



(19) 대한민국특허청(KR)

(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2020년07월24일

(11) 등록번호 10-2137047

(24) 등록일자 2020년07월17일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G06T 3/40 (2006.01)

(52) CPC특허분류

G06T 3/4015 (2013.01)

G06T 3/4007 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2019-0076376

(22) 출원일자 2019년06월26일

심사청구일자 2019년06월26일

(56) 선행기술조사문헌

KR101803021 B1*

(뒷면에 계속)

전체 청구항 수 : 총 8 항

(73) 특허권자

인천대학교 산학협력단

인천광역시 연수구 아카데미로 119 (송도동)

(72) 발명자

전광길

인천광역시 연수구 경원대로119번길 21, 114동
904호(동춘동, 연수2차풍림아파트)

(74) 대리인

특허법인충정

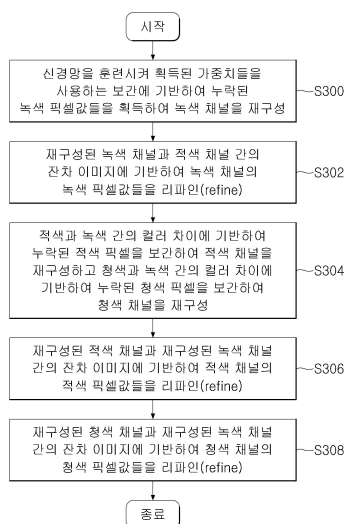
심사관 : 김창원

(54) 발명의 명칭 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법

(57) 요약

본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법은, (A) 훈련 이미지 세트를 사용하여 역전과 신경망을 훈련시켜 획득된 가중치들을 사용하는 보간에 기반하여 누락된 녹색 픽셀을 획득하여 녹색 채널을 재구성하는 단계; (B) 재구성된 녹색 채널과 적색 채널 간의 잔차 이미지에 기반하여 녹색 채널의 녹색 픽셀값들을 리파인(refine)하는 단계; (C) 적색과 녹색 간의 컬러 차이에 기반하여 누락된 적색 픽셀을 보간하여 적색 채널을 재구성하고 청색과 녹색 간의 컬러 차이에 기반하여 누락된 청색 픽셀을 보간하여 청색 채널을 재구성하는 단계; (D) 재구성된 적색 채널과 재구성된 녹색 채널 간의 잔차 이미지에 기반하여 적색 채널의 적색 픽셀값들을 리파인(refine)하는 단계; 및 (E) 재구성된 청색 채널과 재구성된 녹색 채널 간의 잔차 이미지에 기반하여 청색 채널의 청색 픽셀값들을 리파인(refine)하는 단계를 포함한다.

대표도 - 도3



(52) CPC특허분류

G06T 2207/20084 (2013.01)

G06T 2211/416 (2013.01)

(56) 선행기술조사문헌

Wang & Jeong, Wavelet content-adaptive BP neural network based deinterlacing algorithm, Springer Soft Computing, 2017년 12월, pp.1595-1601. 1부.*

Wang et al. Bayesian method application for color demosaicking, Optical Engineering, 2018년 5월, pp.1-14. 1부.*

JP4576084 B2

KR1020160114374 A

*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

공지예외적용 : 있음

명세서

청구범위

청구항 1

- (A) 훈련 이미지 세트를 사용하여 역전과 신경망을 훈련시켜 획득된 가중치들을 사용하는 보간에 기반하여 모자이크 이미지에서 누락된 녹색 픽셀을 획득하여 녹색 채널을 재구성하는 단계;
- (B) 재구성된 녹색 채널과 적색 채널 간의 잔차 이미지에 기반하여 녹색 채널의 녹색 픽셀값들을 리파인(refine)하는 단계;
- (C) 적색과 녹색 간의 컬러 차이에 기반하여 누락된 적색 픽셀을 보간하여 적색 채널을 재구성하고 청색과 녹색 간의 컬러 차이에 기반하여 누락된 청색 픽셀을 보간하여 청색 채널을 재구성하는 단계;
- (D) 재구성된 적색 채널과 재구성된 녹색 채널 간의 잔차 이미지에 기반하여 적색 채널의 적색 픽셀값들을 리파인(refine)하는 단계; 및
- (E) 재구성된 청색 채널과 재구성된 녹색 채널 간의 잔차 이미지에 기반하여 청색 채널의 청색 픽셀값들을 리파인(refine)하는 단계를 포함하고,

상기 단계 (B)는,

- (B-1) 선형 보간에 기반하여 누락된 적색 픽셀을 보간하여 중간 적색 채널을 구성하는 단계;
- (B-2) 상기 재구성된 녹색 채널에서 상기 중간 적색 채널을 감산하여 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 중간 적색 채널 간의 잔차 이미지를 획득하는 단계;
- (B-3) 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 중간 적색 채널 간의 잔차 이미지와 관련하여 상기 역전과 신경망을 훈련시켜 획득된 가중치들을 사용하여 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 중간 적색 채널 간의 잔차 이미지를 리파인(refine)하는 단계; 및
- (B-4) 상기 단계 (B-3)에서 리파인된 잔차 이미지와 상기 중간 적색 채널을 결합하여 리파인된 녹색 채널의 녹색 픽셀값들을 획득하는 단계를 포함하는, 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법.

청구항 2

삭제

청구항 3

- (A) 훈련 이미지 세트를 사용하여 역전과 신경망을 훈련시켜 획득된 가중치들을 사용하는 보간에 기반하여 모자이크 이미지에서 누락된 녹색 픽셀을 획득하여 녹색 채널을 재구성하는 단계;
- (B) 재구성된 녹색 채널과 적색 채널 간의 잔차 이미지에 기반하여 녹색 채널의 녹색 픽셀값들을 리파인(refine)하는 단계;
- (C) 적색과 녹색 간의 컬러 차이에 기반하여 누락된 적색 픽셀을 보간하여 적색 채널을 재구성하고 청색과 녹색 간의 컬러 차이에 기반하여 누락된 청색 픽셀을 보간하여 청색 채널을 재구성하는 단계;
- (D) 재구성된 적색 채널과 재구성된 녹색 채널 간의 잔차 이미지에 기반하여 적색 채널의 적색 픽셀값들을 리파인(refine)하는 단계; 및
- (E) 재구성된 청색 채널과 재구성된 녹색 채널 간의 잔차 이미지에 기반하여 청색 채널의 청색 픽셀값들을 리파인(refine)하는 단계를 포함하고,

상기 단계 (D)는,

- (D-1) 상기 재구성된 녹색 채널에서 상기 재구성된 적색 채널을 감산하여 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 재구성된 적색 채널 간의 잔차 이미지를 획득하는 단계;

(D-2) 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 재구성된 적색 채널 간의 잔차 이미지와 관련하여 상기 역전과 신경망을 훈련시켜 획득된 가중치들을 사용하여 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 재구성된 적색 채널 간의 잔차 이미지를 리파인(refine)하는 단계; 및

(D-3) 상기 단계 (D-3)에서 리파인된 잔차 이미지와 상기 재구성된 녹색 채널을 결합하여 리파인된 적색 채널의 적색 픽셀값들을 획득하는 단계를 포함하는, 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법.

청구항 4

(A) 훈련 이미지 세트를 사용하여 역전과 신경망을 훈련시켜 획득된 가중치들을 사용하는 보간에 기반하여 모자이크 이미지에서 누락된 녹색 픽셀을 획득하여 녹색 채널을 재구성하는 단계;

(B) 재구성된 녹색 채널과 적색 채널 간의 잔차 이미지에 기반하여 녹색 채널의 녹색 픽셀값들을 리파인(refine)하는 단계;

(C) 적색과 녹색 간의 컬러 차이에 기반하여 누락된 적색 픽셀을 보간하여 적색 채널을 재구성하고 청색과 녹색 간의 컬러 차이에 기반하여 누락된 청색 픽셀을 보간하여 청색 채널을 재구성하는 단계;

(D) 재구성된 적색 채널과 재구성된 녹색 채널 간의 잔차 이미지에 기반하여 적색 채널의 적색 픽셀값들을 리파인(refine)하는 단계; 및

(E) 재구성된 청색 채널과 재구성된 녹색 채널 간의 잔차 이미지에 기반하여 청색 채널의 청색 픽셀값들을 리파인(refine)하는 단계를 포함하고,

상기 단계 (E)는,

(E-1) 상기 재구성된 녹색 채널에서 상기 재구성된 청색 채널을 감산하여 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 재구성된 청색 채널 간의 잔차 이미지를 획득하는 단계;

(E-2) 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 재구성된 청색 채널 간의 잔차 이미지와 관련하여 상기 역전과 신경망을 훈련시켜 획득된 가중치들을 사용하여 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 재구성된 청색 채널 간의 잔차 이미지를 리파인(refine)하는 단계; 및

(E-3) 상기 단계 (E-3)에서 리파인된 잔차 이미지와 상기 재구성된 녹색 채널을 결합하여 리파인된 청색 채널의 청색 픽셀값들을 획득하는 단계를 포함하는, 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법.

청구항 5

청구항 1에 있어서,

상기 단계 (A)에서 상기 누락된 녹색 픽셀값들($\hat{G}(i,j)$)은,

[수학식 7]

$$\hat{G}(i,j) = \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 w_{m,n} F(i+m, j+n)$$

에 기반하여 획득되고,

$F(i, j)$ 는 대응하는 위치에서 주어진 컬러 픽셀이며, w 는 상기 훈련 이미지 세트를 사용하여 역전과 신경망을 훈련시켜 획득된 가중치들인, 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법.

청구항 6

청구항 1에 있어서,

상기 단계 (B-2)의 잔차 이미지($Rd(i,j)$)는,

[수학식 8]

$$Rd(i,j) = \frac{wG_{re}(i,j) + w_N\tilde{G}_N(i,j) + w_S\tilde{G}_S(i,j) + w_W\tilde{G}_W(i,j) + w_E\tilde{G}_E(i,j)}{w + w_N + w_S + w_W + w_E} \text{에 의해 획득되고,}$$

w, w_N, w_S, w_W, w_E 는 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 중간 적색 채널 간의 잔차 이미지와 관련하여 상기 역전과 신경망을 훈련시켜 획득된 가중치들이며, N, S, W, E는 각각 북쪽, 남쪽, 서쪽 및 동쪽 방향을 나타내고,

$G_{re}(i,j), \tilde{G}_N(i,j), \tilde{G}_S(i,j), \tilde{G}_E(i,j)$ 및 $\tilde{G}_W(i,j)$ 는 하기의 수학식 9 내지 수학식 13에 의해 획득되는 색차를 나타내며,

[수학식 9]

$$G_{re}(i,j) = \hat{G}(i,j) - F(i,j)$$

[수학식 10]

$$\tilde{G}_N(i,j) = G(i-1,j) - \frac{F(i,j) + F(i-2,j)}{2}$$

[수학식 11]

$$\tilde{G}_S(i,j) = G(i+1,j) - \frac{F(i,j) + F(i+2,j)}{2}$$

[수학식 12]

$$\tilde{G}_E(i,j) = G(i,j+1) - \frac{F(i,j) + F(i,j+2)}{2}$$

[수학식 13]

$$\tilde{G}_W(i,j) = G(i,j-1) - \frac{F(i,j) + F(i,j-2)}{2},$$

상기 리파인된 녹색 채널의 녹색 픽셀값들($Gr(i,j)$)은

[수학식 14]

$$G_r(i,j) = F(i,j) + Rd(i,j) \text{에 의해 획득되는, 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법.}$$

청구항 7

청구항 1에 있어서,

상기 단계 (C)에서 상기 적색 채널을 재구성하는 단계는,

하기의 수학식 15 내지 수학식 19에 기반하여 네 방향의 색차를 사용하여 누락된 적색 픽셀을 획득하고,

[수학식 15]

$$\hat{F}(i,j) = \tilde{G}(i,j) + \frac{1}{d_1 + d_2 + d_3 + d_4} \left(d_1(F(i-1,j-1) - \tilde{G}(i,j)) + d_2(F(i+1,j+1) - \tilde{G}(i,j)) + d_3(F(i-1,j+1) - \tilde{G}(i,j)) + d_4(F(i+1,j-1) - \tilde{G}(i,j)) \right)$$

[수학식 16]

$$d_1 = |\tilde{G}(i-1, j-1) - \tilde{G}(i, j)|$$

[수학식 17]

$$d_2 = |\tilde{G}(i+1, j+1) - \tilde{G}(i, j)|$$

[수학식 18]

$$d_3 = |\tilde{G}(i-1, j+1) - \tilde{G}(i, j)|$$

[수학식 19]

$$d_4 = |\tilde{G}(i+1, j-1) - \tilde{G}(i, j)|$$

하기의 수학식 21에 기반하여

[수학식 21]

$$\tilde{R}(i, j) = \tilde{G}(i, j) + \frac{R(i-1, j) - \tilde{G}(i-1, j)}{2} + \frac{R(i+1, j) - \tilde{G}(i+1, j)}{2}, \quad 2 \text{ 방향의 색차를 사용하여 누락된}$$

적색 픽셀을 획득하는, 역전파 신경망에 기반한 디모자이킹 방법.

청구항 8

청구항 1에 있어서,

상기 단계 (C)에서 상기 청색 채널을 재구성하는 단계는,

하기의 수학식 15 내지 수학식 19에 기반하여 네 방향의 색차를 사용하여 누락된 청색 픽셀을 획득하고,

[수학식 15]

$$\hat{F}(i, j) = \tilde{G}(i, j) + \frac{1}{d_1 + d_2 + d_3 + d_4} \left(d_1 (F(i-1, j-1) - \tilde{G}(i, j)) + d_2 (F(i+1, j+1) - \tilde{G}(i, j)) + d_3 (F(i-1, j+1) - \tilde{G}(i, j)) + d_4 (F(i+1, j-1) - \tilde{G}(i, j)) \right)$$

[수학식 16]

$$d_1 = |\tilde{G}(i-1, j-1) - \tilde{G}(i, j)|$$

[수학식 17]

$$d_2 = |\tilde{G}(i+1, j+1) - \tilde{G}(i, j)|$$

[수학식 18]

$$d_3 = |\tilde{G}(i-1, j+1) - \tilde{G}(i, j)|$$

[수학식 19]

$$d_4 = |\tilde{G}(i+1, j-1) - \tilde{G}(i, j)|$$

하기의 수학식 20에 기반하여

[수학식 20]

$$\tilde{B}(i,j) = \tilde{G}(i,j) + \frac{B(i-1,j) - \tilde{G}(i-1,j)}{2} + \frac{B(i+1,j) - \tilde{G}(i+1,j)}{2},$$

2 방향의 색차를 사용하여 누락된 청색 픽셀을 획득하는, 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법.

청구항 9

청구항 7 또는 청구항 8에 있어서,

상기 단계 (D-2) 및 상기 단계 (E-2)에서, 상기 가중치들은,

하기의 수학식 22를 사용하여

[수학식 22]

$$\hat{F}(i,j) = \tilde{G}(i,j) + \frac{1}{w_1 + w_2 + w_3 + w_4} \begin{pmatrix} w_1(F(i-1,j-1) - \tilde{G}(i-1,j-1)) \\ +w_2(F(i+1,j+1) - \tilde{G}(i+1,j+1)) \\ +w_3(F(i-1,j+1) - \tilde{G}(i-1,j+1)) \\ +w_4(F(i+1,j-1) - \tilde{G}(i+1,j-1)) \end{pmatrix},$$

네 방향의 가중치들을 획득하고,

하기의 수학식 23을 사용하여

[수학식 23]

$$\hat{F}(i,j) = \tilde{G}(i,j) + \frac{1}{w_1 + w_2} \begin{pmatrix} w_1(F(i-1,j) - \tilde{G}(i-1,j)) \\ +w_2(F(i+1,j) - \tilde{G}(i+1,j)) \end{pmatrix},$$

두 방향의 가중치들을 획득하는, 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 현재, 기계 학습 및 심층 학습의 주제는 많은 분야에서 큰 주목을 받고 있다. 현존하는 많은 문헌은 이미지 처리에서 이러한 기술을 사용하는 것에 중점을 둔다. 대부분의 디지털 카메라에서는 이미지 센서가 카메라의 가장 비싼 부분이기 때문에 카메라의 비용과 크기를 최소화하기 위해 표면이 컬러 필터 배열(CFA: color filter array)로 덮여 있는 단일 이미지 센서로 이미지를 얻는다. 단일 이미지 센서는 각 픽셀 위치에서 단색 채널만을 처리한다. 따라서 획득한 이미지는 모자이크 패턴으로 되어 있다. 모자이크 처리된 3색 풀 컬러 이미지를 복원하려면 누락된 컬러 값을 재구성하는 보간 방법이 필요하다. 이 알고리즘을 디모자이킹 또는 CFA 보간이라고 한다.

[0003] 누락된 컬러 채널을 올바르게 복원하기 위하여, 녹색(G) 채널과 적색(R)/청색(B) 채널 간의 컬러 차이를 사용하는 디모자이킹 방법이 조사되었다, 일부 방법은 먼저 가장자리 감지를 처리한 다음 가장자리를 가로지르지 않고 감지된 가장자리 방향을 따라 누락된 컬러를 보간한다.

- [0004] ACPI(Adaptive Color Plane Interpolation)는 에지 감지 보간 기법을 사용하는 초기 디모자이킹 방법 중 하나이다. ACPI는 세 개의 예측 변수를 생성한 다음 R 또는 B 평면에 대한 라플라시안 2차항과 G 평면에 대한 그래디언트항으로 구성된 경계 분류기를 통해 이들 중 하나를 선택한다.
- [0005] 유효 컬러 보간(ECI: effective color interpolation)은 G와 R/B 채널 간의 컬러 차이를 사용하여 누락된 값을 보간한다. ECI의 개념을 사용하여 픽셀 차이를 가중치로 사용하는 향상된 ECI(EECI)가 제시되었다.
- [0006] 적응형 균질성(AHD: adaptive homogeneity-directed) 방법은 CIELAB 공간에서 컬러 균질성을 사용하고, 적응 필터링 기법이 CFA 디모자이킹에 적용되었다. 신뢰성 있는 �지를 검출하기 위해 색차 분산(VCD: variance of color differences)을 이용하는 디모자이킹 방법이 제안되었다. 이 방법에서는 누락된 G 값을 평면과 가장자리 영역의 두 가지 범주로 분류한다. 픽셀이 에지 상에 존재하는지 여부를 결정하기 위해, $N \times N$ 윈도우에서의 그래디언트 변경이 계산된다.
- [0007] 방향 필터링과 사후 결정 방법(DFPD: directional filtering and the a posteriori decision method)은 수평과 수직 방향으로 5×5 윈도우에서 그래디언트의 합을 사용했다. DFPD와 EECI를 결합함으로써, 방향 필터링과 가중(CDDFW: color demosaicking and with directional filtering and weighting) 방법을 이용한 컬러 디모자이킹이 제안되었다. 고차 보간(HOI: high-order interpolation) 방법은 테일러(Taylor) 급수를 보간에 사용하고 가중치 중앙 필터를 사용하여 예측자를 선택한다. 서브 밴드 상관 관계에 기반한 효과적인 디모자이킹(EDUSC: effective demosaicking based on subband correlation)은 에지 픽셀을 분류하기 위해 이산 웨이블릿 변환을 제시했다. 에지 속성에 기반한 효과적인 디모자이킹(EDAEP: effective demosaicking based on edge property) 방법에서, 저자는 ECI 방법에 고정 가중치를 추가했다. 비특허문헌 [14,15]에서, 저자는 에지 강도 필터와 멀티 스케일 그래데이션을 사용하는 디모자이킹 방법을 제안했다. 비특허문헌 [16]에서 저자들은 기하학적 이중성과 확장된 방향 차별화를 사용하여 디모자이킹 기법을 발전시켰다.

선행기술문헌

비특허문헌

- [0008] (비특허문헌 0001) [1] Lukac R, Plataniotis KN, Hatzinakos D (2005) Color image zooming on the Bayer $\downarrow$ pattern. IEEE Trans Circuits Syst Video Technol 15(11):1475-1492
- (비특허문헌 0002) [2] Gunturk BK, Glotzbach J, Altunbask Y, Schafer RW, Mersereau RM (2005) Demosaicing: color filter array interpolation. IEEE Signal Process Mag 22(1):44-54
- (비특허문헌 0003) [3] Hamilton JF, Adams JE (1997) Adaptive color plane interpolation in single sensor color electronic camera. US Patent 5 629 734
- (비특허문헌 0004) [4] Pei S-C, Tam I-K (2003) Effective color interpolation in CCD color filter arrays using signal correlation. IEEE Trans Circuits Syst Video Technol 13(6):503-513
- (비특허문헌 0005) [5] Chang L, Tam Y-P (2004) Effective use of spatial and spectral correlations for color filter array demosaicing. IEEE Trans Consum Electron 50(1):355-365
- (비특허문헌 0006) [6] Hirakawa K, Parks TW (2005) Adaptive homogeneity-directed demosaicing algorithm. IEEE Trans Image Process 14(3):360-369
- (비특허문헌 0007) [7] Lian NX, Chang L, Tan YP, Zagorodnov V (2007) Adaptive filtering for color filter array demosaicking. IEEE Trans Image Process 16(10):2515-2525
- (비특허문헌 0008) [8] Chung K-H, Chan Y-H (2006) Color demosaicing using variance of color differences. IEEE Trans Image Process 15(10):2944-2955
- (비특허문헌 0009) [9] Menon D, Andriani S, Calvagno G (2007) Demosaicing with directional filtering and a posteriori decision. IEEE Trans Image Process 16(1):132-141
- (비특허문헌 0010) [10] Dengwen Z, Xiaoliu X, Weiming D (2012) Colour demosaicking with directional filtering and weighting. IET Image Process 6(8):1084-1092
- (비특허문헌 0011) [11] Li JSJ, Randhawa S (2009) Color filter array demosaicking using high-order

interpolation techniques with a weighted median filter for sharp color edge preservation. IEEE Trans Image Process 18(9):1946-1957

(비특허문헌 0012) [12] Su C-Y, Kao W-C (2009) Effective demosaicing using subband correlation. IEEE Trans Consum Electron 55(1):199-204

(비특허문헌 0013) [13] Chen W-J, Chang P-Y (2012) Effective demosaicking algorithm based on edge property for color filter arrays. Digit Signal Process 22(1):163-169

(비특허문헌 0014) [14] Pekkucuksen I, Altunbasak Y (2012) Edge strength filter-based color filter array interpolation. IEEE Trans Image Process 21(1):393-397

(비특허문헌 0015) [15] Pekkucuksen I, Altunbasak Y (2013) Multiscale gradients-based color filter array interpolation. IEEE Trans Image Process 22(1):157-165

(비특허문헌 0016) [16] Kim J, Jeon G, Jeong J (2014) Demosaicking using geometric duality and dilated directional differentiation. Optics Commun 324:194-201

(비특허문헌 0017) [17] Menon D, Calvagno G (2009) Regularization approaches to demosaicking. IEEE Trans Image Process 18(10):2209-2220

(비특허문헌 0018) [18] Dubois E (2005) Frequency-domain methods for demosaicking of Bayer-sampled color images. IEEE Signal Process Lett 12(12):847-850

(비특허문헌 0019) [19] Leung B, Jeon G, Dubois E (2011) Least-squares luma-chroma demultiplexing algorithm for Bayer demosaicking. IEEE Trans Image Process 20(7):1885-1894

(비특허문헌 0020) [20] Jeon G, Dubois E (2013) Demosaicking of noisy Bayer-sampled color images with least-squares luma-chroma demultiplexing and noise level estimation. IEEE Trans Image Process 22(1):146-156

(비특허문헌 0021) [21] Chen X, Jeon G, Jeong J, He L (2015) Multidirectional weighted interpolation and refinement method for Bayer pattern CFA demosaicking. IEEE Trans Circuits Syst Video Technol 25(8):1271-1282

(비특허문헌 0022) [22] Wang L, Jeon G (2015) Bayer pattern CFA demosaicking based on multi-directional weighted interpolation and guided filter. IEEE Signal Process Lett 22(11):2083-2087

(비특허문헌 0023) [23] Wu J, Anisetti M, Wu W, Damiani E, Jeon G (2016) Bayer demosaicking with polynomial interpolation. IEEE Trans Image Process 25(11):5369-5382

(비특허문헌 0024) [24] Wang J, Wu J, Wu Z, Jeon G, Jeong J (2017) Bilateral filtering and directional differentiation for Bayer demosaicking. IEEE Sens J 17(3):726-734

(비특허문헌 0025) [25] Wang J, Wu J, Wu Z, Jeon G (2016) Taylor series and adaptive directional selection for real time demosaicking. Displays 45:14-25

(비특허문헌 0026) [26] Seo G, Choi H, Lee C (2009) Efficient implementation of neural network deinterlacing. In: Proc. SPIE, vol 7245, pp 724519-27. Ding S, Su C, Yu J (2011) An optimizing BP neural network algorithm based on genetic algorithm. J Artif Intell Rev 36(2):153-162

발명의 내용

해결하려는 과제

[0009]

본 발명이 해결하고자 하는 과제는 디모자이킹된 이미지의 가장자리에 발생하는 엘리어싱을 효과적으로 감소시켜 이미지의 품질을 향상시킬 수 있는 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법을 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

- [0010] 상기 과제를 해결하기 위한 본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법은,
- [0011] (A) 훈련 이미지 세트를 사용하여 역전과 신경망을 훈련시켜 획득된 가중치들을 사용하는 보간에 기반하여 모자이크 이미지에서 누락된 녹색 픽셀을 획득하여 녹색 채널을 재구성하는 단계;
- [0012] (B) 재구성된 녹색 채널과 적색 채널 간의 잔차 이미지에 기반하여 녹색 채널의 녹색 픽셀값들을 리파인(refine)하는 단계;
- [0013] (C) 적색과 녹색 간의 컬러 차이에 기반하여 누락된 적색 픽셀을 보간하여 적색 채널을 재구성하고 청색과 녹색 간의 컬러 차이에 기반하여 누락된 청색 픽셀을 보간하여 청색 채널을 재구성하는 단계;
- [0014] (D) 재구성된 적색 채널과 재구성된 녹색 채널 간의 잔차 이미지에 기반하여 적색 채널의 적색 픽셀값들을 리파인(refine)하는 단계; 및
- [0015] (E) 재구성된 청색 채널과 재구성된 녹색 채널 간의 잔차 이미지에 기반하여 청색 채널의 청색 픽셀값들을 리파인(refine)하는 단계를 포함한다.
- [0016] 본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법에 있어서, 상기 단계 (B)는,
- [0017] (B-1) 선형 보간에 기반하여 누락된 적색 픽셀을 보간하여 중간 적색 채널을 구성하는 단계;
- [0018] (B-2) 상기 재구성된 녹색 채널에서 상기 중간 적색 채널을 감산하여 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 중간 적색 채널 간의 잔차 이미지를 획득하는 단계;
- [0019] (B-3) 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 중간 적색 채널 간의 잔차 이미지와 관련하여 상기 역전과 신경망을 훈련시켜 획득된 가중치들을 사용하여 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 중간 적색 채널 간의 잔차 이미지를 리파인(refine)하는 단계; 및
- [0020] (B-4) 상기 단계 (B-3)에서 리파인된 잔차 이미지와 상기 중간 적색 채널을 결합하여 리파인된 녹색 채널의 녹색 픽셀값들을 획득하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0021] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법에 있어서, 상기 단계 (D)는,
- [0022] (D-1) 상기 재구성된 녹색 채널에서 상기 재구성된 적색 채널을 감산하여 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 재구성된 적색 채널 간의 잔차 이미지를 획득하는 단계;
- [0023] (D-2) 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 재구성된 적색 채널 간의 잔차 이미지와 관련하여 상기 역전과 신경망을 훈련시켜 획득된 가중치들을 사용하여 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 재구성된 적색 채널 간의 잔차 이미지를 리파인(refine)하는 단계; 및
- [0024] (D-3) 상기 단계 (D-3)에서 리파인된 잔차 이미지와 상기 재구성된 녹색 채널을 결합하여 리파인된 적색 채널의 적색 픽셀값들을 획득하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0025] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법에 있어서, 상기 단계 (E)는,
- [0026] (E-1) 상기 재구성된 녹색 채널에서 상기 재구성된 청색 채널을 감산하여 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 재구성된 청색 채널 간의 잔차 이미지를 획득하는 단계;
- [0027] (E-2) 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 재구성된 청색 채널 간의 잔차 이미지와 관련하여 상기 역전과 신경망을 훈련시켜 획득된 가중치들을 사용하여 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 재구성된 청색 채널 간의 잔차 이미지를 리파인(refine)하는 단계; 및
- [0028] (E-3) 상기 단계 (E-3)에서 리파인된 잔차 이미지와 상기 재구성된 녹색 채널을 결합하여 리파인된 청색 채널의 청색 픽셀값들을 획득하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0029] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법에 있어서, 상기 단계 (A)에서 상기 누락된 녹색 픽셀값들($\hat{G}(i,j)$)은,
- [0030] [수학식 7]

$$\hat{G}(i,j) = \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 w_{m,n} F(i+m, j+n)$$

[0031] 에 기반하여 획득되고,

[0032] $F(i, j)$ 는 대응하는 위치에서 주어진 컬러 픽셀이며, w 는 상기 훈련 이미지 세트를 사용하여 역전과 신경망을 훈련시켜 획득된 가중치들일 수 있다.

[0033] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법에 있어서, 상기 단계 (B-2)의 잔차 이미지($Rd(i, j)$)는,

[0034] [수학식 8]

$$Rd(i,j) = \frac{wG_{re}(i,j) + w_N\tilde{G}_N(i,j) + w_S\tilde{G}_S(i,j) + w_W\tilde{G}_W(i,j) + w_E\tilde{G}_E(i,j)}{w + w_N + w_S + w_W + w_E}$$

[0035] 에 의해 획득되고,

[0036] w, w_N, w_S, w_W, w_E 는 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 중간 적색 채널 간의 잔차 이미지와 관련하여 상기 역전과 신경망을 훈련시켜 획득된 가중치들이며, N, S, W, E 는 각각 북쪽, 남쪽, 서쪽 및 동쪽 방향을 나타내고,

[0037] $G_{re}(i,j), \tilde{G}_N(i,j), \tilde{G}_S(i,j), \tilde{G}_E(i,j)$ 및 $\tilde{G}_W(i,j)$ 는 하기의 수학식 9 내지 수학식 13에 의해 획득되는 색차를 나타내며,

[0038] [수학식 9]

$$G_{re}(i,j) = \hat{G}(i,j) - F(i,j)$$

[0039]

[0040] [수학식 10]

$$\tilde{G}_N(i,j) = G(i-1,j) - \frac{F(i,j) + F(i-2,j)}{2}$$

[0041]

[0042] [수학식 11]

$$\tilde{G}_S(i,j) = G(i+1,j) - \frac{F(i,j) + F(i+2,j)}{2}$$

[0043]

[0044] [수학식 12]

$$\tilde{G}_E(i,j) = G(i,j+1) - \frac{F(i,j) + F(i,j+2)}{2}$$

[0045]

[0046] [수학식 13]

$$\tilde{G}_W(i,j) = G(i,j-1) - \frac{F(i,j) + F(i,j-2)}{2},$$

[0047]

[0048] 상기 리파인된 녹색 채널의 녹색 픽셀값들($Gr(i, j)$)는

[0049] [수학식 14]

$$G_r(i,j) = F(i,j) + Rd(i,j)$$

[0050] 에 의해 획득될 수 있다.

[0051] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법에 있어서, 상기 단계 (C)에서 상기 적색 채널을 재구성하는 단계는,

[0052] 하기의 수학식 15 내지 수학식 19에 기반하여 네 방향의 색차를 사용하여 누락된 적색 픽셀을 획득하고,

[0053] [수학식 15]

$$\hat{F}(i,j) = \tilde{G}(i,j) + \frac{1}{d_1 + d_2 + d_3 + d_4} \left(d_1(F(i-1,j-1) - \tilde{G}(i,j)) + d_2(F(i+1,j+1) - \tilde{G}(i,j)) + d_3(F(i-1,j+1) - \tilde{G}(i,j)) + d_4(F(i+1,j-1) - \tilde{G}(i,j)) \right)$$

[0054]

[0055] [수학식 16]

$$d_1 = |\tilde{G}(i-1,j-1) - \tilde{G}(i,j)|$$

[0056]

[0057] [수학식 17]

$$d_2 = |\tilde{G}(i+1,j+1) - \tilde{G}(i,j)|$$

[0058]

[0059] [수학식 18]

$$d_3 = |\tilde{G}(i-1,j+1) - \tilde{G}(i,j)|$$

[0060]

[0061] [수학식 19]

$$d_4 = |\tilde{G}(i+1,j-1) - \tilde{G}(i,j)|,$$

[0062]

[0063] 하기의 수학식 21에 기반하여

[0064] [수학식 21]

$$\tilde{R}(i,j) = \tilde{G}(i,j) + \frac{R(i-1,j) - \tilde{G}(i-1,j)}{2} + \frac{R(i+1,j) - \tilde{G}(i+1,j)}{2},$$

2 방향의 색차를 사용하여 누락된 적색 픽셀을 획득할 수 있다.

[0065]

[0066] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 역전파 신경망에 기반한 디모자이킹 방법에 있어서, 상기 단계 (C)에서 상기 청색 채널을 재구성하는 단계는,

[0067] 하기의 수학식 15 내지 수학식 19에 기반하여 네 방향의 색차를 사용하여 누락된 청색 픽셀을 획득하고,

[0068] [수학식 15]

$$\hat{F}(i,j) = \tilde{G}(i,j) + \frac{1}{d_1 + d_2 + d_3 + d_4} \left(d_1(F(i-1,j-1) - \tilde{G}(i,j)) + d_2(F(i+1,j+1) - \tilde{G}(i,j)) + d_3(F(i-1,j+1) - \tilde{G}(i,j)) + d_4(F(i+1,j-1) - \tilde{G}(i,j)) \right)$$

[0069]

[0070] [수학식 16]

$$d_1 = |\tilde{G}(i-1,j-1) - \tilde{G}(i,j)|$$

[0071]

[0072] [수학식 17]

$$d_2 = |\tilde{G}(i+1,j+1) - \tilde{G}(i,j)|$$

[0073]

[0074] [수학식 18]

$$d_3 = |\tilde{G}(i-1,j+1) - \tilde{G}(i,j)|$$

[0075]

[0076] [수학식 19]

$$d_4 = |\tilde{G}(i+1, j-1) - \tilde{G}(i, j)|,$$

하기의 수학식 20에 기반하여

[수학식 20]

$$\tilde{B}(i, j) = \tilde{G}(i, j) + \frac{B(i-1, j) - \tilde{G}(i-1, j)}{2} + \frac{B(i+1, j) - \tilde{G}(i+1, j)}{2},$$

2 방향의 색차를 사용하여 누락된 청색 픽셀을 획득할 수 있다.

또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법에 있어서, 상기 단계 (D-2) 및 상기 단계 (E-2)에서, 상기 가중치들은,

하기의 수학식 22를 사용하여

[수학식 22]

$$\hat{F}(i, j) = \tilde{G}(i, j) + \frac{1}{w_1 + w_2 + w_3 + w_4} \begin{pmatrix} w_1(F(i-1, j-1) - \tilde{G}(i-1, j-1)) \\ +w_2(F(i+1, j+1) - \tilde{G}(i+1, j+1)) \\ +w_3(F(i-1, j+1) - \tilde{G}(i-1, j+1)) \\ +w_4(F(i+1, j-1) - \tilde{G}(i+1, j-1)) \end{pmatrix},$$

네 방향의 가중치들을 획득하고,

하기의 수학식 23을 사용하여

[수학식 23]

$$\hat{F}(i, j) = \tilde{G}(i, j) + \frac{1}{w_1 + w_2} \begin{pmatrix} w_1(F(i-1, j) - \tilde{G}(i-1, j)) \\ +w_2(F(i+1, j) - \tilde{G}(i+1, j)) \end{pmatrix},$$

두 방향의 가중치들을 획득할 수 있다.

발명의 효과

본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법은 디모자이킹된 이미지의 가장자리에 발생하는 엘리어싱을 효과적으로 감소시켜 이미지의 품질을 향상시킬 수 있다.

도면의 간단한 설명

도 1은 디지털 카메라를 사용하는 디지털 이미지 획득을 도시한 도면.

도 2는 N-M-1 역전과 신경망의 토폴로지를 도시한 도면.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법의 흐름도.

도 4는 녹색 채널의 녹색 픽셀값들을 리파인하는 단계의 상세 흐름도.

도 5는 적색 채널의 적색 픽셀값들을 리파인하는 단계의 상세 흐름도.

도 6은 청색 채널의 청색 픽셀값들을 리파인하는 단계의 상세 흐름도.

도 7은 본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법이 적용될 수 있는 장치의 블록도.

도 8은 7×7 CFA 베이어 패턴을 도시한 도면.

도 9는 보간을 설명하기 위한 도면으로, 도 9a는 로컬 3×3 윈도우에서 주어진 적색 픽셀에서 누락된 녹색 컬러 픽셀을 보간하는 것, 도 9b는 로컬 3×3 윈도우에서 주어진 청색 픽셀에서 누락된 녹색 컬러 픽셀을 보간하는 것을 설명하기 위한 도면.

도 10은 녹색 채널을 리파인하는 것을 설명하기 위한 도면.

도 11은 적색 채널을 리파인하는 것을 설명하기 위한 도면.

도 12는 훈련 이미지 세트를 도시한 도면.

도 13은 McM 데이터세트로부터의 이미지들을 도시한 도면.

도 14는 다양한 모자이크 방법들을 사용하여 인지된 이미지 품질을 비교하기 위한 것으로, 도 14a는 오리지널 McM #5 이미지의 일부분, 도 14b는 AFD, 도 14c는 VCD, 도 14d는 HOI, 도 14e는 ESF, 도 14f는 EDAEP, 도 14g는 ECI, 도 14h는 GD 그리고 도 14i는 본 발명에 의한 디모자이크 방법에 의해 디모자이크된 이미지들을 도시한 도면.

도 15는 다양한 모자이크 방법들을 사용하여 인지된 이미지 품질을 비교하기 위한 것으로, 도 15a는 오리지널 McM #9 이미지의 일부분, 도 15b는 AFD, 도 15c는 VCD, 도 15d는 HOI, 도 15e는 ESF, 도 15f는 EDAEP, 도 15g는 ECI, 도 15h는 GD 그리고 도 15i는 본 발명에 의한 방법에 의해 처리된 이미지들을 도시한 도면.

도 16은 다양한 디인테레이싱 방법들을 사용하여 인지된 이미지 품질을 비교하기 위한 것으로, 도 16a는 오리지널 McM #9 이미지의 일부분, 도 16b는 AFD, 도 16c는 VCD, 도 16d는 HOI, 도 16e는 ESF, 도 16f는 EDAEP, 도 16g는 ECI, 도 16h는 GD 그리고 도 16i는 본 발명에 의한 방법에 의해 처리된 이미지들을 도시한 도면.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0090] 본 발명의 목적, 특정한 장점들 및 신규한 특징들은 첨부된 도면들과 연관되어지는 이하의 상세한 설명과 바람직한 실시예들로부터 더욱 명백해질 것이다.
- [0091] 이에 앞서 본 명세서 및 청구범위에 사용된 용어나 단어는 통상적이고 사전적인 의미로 해석되어서는 아니되며, 발명자가 그 자신의 발명을 가장 최선의 방법으로 설명하기 위해 용어의 개념을 적절하게 정의할 수 있는 원칙에 입각하여 본 발명의 기술적 사상에 부합되는 의미와 개념으로 해석되어야 한다.
- [0092] 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.
- [0093] 또한, "제1", "제2", "일면", "타면" 등의 용어는, 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하기 위해 사용되는 것으로, 구성요소가 상기 용어들에 의해 제한되는 것은 아니다.
- [0094] 이하, 본 발명을 설명함에 있어, 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있는 관련된 공지 기술에 대한 상세한 설명은 생략한다.
- [0095] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시형태를 상세히 설명하기로 한다.
- [0096] 자연스러운 이미지에는 부드러운 영역 및 다른 방향 가장자리와 같은 여러 가지 기능이 있다. 부드러운 영역의 경우 이미지 픽셀은 비슷한 값을 갖는다. 가장자리 영역의 경우 가장자리의 두 면이 매끄럽고 가장자리의 픽셀 값이 비슷하다. 텍스처 영역은 더 복잡하고 일부 모양 모델도 있다. 다른 이미지 특징들에 대해, 이미지 특징을 검출하는 것은 어렵다. 따라서 이미지 특징을 추출하기 위해 적응적인 방법을 사용해야 한다.
- [0097] 디모자이크는 주어진 컬러 픽셀과 누락된 컬러 픽셀 사이의 기하학적 구조 분석을 통해 누락된 컬러 픽셀을 근사화하는 것을 목표로 한다. 본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이크 방법은 역전과 (BP: Back Propagation) 신경망(BP-NN: back propagation neural network)을 기반으로 효율적인 적응형 디모자이크 방법이다.
- [0098] 본 발명에 역전과 신경망에 기반한 디모자이크 방법에서는 역전과 신경망의 학습 과정을 사용하여 이미지 속성을 적응적으로 추정한다. 본 발명에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이크 방법에서는 역전과 신경망(BP-NN)을 훈련시키기 위해 임의의 알려진 이미지 세트를 사용한다. 최적의 계수는 원래의 고해상도 및 알려진 저해상도 픽셀을 학습 세트로 채택하는 감독 학습 처리에 의해 획득된다. 일단 훈련 과정이 완료되면 신경망은 보간된 모든 이미지에 대해 저장되고 고정된다.

[0099] 본 발명에 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법에서는 우선 하나의 역전과 신경망을 사용하여 녹색 채널을 재구성한 다음 색차에 따라 다른 역전과 신경망을 사용하여 녹색 채널을 수정한다. 전체 녹색 채널이 보간된 상태에서 로컬 영역의 녹색 채널과 적색/청색 채널 간의 컬러 차이를 사용하여 적색/청색 채널을 재구성한다. 마지막으로 세 번째 역전과 신경망을 사용하여 적색/청색 채널을 수정한다. 보간 문제와 관련하여, 서로 다른 이미지 특징은 매끄러운 영역, 모서리 및 텍스처와 같은 완전히 다른 특성을 갖는다. 결과적으로, 인접 컬러 픽셀 간의 관계를 추정하기 위해 적응 모델을 식별할 필요가 있다. 본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법에서는 학습 과정에 의해 누락된 픽셀의 복구를 통해 흐려짐을 줄일 수 있는 적응형 역전과 신경망 기반 디모자이킹 알고리즘을 제공하고 계산 복잡성을 줄이기 위해 미리 훈련된 고정 네트워크를 사용한다. 실험 결과는 제안된 방법이 PSNR, 계산 복잡도 및 시각적 품질에서 현존하는 접근보다 우위에 있음을 입증한다.

[0101] 역전과(BP) 신경망

[0102] 신경망은 인간 두뇌의 모델링에서 나오며 신호 복원에서 좋은 성능을 달성한다.

[0103] 도 2는 고전적인 역전과 신경망(BP-NN)의 아키텍처이다. 역전과 신경망의 첫 번째 레이어는 입력층이며 M개의 입력 뉴런을 포함한다. 이러한 입력 뉴런은 우리가 가지고 있는 것이며, 배우고 인식한다. 디모자이킹 알고리즘에서 입력 뉴런은 모자이크 처리된 이미지 픽셀이다. 중간 두 번째 레이어는 은닉층이다. 역전과 신경망 아키텍처에서는 여러 은닉층들이 존재할 수 있다.

[0104] 본 발명에서는 N개의 숨겨진 뉴런을 갖는 하나의 은닉층을 채택한다. 그것은 역전과 신경망 아키텍처의 중간에 있으며 이 레이어의 뉴런은 입력도 출력도 아니다. 은닉층의 목표는 입력 뉴런을 중간 부분으로 변환한 다음 출력 뉴런이 이러한 중간 부분의 변환을 구성하는 것이다.

[0105] 입력층의 각 뉴런은 모든 은닉층 뉴런에 대한 시냅틱(synaptic) 가중치를 통해 연결된다. 마지막 레이어는 출력층이다. 출력층은 입력 뉴런과 전체 신경망을 통해 얻고자 하는 타겟인 뉴런을 포함한다. 본 발명에서는 몇 가지 샘플 데이터에 의해 입력 뉴런과 출력 뉴런 사이의 관계를 학습하고 일부 가중치가 훈련될 것이다. 이러한 훈련된 가중치를 사용하여 주어진 입력 뉴런에서 알 수 없는 출력을 예측한다.

[0106] 본 발명에서는 입력층, 은닉층 및 출력층으로 구성된 계층적 네트워크인 간단한 3 레이어 M-N-1 역전과 신경망을 사용한다. 이 역전과 신경망 구조에서는 은닉층에 M 입력, 하나의 출력 및 N 개의 뉴런이 있다. 숨겨진 뉴런은 입력 뉴런과 출력 뉴런에 완전히 연결된다. 역전과 신경망은 주로 순전파(feedforward), 경사 하강법(gradient descent) 및 역전파(back propagation)의 세 가지 구성 요소를 포함한다. 순전파 신경망 구조는 다음과 같이 표현될 수 있다.

수학식 1

$$y = g\left(\sum_{j=1}^n w_j f\left(\sum_{i=1}^m w_{ji} x_i\right)\right), i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n,$$

[0107]

[0108] 여기서 x_i 는 입력이다. w_{ji} 는 입력층의 i번째 입력과 은닉층의 j번째 뉴런 사이의 가중치이다. w_j 는 은닉층의 j번째 뉴런과 출력층 사이의 가중치이다.

[0109] 은닉층에 사용된 비선형 시그모이드 함수는 하이퍼볼릭 탄젠트 함수이고 신원 함수는 출력층에 사용된다.

수학식 2

$$f(x) = \tan sig(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1$$

[0110]

수학식 3

$$g(x) = \text{purelin}(x) = x$$

[0111]

[0112] 순전파(feedforward) 신경망은 정보를 입력층에서 은닉층을 거쳐 출력층으로 하나의 순방향으로 전달하는 역할을 한다. 순전파 신경망을 사용하면 로컬 정보에 응답하지 않고 미리 정의된 방식으로 시스템이 고정된다. 따라서 본 발명에서는 정보가 시스템으로 피드백되도록 요구하는 역전파 신경망을 제안한다.

[0113] 역전파는 감독된 학습 방법인 목적 함수를 최소화하기 위해 인공 신경망을 학습하는 일반적인 방법이다. 그것은 많은 입력에 대해 원하는 출력의 데이터 세트를 필요로 하며, 트레이닝 세트를 구성한다. 역전파 과정에서 먼저 출력과 목표의 차이를 표현하기 위해 비용 함수를 이용하여 오차를 계산한다.

수학식 4

$$E = \frac{1}{2} \|o - t\|^2$$

[0114]

[0115] 역전파 알고리즘의 목적은 최소 오류 함수를 도출하는 것이다. 그런 다음 오류는 출력층에서 은닉층을 통해 입력층으로 역방향으로 전파된다. 처음에는 신경망이 임의의 가중치로 시작된다. 출력이 목표와 다른 경우 경사 하강법을 사용하여 출력과 대상 간의 오차를 최소화하기 위해 신경망의 가중치를 변경한다. 오류 E를 최소화하기 위해 기울기를 계산한다.

수학식 5

$$\nabla E = \left(\frac{\partial E}{\partial w_1}, \frac{\partial E}{\partial w_2}, \dots, \frac{\partial E}{\partial w_l} \right)$$

[0116]

[0117] 각 가중치는 증가분을 사용하여 업데이트된다.

수학식 6

$$\nabla w_i = -\alpha \frac{\partial E}{\partial w_i}, i = 1, \dots, l$$

[0118]

[0119] 여기서 α 는 학습 상수를 나타낸다. 그런 다음 경사 하강법을 반복적으로 사용하여 신경망의 가중치를 조정하고 오류가 제한될 때 또는 최대 반복 횟수를 얻을 때 이 루프를 중지한다. MATLAB NNs 도구 상자는 영역 기반 역전파 신경망을 사용하여 디모자이킹을 수행하도록 선택되었다. 학습 알고리즘의 매개 변수 값은 다음과 같이 설정된다. 에포크(epoch)=500; 학습률=0.05; 최대 반복 횟수=20; 오류 허용 오차= 10^{-10} .

[0121] 본 발명의 일 실시예에 의한 역전파 신경망에 기반한 디모자이킹 방법

[0122] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 의한 역전파 신경망에 기반한 디모자이킹 방법의 흐름도이고, 도 7은 본 발명의 일 실시예에 의한 역전파 신경망에 기반한 디모자이킹 방법이 적용될 수 있는 장치를 도시한 도면이다.

[0123] 도 3 및 도 7을 참조하면, 단계 S300에서, 프로세서(700)는, 훈련 이미지 세트를 사용하여 역전파 신경망(702)을 훈련시켜 획득된 가중치들을 사용하는 보간에 기반하여 모자이크 이미지에서 누락된 녹색 픽셀을 획득하여

녹색 채널을 재구성한다.

- [0124] 단계 S302에서, 프로세서(700)는, 재구성된 녹색 채널과 적색 채널 간의 잔차 이미지에 기반하여 녹색 채널의 녹색 픽셀값들을 리파인(refine)한다. 본 발명의 일 실시예에서 리파인(refine)은 수정하여 개선하는 것, 즉, 세밀화하는 것을 의미하며, 픽셀값을 리파인한다는 것은 픽셀값을 세밀하게 수정하는 것을 의미한다.
- [0125] 단계 S304에서, 프로세서(700)는, 적색과 녹색 간의 컬러 차이에 기반하여 누락된 적색 픽셀을 보간하여 적색 채널을 재구성하고 청색과 녹색 간의 컬러 차이에 기반하여 누락된 청색 픽셀을 보간하여 청색 채널을 재구성한다.
- [0126] 단계 S306에서, 프로세서(700)는, 재구성된 적색 채널과 재구성된 녹색 채널 간의 잔차 이미지에 기반하여 적색 채널의 적색 픽셀값들을 리파인(refine)한다.
- [0127] 단계 S308에서, 프로세서(700)는, 재구성된 청색 채널과 재구성된 녹색 채널 간의 잔차 이미지에 기반하여 청색 채널의 청색 픽셀값들을 리파인(refine)하여, 디모자이킹된 RGB 이미지를 출력한다.
- [0128] 도 4를 참조하면, 상기 단계 S302는, 선형 보간에 기반하여 누락된 적색 픽셀을 보간하여 중간 적색 채널을 구성하는 단계(단계 S400), 상기 재구성된 녹색 채널에서 상기 중간 적색 채널을 감산하여 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 중간 적색 채널 간의 잔차 이미지를 획득하는 단계(단계 S402), 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 중간 적색 채널 간의 잔차 이미지와 관련하여 상기 역전과 신경망을 훈련시켜 획득된 가중치들을 사용하여 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 중간 적색 채널 간의 잔차 이미지를 리파인(refine)하는 단계(단계 S404), 및 상기 리파인된 잔차 이미지와 상기 중간 적색 채널을 결합하여 리파인된 녹색 채널의 녹색 픽셀값들을 획득하는 단계(단계 S406)를 포함한다.
- [0129] 도 5를 참조하면, 상기 단계 S306은, 상기 재구성된 녹색 채널에서 상기 재구성된 적색 채널을 감산하여 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 재구성된 적색 채널 간의 잔차 이미지를 획득하는 단계(단계 S500), 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 재구성된 적색 채널 간의 잔차 이미지와 관련하여 상기 역전과 신경망을 훈련시켜 획득된 가중치들을 사용하여 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 재구성된 적색 채널 간의 잔차 이미지를 리파인(refine)하는 단계(단계 S502), 및 상기 리파인된 잔차 이미지와 상기 재구성된 녹색 채널을 결합하여 리파인된 적색 채널의 적색 픽셀값들을 획득하는 단계(단계 S504)를 포함한다.
- [0130] 도 6을 참조하면, 상기 단계 S308은, 상기 재구성된 녹색 채널에서 상기 재구성된 청색 채널을 감산하여 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 재구성된 청색 채널 간의 잔차 이미지를 획득하는 단계(단계 S600), 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 재구성된 청색 채널 간의 잔차 이미지와 관련하여 상기 역전과 신경망을 훈련시켜 획득된 가중치들을 사용하여 상기 재구성된 녹색 채널과 상기 재구성된 청색 채널 간의 잔차 이미지를 리파인(refine)하는 단계(단계 S602), 및 상기 단계 (E-3)에서 리파인된 잔차 이미지와 상기 재구성된 녹색 채널을 결합하여 리파인된 청색 채널의 청색 픽셀값들을 획득하는 단계(단계 S604)를 포함한다.
- [0132] 이하, 본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법을 상세히 설명하기로 한다.
- [0134] 녹색 평면의 재구성
- [0135] 도 8은 7×7 베이어 패턴 CFA를 보여준다. 녹색(G) 컬러 픽셀의 수는 청색과 적색 픽셀만큼 두 번 주어지며 녹색(G) 채널은 베이어(Bayer) CFA 패턴에서 더 많은 이미지 세부 정보를 유지한다. 따라서 제안된 알고리즘을 이용하여 녹색 채널 구성 요소를 재구성한 다음 재구성된 녹색 채널을 사용하여 적색 및 청색 채널을 추정한다.
- [0136] 본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법에서는 로컬 3×3 윈도우(도 9에 도시됨)에서 주어진 픽셀을 이용하여 누락된 녹색(G) 컬러 픽셀을 추정하고, 3×3 윈도우의 중심에서 누락된 녹색(G) 컬러 픽셀을 재구성할 것이다. 여기서, 적색 컬러 픽셀 주어진다. 그런 다음 누락된 녹색 픽셀값($\hat{G}(i,j)$)이 다음과 같이 가중치 평균으로 계산된다.

수학식 7

$$\hat{G}(i,j) = \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 w_{m,n} F(i+m, j+n)$$

[0137]

[0138] 여기서, $F(i, j)$ 는 대응하는 위치에서 주어진 컬러 픽셀이다. w 는 신경망에 의해 학습된 적응 가중치다.

[0140] 녹색(G) 평면의 리파인(refine)

[0141] 주어진 적색/청색 픽셀에서 누락된 녹색 픽셀의 경우 주어진 3색 채널의 컬러 차이에 주의를 기울여야한다. 그러므로, 본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법에서는 재구성된 녹색 픽셀을 색 값들이 일정한 잔차를 갖는다는 가정에 기반하여 리파인(refine)하고, 색차를 이용하여 또 다른 역전과 신경망을 사용하여 예측된 녹색 픽셀을 갱신한다. 리파인 프로세스의 개요는 도 10에 제시되어 있다.

[0142] 주어진 적색 픽셀에서 재구성된 녹색 픽셀을 리파인하기 위해, 주어진 적색 픽셀의 N, S, E 및 W 방향에 있는 주어진 녹색 픽셀에서 누락된 적색 픽셀을 우선 보간한다. 누락된 적색 픽셀은 주어진 두 적색 픽셀의 평균이다. 중간에 누락된 픽셀(도 10 참조)은 청색 픽셀을 사용하여 리파인된다. 재구성된 청색 픽셀 및 적색 픽셀의 잔차 이미지는 역전과 신경망에 의해 훈련된다. 또한 잔차 이미지를 갱신하고 적색 채널과 결합하여 녹색 채널을 수정한다. 잔차 이미지는 다음과 같이 5가지 컬러 차이의 가중치 평균이라고 가정한다.

수학식 8

$$Rd(i,j) = \frac{wG_{re}(i,j) + w_N\tilde{G}_N(i,j) + w_S\tilde{G}_S(i,j) + w_W\tilde{G}_W(i,j) + w_E\tilde{G}_E(i,j)}{w + w_N + w_S + w_W + w_E}$$

[0143]

[0144] $G_{re}(i,j), \tilde{G}_N(i,j), \tilde{G}_S(i,j), \tilde{G}_E(i,j)$ 및 $\tilde{G}_W(i,j)$ 는 하기와 같이 색차를 나타낸다.

수학식 9

$$G_{re}(i,j) = \hat{G}(i,j) - F(i,j)$$

[0145]

수학식 10

$$\tilde{G}_N(i,j) = G(i-1,j) - \frac{F(i,j) + F(i-2,j)}{2}$$

[0146]

수학식 11

$$\tilde{G}_S(i,j) = G(i+1,j) - \frac{F(i,j) + F(i+2,j)}{2}$$

[0147]

수학식 12

$$\tilde{G}_E(i,j) = G(i,j+1) - \frac{F(i,j) + F(i,j+2)}{2}$$

[0148]

수학식 13

$$\tilde{G}_W(i,j) = G(i,j-1) - \frac{F(i,j) + F(i,j-2)}{2}$$

[0149]

[0150] 마지막으로, 리파인된 녹색 채널 픽셀은 다음과 같다.

수학식 14

$$G_r(i,j) = F(i,j) + Rd(i,j)$$

[0151]

[0152] 수학식 14를 사용하여, 녹색 픽셀 값이 갱신된다.

[0154] 적색(R)/청색(B) 채널 재구성

[0155] 본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법에서는 먼저 신경망과 리파인에 의해 전체 녹색 채널을 재구성한다. 녹색 채널은 적색/청색 채널의 두 배이다. 적색 및 청색 컬러 채널의 경우 적색/청색 컬러와 녹색 컬러 간의 컬러 차이를 사용하여 누락된 적색/청색 컬러 채널을 재구성한다. 주어진 청색/적색 픽셀에서 누락된 적색/청색 픽셀에 대해, 이들은 도 8에 도시된 바와 같이 4개의 주어진 적색/청색 픽셀에 의해 둘러싸여 있다. 따라서, 네 방향에서 색차를 사용하여 누락된 픽셀을 다음과 같이 추정한다.

수학식 15

$$\hat{F}(i,j) = \tilde{G}(i,j) + \frac{1}{d_1 + d_2 + d_3 + d_4} \left(d_1(F(i-1,j-1) - \tilde{G}(i,j)) + d_2(F(i+1,j+1) - \tilde{G}(i,j)) + d_3(F(i-1,j+1) - \tilde{G}(i,j)) + d_4(F(i+1,j-1) - \tilde{G}(i,j)) \right)$$

[0156]

수학식 16

$$d_1 = |\tilde{G}(i-1,j-1) - \tilde{G}(i,j)|$$

[0157]

수학식 17

$$d_2 = |\tilde{G}(i+1,j+1) - \tilde{G}(i,j)|$$

[0158]

수학식 18

$$d_3 = |\tilde{G}(i-1, j+1) - \tilde{G}(i, j)|$$

수학식 19

$$d_4 = |\tilde{G}(i+1, j-1) - \tilde{G}(i, j)|$$

주어진 녹색 픽셀에서 누락된 적색/청색 픽셀에 대해, 이들은 도 9에 도시된 바와 같이 주어진 2개의 적색/청색 픽셀로 둘러싸여 있다. 그러면, 누락된 적색/청색 픽셀은 다음과 같이 추정된다.

수학식 20

$$\tilde{B}(i, j) = \tilde{G}(i, j) + \frac{B(i-1, j) - \tilde{G}(i-1, j)}{2} + \frac{B(i+1, j) - \tilde{G}(i+1, j)}{2}$$

수학식 21

$$\tilde{R}(i, j) = \tilde{G}(i, j) + \frac{R(i-1, j) - \tilde{G}(i-1, j)}{2} + \frac{R(i+1, j) - \tilde{G}(i+1, j)}{2}$$

적색/청색 채널을 리파인하기 위하여 녹색 채널의 리파인을 따르고, 다음 수학식 22와 같이 색차에 기반하여 세 번째 역전과 신경망을 훈련시켜 네 방향의 가중치들이 획득되고, 수학식 23과 같이 색차에 기반하여 세 번째 역전과 신경망을 훈련시켜 두 방향의 가중치들이 획득된다.

수학식 22

$$\hat{F}(i, j) = \tilde{G}(i, j) + \frac{1}{w_1 + w_2 + w_3 + w_4} \begin{pmatrix} w_1(F(i-1, j-1) - \tilde{G}(i-1, j-1)) \\ +w_2(F(i+1, j+1) - \tilde{G}(i+1, j+1)) \\ +w_3(F(i-1, j+1) - \tilde{G}(i-1, j+1)) \\ +w_4(F(i+1, j-1) - \tilde{G}(i+1, j-1)) \end{pmatrix}$$

수학식 23

$$\hat{F}(i, j) = \tilde{G}(i, j) + \frac{1}{w_1 + w_2} \begin{pmatrix} w_1(F(i-1, j) - \tilde{G}(i-1, j)) \\ +w_2(F(i+1, j) - \tilde{G}(i+1, j)) \end{pmatrix}$$

- [0167] 적색 채널의 리파인의 개요가 도 11에 도시되어 있고, 청색 채널은 동일한 공정을 따른다.
- [0169] 본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법은 다음과 같은 단계로 구성된다.
- [0170] 1 단계: 수학적 식 7의 첫 번째 역전과 신경망을 사용하여 누락된 녹색 채널을 보간한다.
- [0171] 2 단계: 수학적 식 8의 잔차 이미지에 기초한 제2 역전과 신경망을 사용하여 재구성된 녹색 채널을 구체화한다.
- [0172] 3 단계: 수학적 식 15, 20 및 21을 사용하여 적색/청색 채널을 재구성한다.
- [0173] 4 단계: 수학적 식 22 및 23의 세 번째 역전과 신경망을 사용하여 적색/청색 채널을 리파인한다.
- [0175] 실험 결과
- [0176] 하기에서는 본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법의 성능을 평가하고 몇 가지 참조 방법과 비교한다. 기존의 알고리즘과 비교하여 본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법의 우수성을 검증하기 위해 McM 데이터 세트(도 12)의 표준 테스트 500×500 이미지를 사용하여 시뮬레이션이 수행되었다(AFD [7], VCD [8], HOI [11], ESF [14], EDAEP [15], ECI [25] 및 GD [16]). PSNR의 관점에서 객관적인 수행을 평가했는데 이는 문헌에서 널리 채택된 기준이다.
- [0178] 객관적인 성능 분석
- [0179] PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)의 관점에서 측정된 본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법의 객관적인 성능을 제시한다. 표 1, 표 2 및 표 3은 상이한 디모자이킹 방법과 비교하여 각각 적색(R), 녹색(G) 및 청색(B)의 PSNR 결과를 제공한다. 표 1은 McM 이미지들(적색 채널)에 대한 PSNR 비교 결과, 표 2는 McM 이미지들(녹색 채널)에 대한 PSNR 비교 결과, 그리고 표 3은 McM 이미지들(청색 채널)에 대한 PSNR 비교 결과를 나타낸 것이다. 본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법은 AFD, VCD, HOI, ESF, ECI 및 GD와 비교할 때 3개 채널 모두에서 평균 PSNR이 개선된 최상의 PSNR을 가졌음을 표 1, 2 및 3에서 분명히 알 수 있다.

표 1

Image	AFD	VCD	HOI	ESF	ECI	GD	BDD
1	27.439	26.945	27.701	26.275	27.085	27.299	28.536
2	33.517	33.066	33.868	32.695	33.147	33.489	34.334
3	33.408	32.537	33.241	32.4	32.279	33.276	33.362
4	37.136	35.008	36.805	35.388	33.939	36.61	37.003
5	31.148	31.147	31.364	29.716	31.437	30.927	32.604
6	34.914	34.377	35.336	32.984	35.554	34.793	37.166
7	37.837	38.167	37.279	38.32	36.651	38.409	36.165
8	36.661	35.58	35.65	35.646	35.627	36.325	36.938
9	33.671	32.425	33.43	32.135	32.855	33.137	34.744
10	35.848	35.029	35.899	34.462	35.144	35.174	36.541
11	37.539	36.268	37.803	36.408	37.303	37.236	38.395
12	35.588	35.286	35.835	34.329	35.533	35.2	36.109
13	39.257	39.058	39.554	38.222	38.913	39.21	40.263
14	37.613	37.612	38.58	37.171	37.683	37.88	39.010
15	35.874	35.377	35.997	35.182	35.772	35.625	36.580
16	31.483	30.474	32.513	30.033	32.698	31.833	33.622
17	30.113	28.431	29.007	27.773	29.306	28.848	30.808
18	33.695	32.938	33.636	33.011	32.510	33.726	34.091
Avg.	34.597	33.874	34.639	33.453	34.080	34.389	35.348

[0180]

표 2

Image	AFD	VCD	HOI	ESF	ECI	GD	BDD
1	30.535	29.711	31.486	28.47	30.212	30.476	32.203
2	37.652	36.984	38.334	36.198	37.303	37.665	38.733
3	35.711	34.854	35.874	34.483	35.718	35.886	35.797
4	38.182	36.703	39.973	36.709	38.867	39.164	41.658
5	35.403	34.406	36.104	33.172	34.52	35.109	37.787
6	37.84	36.847	39.244	34.753	36.815	37.369	41.871
7	40.207	40.983	38.721	41.442	41.766	41.156	37.380
8	41.366	41.259	41.054	41.084	41.64	41.947	40.235
9	39.073	37.714	39.663	36.983	38.389	38.838	41.506
10	39.792	39.057	40.779	37.775	39.489	39.432	41.996
11	39.96	39.146	40.823	38.214	39.609	39.892	41.535
12	40.055	39.098	41.039	38.139	39.639	39.936	40.614
13	42.866	41.905	43.424	41.224	42.08	42.65	44.508
14	41.095	40.407	41.895	39.963	40.77	41.019	42.618
15	40.689	39.918	41.217	39.262	40.146	40.326	42.378
16	32.673	31.85	33.86	30.501	32.15	32.69	34.780
17	33.565	32.302	34.038	30.572	32.283	32.752	37.238
18	36.767	36.058	36.701	35.537	36.362	36.649	36.719
Avg.	37.968	37.178	38.568	36.360	37.653	37.942	39.420

[0181]

표 3

Image	AFD	VCD	HOI	ESF	ECI	GD	BDD
1	25.481	25.17	25.55	24.403	24.966	25.212	26.002
2	32.157	31.985	32.318	31.559	31.517	32.154	32.243
3	31.231	30.875	30.917	30.82	29.871	31.196	30.555
4	33.962	32.684	33.634	32.839	31.655	33.517	33.524
5	30.183	29.525	30.188	29.056	29.907	29.976	30.925
6	31.913	31.616	31.6	29.935	31.610	31.307	32.871
7	36.433	37.225	35.931	37.566	35.190	37.248	34.601
8	37.102	37.248	37.047	36.863	35.688	37.365	36.492
9	35.106	34.459	34.902	34.033	33.762	34.837	35.250
10	36.128	35.613	36.085	35.135	35.153	35.816	36.003
11	36.177	36.018	35.978	35.179	35.110	35.859	36.206
12	36.725	36.226	37.153	36.062	35.034	36.905	35.802
13	37.311	36.899	37.207	36.603	36.298	37.137	36.836
14	35.086	34.985	35.295	34.515	34.016	35.042	34.545
15	37.374	37.095	37.64	36.6	36.646	37.186	37.424
16	28.579	28.692	28.362	27.173	27.292	28.285	28.896
17	29.327	28.359	28.272	27.355	28.477	28.321	29.699
18	33.337	32.955	33.062	32.421	31.357	33.137	33.175
Avg.	33.534	33.202	33.397	32.673	32.419	33.361	33.392

[0182]

[0184] 주관적 성능 분석

[0185] 재구성된 이미지는 샘플에서 재구성된 신호가 원래의 연속 신호와 다르기 때문에 항상 이미지 가장자리에 엘리 어싱을 갖는다. 결과 영상의 주관적인 성능 평가를 시각 효과 측면에서 설명하기 위해 도 14와 도 15에서 #5와 #9의 지각된 영상 품질의 일부를 보여준다. 그것은 도 14 및 도 15에 각각 기술되어 있다. 그것은 도 14 및 도 15로부터 알 수 있다. 도 14와 도 15에서 본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법은 다른 방법에 비해 노랑 및 가장자리 정보의 상세 사항 측면에서 향상된 시각적 품질을 제공한다. 그것은 도 1 및 도 2로부터 명백하다. 도 14 및 도 15에서 본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이 킹 방법은 다른 방법과 비교할 때 모든 방향의 가장자리 상세 사항에 대해 시각 품질이 향상된다는 결과를 얻을 수 있다.

[0186] 표 4에서와 같이 평균 CPU 시간을 사용하여 계산 복잡도가 비교된다. 표 4는 McM 이미지들에 대한 CPU 시간 비

교 결과를 나타낸 것이다. 비록 본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법이 GD 및 AFD에 비해 더 많은 CPU 시간을 필요로 하지만 GD 및 AFD보다 훨씬 높은 CPSNR을 갖는다(도 15, 16).

표 4

	AFD	VCD	HOI	ESF	MSG	GD	BPNN
1	0.608	18.829	30.841	4.571	9.266	0.686	0.768
2	0.359	18.049	28.626	4.072	9.095	0.452	0.779
3	0.343	17.394	29.656	4.040	9.079	0.499	0.768
4	0.328	16.458	27.487	4.025	9.266	0.452	0.768
5	0.328	18.268	27.862	4.118	8.393	0.484	0.781
6	0.265	19.048	27.721	4.134	8.424	0.468	0.781
7	0.281	17.800	28.283	4.056	8.362	0.421	0.781
8	0.281	18.517	28.018	4.165	8.502	0.406	0.765
9	0.359	18.673	28.267	4.306	8.533	0.421	0.767
10	0.296	19.469	27.784	3.962	8.408	0.484	0.781
11	0.281	20.233	28.548	4.087	8.783	0.468	0.792
12	0.281	18.923	28.423	4.040	8.440	0.359	0.795
13	0.281	18.783	26.661	4.040	8.518	0.406	0.771
14	0.296	18.003	25.943	4.056	8.362	0.421	0.776
15	0.281	18.190	25.912	3.978	8.518	0.421	0.782
16	0.343	18.720	25.896	4.118	8.424	0.499	0.793
17	0.296	18.439	26.380	4.025	8.346	0.437	0.765
18	0.296	16.739	25.693	3.994	8.830	0.406	0.736
Avg.	0.322	18.363	27.667	4.099	8.642	0.455	0.775

[0187]

[0188]

본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법에서는 유연한 모델이며 서로 다른 이미지 구조에 대해 더 나은 디모자이킹 작업을 수행할 수 있는 효율적인 적응형 역전과 신경망 기반의 디모자이킹 방법을 제안했다. 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법에서는 고효율을 달성하기 위해 훈련을 위해 인접한 주변 픽셀과 은닉층 뉴런을 거의 사용하지 않는다. 본 발명의 일 실시예에 의한 역전과 신경망에 기반한 디모자이킹 방법은 기존의 방법과 비교할 때 우수한 객관적이고 주관적인 성능을 가지고 있다.

[0189]

이상 본 발명을 구체적인 실시예를 통하여 상세하게 설명하였으나, 이는 본 발명을 구체적으로 설명하기 위한 것으로, 본 발명은 이에 한정되지 않으며, 본 발명의 기술적 사상 내에서 당 분야의 통상의 지식을 가진 자에 의해 그 변형이나 개량이 가능함은 명백하다고 할 것이다.

[0190]

본 발명의 단순한 변형 내지 변경은 모두 본 발명의 영역에 속하는 것으로, 본 발명의 구체적인 보호 범위는 첨부된 청구범위에 의하여 명확해질 것이다.

부호의 설명

[0191]

700 : 프로세서

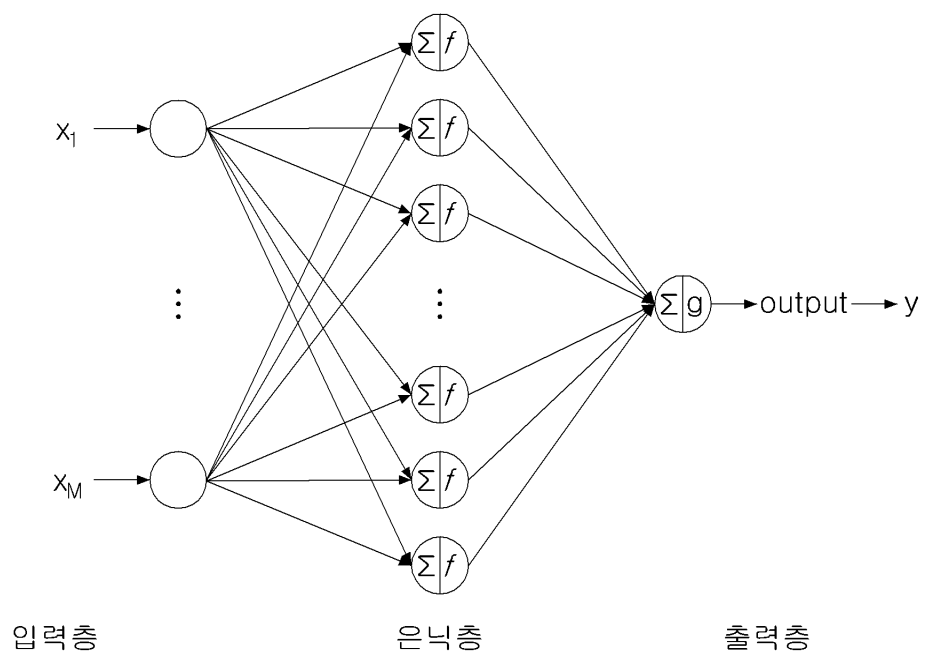
702 : 역전과 신경망

도면

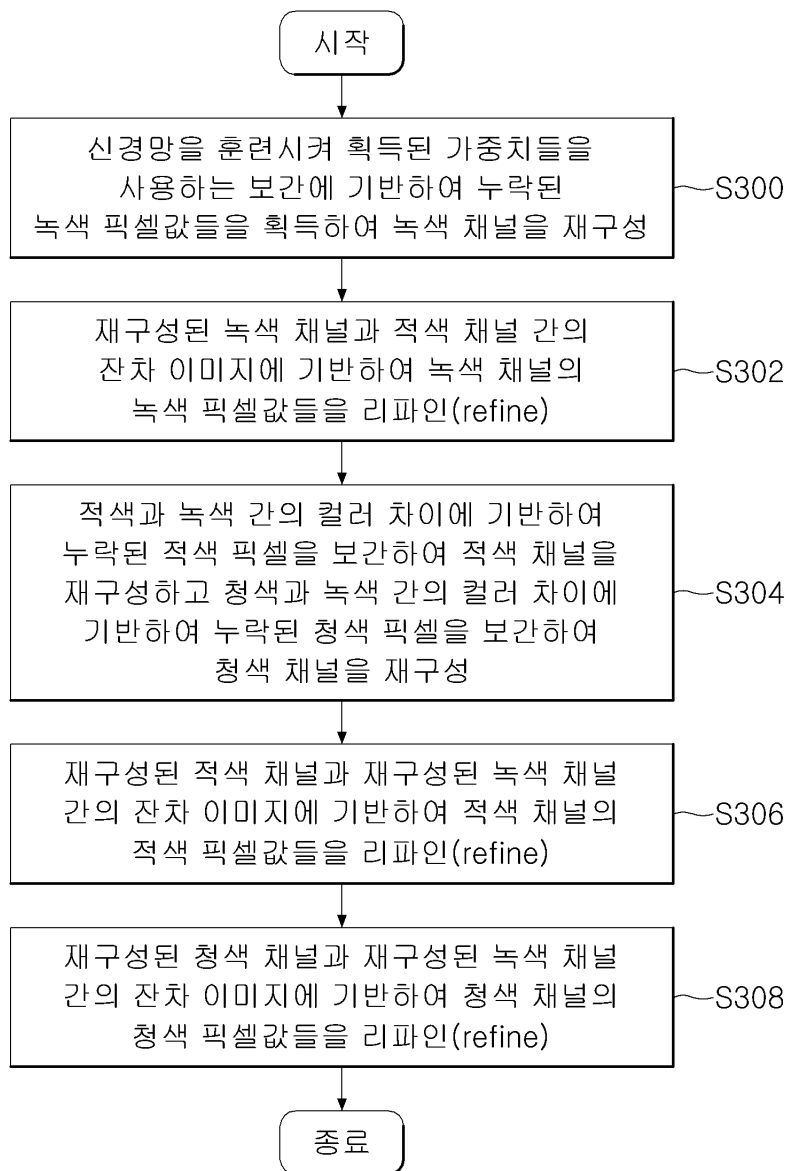
도면1



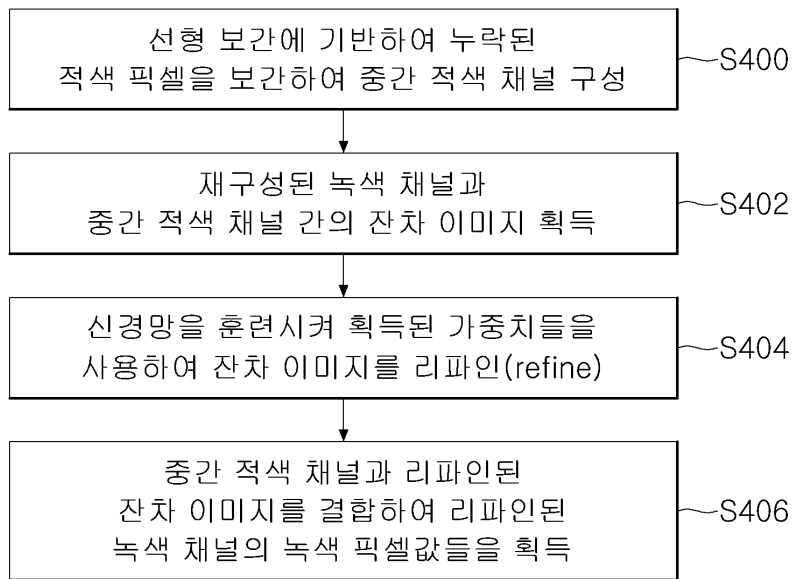
도면2



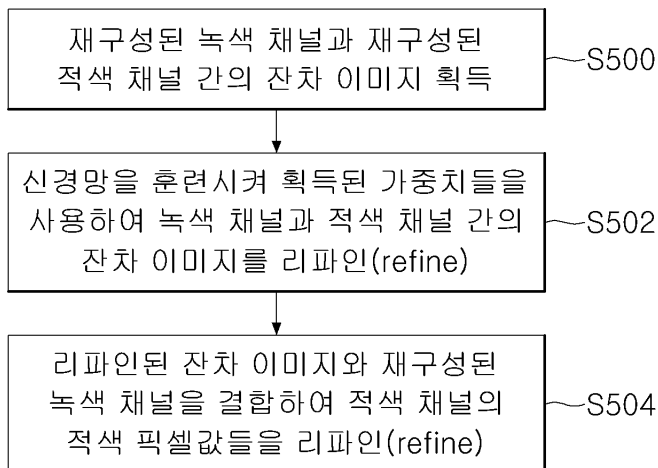
도면3



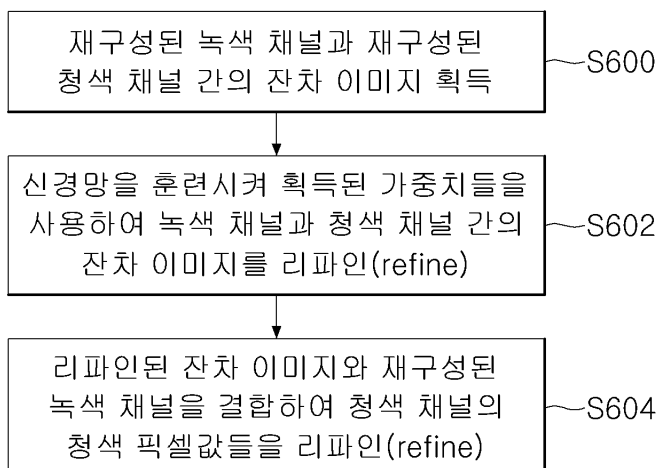
도면4



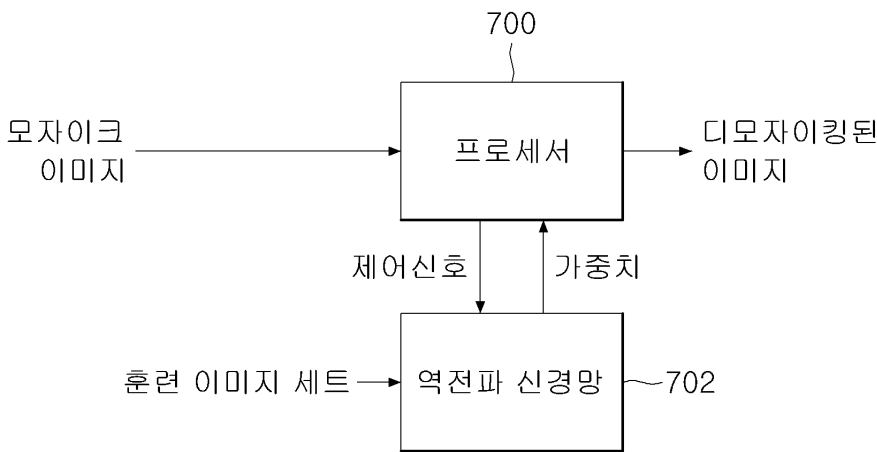
도면5



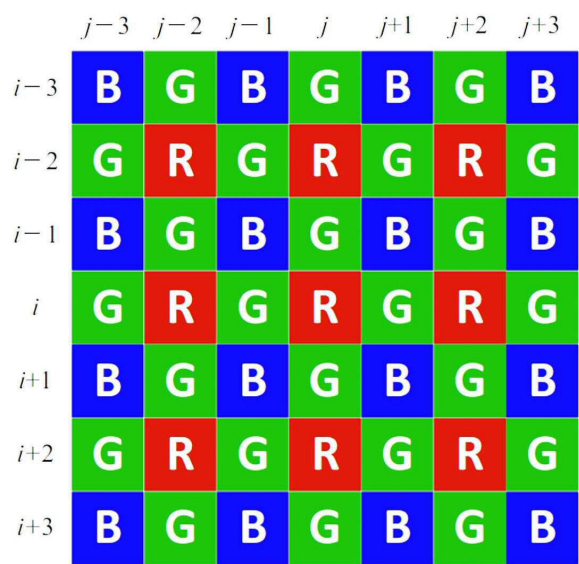
도면6



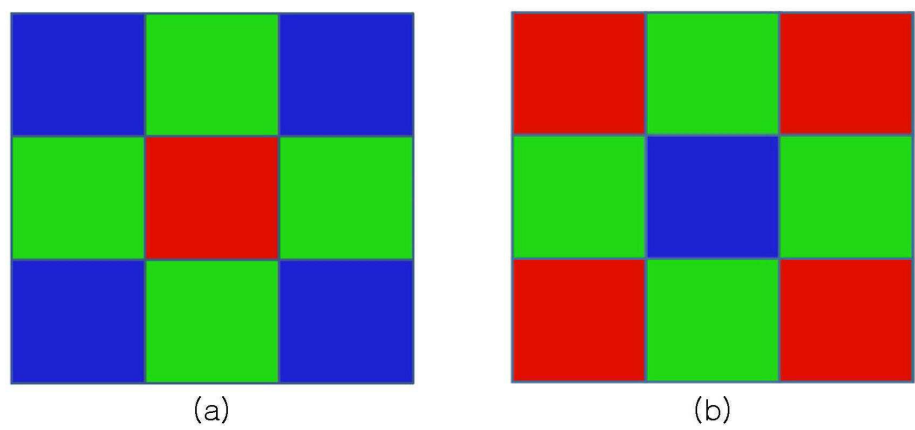
도면7



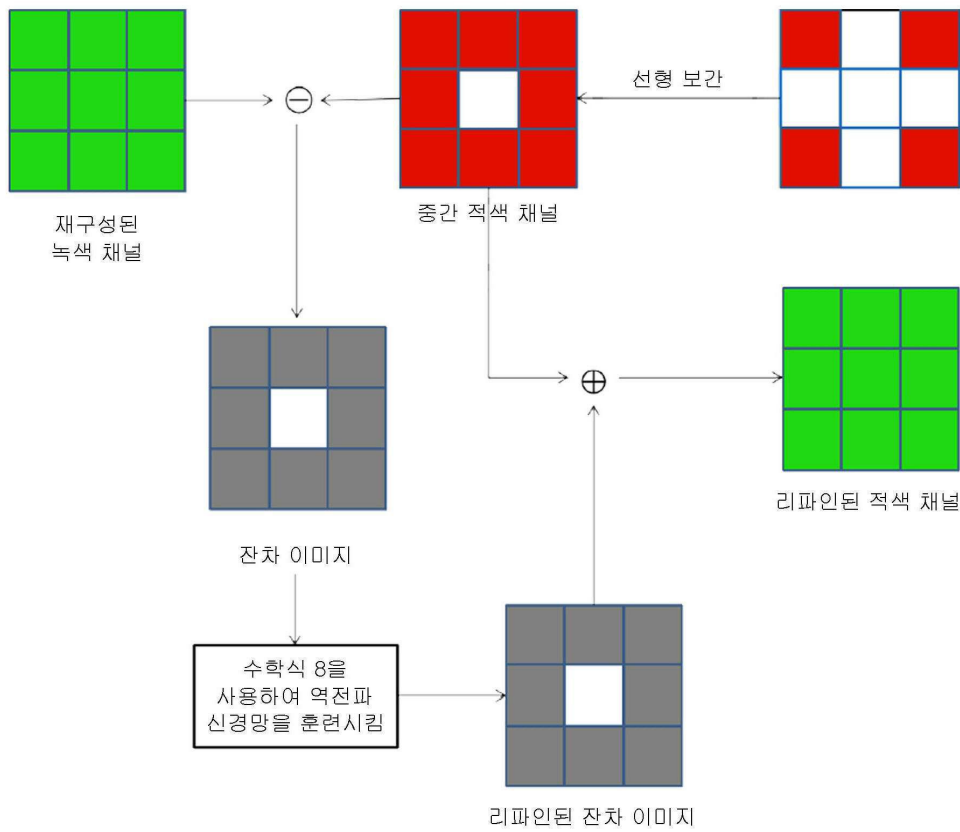
도면8



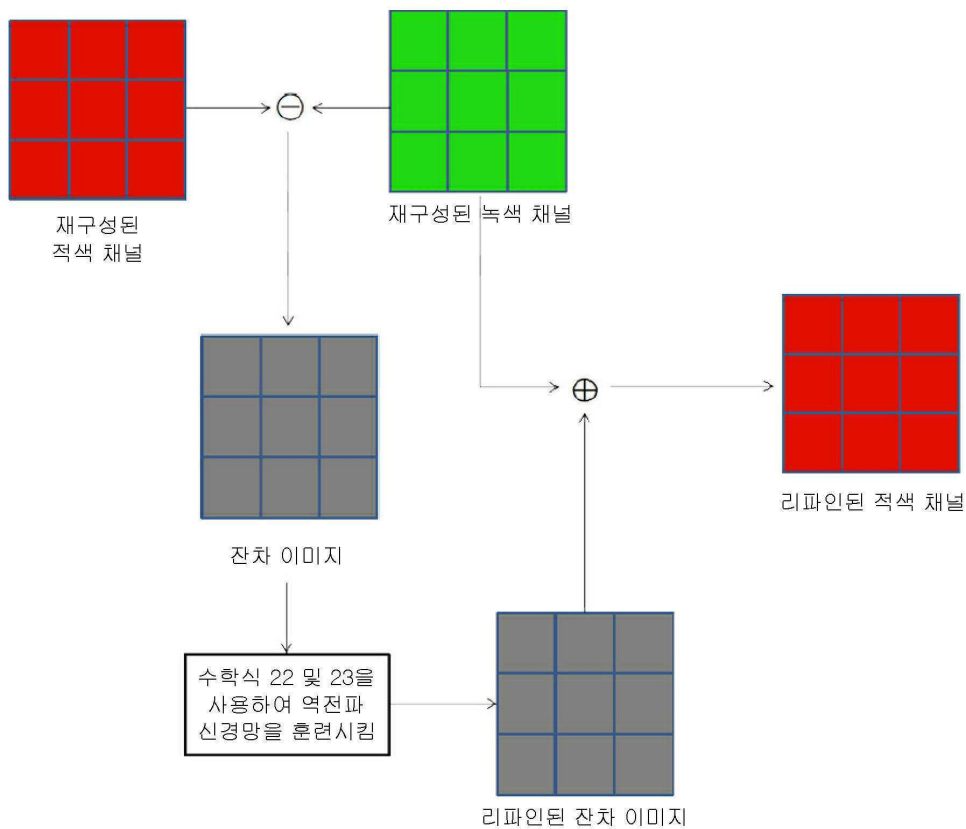
도면9



도면10



도면11



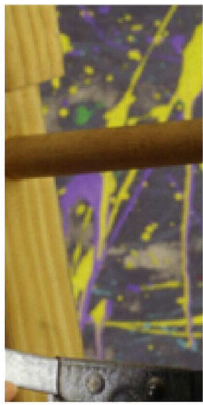
도면12



도면13



도면14



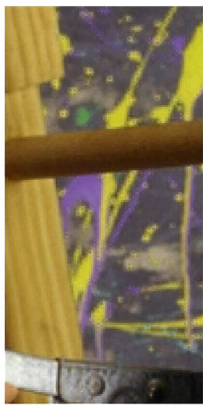
(a)



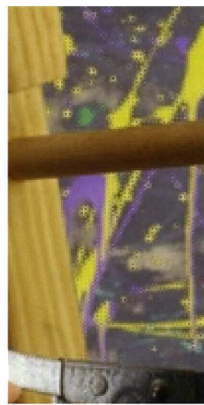
(b)



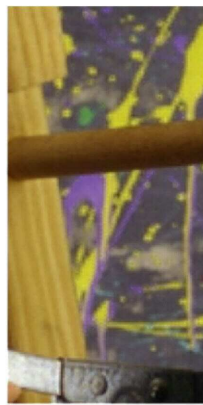
(c)



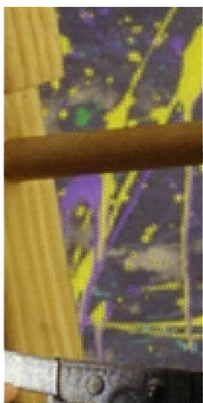
(d)



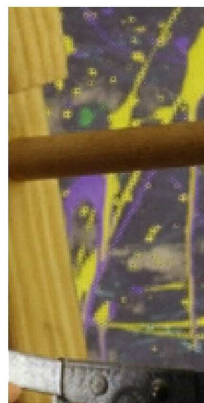
(e)



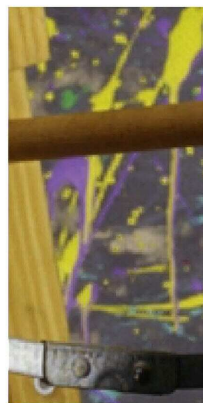
(f)



(g)

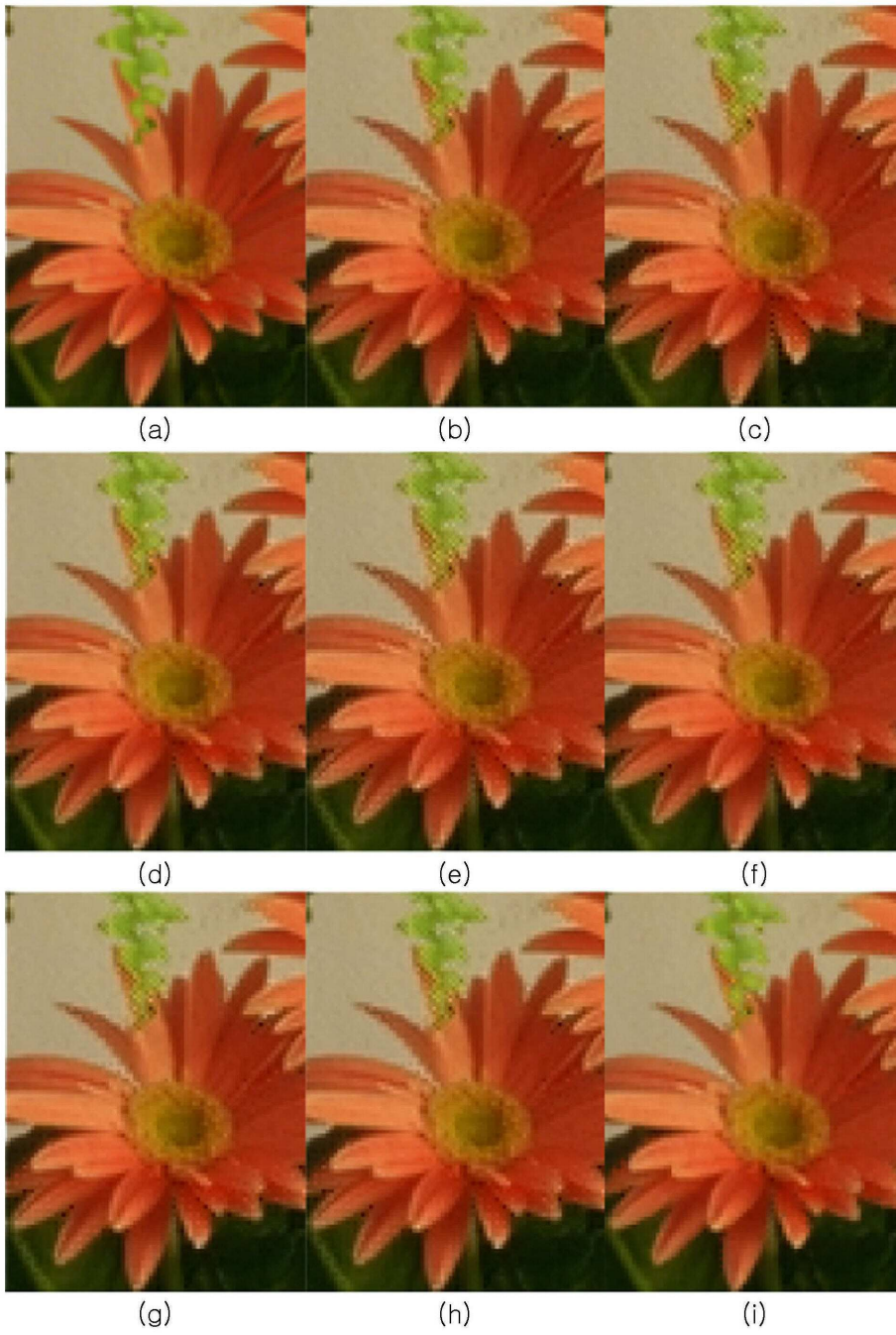


(h)



(i)

도면15



도면16

