된 방법은 세 부분으로 나눌 수 있다

도 5는 본 발명의 실시예에 따른 다초점 이미지 융합 방법을 설명하기 위한 도면이다. 도 5를 참조하면, 본 발명의 실시예에 따른 다초점 이미지 융합 방법은 사전 학습 단계(S100), 회소 계수를 계산하고 초기 결정맵을 얻는 단계(S200), 초기 결정 맵을 재정리하는 단계(S300) 및 융합 단계(S400)를 포함할 수 있다.

즉, 본 발명의 실시예에 따른 다초점 이미지 융합 방법은 사전 학습 단계(S100)는 초점 영역과 비초점 영역의 차이를 고려해, 두 가지 유형 모두에서 잘 수행할 수 있는 사전 학습하기 위해 수행된다.

가우스 필터를 사용하여 입력 이미지를 여러 번 흐릿하게 하는데, 흐릿한 이미지는 이미지 패치와 비슷한 시각적 효과를 가지기 때문이다. 게다가, 실제 필요에 따라 흐릿한 수준을 제어할 수 있다. 도 6은 이러한 과정을 설명하기 위한 도면이다.

다음으로, 고정된 크기의 많은 이미지 패치는 자연 영상과 그에 따른 흐릿한 영상에서 무작위로 추출될 것이다. 이는 기존의 SR 방식에 비해 더 회소성 사전을 위해 패치 다양성을 확장하는 것을 목표로 한다. 그런 다음, 사전 D를 학습하는 데 사용되며, 사전 D는 K-SVD 알고리즘을 통해 [수식 1]을 풀어서 계산할 수 있다.

[0068] 도 7은 사전 D 를 훈련하는 과정을 설명하기 위한 도면이다. 사전 D를 훈련시키기 위해 관련 매개변수는 다음과 같이 설정된다. 가우스 필터의 표준편차는 3, 크기는 5 x 5 로, 블러 반복은 각각 5로 설정된다. 그리고 사전 크기는 64 x 512로 설정되고, 패치 크기는 8 x 8이며, 0이 아닌 숫자 T의 임계값은 5로 설정된다. 사전을 훈련시키기 위해 소스 이미지에서 10,000개의 패치를 무작위로 선택할 수 있다.

[0069] 회소 계수를 계산하고 초기 결정맵을 얻는 단계(S200)는 복수의 입력 다초점 이미지의 회소 계수 계산에 사용된다. 회소 계수를 계산하고 초기 결정맵을 얻는 단계(S200)에서는 사전 학습 단계(S100)에서 채택한 패치 크기 (예: 8 x 8)와 동일한 크기의 슬라이딩 창을 채택한다. 그런 다음 슬라이딩 창을 사용하여 픽셀 단위 소스 이미지에서 패치를 샘플링한다. 패치를 표본으로 추출하면 열 벡터

$\hat{X}_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{i(n-1)}, x_{in}\}$, 그리고 회소 계수는 OMP 알고리즘을 통해 하기 [수식 5]를 통해 계산한다.

[0070] [수식 5]

$$\hat{X}_i = \min_{X_i} \|X_i\|_1 \quad s.t. \|Y_i - DX_i\|_2 \leq \delta$$

[0071]

[0072] 여기서 σ 는 상수(이 실험에서 15로 설정됨)이고, $Y_i, (0 < i \leq n)$ 는 입력 이미지다.

[0073] $\hat{X}_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{i(n-1)}, x_{in}\}$ 에서 n은 패치의 수를 나타낸다. 출력 계수는 입력 이미지 패치가 집중되어 있는지 여부를 반영한다.

[0074] 여기서 활동 수준 측정 기능은 다음 [수식 6]과 같이 설정된다.

[0075] [수식 6]

$$f(i) = \|\hat{X}_i\|_0, \quad 0 < i \leq n$$

[0076]

[0077] 도 8의 (a)에서 입력 다초점 이미지 I₁과 도 7의 (b)의 입력 다초점 이미지 I₂를 고려할 때, 관련 활동 수준 벡터인

$$f_1 = (f_{11}, f_{12}, \dots, f_{1(n-1)}, f_{1n}), \text{ 와 } f_2 = (f_{21}, f_{22}, \dots, f_{2(n-1)}, f_{2n}),$$

는 상기 [수식 6]을 통해 계산될 수 있다.

[0078] 초점 형상 맵 $E_i, i \in \{1, 2\}$ 은 다음과 같이 관련 활동 수준 측정 벡터 $f_i, i \in \{1, 2\}$ 를 재형성하여 계산할 수 있다.

[0079] [수식 7]

$$E_i = \text{reshape}(f_i), \quad i \in \{1, 2\}$$

[0080]

[0081] 초점 형상 맵은 도 8의 (c)와 (d)에 나타나 있다. E_i에서 초점 영역과 비초점 영역 간의 차이가 명확하지 않기 때문에, 초점 형상 지도를 원활하게 하기 위해 GF를 채택한다. 여기서 점수 맵은 다음과 같이 구할 수 있다

[0082] [수식 8]

$$S_i = GF(E_i, E_i, r_1, \epsilon_1), i \in \{1, 2\}.$$

[0083]

[0084] 여기서 GF는 안내 필터 연산자를 나타내고, 안내 필터의 안내 이미지는 초점 형상 맵 그 자체이며, 매개변수는 각각 $r_1 = 8$, $\epsilon_1 = 0.16$ 으로 설정된다. 점수 맵은 도 8의 (e) 및 (f)와 같다. 여기서 점수 맵을 획득한 후 초기 결정 맵은 다음과 같이 계산할 수 있다.

[0085] [수식 9]

$$Q_i(x, y) = \begin{cases} 1 & S_1(x, y) > S_2(x, y) \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

[0086]

[0087] 초기 결정 맵을 재정리하는 단계(S300)는 다음과 같이 설명될 수 있다.

[0088] 점수 맵을 비교하여 얻은 초기 결정 맵 Q_i 는 도 8의 (g)와 같이 일부 비 평활화 가장자리 및 일부 작은 구멍을 유도할 수 있다. 이는 일부 영역이 두 입력 영상에 모두 유사한 시각적 효과를 가지며, 희소 계수가 초점이 맞춰져 있는지 여부를 판단할 수 없기 때문이다. 그러한 작은 구멍들을 제거하기 위해, 작은 지역 제거 전략이 사용될 수 있다. 이 전략을 적용한 후의 제1 중간 결정 맵은 도 8의 (h)에 나타나 있다. 많은 작은 구멍들이 제거되었음을 알 수 있다. 그런 다음, 제1 중간 결정 맵은 입력 이미지의 크기로 업샘플링된다. 업샘플링된 결정 맵

$Q(x, y)$ 을 제2 중간 결정맵으로 정의할 수 있다. 이 프로세스는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

[0089] [수식 10]

$$Q_r(x, y) = Q_i(x, y) - \text{small holes}$$

$$Q(x, y) = \text{upsample}(Q_r(x, y))$$

[0090]

[0091] 또한, 초점 영역과 비초점 영역 사이의 경계는 매끄럽고, 제2 중간 결정 맵 Q 는 경계가 선명하다. 이 문제를 해

결하기 위해, 안내 필터가 채택되어 제2 중간 결정 맵 $Q(x, y)$ 를 최적화한다. 그 결과로 최종 결정 맵이 생성될 수 있다. 이 과정은 아래 수식에 따라 설명할 수 있다.

[0092] [수식 11]

$$W = Q(x, y)I_1(x, y) + (1 - Q(x, y))I_2(x, y)$$

$$\overline{Q} = GF(Q, W, r_2, \epsilon_2)$$

[0093]

[0094] 여기서 GF는 안내 필터의 연산자를 나타내고 두 파라미터 r 과 ϵ 는 각각 8과 0.1로 설정될 수 있다.

[0095] 융합 단계(S400)는 최종 결정 맵에 대응하여 상기 초점이 서로 다른 입력 이미지를 융합하는 단계일 수 있다.

[0096] 최종적으로 융합된 이미지 F 는 다음과 같이 구해질 수 있다.

[0097] [수식 12]

$$F(x, y) = \overline{Q}(x, y)I_1(x, y) + (1 - \overline{Q}(x, y))I_2(x, y)$$

[0098]

[0099] 도 8의 (j)는 주어진 소스 이미지로부터 융합된 이미지를 보여준다.

[0100] 도 9 내지 도 14은 본 발명의 실시예에 따른 다초점 이미지 융합 방법을 검증하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.

[0101] 제안된 방법을 검증하기 위해 이미지 데이터 세트 "Lytro"에서 선택한 20개 그룹의 다채로운 다초점 이미지를 대상으로 실험을 실시했다. 모든 테스트 영상의 크기는 520 x 520이다. 테스트 영상의 일부는 도 8에 나타나 있다.

[0102] 제안된 방법은 DTCWT, CVT, GFF, NSCT, SR, NSCT-SR 및 CSR과 같이 널리 사용되는 몇 가지 방법과 비교된다. 그러한 방법의 매개변수는 관련 간행물에 따라 설정된다. 제안된 방법을 객관적으로 평가하기 위해 다음과 같이 네 가지 대표적인 평가 지표를 채택한다.

[0103] 상호 정보 MI는 결합된 이미지에 포함된 소스 이미지의 정보 양을 측정한다. MI 값이 높으면 결합된 이미지가 원본 이미지에서 더 많은 정보를 포함한다는 것을 나타낸다.

[0104] $Q^{AB/F}$ 은 입력 이미지에서 융합된 이미지로 에지 정보가 얼마나 전송되었는지 계산한다. $Q^{AB/F}$ 값이 높으면, 융합된 영상이 소스 이미지로부터 더 많은 에지 정보를 포함함을 나타낸다. $Q^{AB/F}$ 의 이상적인 값은 1이다.

[0105] 형상 상호 정보 FMI는 결합된 이미지에 존재하는 구배 및 가장자리와 같은 형상 정보의 양을 계산하는 비기준 객관적 이미지 융합 메트릭이다. FMI 값이 높으면, 그것은 융합된 이미지가 소스 이미지로부터 더 많은 형상 정보를 포함한다는 것을 나타낸다. FMI의 이상적인 값은 1이다.

[0106] 표준 편차 SD는 퓨전된 영상에서 대조도를 측정하는 데 사용된다. SD 값이 높으면 퓨전된 이미지의 대조도가 더 높음을 나타낸다. 융합 성능을 평가하기 위해 다채로운 영상이 회색 영상으로 변환된다.

[0107] 이러한 모든 품질 평가 지표에 대해 값이 클수록 성능이 향상된다는 것을 의미한다.

[0108] 또한 가장 큰 값을 굵게 표시된다.

[0109] 1. 다초점 "얼굴" 이미지의 융합

[0110] 실험은 "얼굴" 이미지에서 수행된다. 도 10의 (a)와 (b)에 나타난 바와 같이, 소스 이미지 1은 왼쪽 부분에 초점을 맞추고 있다. 반대로, 소스 이미지 2는 오른쪽 부분에 초점을 맞춘다.

[0111] 그 남자의 얼굴과 안경은 집중된 부분과 집중되지 않은 부분을 분리한다. 결정 맵과 정교한 결정 맵이 도 10의 (c)와 (d)에 나타나 있다. 결정 맵이 초점 영역의 경계를 정확히 구분한다. 제안된 방법에 의한 융합 결과는 도 10의 (l)에 나타나 있다. 도 10의 (e) 내지 (k)는 각각 DTCWT-, CVT-, NSCT-, GFF-, SR-, NSCT-SR- 및 CSR 기반 방법의 융합 결과를 보여준다.

[0112] 도 10에서 볼 수 있듯이, 융합 결과는 두 개의 소스 이미지를 완전히 사용한다. DTCWT, CVT 및 NSCT 방법과 비교하여 제안된 방법은 에지 스무딩 퓨전 이미지를 생성한다. 또한, 정량적 평가는 표 1에 나타나 있다. 볼트는 가장 큰 값을 나타낸다. 도 10의 (f)와 (k)에 있는 안경은 충분히 명확하지 않다. 이는 주로 CVT 방법과 CSR 방법이 소스 이미지의 일부 에지 정보를 손실하기 때문이다.

[0113] $Q^{AB/F}$ 이것은 또한 $Q^{AB/F}$ 에서 낮은 점수로 이어진다. 또한 DTCWT 및 NSCT 방법으로 얻은 퓨전 결과는 약간의 색 왜곡을 겪는다. 두 가지 융합 결과에 대한 MI 및 FMI 점수가 상대적으로 낮다. 이는 이미지 분해 과정 동안 많은 공간 정보가 손실되기 때문이다. GFF-, SR- 및 NSCT-SR 기반 방법 등 다른 방법은 시각적 관찰에 효과적이다. 도 10와 표 1을 조합하여 제안된 방법의 우수성을 입증한다.

[0114] [표 1]

Methods	DTCWT	CVT	NSCT	GFF	SR	NSCT-SR	CSR	SRGF
<i>MI</i>	7.9033	7.5579	7.9802	8.9431	8.8896	8.1653	8.2092	9.3347
$Q^{AB/F}$	0.7313	0.7141	0.7283	0.7419	0.7392	0.7294	0.7130	0.7450
<i>FMI</i>	0.6190	0.5790	0.6092	0.6517	0.6263	0.6125	0.5278	0.6594
<i>SD</i>	59.3473	59.3677	59.4553	59.5281	59.4959	59.2802	59.3981	59.5499

[0115]

[0116] 2. 다 초점 "골프" 이미지 융합

[0117] 이 파트에서 도 11의 (a)와 (b)와 같이 "골프" 이미지에 대한 실험이 수행된다. 소스 이미지 1은 남자와 골프 클럽에 초점을 맞추고, 소스 이미지 2는 배경에 초점을 맞추고 있다. 두 영역은 도 11의 (c)와 (d)에 표시된 결정 맵으로 분리된다. 제안된 방법으로 얻은 융합 결과는 도 11의 (l)과 같다. 도 11의 (e) 내지 (k)는 각각 DTCWT-, CVT-, NSCT-, GFF-, SR-, NSCT-SR- 및 CSR 기반 방법의 퓨전 결과를 보여준다. 정량적 평가는 표 2와 같다. DTCWT 기반 및 CVT 기반 방법의 가장자리 주변의 링잉 효과가 명백하다는 것을 알 수 있다. 게다가, 합성된 이미지의 대조는 모자 가장자리에서 감소한다. 이는 부적절한 영상 분해 수준과 DTCWT 및 CVT는 에지 정보를 나타낼 수 없다.

[0118] 융합된 이미지의 $Q^{AB/F}$ 와 SD 점수는 매우 낮다. 또한 SR 기반 방법과 CSR 기반 방법의 결과에는 몇 가지 "기술"이 포함되어 있다. 일부 인공 테두리는 티셔츠와 배경에 소개된다. GFF와 NSCT 방법은 남자의 머리에 몇 가지 유물을 만들어낸다. 방법의 결과는 최상의 시각 효과를 가지고 있다. 즉, 제안된 방법은 시각 효과와 평가 지표 모두에서 모든 비교 방법을 능가한다.

[0119] [표 2]

Methods	DTCWT	CVT	NSCT	GFF	SR	NSCT-SR	CSR	SRGF
<i>MI</i>	6.5533	6.2184	6.7132	7.3211	7.0351	6.9582	6.6367	7.5833
$Q^{AB/F}$	0.7546	0.7396	0.7571	0.7613	0.7564	0.7583	0.7448	0.7658
<i>FMI</i>	0.6397	0.6122	0.6365	0.6597	0.6328	0.6405	0.5836	0.6660
<i>SD</i>	39.1174	39.1125	39.2127	39.4650	39.4650	39.3129	39.4160	39.4795

[0120]

[0121] 3. 다 초점 "강아지" 이미지 융합

[0122] 도 12의 (a) 및 (b)에서와 같이 "강아지" 영상에서 실험이 수행된다. 소스 이미지 1은 강아지와 전경에 초점을 맞추고, 소스 이미지 2는 배경에 초점을 맞춘다. 결정 맵과 정교한 결정 맵이 도 12의 (c)와 (d)에 나타나 있다. 초점 영역과 비초점 영역 사이의 경계는 분명히 결정 맵으로 구분되어 있다. 제안된 방법에 따른 융합 결과는 도 21의 (a)와 같다.

[0123] 도 12의 (e) 내지 (k)에서 DTCWT-, CVT-, NSCT-, GFF-, SR-, NSCT-SR- 및 CSR 기반 방법의 퓨전 결과. 이 실험의 정량적 평가는 표 3에 나와 있다. 제안된 방법과 비교하여 DTCWT-, CVT- 및 NSCT 기반 방법은 비이성적인 영

[0124] 역을 선택하므로 가장자리가 불분명해진다. 이러한 방법의 경우 $Q^{AB/F}$ 및 FMI 측면에서 정량적 평가는 상대적으로 낮다. SR-Based Method와 NSCT-SR 기반 Method의 결합된 이미지는 이 문제와 관련하여 더 나아 보이지만, 여전히 일부 작은 이미지가 있다.

[0124] 융합된 이미지의 블록은 주로 다초점 이미지를 융합하기 위해 최소 계수를 사용하는 기존의 SR 기반 방법을 위한 것이며, 이는 종종 차단 효과를 초래한다. GFF 기반 방법의 퓨전 이미지는 잘 작동하지만, "상세 계층"과 "기본 계층"의 부적절한 비율로 인해 융합 이미지의 대조가 감소한다.

[0125] 본 발명의 실시예에 따른 융합 결과는 풍부한 정보를 유지하고 경계를 잘 다룬다. 도 12과 표 3은 제안된 방법이 이 실험에서 모든 비교 방법을 능가한다는 것을 보여준다.

[0126] [표 3]

Methods	DTCWT	CVT	NSCT	GFF	SR	NSCT-SR	CSR	SRGF
<i>MI</i>	5.4492	5.3010	5.6032	6.8045	6.7931	5.9459	6.2977	7.5010
$Q^{AB/F}$	0.7617	0.7555	0.7625	0.7735	0.7713	0.7643	0.7618	0.7771
<i>FMI</i>	0.6229	0.6097	0.6220	0.6560	0.6387	0.6259	0.6013	0.6767
<i>SD</i>	46.6263	46.6002	46.7993	47.4477	47.2562	47.1882	47.3329	47.5366

[0127]

[0128] 4. 융합결과의 통계적 분석

[0129] 실험은 "Lytro" 데이터 집합에서 다른 이미지들을 수행했다. 일부 융합 결과는 도 13와 같다. 제안된 방법은 초점 영역과 비초점 영역을 정확하게 구분하는 정확한 결정 맵을 작성할 수 있다. 또한 안내 필터를 통해 얻은 정교한 결정 맵은 가장자리까지 견고하여 가장자리의 아티팩트를 효과적으로 방지한다.

[0130] 본 발명의 실시예에 따른 방법의 효과를 추가로 입증하기 위해 "Lytro" 데이터 집합에 포함된 모든 이미지의 정량적 평가 분포를 통계적으로 비교하기 위해 ANOVA 테스트를 수행했다.

[0131] 여기서 p-값의 임계값은 0.05로 설정되었다. 표 4는 ANOVA 테스트의 결과를 보여준다. 값이 작을수록 더 중요한 차이를 의미한다. 임계값보다 작은 p-값은 굵게 표시된다.

[0132] [표 4]

Methods	Sum of Squares	F-Value	<i>p</i> -Value
<i>MI</i>	198.053	9.869	0.000
$Q^{AB/F}$	0.166	1.812	0.089
<i>FMI</i>	0.324	17.777	0.000
<i>SD</i>	11,717.513	0.001	1.000

[0133]

[0134] MI 및 FMI에 대한 p-값이 사전 정의된 임계값보다 작다는 것을 알 수 있다. 이것은 MI와 FMI에 상당한 전체적인 차이가 있다는 것을 의미한다. 이러한 차이가 어디서 발생했는지를 알기 위해 MI와 FMI에 대해 임시 시험이 수행되었다.

[0135] p-값의 임계값도 0.05로 설정되었으며, 임시 시험 결과는 표 5에 나타나 있다. 임계값보다 작은 모든 값은 굵게 처리된다. MI 및 FMI와 관련하여 본 발명의 방법과 다른 방법 사이에는 상당한 차이가 있음을 알 수 있다. 또한, 통계 결과의 상자 그림은 도 14에 나타나 있다. MI와 FMI의 측면에서, 본 발명의 방법으로 얻은 결과는 더 큰 값과 더 집중된 분포를 가지고 있다.

[0136] $Q^{AB/F}$ 와 SD 면에서 본 발명의 실시예에 따른 방법은 약간의 이점을 가지고 있다. 제안된 방법은 약간 더 큰 값을 얻으며, 분포는 다른 방법과 유사하다. 통계 결과와 상자 그림에 따르면 제안된 방법이 MI 및 FMI에 대한 다른 방법보다 상당히 나은 결과를 얻을 수 있고 $Q^{AB/F}$ 와 SD에 대한 다른 방법보다 약간 더 나은 결과를 얻을 수 있다고 결론 내릴 수 있다. 다시 말하면, 제안된 방법은 기존의 융합 방법 대부분을 능가하고 더 나은 성능을 달성한다.

[0137] [표 5]

Metrics	MI	FMI
Methods	<i>p</i> -value	<i>p</i> -value
GFF	0.185	0.437
CSR	0.000	0.000
DTCWT	0.000	0.001
CVT	0.000	0.000
NSCT	0.000	0.000
SR	0.308	0.027
NSCT-SR	0.000	0.000

[0138]

[0139] 5. 연산 비용의 비교

[0140] 본 발명의 실시예에 따른 방법의 필요한 연산 능력을 평가하기 위해 각 방법의 실행 시간을 평가한다. 표 6은 "Lytro" 데이터 집합에 포함된 모든 테스트 이미지의 평균 실행 시간을 보여준다.

[0141] 이러한 SR 기반 방법(즉, SR, NSCT-SR, CSR 및 SRGF)은 다른 방법보다 실행 시간이 더 필요하다는 것을 알 수 있다. 그것은 희소 계수 계산에는 많은 계산 비용이 필요하다는 사실 때문이다. 그러나, 상기했듯이, 제안된 방법이 유망한 결과를 달성할 수 있다는 것은 명백하다. 게다가, 두 개의 스레드와 네 개의 스레드가 있는 병렬 컴퓨팅을 사용함으로써, 가동 시간을 효과적으로 줄일 수 있다. 이것은 개선의 여지가 많다는 것을 보여준다. 병렬 컴퓨팅의 개발과 그래픽 처리 장치(GPU)의 광범위한 사용으로, 시간비용은 곧 줄어들 것이다.

[0142] [표 6]

Methods	DTCWT	CVT	NSCT	GFF	SR	NSCT-SR	CSR	SRGF (×1)	SRGF (×2)	SRGF (×4)
Running time (S)	1.012	1.841	6.4687	1.181	60.226	42.739	105.692	120.300	67.671	43.023

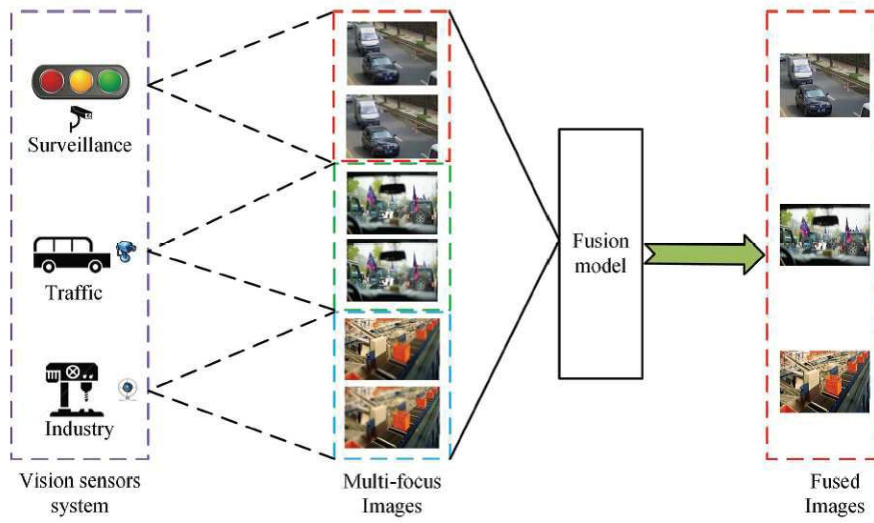
[0143]

[0144] 이상, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 실시예를 설명하였지만, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는 본 발명이 그 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 다른 구체적인 형태로 실시될 수 있다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적이 아닌 것으로 이해해야만 한다.

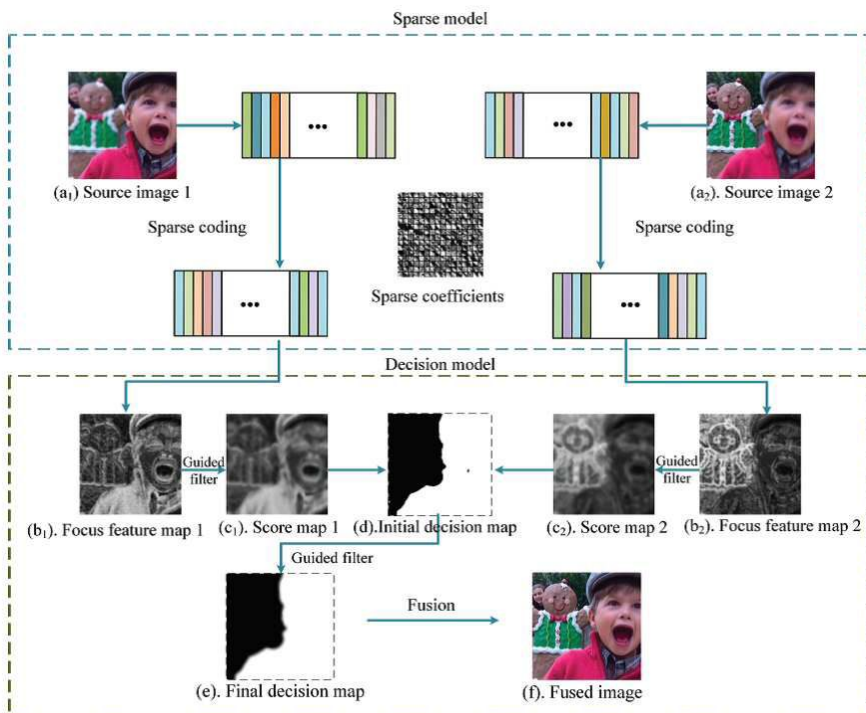
부호의 설명

도면

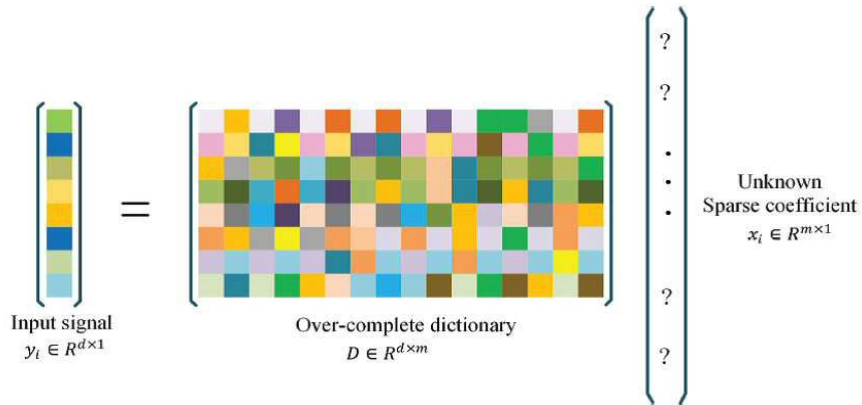
도면1



도면2



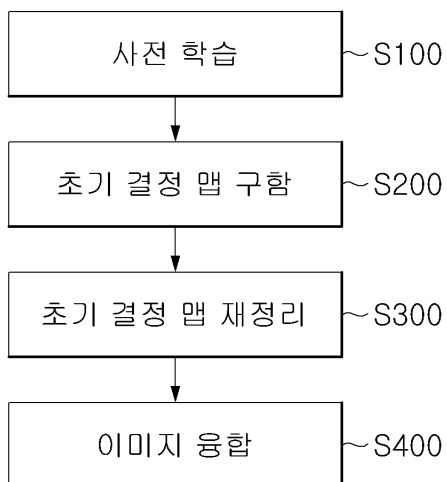
도면3



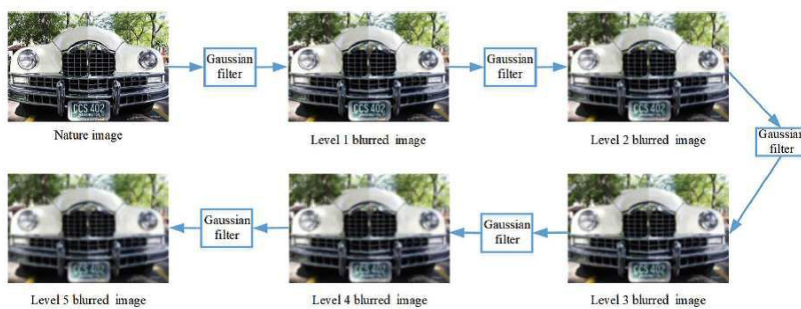
도면4



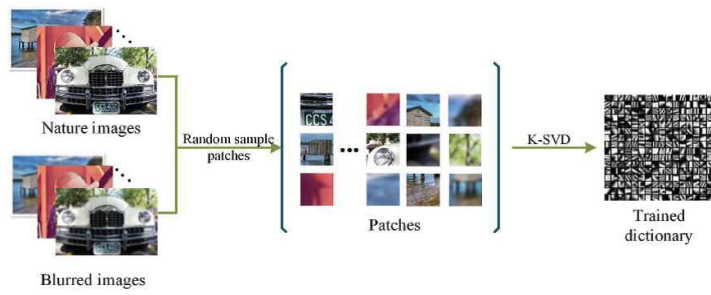
도면5



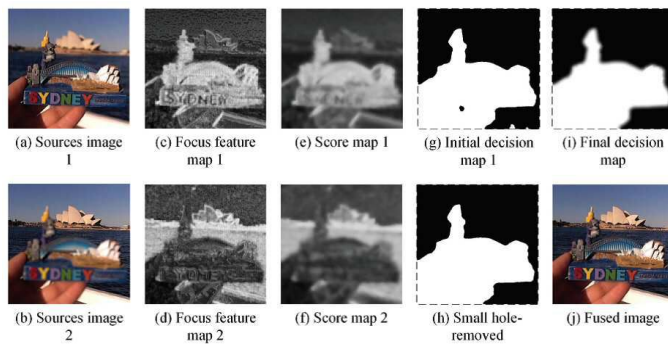
도면6



도면7



도면8



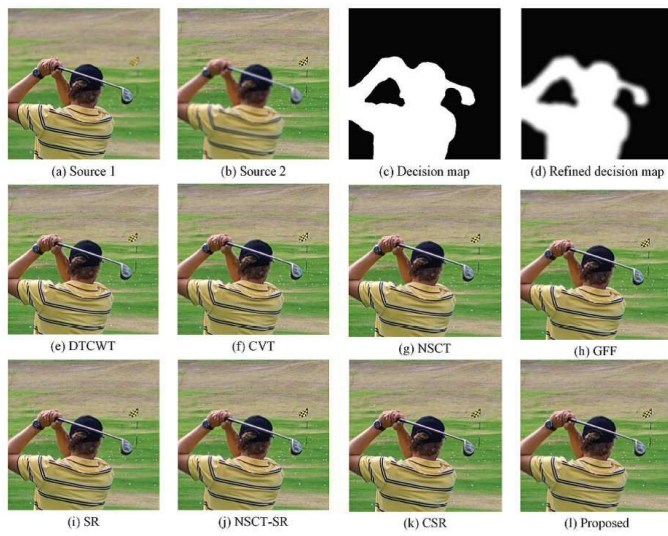
도면9



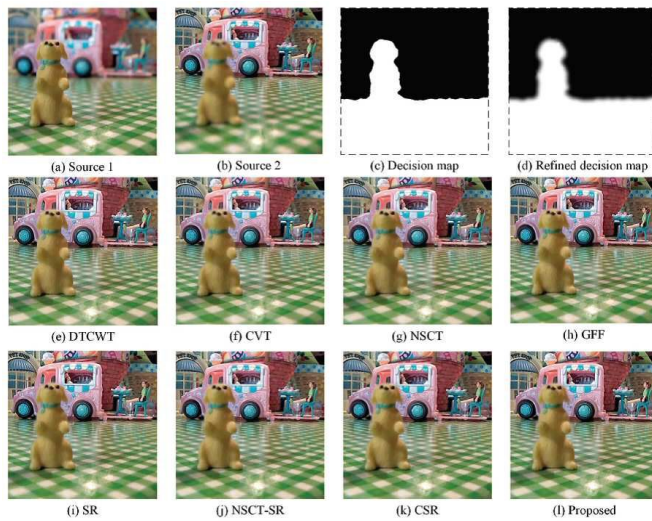
도면10



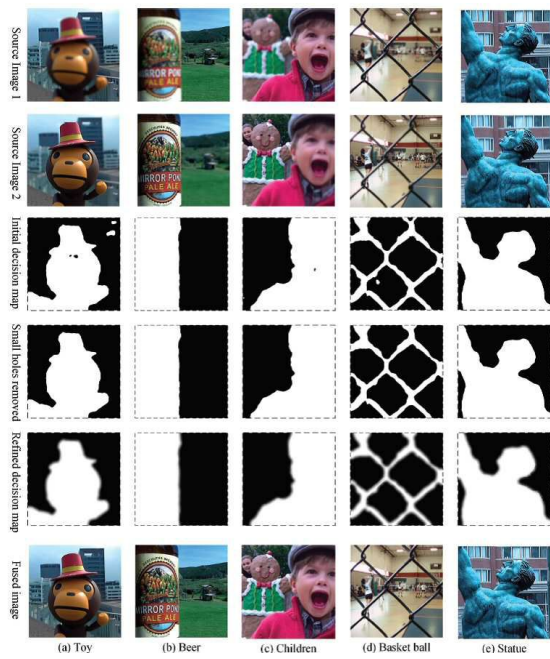
도면11



도면12



도면13



도면14

