



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2017년11월28일
(11) 등록번호 10-1801911
(24) 등록일자 2017년11월21일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06T 5/00 (2006.01) A61B 6/00 (2006.01)
G06T 11/00 (2006.01) G06T 5/40 (2006.01)

(52) CPC특허분류
G06T 5/002 (2013.01)
A61B 6/48 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2016-0177036

(22) 출원일자 2016년12월22일

심사청구일자 2016년12월22일

(56) 선행기술조사문헌

KR1020140008980 A*

KR1020150111394 A*

KR1020050071726 A

Li Dai ET AL: "BM3D Image Denoising Algorithm with Adaptive Distance Hard-threshold", International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, Vol.6, No.6, pp.41-50, 2013

*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

기술이전 희망 : 기술양도

(73) 특허권자

인천대학교 산학협력단

인천광역시 연수구 아카데미로 119 (송도동)

(72) 발명자

전광길

인천광역시 연수구 경원대로119번길 21, 114동 904호(동춘동, 풍림2차아파트)

(74) 대리인

특허법인충정

전체 청구항 수 : 총 4 항

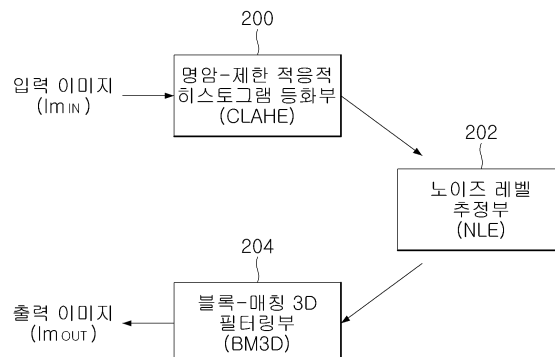
심사관 : 김광식

(54) 발명의 명칭 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 장치 및 방법

(57) 요약

본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 장치는 조영-증강된 엑스레이 이미지에 대해 명암-제한 적응적 히스토그램 등화(CLAHE)를 적용하기 위한 명암-제한 적응적 히스토그램 등화부; 상기 명암-제한 적응적 히스토그램 등화부에서 출력되는 이미지의 노이즈 레벨을 추정하기 위한 노이즈 레벨 추정부; 및 상기 추정된 노이즈 레벨에 기반하여 상기 명암-제한 적응적 히스토그램 등화부에서 출력된 이미지에 대해 블록-매칭 3D 필터링(BM3D)을 적용하기 위한 블록-매칭 3D 필터링부를 포함하여, 조영-증강된 엑스레이 이미지의 명암을 높일 수 있고, 이미지 블록의 노이즈 레벨을 정확하게 추정함으로써 추정된 노이즈 레벨에 기반하여 조영-증강된 엑스레이 이미지에서 효과적으로 노이즈를 제거할 수 있다.

대표도 - 도2a



(52) CPC특허분류

G06T 11/008 (2013.01)

G06T 5/40 (2013.01)

G06T 2207/10116 (2013.01)

공지예외적용 : 있음

명세서

청구범위

청구항 1

조영-증강된 엑스레이 이미지에 대해 명암-제한 적응적 히스토그램 등화(CLAHE)를 적용하기 위한 명암-제한 적응적 히스토그램 등화부;

상기 명암-제한 적응적 히스토그램 등화부에서 출력되는 이미지의 노이즈 레벨을 추정하기 위한 노이즈 레벨 추정부; 및

상기 추정된 노이즈 레벨에 기반하여 상기 명암-제한 적응적 히스토그램 등화부에서 출력된 이미지에 대해 블록-매칭 3D 필터링(BM3D)을 적용하기 위한 블록-매칭 3D 필터링부를 포함하고,

상기 노이즈 레벨 추정부는,

상기 명암-제한 적응적 히스토그램 등화(CLAHE)가 적용된 이미지를 복수의 서브-이미지로 분해하는 동작;

상기 각 서브-이미지를 복수의 블록으로 분해하는 동작;

유사도 척도를 사용하여 가장 높은 히스토그램 유사도를 갖는 블록(HSB)을 결정하는 동작; 및

HSB로 결정된 블록들의 표준 편차를 계산하고 계산된 표준 편차에 기반하여 노이즈가 있는 블록의 표준 편차를 획득하는 동작을 수행하며,

상기 유사도 척도로서 블록(B)의 총 그래디언트 G_B 가 사용되고,

상기 총 그래디언트 G_B 는,

$$G_B = \sqrt{G_{B,x}^2 + G_{B,y}^2} \quad \text{에 의해 계산되며,}$$

$G_{B,x}$ 는 블록 B의 수평 그래디언트이고, $G_{B,y}$ 는 블록 B의 수직 그래디언트인, 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 장치.

청구항 2

삭제

청구항 3

청구항 1에 있어서,

상기 HSB로 결정된 블록들의 표준 편차(σ_B)는,

$$\sigma_B = \sqrt{\frac{1}{A^2} \sum_{[n_1, n_2] \in A_{kl}} (B_{kl}[n_1, n_2] - \mu)^2} \quad \text{에 의해 계산되고,}$$

상기에서 블록 평균(μ)은,

$$\mu_B = \frac{1}{A^2} \sum_{[n_1, n_2] \in A_{kl}} B_{kl}[n_1, n_2] \quad \text{에 의해 계산되며,}$$

상기에서 A_{kl} 는 위치 $[k, l]$ 을 중심으로 하는 $w \times w$ 크기의 직사각형 영역을 나타내고, $B_{kl}[n_1, n_2]$ 는 상기 HSB 내의 위치 $[n_1, n_2]$ 의 픽셀의 인텐시티를 나타내며, $k-(w-1)/2 \leq n_1 \leq k+(w-1)/2$ 이고, $l-(w-1)/2 \leq n_2 \leq l+(w-1)/2$ 이며, $A=w$ 인, 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 장치.

청구항 4

삭제

청구항 5

- (a) 조영-증강된 엑스레이 이미지에 대해 명암-제한 적응적 히스토그램 등화(CLAHE)를 적용하는 단계;
- (b) 상기 명암-제한 적응적 히스토그램 등화(CLAHE)가 적용된 이미지의 노이즈 레벨을 추정하는 단계; 및
- (c) 상기 추정된 노이즈 레벨에 기반하여 상기 명암-제한 적응적 히스토그램 등화(CLAHE)가 적용된 이미지에 대해 블록-매칭 3D 필터링(BM3D)을 적용하는 단계를 포함하고,

상기 단계 (b)는,

- (b-1) 상기 명암-제한 적응적 히스토그램 등화(CLAHE)가 적용된 이미지를 복수의 서브-이미지로 분해하는 단계;
- (b-2) 상기 각 서브-이미지를 복수의 블록으로 분해하는 단계;
- (b-3) 유사도 척도를 사용하여 가장 높은 히스토그램 유사도를 갖는 블록(HSB)을 결정하는 단계; 및
- (b-4) HSB로 결정된 블록들의 표준 편차를 계산하고 계산된 표준 편차에 기반하여 노이즈가 있는 블록의 표준 편차를 획득하는 단계를 포함하며,

상기 유사도 척도로서 블록(B)의 총 그래디언트 G_B 가 사용되고,

상기 총 그래디언트 G_B 는,

$$G_B = \sqrt{G_{B,x}^2 + G_{B,y}^2} \quad \text{에 의해 계산되며,}$$

$G_{B,x}$ 는 블록 B의 수평 그래디언트이고, $G_{B,y}$ 는 블록 B의 수직 그래디언트인, 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법.

청구항 6

삭제

청구항 7

청구항 5에 있어서,

상기 단계 (b-4)에서 상기 HSB로 결정된 블록들의 표준 편차(σ_B)는,

$$\sigma_B = \sqrt{\frac{1}{A^2} \sum_{[n_1, n_2] \in A_{kl}} (B_{kl}[n_1, n_2] - \mu)^2} \quad \text{에 의해 계산되고,}$$

상기에서 블록 평균(μ)은,

$$\mu_B = \frac{1}{A^2} \sum_{[n_1, n_2] \in A_{kl}} B_{kl}[n_1, n_2] \quad \text{에 의해 계산되며,}$$

상기에서 A_{kl} 는 위치 $[k, l]$ 을 중심으로 하는 $w \times w$ 크기의 직사각형 영역을 나타내고, $B_{kl}[n_1, n_2]$ 는 상기 HSB 내의 위치 $[n_1, n_2]$ 의 픽셀의 인텐시티를 나타내며, $k-(w-1)/2 \leq n_1 \leq k+(w-1)/2$ 이고, $1-(w-1)/2 \leq n_2 \leq 1+(w-1)/2$ 이며, $A=w$ 인, 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법.

청구항 8

삭제

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 컴퓨터 비전과 인간의 시각 시스템 양자를 위한 이미지 처리에서 중요한 연구 분야인 명암 증강(contrast enhancement)은 의료 이미징에서 그리고 질감(texture) 합성, 음성 인식 및 몇몇 다른 이미지 및 비디오 처리 기술에서의 전처리 단계들에서 많이 응용된다. 엑스레이(X-rays)와 같은 의료 이미지들은 임상 목적 또는 의료 연구를 위하여 인간의 신체 및 기능을 처리하는 방법들과 연관된다. 명암 증강은 의료 진단자에 의해 분석되는 의료 이미지들에서의 이미지 품질을 개선할 수 있다. 대부분, 의료 이미지 개선의 목표는 낮은 명암 이미지들을 높은 명암 이미지들로 변환하는 것과 높은 노이즈 레벨을 감소시키는 것이다.

[0003] 이미지들의 명암 증강을 위한 대중적인 기법은 히스토그램 등화(HE: histogram equalization)이다. 이 공간 영역 방법이 이미지들의 명암을 개선할지라도, 관용적인 HE 방법들은 열악한 이미지 성능을 초래할 수 있는데 이것은 획득된 히스토그램이 거의 균일할 수 있기 때문이다. HE는 그 자체로, 결과로서 생성되는 이미지들에서 원치 않는 노이즈를 야기할 수 있다. 이 이슈를 해결하기 위하여, 특히 픽셀들의 수가 특정 그레이-레벨 범위에서 분류되는 경우, 국부적인 그리고 사소한 명암 증강 접근법이 고려될 수 있다.

[0004] 몇몇 HE 연구들이 수행되었고, 그들의 연관된 HE 방법들이 산업에 적용되었다. 일반적으로, 이들 방법들은 로컬 히스토그램 등화(LHE: local histogram equalization) 또는 글로벌 히스토그램 등화(GHE: global histogram equalization)로서 분류된다. GHE는 그것의 변환 함수를 위하여 전체 입력 이미지의 히스토그램 데이터를 처리하는 반면에, LHE는 이미지의 모든 픽셀들을 순차적으로 이동하는 작은 로컬 블록을 사용한다. 그 자체로, 이 로컬 블록에서 분류된 픽셀들의 영역만이 HE에서 고려된다. 일반적으로, LHE는 GHE보다 더 높은 계산 비용과 연관된다. 더욱이, LHE는 이미지 신호들과 함께 노이즈를 증가시킬 수 있다. GHE 및 LHE 방법들 양자를 향상시키기 위하여, 동적 히스토그램 등화(DHE: dynamic histogram equalization) 접근법이 제안되었다. 높은 히스토그램 데이터가 낮은 히스토그램 정보를 제어하는 HE와 달리, DHE는 입력 히스토그램에 분할 동작을 사용하고, 그래서 더 양호한 전체 명암 증가를 달성할 수 있다.

선행기술문헌

비특허문헌

[0005] (비특허문헌 0001) [1] Gonzalez, R., & Wood, R. (2009). Digital image processing (3rd ed.). Upper Saddle River: Pearson Education.

(비특허문헌 0002) [2] Grag, R., Mittal, B., & Grag, S. (2011). Histogram equalization techniques for image enhancement. International Journal of Electronics & Communication Technology, 2(1), 107-111.

(비특허문헌 0003) [3] Torre, A., Peinado, A. M., Segura, J. C., Perez-Cordoba, J. L., Benitez, M. C., & Rubio, A. J. (2005). Histogram equalization of speech representation for robust speech recognition. IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, 13, 355-366.

(비특허문헌 0004) [4] Pizer, S. M. (2003). The medical image display and analysis group at the University of North Carolina: Reminiscences and philosophy. IEEE Transactions on Medical Imaging, 22, 2-10.

- (비특허문헌 0005) [5] Burger, W., & Burge, M. (2009). Principles of digital image processing. Heidelberg: Springer.
- (비특허문헌 0006) [6] Chen, S. D., & Ramli, A. R. (2003). Contrast enhancement using recursive mean-separate histogram equalization for scalable brightness preservation. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 49(4), 1301-1309.
- (비특허문헌 0007) [7] Sharmila, R., & Uma, R. (2011). A new approach to image contrast enhancement using weighted threshold histogram equalization with improved switching median filter. *International Journal of Advanced Engineering Sciences and Technologies*, 7(2), 208-211.
- (비특허문헌 0008) [8] Kim, J. Y., Kim, L. S., & Hwang, S. H. (2001). An advanced contrast enhancement using partially overlapped sub-block histogram equalization. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 11, 475-484.
- (비특허문헌 0009) [9] Chen, S. D., & Ramli, A. R. (2003). Minimum mean brightness error bi-histogram equalization in contrast enhancement. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 49(4), 1310-1319.
- (비특허문헌 0010) [10] Yoo, J., Ohm, S., & Chung, M. (2012). Maximum-entropy image enhancement using brightness mean and variance. *Journal of Korean Society Internet Information*, 13(3), 61-73.
- (비특허문헌 0011) [11] Sun, C. C., Ruan, S. J., Shie, M. C., & Pai, T. W. (2005). Dynamic contrast enhancement based on histogram specification. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 51(4), 1300-1305.
- (비특허문헌 0012) [12] Yates, R. D., & Goodman, D. J. (2005). Probability and stochastic processes (2nd ed., p. 122). Hoboken: Wiley.
- (비특허문헌 0013) [13] Wadud, M., Kabir, H., Dewan, M., & Chae, O. (2007). A dynamic histogram equalization for image contrast enhancement. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 53(2), 593-600.
- (비특허문헌 0014) [14] Kaur, M., & Kaur, J. (2011). Survey of contrast enhancement techniques based on histogram equalization. *International Journal of Advanced Computer Science and Application*, 2(7), 137-141.
- (비특허문헌 0015) [15] Dai, L., Zhang, Y., & Li, Y. (2013). BM3D image denoising algorithm with adaptive distance hardthreshold. *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, 6(6), 41-50.
- (비특허문헌 0016) [16] Shi, J., Lei, Y., Wu, J., Paul, A., Kim, M., & Jeon, G. (2016). Uncertain clustering algorithms based on rough and fuzzy sets for real-time image segmentation. *Journal of Real-Time Image Processing*, 1-19. doi:10.1007/s11554-016-0585-z.
- (비특허문헌 0017) [17] Dai, Y., Fang, Y., Yang, L., & Jeon, G. (2016). Graphics processing unit-accelerated joint-bitplane belief propagation algorithm in DSC. *Journal of Supercomputing*, 72(6), 2351-2375.
- (비특허문헌 0018) [18] Shi, J., Wu, J., Anisetti, M., Damiani, E., & Jeon, G. (2015). An interval type-2 fuzzy active contour model for auroral oval segmentation soft computing. *Soft Computing*, 1-21. doi:10.1007/s00500-015-1943-7.
- (비특허문헌 0019) [19] Liu, S., Paul, A., Zhang, G., & Jeon, G. (2015). A game theory-based block image compression method in encryption domain. *Journal of Supercomputing*, 71(9), 3353-3372.
- (비특허문헌 0020) [20] Long, Y., Wang, S., Wu, W., Yang, X., Jeon, G., & Liu, K. (2015). Decoding line structured light patterns by using Fourier analysis. *SPIE Optical Engineering*, 54(7), 073109.
- (비특허문헌 0021) [21] Long, Y., Wang, S., Wu, W., Yang, X., Jeon, G., & Liu, K. (2015). Structured-light-assisted wireless digital optical communications. *Optics Communications*, 355, 406-410.

- (비특허문헌 0022) [22] Feng, X., Wu, W., Li, Z., Jeon, G., & Pang, Y. (2015). Weighted-Hausdorff distance using gradient orientation information registers visible and infrared images. *Optik*, 126(23), 3823-3829.
- (비특허문헌 0023) [23] Jeon, G., Anisetti, M., Wang, L., & Damiani, E. (2016). Locally estimated heterogeneity property and its fuzzy filter application for scanning format conversion. *Information Sciences*, 354, 112-130.
- (비특허문헌 0024) [24] Shi, J., Lei, Y., Wu, J., Paul, A., Kim, M., Jeon, G. (2016). Uncertain clustering algorithms based on rough and fuzzy sets for real-time image segmentation. *Journal of Real-Time Image Processing*, 1-19.
- (비특허문헌 0025) [25] Dai, Y., Fang, Y., Yang, L., & Jeon, G. (2016). Graphics processing unit-accelerated joint-bitplane belief propagation algorithm in DSC. *Journal of Supercomputing*, 72(6), 2351-2375.
- (비특허문헌 0026) [26] Liu, S., Paul, A., Zhang, G., & Jeon, G. (2015). A game theory-based block image compression method in encryption domain. *Journal of Supercomputing*, 71(9), 3353-3372.
- (비특허문헌 0027) [27] Rathore, M., Ahmad, A., Paul, A., & Jeon, G. (2015) Efficient graph-oriented smart transportation using internet of things. In *Proceedings of IEEE SITIS 2015*, Bangkok, Thailand, November 23-27.
- (비특허문헌 0028) [28] Ahmad, A., Rathore, M. M., Paul, A., Huang, B., & Jeon, G. (2015) Processing and analyzing stream of big data in the internet of things. In *Proceedings of ICPADS 2015*, Melbourne, Australia, December 14-17.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0006] 본 발명이 해결하고자 하는 과제는 조영-증강된 엑스레이 이미지의 명암을 높일 수 있고, 이미지 블록의 노이즈 레벨을 정확하게 추정함으로써 추정된 노이즈 레벨에 기반하여 조영-증강된 엑스레이 이미지에서 효과적으로 노이즈를 제거할 수 있는 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 장치를 제공하는 것이다.
- [0007] 본 발명이 해결하고자 하는 다른 과제는 조영-증강된 엑스레이 이미지의 명암을 높일 수 있고, 이미지 블록의 노이즈 레벨을 정확하게 추정함으로써 추정된 노이즈 레벨에 기반하여 조영-증강된 엑스레이 이미지에서 효과적으로 노이즈를 제거할 수 있는 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법을 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

- [0008] 상기 과제를 해결하기 위한 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 장치는,
- [0009] 조영-증강된 엑스레이 이미지에 대해 명암-제한 적응적 히스토그램 등화(CLAHE)를 적용하기 위한 명암-제한 적응적 히스토그램 등화부;
- [0010] 상기 명암-제한 적응적 히스토그램 등화부에서 출력되는 이미지의 노이즈 레벨을 추정하기 위한 노이즈 레벨 추정부; 및
- [0011] 상기 추정된 노이즈 레벨에 기반하여 상기 명암-제한 적응적 히스토그램 등화부에서 출력된 이미지에 대해 블록-매칭 3D 필터링(BM3D)을 적용하기 위한 블록-매칭 3D 필터링부를 포함한다.
- [0012] 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 장치에 있어서, 상기 노이즈 레벨 추정부는,
- [0013] 상기 명암-제한 적응적 히스토그램 등화(CLAHE)가 적용된 이미지를 복수의 서브-이미지로 분해하는 동작;
- [0014] 상기 각 서브-이미지를 복수의 블록으로 분해하는 동작;

[0015] 유사도 척도를 사용하여 가장 높은 히스토그램 유사도를 갖는 블록(HSB)을 결정하는 동작; 및

[0016] HSB로 결정된 블록들의 표준 편차를 계산하고 계산된 표준 편차에 기반하여 노이즈가 있는 블록의 표준 편차를 획득하는 동작을 수행할 수 있다.

[0017] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 장치에 있어서, 상기 HSB로 결정된 블록들의 표준 편차(σ_B)는,

$$\sigma_B = \sqrt{\frac{1}{A^2} \sum_{[n_1, n_2] \in A_{kl}} (B_{kl}[n_1, n_2] - \mu)^2}$$

[0018] 에 의해 계산되고,

[0019] 상기에서 블록 평균(μ)은,

$$\mu_B = \frac{1}{A^2} \sum_{[n_1, n_2] \in A_{kl}} B_{kl}[n_1, n_2]$$

[0020] 에 의해 계산되며,

[0021] 상기에서 A_{kl} 는 위치 $[k, l]$ 을 중심으로 하는 $w \times w$ 크기의 직사각형 영역을 나타내고, $B_{kl}[n_1, n_2]$ 는 상기 HSB 내의 위치 $[n_1, n_2]$ 의 픽셀의 인텐시티를 나타내며, $k-(w-1)/2 \leq n_1 \leq k+(w-1)/2$ 이고, $l-(w-1)/2 \leq n_2 \leq l+(w-1)/2$ 이며, $A=w$ 일 수 있다.

[0022] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 장치에 있어서, 상기 유사도 척도로서 블록(B)의 총 그래디언트 G_B 가 사용되고,

[0023] 상기 총 그래디언트 G_B 는,

$$G_B = \sqrt{G_{B,x}^2 + G_{B,y}^2}$$

[0024] 에 의해 계산되며,

[0025] $G_{B,x}$ 는 블록 B의 수평 그래디언트이고, $G_{B,y}$ 는 블록 B의 수직 그래디언트일 수 있다.

[0026] 상기 다른 과제를 해결하기 위한 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법은,

[0027] (a) 조영-증강된 엑스레이 이미지에 대해 명암-제한 적응적 히스토그램 등화(CLAHE)를 적용하는 단계;

[0028] (b) 상기 명암-제한 적응적 히스토그램 등화(CLAHE)가 적용된 이미지의 노이즈 레벨을 추정하는 단계; 및

[0029] (c) 상기 추정된 노이즈 레벨에 기반하여 상기 명암-제한 적응적 히스토그램 등화(CLAHE)가 적용된 이미지에 대해 블록-매칭 3D 필터링(BM3D)을 적용하는 단계를 포함한다.

[0030] 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법에 있어서, 상기 단계 (b)는,

[0031] (b-1) 상기 명암-제한 적응적 히스토그램 등화(CLAHE)가 적용된 이미지를 복수의 서브-이미지로 분해하는 단계;

[0032] (b-2) 상기 각 서브-이미지를 복수의 블록으로 분해하는 단계

[0033] (b-3) 유사도 척도를 사용하여 가장 높은 히스토그램 유사도를 갖는 블록(HSB)을 결정하는 단계; 및

[0034] (b-4) HSB로 결정된 블록들의 표준 편차를 계산하고 계산된 표준 편차에 기반하여 노이즈가 있는 블록의 표준 편차를 획득하는 단계를 포함할 수 있다.

[0035] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법에 있어서, 상기 단계 (b-4)에서 상기 HSB로 결정된 블록들의 표준 편차(σ_B)는,

$$\sigma_B = \sqrt{\frac{1}{A^2} \sum_{[n_1, n_2] \in A_{kl}} (B_{kl}[n_1, n_2] - \mu)^2}$$

에 의해 계산되고,

상기에서 블록 평균(μ)은,

$$\mu_B = \frac{1}{A^2} \sum_{[n_1, n_2] \in A_{kl}} B_{kl}[n_1, n_2]$$

에 의해 계산되며,

상기에서 A_{kl} 는 위치 $[k, l]$ 을 중심으로 하는 $w \times w$ 크기의 직사각형 영역을 나타내고, $B_{kl}[n_1, n_2]$ 는 상기 HSB 내의 위치 $[n_1, n_2]$ 의 픽셀의 인텐시티를 나타내며, $k-(w-1)/2 \leq n_1 \leq k+(w-1)/2$ 이고, $l-(w-1)/2 \leq n_2 \leq l+(w-1)/2$ 이며, $A=w$ 일 수 있다.

또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법에 있어서, 상기 유사도 척도로서 블록(B)의 총 그래디언트 G_B 가 사용되고,

상기 총 그래디언트 G_B 는,

$$G_B = \sqrt{G_{B,x}^2 + G_{B,y}^2}$$

에 의해 계산되며,

$G_{B,x}$ 는 블록 B의 수평 그래디언트이고, $G_{B,y}$ 는 블록 B의 수직 그래디언트일 수 있다.

발명의 효과

본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 장치 및 방법에 의하면, 조영-증강된 엑스레이 이미지의 명암을 높일 수 있고, 이미지 블록의 노이즈 레벨을 정확하게 추정함으로써 추정된 노이즈 레벨에 기반하여 조영-증강된 엑스레이 이미지에서 효과적으로 노이즈를 제거할 수 있다.

도면의 간단한 설명

도 1은 $A=3$ 인 경우의 유사도 마스크를 도시한 도면으로서, 도 1a는 수평 마스크를 도시한 도면이고, 도 1b는 수직 마스크를 도시한 도면.

도 2a는 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 장치의 블록도.

도 2b는 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법의 흐름도.

도 2c는 도 2b에 도시된 노이즈 레벨 추정 단계의 상세 흐름도.

도 3은 #1 이미지의 시각적 성능 비교를 도시한 도면으로서, 도 3a는 오리지널 이미지, 도 3b는 HE를 적용한 이미지, 도 3c는 CLAHE를 적용한 이미지, 도 3d는 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법을 적용한 이미지.

도 4는 #2 이미지의 시각적 성능 비교를 도시한 도면으로서, 도 4a는 오리지널 이미지, 도 4b는 HE를 적용한 이미지, 도 4c는 CLAHE를 적용한 이미지, 도 4d는 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법을 적용한 이미지.

도 5는 #3 이미지의 시각적 성능 비교를 도시한 도면으로서, 도 5a는 오리지널 이미지, 도 5b는 HE를 적용한 이미지, 도 5c는 CLAHE를 적용한 이미지, 도 5d는 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법을 적용한 이미지.

도 6은 #4 이미지의 시각적 성능 비교를 도시한 도면으로서, 도 6a는 오리지널 이미지, 도 6b는 HE를 적용한 이미지, 도 6c는 CLAHE를 적용한 이미지, 도 6d는 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의

의 디노이징 방법을 적용한 이미지.

도 7은 #5 이미지의 시각적 성능 비교를 도시한 도면으로서, 도 7a는 오리지널 이미지, 도 7b는 HE를 적용한 이미지, 도 7c는 CLAHE를 적용한 이미지, 도 7d는 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법을 적용한 이미지.

도 8은 #6 이미지의 시각적 성능 비교를 도시한 도면으로서, 도 8a는 오리지널 이미지, 도 8b는 HE를 적용한 이미지, 도 8c는 CLAHE를 적용한 이미지, 도 8d는 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법을 적용한 이미지.

도 9는 #7 이미지의 시각적 성능 비교를 도시한 도면으로서, 도 9a는 오리지널 이미지, 도 9b는 HE를 적용한 이미지, 도 9c는 CLAHE를 적용한 이미지, 도 9d는 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법을 적용한 이미지.

도 10은 #8 이미지의 시각적 성능 비교를 도시한 도면으로서, 도 10a는 오리지널 이미지, 도 10b는 HE를 적용한 이미지, 도 10c는 CLAHE를 적용한 이미지, 도 10d는 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법을 적용한 이미지.

도 11은 #2 이미지의 히스토그램 비교를 도시한 도면으로서, 도 11a는 오리지널 이미지, 도 11b는 HE를 적용한 이미지, 도 11c는 CLAHE를 적용한 이미지, 도 11d는 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법을 적용한 이미지.

도 12는 #2 이미지에 대한 SSIM 결과를 도시한 도면으로서, 도 12a는 오리지널 이미지, 도 12b는 HE를 적용한 이미지, 도 12c는 CLAHE를 적용한 이미지, 도 12d는 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법을 적용한 이미지.

도 13은 성능 비교를 도시한 도면으로서, 도 13a는 PSNR 메트릭, 도 13b는 MSE 메트릭, 그리고 도 13c는 SSIM 메트릭인 경우의 성능 비교를 도시한 도면.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0046] 본 발명의 목적, 특정한 장점들 및 신규한 특징들은 첨부된 도면들과 연관되어지는 이하의 상세한 설명과 바람직한 실시예들로부터 더욱 명백해질 것이다.
- [0047] 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.
- [0048] 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.
- [0049] 또한, "제1", "제2", "일면", "타면" 등의 용어는, 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하기 위해 사용되는 것으로, 구성요소가 상기 용어들에 의해 제한되는 것은 아니다.
- [0050] 이하, 본 발명을 설명함에 있어, 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있는 관련된 공지 기술에 대한 상세한 설명은 생략한다.
- [0051] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시형태를 상세히 설명하기로 한다.
- [0052] 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 장치 및 방법에서, 의료 이미지에 대한 디노이징 및 명암-증강 방법이 제안된다. 의료 이미지 개선의 주된 목적은 낮은 명암 데이터를 높은 명암으로 변환하는 것이고, 높은 노이즈 레벨을 감소시키는 것이다. 이 목표를 만족시키기 위하여, 노이즈 레벨이 로컬 블록의 표준 편차와 분산을 계산함으로써 추정되는, 노이즈-레벨 추정 방법이 제안된다. 그 다음 획득된 노이즈 레벨은 블록-매칭 및 3D 필터링(BM3D: block-matching and 3D filtering) 알고리즘에 대한 입력 파라미터로서 사용된다. BM3D를 포함하여, 대부분의 디노이징 방법들은 시스템이 노이즈 레벨을 인지하는 경우에 잘 동작하기 때문에 노이즈 레벨 추정은 중요한 단계이다. BM3D 알고리즘은 정확한 노이즈 레벨 정보없이 잘 수행되지 못하기 때문에, 노이즈 레벨 추정 단계는 중요하다. 시뮬레이션 결과는 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법이 객관적인 성능 및 시각적인 성능 양자에 관해 다른 벤치마크들을 능가함을 확인시켜 주었다.

[0054] 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 장치 및 방법

[0055] 의료 이미지를 위한 HE 및 CLAHE

[0056] HE는 이미지들의 히스토그램을 사용하는 명암 조절을 위한 이미지 처리 접근법이다. HE 방법은 이미지 인텐시티를 조정하여 명암을 개선하고, 일반적으로, 특히 이용가능한 이미지 데이터가 인근의 명암 인텐시티에 의해 기술되는 경우, 주어진 이미지들의 전반적인 명암을 향상시킨다. 인텐시티 적응을 통해, 인텐시티는 히스토그램의 형태로 더 좋게 할당될 수 있는데, 더 낮은 로컬 명암 영역들은 더 높은 명암을 얻는다. HE는 가장 빈번한 인텐시티를 효과적으로 분포시킴으로써 이러한 향상을 달성한다. HE가 보통 이미지들에서 비현실적인 효과를 생성할 지라도, 그것은 골상(bone structure) 엑스레이(X-ray) 이미지들과 같은 의료 응용에 효과적이다. 이 방법은 양쪽이 밝거나 또는 양쪽이 어두운 작은 명암 레벨을 갖는 이미지들에서 효과적이다. 이 방법의 하나의 단점은 HE가 판별을 못하기 때문에, 양호한 신호들이 감소될 수 있는 동안 백그라운드 노이즈가 증가할 수 있다는 것이다.

[0057] HE 방법을 대체하고 개선하도록 몇몇 변형들이 소개되었는데, 이들 중 몇몇은 전반적인 명암보다는 국부적인 명암 효과를 강조한다. 이들 중, 명암-제한 적응적 히스토그램 등화(CLAHE: contrast-limited adaptive histogram equalization)는, 그것이 어떤 광도 평균-시프트도 발생하지 않고 명암을 개선하기 때문에 널리 사용된다. 더욱이, 그것은 HE에 의해 야기된 상세-손실 영향을 해결한다. CLAHE는 누적 분포 함수(CDF: cumulative distribution function)를 계산하기 전에 미리-주어진 값으로 히스토그램을 제한함으로써 최대값들을 속박한다. CLAHE는 CDF 기울기 및 변환 함수를 속박한다(bound). 클립 제한(clip limit)이라는 용어는 히스토그램이 클립되고, 히스토그램 정규화 및 인접한 영역 크기에 의존한다는 의미이다. 재분배는 어떤 빈들(bins)이 다시 클립 경계를 넘도록 촉진하고, 이것은 미리-주어진 한계보다 큰 유효 클립 한계를 초래한다. 상기 CLAHE 방법은 이 클립 경계를 사용하여 노이즈를 억제한다. 하지만, CLAHE는 결과로서 생성되는 이미지들에서 바람직하지 않은 노이즈를 야기한다. 그러므로, 후처리 방법인 디노이징(denoising)이 노이즈를 억제하기 위하여 필요하다.

[0059] 조영-증강된 의료 이미지에서의 디노이징

[0060] CLAHE 이미지 결과는 노이즈 성분을 포함하기 때문에, 노이즈 감소를 위한 후처리 단계는 이미지 품질을 개선하는데 중요하다. 여기에서, 디노이징 툴로서 BM3D([15])가 고려된다. BM3D를 정확하게 수행하기 위하여, 정확한 노이즈 레벨이 그것의 동작 중에 제공되어야 한다. 그러므로, 결과로서 생성되는 CLAHE 이미지에서 정확하게 노이즈 레벨을 추정하는 것은 중요한 이슈이다. 많은 디노이징 방법들이 의료 이미지에서 양호한 디노이징 성능을 달성했는지라도, 노이즈 레벨 추정에 대한 문헌은 매우 제한되어 있다. 더욱이, 대부분의 디노이징 방법들은 시스템이 노이즈 레벨을 인지할 때 잘 동작하고, 역으로 일반적인 디노이징 방법들은 정확한 노이즈 레벨을 알지 못하는 경우 잘 동작하지 않는다.

[0061] 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 장치 및 방법에서, 주어진 CLAHE 이미지는 8×8 서브-이미지로 분해된다. 그 다음 각 서브-이미지는 다시 8×8 블록으로 분해되고, 그 다음 가장 큰 히스토그램 유사도를 갖는 블록(HSB)으로서 분류된 한 세트의 블록들의 분산들로부터 로컬 이미지 노이즈의 표준 편차(σ)가 계산된다. 위치 $[k, l]$ 을 중심으로 하는 $w \times w$ 크기의 직사각형 영역(A_{kl})과 상기 HSB(B_{kl})는 하기와 같이 표현될 수 있다:

수학식 1

$$B_{kl} = \{ \text{Im}[n_1, n_2] | [n_1, n_2] \in A_{kl} \}$$

[0063] 상기에서 $A_{kl} = [n_1, n_2]$, $k - (w-1)/2 \leq n_1 \leq k + (w-1)/2$, $l - (w-1)/2 \leq n_2 \leq l + (w-1)/2$ 이다. 이들 균일 샘플들의 표준 편차(σ)는 블록 노이즈의 로컬 분산인 것으로 고려한다.

[0064] HSB들에서 선택된 블록은 거의 일정하고 표준 편차(σ)들은 단지 인공적인 결함에 의해 야기된다. 주어진 이미지에서의 고정된 값들을 가지고 그리고 독립적인 동일하게 분포된 특징들을 가지고, 그들의 블록 평균(μ_B) 및 표준 편차(σ_B)는 하기와 같이 계산될 수 있다:

수학식 2

$$\mu_B = \frac{1}{A^2} \sum_{[n_1, n_2] \in A_{kl}} B_{kl}[n_1, n_2]$$

수학식 3

$$\sigma_B = \sqrt{\frac{1}{A^2} \sum_{[n_1, n_2] \in A_{kl}} (B_{kl}[n_1, n_2] - \mu)^2}$$

상기에서 A_{kl} 는 위치 $[k, l]$ 을 중심으로 하는 $w \times w$ 크기의 직사각형 영역을 나타내고, $B_{kl}[n_1, n_2]$ 는 상기 HSB 내의 위치 $[n_1, n_2]$ 의 픽셀의 인텐시티를 나타내며, $k-(w-1)/2 \leq n_1 \leq k+(w-1)/2$ 이고, $l-(w-1)/2 \leq n_2 \leq l+(w-1)/2$ 이며, $A=w$ 이다.

그 다음 어떤 영역이 HSB에 속하는지가 결정된다. 주어진 영역이 HSB에 속하는지를 결정하기 위하여, 유사도 척도가 사용된다. 몇몇 고주파 필터 구성들이 HSB를 결정하는데 사용될 수 있다. 본 발명의 일 실시예에서, 소벨(Sobel) 연산자가 사용된다:

수학식 4

$$G_{B,x} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \circ B = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} [-1 \quad 0 \quad +1] \circ B$$

수학식 5

$$G_{B,y} = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +2 & +1 \end{bmatrix} \circ B = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ +1 \end{bmatrix} [1 \quad 2 \quad 1] \circ B$$

여기에서, $\circ$ 는 2D 이미지 컨벌루션 연산이다. 소벨 연산자들은 각 커널의 평균의 곱으로서 나누어질 수 있다. 일단 $G_{B,x}$ 와 $G_{B,y}$ 가 계산되면, 총 그래디언트 G_B 는 하기와 같이 계산될 수 있다:

수학식 6

$$G_B = \sqrt{G_{B,x}^2 + G_{B,y}^2}$$

도 1은 $A=3$ 에 대한 유사도 마스크를 도시한 것이다. 최신 디노이징 방법들 중 하나인 BM3D는 그룹핑(grouping)

및 협업 필터링(collaborative filtering)을 사용한다. 노이즈가 있는 이미지들은 슬라이딩(sliding) 방식으로 블록들로 분류된다. 그 다음, 각 블록은 사전 결정된 임계값을 가지고 유사한 블록들을 검색함으로써 연산된다. 그 다음 상관 블록들이 3D 어레이를 생성하기 위하여 동시에 배치된다. 그룹내의 유사성으로 인하여, 데이터는 높은 수준의 상관을 나타낸다. 그 다음, 협업 필터링 및 가중 평균이 수행된다. BM3D 방법을 적합하게 적용하기 위하여, 하기의 파라미터들은 알려져야 한다:

[0074] · Im_{NF} : 노이즈가 없는 이미지

[0075] · Im_N : 노이즈가 있는 이미지

[0076] · σ_B : 노이즈가 있는 블록의 표준 편차

[0077] 여기에서, σ_B 는 수학식 3을 사용하여 계산되고, 최종 결과는 파라미터들, Im_{NF} , Im_N , σ_B 을 사용하여 BM3D에 의해 계산된다.

[0078] 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 장치의 블록도가 도 2a에 도시된다.

[0079] 도 2a에 도시된 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 장치는, 입력 이미지(Im_{IN})에 대해 명암-제한 적응적 히스토그램 등화(CLAHE)를 적용하기 위한 명암-제한 적응적 히스토그램 등화부(200), 상기 명암-제한 적응적 히스토그램 등화부(200)에서 출력되는 이미지의 노이즈 레벨을 추정하기 위한 노이즈 레벨 추정부(202), 및 상기 추정된 노이즈 레벨에 기반하여 상기 명암-제한 적응적 히스토그램 등화부(200)에서 출력된 이미지(Im_{OUT})에 대해 블록-매칭 3D 필터링(BM3D)을 적용하기 위한 블록-매칭 3D 필터링부(204)를 포함한다. 상기 입력 이미지(Im_{IN})는 조영-증강된 엑스레이 이미지일 수 있다.

[0080] 상기 노이즈 레벨 추정부(202)는, 상기 명암-제한 적응적 히스토그램 등화(CLAHE)가 적용된 이미지를 복수의 서브-이미지로 분해하는 동작, 상기 각 서브-이미지를 복수의 블록으로 분해하는 동작, 유사도 척도를 사용하여 가장 높은 히스토그램 유사도를 갖는 블록(HSB)을 결정하는 동작, 및 상기 수학식 2 및 수학식 3D에 기반하여 HSB로 결정된 블록들의 표준 편차를 계산하고 계산된 표준 편차에 기반하여 노이즈가 있는 블록의 표준 편차를 획득하는 동작을 수행한다.

[0081] 도 2b에 도시된 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법의 흐름도를 참조하면, 단계 S206에서 입력 이미지(Im_{IN}), 예를 들어 조영-증강된 엑스레이 이미지에 대해 명암-제한 적응적 히스토그램 등화(CLAHE)를 적용한다.

[0082] 단계 S208에서, 상기 명암-제한 적응적 히스토그램 등화(CLAHE)가 적용된 이미지의 노이즈 레벨을 추정한다.

[0083] 단계 S210에서, 상기 추정된 노이즈 레벨에 기반하여 상기 명암-제한 적응적 히스토그램 등화(CLAHE)가 적용된 이미지에 대해 블록-매칭 3D 필터링(BM3D)을 적용하여, 출력 이미지(Im_{OUT})를 출력한다.

[0084] 한편, 도 2c를 참조하면, 상기 단계 S208은, 상기 명암-제한 적응적 히스토그램 등화(CLAHE)가 적용된 이미지를 복수의 서브-이미지로 분해하는 단계(단계 S212), 상기 각 서브-이미지를 복수의 블록으로 분해하는 단계(단계 S214), 유사도 척도를 사용하여 가장 높은 히스토그램 유사도를 갖는 블록(HSB)을 결정하는 단계(단계 S216), 및 상기 수학식 2 및 수학식 3에 기반하여 HSB로 결정된 블록들의 표준 편차를 계산하고 계산된 표준 편차에 기반하여 노이즈가 있는 블록의 표준 편차를 획득하는 단계(단계 S218)를 포함한다.

[0086] 시뮬레이션 결과

[0087] 윈도우 8 운영 체제를 가지고, 매트랩(Matlab)을 사용하여 본 발명이 구현되었다. 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법의 성능을 관용적인 방법들의 성능과 비교하기 위하여, 몇몇 객관적인 메트릭과 주관적인 메트릭이 사용되었다. 관용적인 방법들로서 HE 및 CLAHE가 선택되었다.

[0089] 성능 메트릭

[0090] 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법의 결과들이 생성되었고 그 결과들을 벤치마크 방법들의 결과와 비교하였다. 성능 메트릭으로서 피크 신호 대 잡음비(PSNR: peak signal-to-noise ratio) 및 구조적인 유사도(SSIM: structural similarity)를 사용하여, 의료 이미지들에 대해 본 발명의

일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법을 테스트하였다. PSNR은 이미지의 최대 가능한 전력과의 표현에 영향을 미치는 손상(corrupting) 노이즈의 전력 간의 비례 관계를 기술하는 용어이다. 그레이 이미지의 최대 가능한 전력은 255^2 이라는 것은 주목된다. PSNR은 평균 제곱 오차(MSE: mean square error)에 의해 정의된다. 수학식 7 및 수학식 8은 MSE 및 PSNR을 계산하는 방법을 나타낸다.

수학식 7

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \{Im_{NF}(i,j) - Im_N(i,j)\}^2$$

수학식 8

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{MSE} \right)$$

다른 메트릭인 SSIM은 디지털 이미지들의 인지된 품질을 추정한다. PSNR과 유사하게 SSIM은 원래의 이미지와 출력 이미지 간의 유사도를 테스트하는데 사용되고, 하기와 같이 계산된다:

수학식 9

$$SSIM(Im_{NF}, Im_N) = \frac{\left[2\mu_{Im_{NF}}\mu_{Im_N} + c_1 \right] \left[2\sigma_{Im_{NF}}\sigma_{Im_N} + c_2 \right]}{\left[\mu_{Im_{NF}}^2 + \mu_{Im_N}^2 + c_1 \right] \left[\sigma_{Im_{NF}}^2 + \sigma_{Im_N}^2 + c_2 \right]}$$

상기에서 변수 c_1 및 c_2 는 작은 분모를 가지고 나눗셈을 유지한다. 일단 SSIM이 계산되면, 하기와 같이 구조적인 비유사성이 계산될 수 있다.

수학식 10

$$DSSIM(Im_{NF}, Im_N) = \frac{1}{2} \{ 1 - SSIM(Im_{NF}, Im_N) \}$$

시각적 및 객관적 성능 비교

도 3 내지 도 10은 8개의 테스트 이미지들인 #1 내지 #8에 대한 시뮬레이션 결과를 도시한 것이다. 모든 (a) 도면들은 원래의 이미지들이고, 모든 (b), (c) 및 (d) 도면들은 각각 HE, CLAHE 및 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법에 의해 생성된 이미지들이다. 모든 (a) 도면들은 낮은 명암을 나타내고, 상기 이미지들의 상세한 부분들은 분간하기 어렵다. 더욱이, (a) 도면들은 너무 밝거나 너무 어둡다. 다음, (b) 도면들은 HE 이미지 결과들인데, 명암이 잘 분포되어 있다. 하지만, 국부성(locality property)이 고려되지 않기 때문에, 몇몇 영역들은 너무 밝거나 너무 어둡다. (c) 도면들은 CLAHE 이미지 결과들인데, 만족스러운 결과들이다. 하지만, 이들 도면들은 여전히 인공적인 결함으로서 간주되는 신호-종속적인 노이즈를 포함한다. 마지막으로, (d) 도면들은 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법의 결과들을 나타내는데, 원치 않는 노이즈들이 성공적으로 제거되었음을 알 수 있다.

[0100] 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법과 관용적인 방법들의 성능을 히스토그램을 분석함으로써 비교하였다. 비교를 위해 #2 이미지들을 채택한 경우, 도 11은 그 결과를 나타낸다. 도 12는 #2 이미지들에 대한 SSIM 결과를 나타낸 것으로, 도 12a 내지 도 12는 각각 HE, CLAHE, 및 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법의 결과들을 나타낸 것이다.

[0101] 더욱이, 8개의 이미지들에서 사용된 다양한 방법들을 객관적으로 평가하기 위하여 3개의 메트릭을 사용하였다. 표 1, 표 2 및 표 3은 PSNR, MSE 및 SSIM 메트릭을 나타낸 것이다. 모든 3개의 표들은 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 방법이 PSNR, MSE 및 SSIM의 관점에서 다른 방법들을 능가하였음을 나타낸다. 즉, BM3D에 노이즈-레벨 파라미터를 적용함으로써, 최종 결과들이 개선되었다. 표 1, 표 2 및 표 3의 결과들은 도 13에 도시된 도면들에 나타나 있다.

표 1

Image number	HE	CLAHE	Proposed method
1	20.487	20.505	20.592
2	16.132	21.876	21.966
3	16.976	20.231	20.507
4	14.178	19.416	19.550
5	12.359	18.341	18.438
6	15.143	21.665	22.072
7	15.643	18.634	18.699
8	16.611	17.753	18.101

[0102]

표 2

Image number	HE	CLAHE	Proposed method
1	581.155	578.764	567.302
2	1584.453	422.072	413.413
3	1304.532	616.558	578.580
4	2484.309	743.684	721.087
5	3776.435	952.636	931.691
6	1989.579	443.134	403.470
7	1773.050	890.593	877.345
8	1418.800	1090.685	1006.769

[0103]

표 3

Image number	HE	CLAHE	Proposed method
1	0.7544677	0.7647675	0.8533339
2	0.7291401	0.7931885	0.8636555
3	0.7252924	0.7120399	0.7726450
4	0.5349679	0.7200562	0.7949728
5	0.3828288	0.7087411	0.8017176
6	0.5696886	0.7249215	0.7854761
7	0.7619043	0.7724549	0.8239432
8	0.8191071	0.6167561	0.6606208

[0104]

[0106]

결론

[0107]

본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 장치 및 방법은 조영-증강된 의료 이미지에 대한 디노이징 접근법을 제시한다. 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 장치 및 방법의 주된 목표는 저-명암 이미지들을 고-명암 이미지들로 변환하는 것이다. 원치 않는 노이즈를 제거하기 위하여, 노이즈-레벨 추정 방법이 적용되었고 그 결과가 BM3D 입력 파라미터로서 사용되었다. 이것을 위하여, 히스토그램 유사도 블록이 사용되었고 표준 편차 및 분산이 계산되었다. 획득된 노이즈 레벨은 BM3D에 대한 입력 파라미터로서 사용되었고, 그 다음 디노이징 프로세스가 수행되었다. 실험 결과는 본 발명의 일 실시예에 의한 조영-증강된 엑스레이 이미지에서의 디노이징 장치 및 방법이 객관적 및 시각적 성능 양자의 관점에서 다른 벤치마크들을 능가한다는 것을 보여주었다.

[0108]

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.

[0109]

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

부호의 설명

[0110]

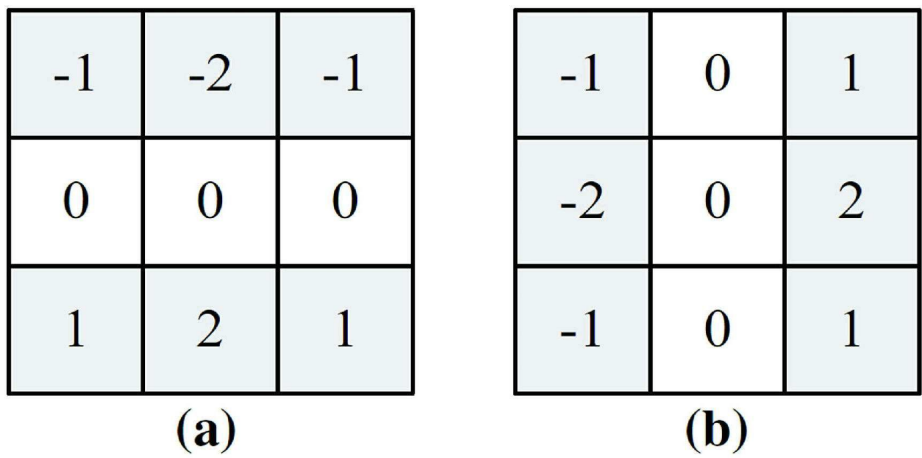
200 : 명암-제한 적응적 히스토그램 등화부

202 : 노이즈 레벨 추정부

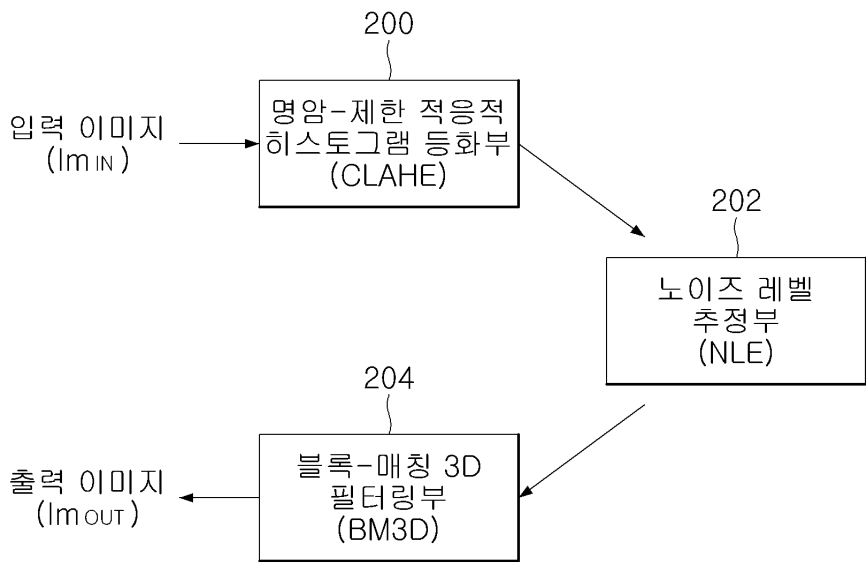
204 : 블록-매칭 3D 필터링부

도면

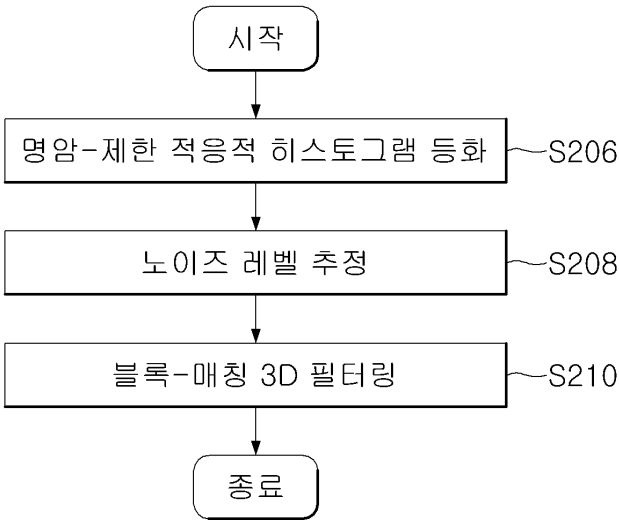
도면1



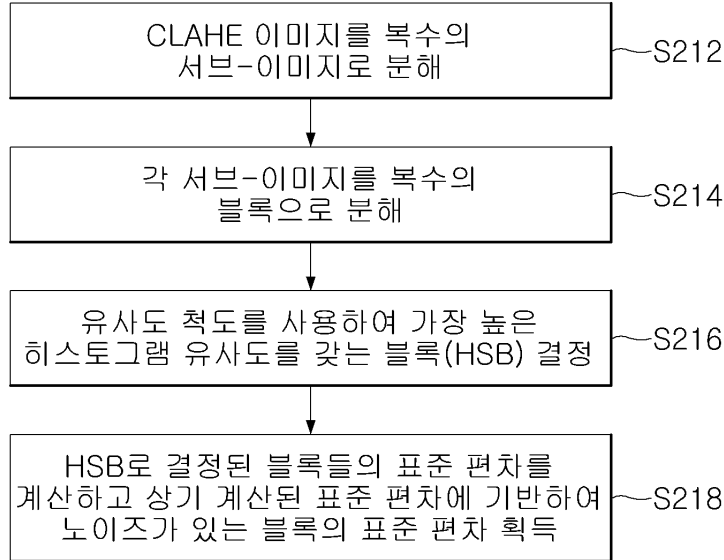
도면2a



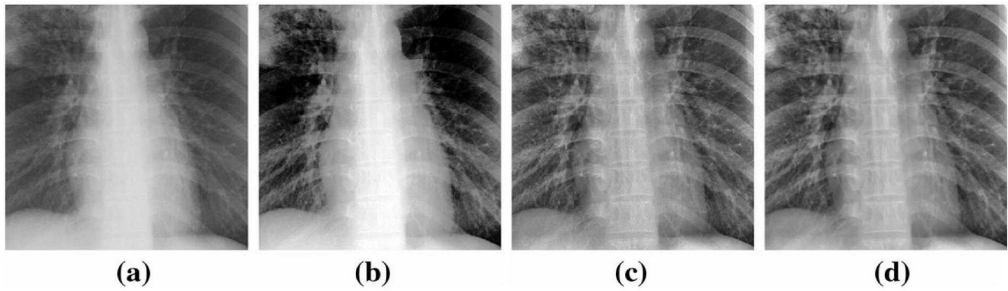
도면2b



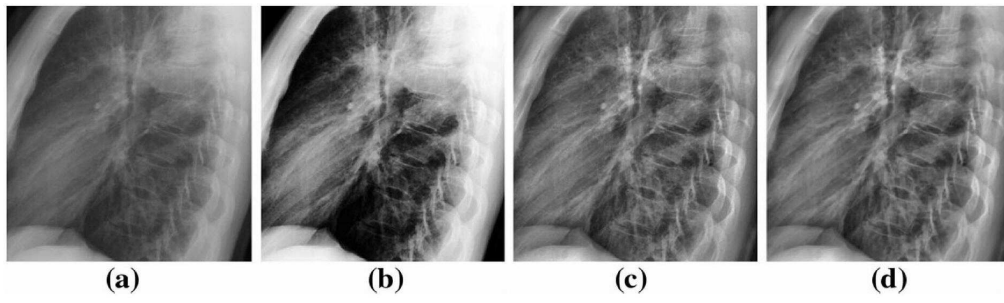
도면2c



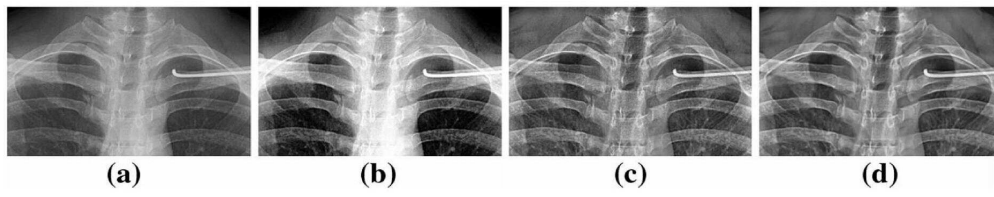
도면3



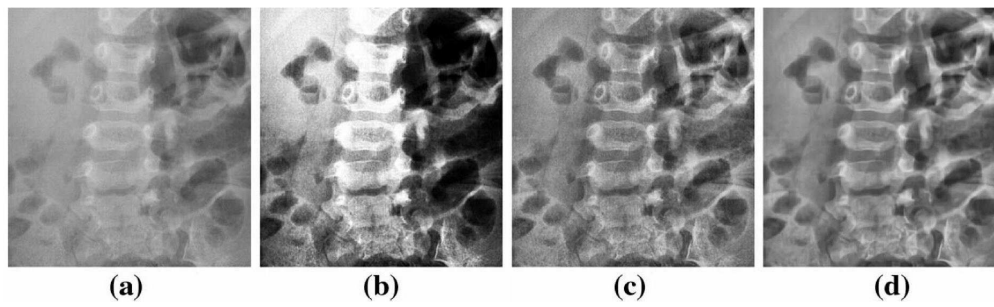
도면4



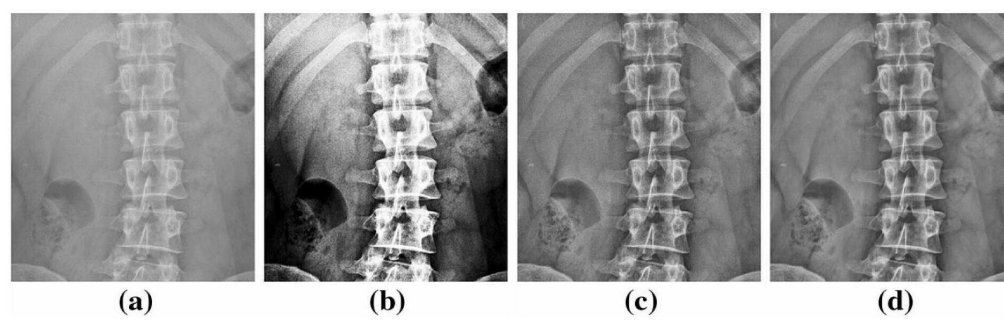
도면5



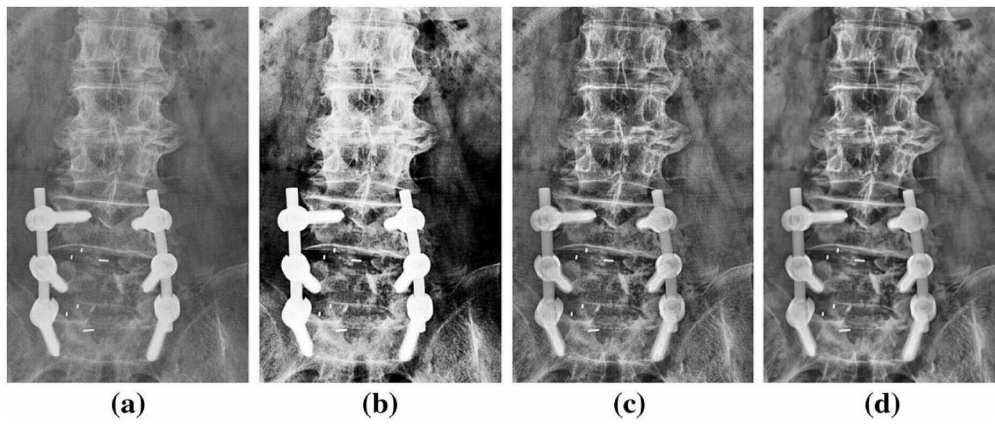
도면6



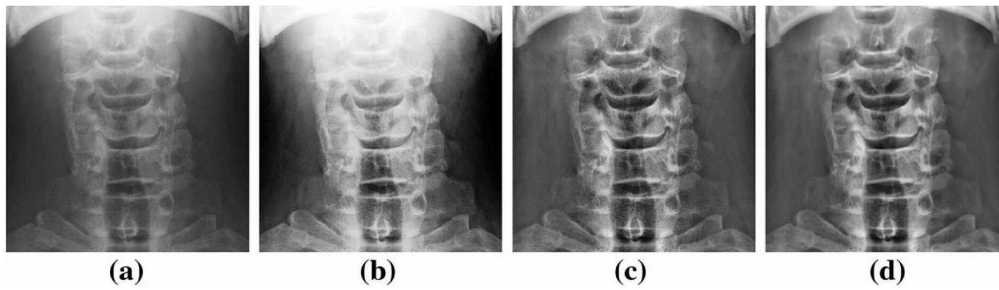
도면7



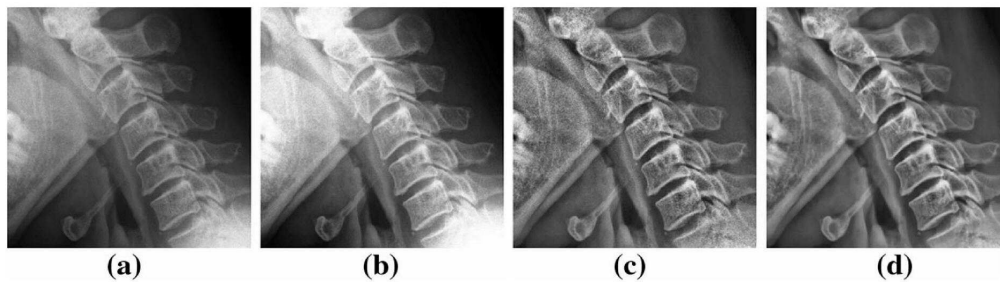
도면8



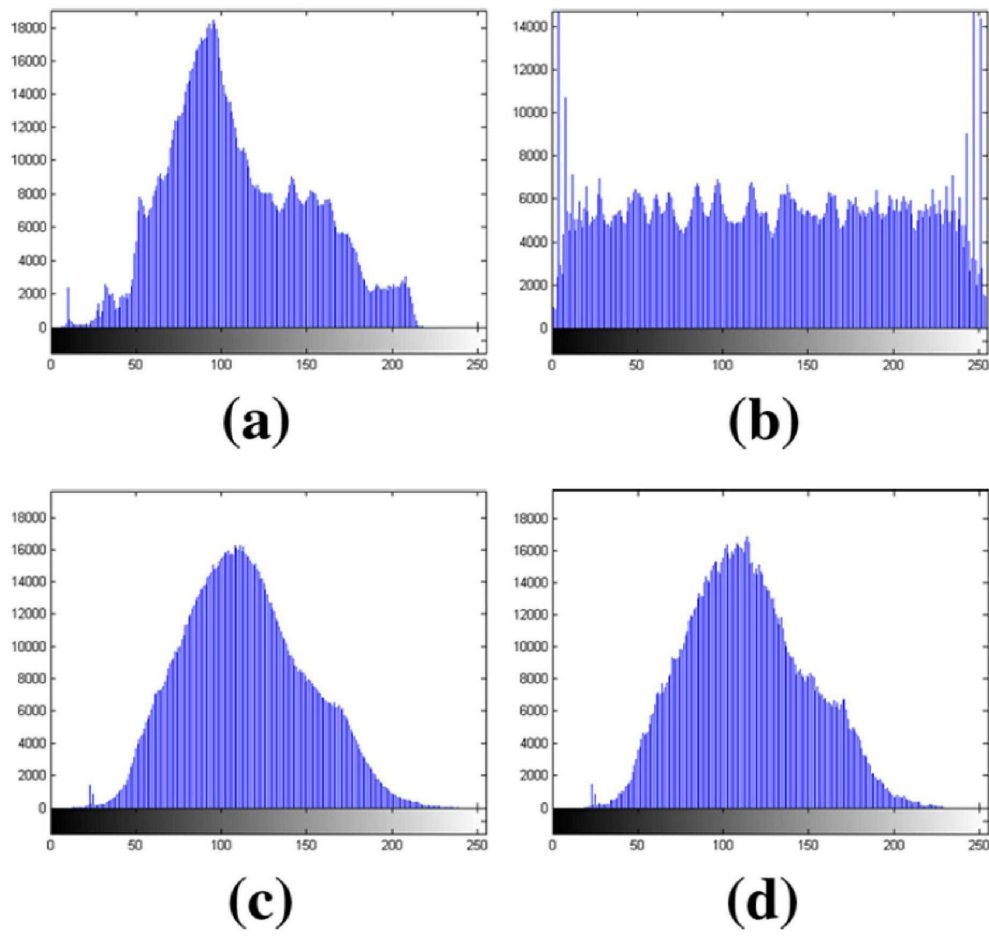
도면9



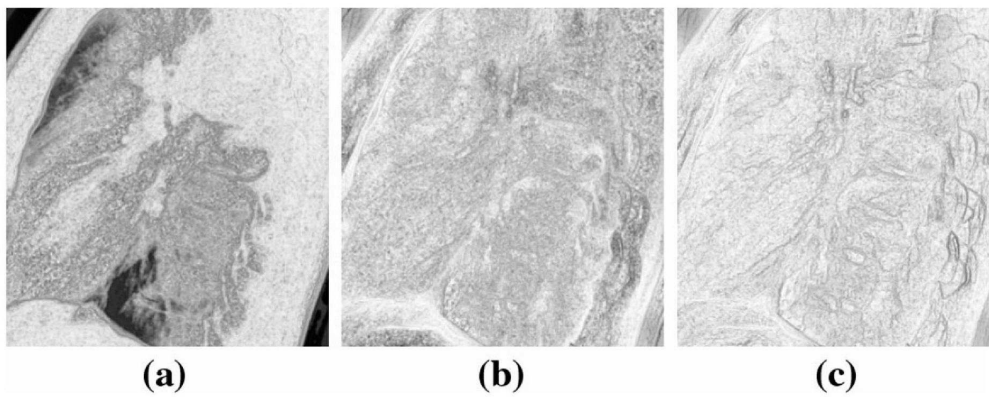
도면10



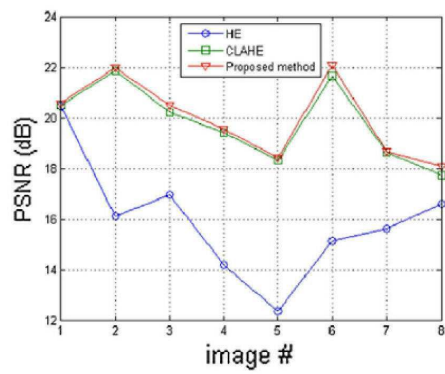
도면11



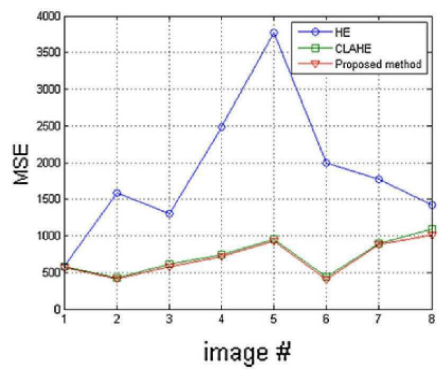
도면12



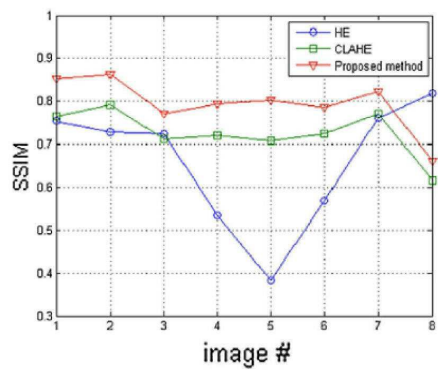
도면13



(a)



(b)



(c)