



사전 정보 복원 모델을 이용한 안저 사진의 품질 개선

Dehazing Algorithm for Enhancing Fundus Photographs Using Dark Channel and Bright Channel Prior

박세희¹ · 정형진² · 예종철³ · 이가영¹

Sehie Park, MD¹, Hyungjin Chung, MS², Jong Chul Ye, PhD³, Kayoung Yi, MD, PhD¹

한림대학교 의과대학 안과학교실¹, 한국과학기술원 바이오및뇌공학과², 한국과학기술원 김재철시대학원³

Department of Ophthalmology, Hallym University College of Medicine¹, Seoul, Korea

Department of Bio and Brain Engineering, Korea Advanced Institute of Science and Technology (KAIST)², Daejeon, Korea

Kim Jae Chul Graduate School of AI, Korea Advanced Institute of Science and Technology (KAIST)³, Daejeon, Korea

Purpose: We present a dehazing algorithm using dark channel prior (DCP) and bright channel prior (BCP) to enhance the quality of retinal images obtained through conventional fundus photography.

Methods: A retrospective analysis was conducted on retinal images from patients who visited Gangnam Sacred Heart Hospital between January 2000 and September 2022. These images were captured using a digital fundus camera (KOWA Nonmyd 8S Fundus Camera, KOWA Company, Nagoya, Japan) without pupil dilation. We used two mathematical algorithms: DCP only and DCP and BCP combined. The original, DCP-processed, and DCP & BCP-processed images were compared. Fisher's exact test was used to identify significant quality improvements.

Results: The DCP and the newly proposed DCP plus BCP algorithm effectively eliminated haze and enhanced the contrast of cataract images. Notably, DCP demonstrated limited improvements in fundus photographs from patients with small pupils, whereas the proposed DCP plus BCP method effectively revealed previously obscured retinal details and vessels. However, these methods exhibited limited performance in severe cataracts compared to the clear images obtained after surgery. The quality enhancement with the proposed method was significant in photographs of patients with cataracts ($p = 0.032$) and small pupils ($p < 0.01$).

Conclusions: Our algorithm produced clearer images of blood vessels and optic disc structures, while significantly reducing artifacts in fundus images from patients with small pupils or cataracts. The proposed algorithm can provide visually enhanced images, potentially aiding physicians in the diagnosis of retinal diseases in patients with cataracts.

J Korean Ophthalmol Soc 2024;65(1):44-52

Keywords: Image enhancement, Fundus photograph

일반 안저촬영은 환자의 망막을 비침습적으로 관찰할 수

있어서, 환자의 망막 상태에 대한 객관적인 평가와 기록에 중요하다. 특히, 망막혈관의 분석은 당뇨병, 고혈압과 관련된 망막병증의 진단과 경과 관찰에 매우 중요하다. 안과 외래에는 광각안저촬영이 빠르게 보급되고 있지만, 원격 진료나 집단 검진에서는 일반 안저촬영이 많이 쓰이고 있다. 또한, 시신경 주변 혈관과 시신경유두오목벽을 관찰하는 경우, 황반 질환이 있는 경우에는 일반 안저 사진이 유용하다. 안저 사진은 피검사자의 비협조, 수정체 혼탁, 작은 동공,

■ Received: 2023. 4. 28. ■ Revised: 2023. 6. 25.

■ Accepted: 2023. 12. 22.

■ Address reprint requests to Kayoung Yi, MD, PhD
Department of Ophthalmology, Hallym University Hospital,
#665 Siheung-daero, Yeongdeungpo-gu, Seoul 07442, Korea
Tel: 82-2-6960-1240, Fax: 82-2-6960-1245
E-mail: kayoungyi@yahoo.co.kr

* Conflicts of Interest: The authors have no conflicts to disclose.

© 2024 The Korean Ophthalmological Society

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

임상 환경에서의 불균일한 조명, 대비도 조절 미흡 등으로 인해 품질이 조악한 경우가 많다.¹⁻³ 5,575명의 환자를 대상으로 한 선별 연구에서는 안저 사진의 약 12%가 안과 의사가 판독할 수 있는 적절한 품질이 아니라고 보고한 바 있다.⁴ 이는 안과 의사의 진단을 어렵게 할 뿐만 아니라 기계 학습-인공지능(machine learning-artificial intelligence)을 통한 자동 사진 판독의 발전을 저해할 수 있다.

안저 사진을 통한 임상적 진단에 장애를 주는 가장 큰 요인은 사진의 불균일한 조명과 낮은 대비도이다. 또한, 미세 구조물(혈관, 시신경, 망막병변, 미세동맥류 등)이 영상 잡음 없이 가시화되는지의 여부가 안저 사진의 품질을 결정하는 요소들이다.⁵

최근 사진의 품질은 심층 학습(deep learning) 기술의 발전으로 촬영 후 보정 속도가 매우 빠르게 향상되고 있다.^{6,7} 그러나 일반적인 사진과 달리 안저 사진은 임상 진단을 위한 해부학적 망막 구조를 포착하기 위해 일반적인 사진 촬영과는 다른 환경에서 얻어지기 때문에 일반적인 방법을 적용하게 되면 다양한 문제가 발생한다. 첫째, 촬영을 위한 입사광과 반사광 모두 작은 동공을 통과해야 하기 때문에, 구형인 안구의 안쪽을 균일하게 조영하고 촬영할 수 없어서 중심-주변 위치에 따른 불균일 음영 잡음이 생긴다.⁸ 둘째, 안저 사진의 해부학적 망막 구조(예: 혈관, 시신경, 시신경유두오목)는 임상 진단에 매우 중요하므로 영상 정보의 손실 없이 보존되어야 한다. 셋째, 망막출혈, 망막신경섬유층 및 드루젠 같은 병변은 일반적으로 차지하는 화소 수가 적고, 원형 모양으로 나타나 영상 잡음과 쉽게 혼동될 수 있다. 따라서 안저 사진을 보정할 때에는 저품질 요인은 개선하면서 병리학적 특성을 동시에 보존할 수 있어야 하므로, 일반 사진을 보정하는 방식으로는 만족할 만한 촬영 후 보정 사진을 얻기 힘들다.

안저 사진의 품질을 향상시키기 위해서 고전적으로 사용되던 방식은 히스토그램 균등화(histogram equalization, HE)이다. 히스토그램 균등화는 명암 값의 분포가 한쪽으로 치우치거나 균일하지 못한 사진을 개선하여 명암 값 분포를 균일하게 함으로써 사진의 품질을 향상시키고, 사람이 알아보기 좋은 선명한 화질의 사진을 만든다.⁹

그러나 히스토그램 균등화는 전 범위의 대비를 강조하기 때문에 안저 사진에 적용하기에 효과적인 방법은 아니다. 이를 개선하기 위한 것이 적응형 히스토그램 균등화(contrast limited adaptive HE)로 국소적인 영역에서 노이즈를 억제할 수 있다는 점에서 안저 사진에 적용하기에 더 적합하다.¹⁰⁻¹³ Zhou et al³은 HSV 색공간과 후속 대비 보정을 기반으로 하는 방법을 제안한 바 있다.

안저 사진의 품질을 개선할 때 적용이 가능한 또 다른 방

법으로 생성 모델을 기반으로 한 흐림개선(dehazing) 방식이 있는데, 이는 사진의 열화 과정을 반대로 역행하는 기전으로, 주로 자연 사진이나 수중 사진을 보정하는 데 사용되어 왔다.¹⁴

Peli and Peli¹⁵는 백내장이 심한 사람들의 안저 사진의 품질을 향상시키는 흐림개선 모델을 제시하였다. 사진흐림을 제거할 때 사용하는 방법으로 두 가지를 제안하였는데, 심층 합성곱 신경망(deep convolutional neural network, DCNN) 기반과 dark channel 기반의 방식이다. DCNN-기반의 방법을 안저 사진에 적용하는 것은 어려운데, 흐릿한 사진과 그에 상응하는 선명한 사진이 심층학습을 위한 훈련 자료(data set)로 필요하기 때문이다.¹⁶⁻¹⁸

일반적인 배경사진의 안개를 제거하는 dark channel 기반의 방법은 He et al¹⁹이 제안한 낮은 명도 정보 기반 모델(dark channel prior)에서 발전된 것으로, 이 방법은 사진흐림이 있는 사진에서는 컬러채널 중 최소한 한 채널의 명도 값이 매우 낮다는 가정 하에 적용되기에 훈련 자료(data set)가 없어도 사진을 개선할 수 있다는 장점이 있으나, 이는 야외 사진에 적용하는 방법이므로 안저 사진에 적용하였을 때는 무리가 있을 수 있다.

본 연구에서는 낮은 명도 정보 기반 모델과 그에 상응하는 높은 명도 정보 기반 모델(bright channel prior, BCP)을 결합한 알고리즘을 제시하여 안저 사진의 품질을 개선하고자 하였다. 수정체 혼탁 등으로 인한 사진 대조도 문제를 흐린 사진의 imaging forward model로 정의하고, 안저 사진의 고화질 사진 복원을 역문제(inverse problem)로 정의하여 이를 푸는 방식을 택하였다. 낮은 명도 정보 기반 모델은 대체로 백내장 등으로 혼탁해진 불균일 음영 잡음을 걷어내는 데에 효과적이고, 높은 명도 정보 기반 모델은 불균일한 조명에 의한 낮은 대조도를 높이는 데에 효과적이다. 주어진 사진의 특성을 고려하여 사용자가 두 방법을 모두 순차적으로 적용할 수도 있고, 둘 중 하나의 방식만 적용할 수도 있으며, 기존 사진에서 얼마만큼 변화를 원하는지에 대한 정도를 파라미터로 조절할 수 있다는 특징을 갖는다.

대상과 방법

본 연구는 헬싱키선언(Declaration of Helsinki)을 준수하였으며 연구윤리심의위원회(Institutional Review Board, IRB)의 승인을 받아 이루어졌다(IRB 승인번호: 2022-10-026). 2000년부터 2022년 9월까지 입원 환자 및 외래 환자의 일반 안저 사진 2,000장을 후향적으로 분석하였다. 안저 사진은 안저 카메라(KOWA Nonmyd 8S Fundus Camera, KOWA company, Nagoya, Japan)를 이용하여 다섯 명의 숙련된

검사자들이 촬영하였다.

촬영한 안저 사진 중 저자 한 명(S.H.P)이 품질 개선이 필요하다고 분류한 안저 사진을 대상으로 아래와 같은 방법을 적용하였다. 품질 개선이 불필요하다고 분류된 사진과 사진이 아예 찍히지 않았던 경우를 제외하고 품질 개선이 필요하다고 분류된 안저 사진은 103장이었으며, 백내장으로 인해 품질이 안좋은 사진 53장, 작은 동공으로 인해 품질이 안좋은 사진 50장이 분석에 사용되었다.

백내장 환자의 안저 사진 획득 과정은 수학적으로 다음과 같이 표현할 수 있다.¹⁵

$$I(x) = \mathcal{J}(x)t(x) + A(1-t(x)) \quad (1)$$

위 수식에서 이미징 시스템을 통해 얻어진 사진은 $I(x)$, 복원하고자 하는 사진은 $\mathcal{J}(x)$, 투과율은 $t(x)$ 그리고 전체 조명은 A 이다. 이는 주어진 조건이 복원해야 하는 정보보다 많은 역문제이기 때문에, 복원하려는 정보에 대한 사전 정보(prior)를 정의해야 한다. DCP 방법의 가정은 질이 좋은 사진의 경우 국소패치를 보았을 때 컬러 채널(RGB) 방향으로의 최소값이 아주 작다는 것이다. 수학적으로는, C 를 컬러 채널, Ω 를 국소패치라고 할 때, $\mathcal{J}^{dark}(x) = \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} (\mathcal{J}^c(y)) \right)$ 의 값이 아주 작다는 의미를 갖는다. 이때 $\min_x f(x)$ 는 $f(x)$ 의 최소값을 나타낸다. (1) 수식에 $\min$ 오퍼레이션을 적용하고 양변을 A^c 로 나누며, 국소패치의 투과율을 $\tau(x)$ 로 정의하면

$$\begin{aligned} & \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{\mathcal{J}^c(y)}{A^c} \right) \right) \\ &= \tau(x) \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{\mathcal{J}^c(y)}{A^c} \right) \right) + (1-\tau(x)) \end{aligned} \quad (2)$$

를 얻는다. 낮은 명도 정보 기반 모델의 가정에 따라 $\mathcal{J}$ 의 값은 0에 가까워야 하므로 $\min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{\mathcal{J}^c(y)}{A^c} \right) \right)$ 을 (2)에 $= \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{\mathcal{J}^c(y)}{A^c} \right) \right) = 0$

대입하면 $\tau(x) = 1 - \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{\mathcal{J}^c(y)}{A^c} \right) \right)$ 을 얻을 수 있다. 이론적으로 이 수식을 통해 국소패치의 투과율을 계산할 수도 있으나, 사용자에게 따라 사진에 가해지는 변화의 정도를 조절하기 위해 새로운 파라미터 ω 를 정의하면, 낮은 명도 정보 기반 모델의 사전 정보를 활용한 다음과 같은 방법을 얻을 수 있다.

$$\tau(x) = 1 - \omega \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{\mathcal{J}^c(y)}{A^c} \right) \right), \mathcal{J}(x) = \frac{I(x) - A}{\max(t(x), 0.1)} + A \quad (2)$$

이때, 오른쪽 수식은 (1)번 수식을 이항하여 정리하면 얻을 수 있는 $\mathcal{J}(x) = \frac{I(x) - A}{t(x)} + A$ 에서 너무 작은 수로 나누는 것을 방지하기 위하여 $t(x)$ 대신 $\max(t(x), 0.1)$ 을 이용하여 얻어진다. $\max(t(x), 0.1)$ 는 괄호 안의 두 값 중 더 큰 값을 취한다. 실제 문제에서는 전체 조명도 미리 알고 있지 않고 예측을 해야 하므로, 낮은 명도 정보 기반 모델을 적용한 상태에서 가장 큰 값을 갖는 0.1%의 영역을 구하고, 이 영역 중 $I(x)$ 에서 가장 큰 값을 갖는 픽셀을 A 로 정의하여 식에 대입할 수 있다.

여기서 (2)번 수식까지의 유도과정을 완전히 반대로 하여 조건을 정의하면 $\mathcal{J}^{bright}(x) = \max_c \left(\max_{y \in \Omega(x)} (\mathcal{J}^c(y)) \right)$ 가 된다.

여기서 $\max f(x)$ 는 $f(x)$ 의 최소값을 나타낸다. 조건이 최대한 커야 한다는 것을 가정하면 $\max_c \left(\max_{y \in \Omega(x)} (\mathcal{J}^c(y)) \right)$ 을 $= \max_c \left(\max_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{\mathcal{J}^c(y)}{A^c} \right) \right) = 1$

정의할 수 있고, (2)까지의 전개와 비슷한 방식으로 아래 높은 명도 정보 기반 모델을 활용한 사진복원 방식을 유도할 수 있다.

$$\begin{aligned} \tau(x) &= 1 - \omega \max_c \left(\max_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{\mathcal{J}^c(y)}{A^c} \right) \right), \\ \mathcal{J}(x) &= \frac{I(x) - A}{\max(t(x), 0.1)} + A \end{aligned} \quad (3)$$

수식은 위와 같이 나타낼 수 있으며, 수식 (2), (3)을 각각 $DCP(\cdot)$, $BCP(\cdot)$ 로 정의하면 최종 복원 과정은

$$\mathcal{J}(x), t(x), A = BCP(DCP(I(x)))$$

이며, 이 중 $\mathcal{J}(x)$ 를 최종 복원 사진으로 택하는 것을 제시하였다(Fig. 1). 이때, 사용자의 필요에 따라 $\omega \in [0, 1]$ 을 조절하여 사진의 변화도를 조절할 수도 있다. 본 연구에서는 표준화된 평가를 위하여 DCP의 경우에 ω 값을 0.9로, BCP의 경우에 ω 값을 0.7로 고정하였다.

낮은 명도 정보 기반 모델만 활용한 사진복원법과 낮은 명도 정보 기반 모델과 높은 명도 정보 기반 모델을 결합한 사진복원법을 안저 사진에 적용한 후, 독립된 2인(K.Y, S.H.P)이 원본과 보정된 사진의 질을 비교하여 평가하였다. 각 사진을 3단계로 분류한 후(good, moderate, poor) 제시된 기법의 사진이 더 좋은 평가를 받은 경우에 사진의 영상 품질이 향상되었다고 보았다. 사진을 평가할 때는 저자 중 임상의 2인(K.Y, S.H.P)이 독립적으로 평가하였다. 두 명의 의견이 일치하지 않은 경우에는 제3의 저자(H.J.C)가 독립적으로 평가한 의견을 채택하였다. 사진에 대한 평가자 간의 일치도는 급내상관계수(intraclass correlation coefficient) 방법으로

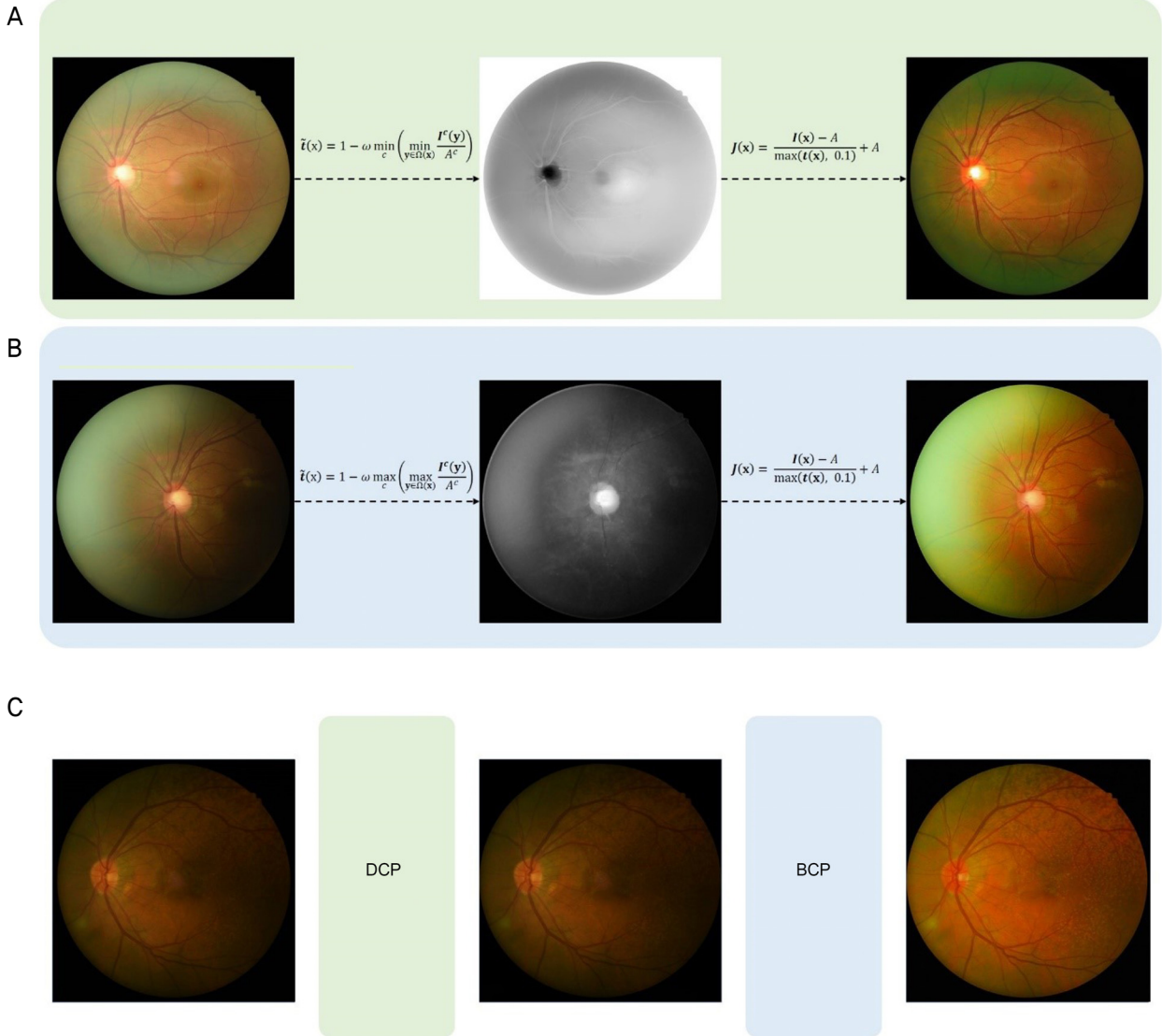


Figure 1. The flowchart of the image processing for the color fundus photograph. (A) Dark channel prior (DCP), (B) bright channel prior (BCP) and (C) proposed method: sequential application of DCP and BCP.

분석하였으며, 계수가 0.80 이상이면 거의 완벽한 일치, 0.60-0.80 사이면 상당한 일치, 0.40-0.60 사이면 중등도의 일치를 나타낸다. 또한, 보정을 통해 사진의 유의미한 품질 개선이 이루어졌는지 보기 위해 피셔의 정확한 검정법을 사용하였다. 통계학적 분석은 SPSS 26.0 (IBM Corp., Armonk, NY, USA)을 이용하였고, p 값이 0.05 미만인 경우를 통계학적으로 유의하다고 정의하였다.

결 과

기존의 흐림개선 기법에서 사용되었던 낮은 명도 정보 기반 모델을 단독으로 적용하는 방법과 낮은 명도 정보 기반 모델과 높은 명도 정보 기반 모델을 함께 결합하여 적용

하는 제시된 기법을 사용하여 백내장이 있는 환자의 안저 사진 복원을 시행하여 원본과 비교하였다.

낮은 명도 정보 기반 모델로 보정한 경우와 제시된 기법으로 보정한 경우, 대체적으로 원본보다 대조도가 좋고 영상 잡음이 적었으며 백내장 환자의 흐린 영상을 개선하면 국소적인 병변 부위를 더 잘 관찰할 수 있었는데, 망막 내 미세혈관 이상과 염주정맥을 명확히 알 수 있었다(Fig. 2).

무산동 안저 사진을 촬영할 때에 환자의 동공이 아주 작은 경우, 망막의 불균형한 조영으로 인해 망막의 주변부가 더욱 어둡게 촬영되어 주변부 망막과 혈관이 잘 안보이는 경우가 흔하게 발생하였다. 기존의 흐림개선 기법에서 사용되었던 낮은 명도 정보 기반 모델을 단독으로 적용하는 방법과 제시된 기법, 두 가지 방법을 사용하여 동공이 작은

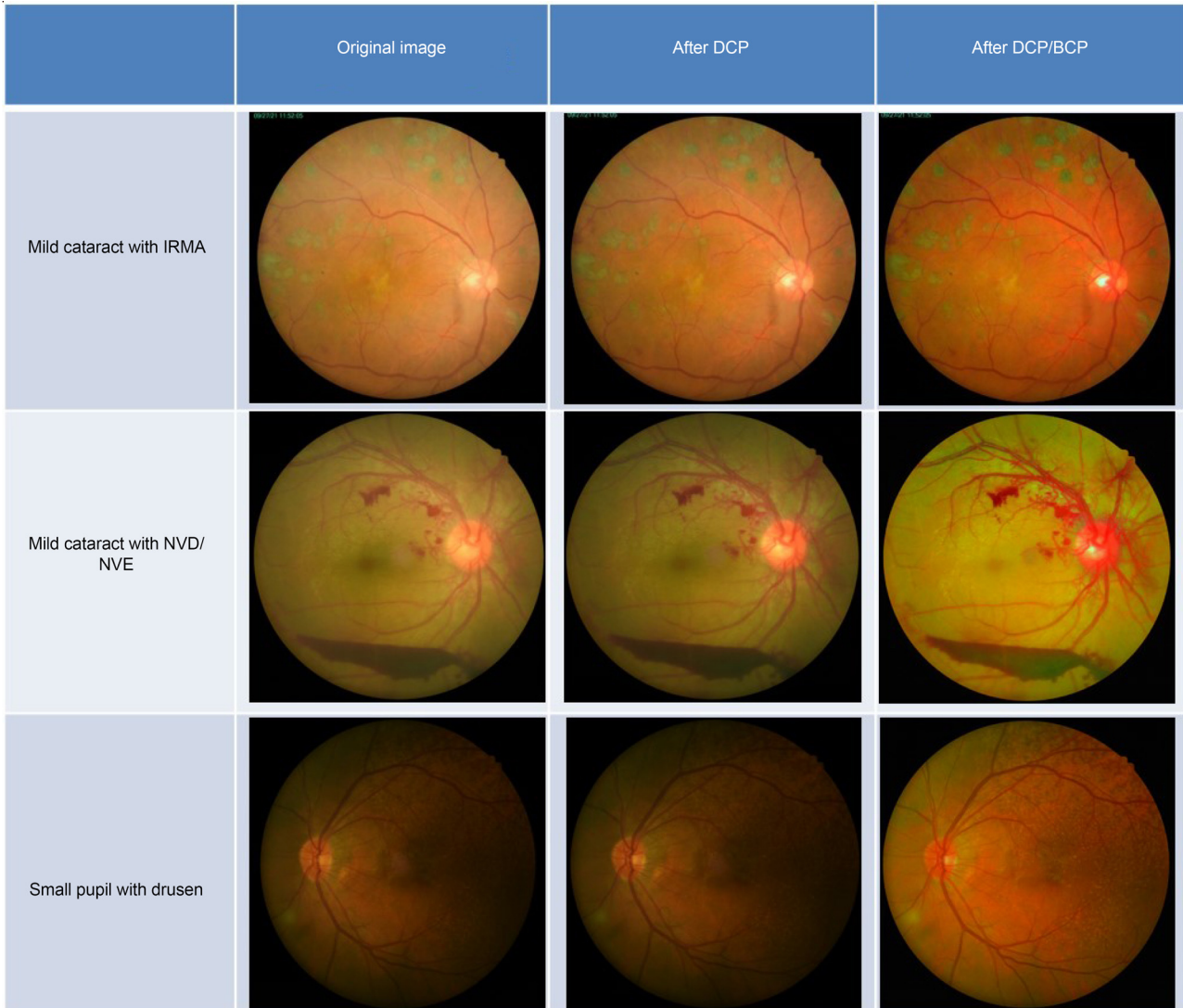


Figure 2. Enhancement of fundus photography with mild cataract with intraretinal microvascular abnormalities (IRMA), mild cataract with new vessel disc (NVD)/new vessel elsewhere (NVE), and small pupil with drusen. DCP = dark channel prior; BCP = bright channel prior.

환자의 안저 사진 복원을 시행하여 원본과 비교하였다.

기존의 흐림개선 기법에서 사용되어 온 낮은 명도 정보 기반 모델을 활용하여 사진 복원을 실시한 경우, 대부분의 사진에서 효과가 미미하거나 사진의 일부 영역에서 대조도가 오히려 감소하였지만, 제시된 기법을 적용하여 보정한 사진에서는 원본에서 어둡게 보이던 영역이 잘 보이게 되었는데, 낮은 명도 정보 기반 모델 단독으로는 개선되지 않았지만, 제시된 방법으로 보정한 경우 원본에서는 보이지 않던 주변 망막과 혈관이 잘 보이게 되었고, Fig. 2에서 볼 수 있듯 어둡던 영역이 잘 보이게 되면서 드루젠 병변의 경계도 뚜렷해졌다.

백내장 환자의 안저 사진과 작은 동공 환자의 안저 사진에 각각의 보정법을 적용하였을 때 품질의 변화를 Table 1에

나타내었다. 백내장 환자의 안저 사진 중 낮은 명도 정보 기반 모델로 보정한 경우에 41.5%에서, 제시된 방법으로 보정한 경우 62.3%에서 품질이 개선되었으며(p -value=0.032), 작은 동공 환자의 안저 사진 중 낮은 명도 정보 기반 모델로 보정한 경우에 40.0%에서, 제시된 방법으로 보정한 경우 96.0%에서 품질이 개선되었고(p -value<0.01) 이를 Table 2에 나타내었다. 피셔의 정확한 검정을 통해 분석한 결과, 백내장 환자와 작은 동공 환자의 사진 모두에서 제시된 방법의 품질 개선 비율이 유의미하게 높은 것으로 나타났다.

백내장이 있던 환자의 수술 전 사진, 제시된 기법을 적용한 사진, 수술 후 촬영한 사진 세 가지를 비교하여, 제시된 기법으로 보정한 사진과 수술 후 백내장이 제거된 상태에서 촬영한 안저 사진의 유사성을 보았다.

Table 1. Quality assessment after dark channel prior and proposed method

Quality of original image (n)	Quality after DCP (n)	Quality after DCP/BCP (n)
Cataract image		
Poor (36)	Poor (15)	Poor (8)
	Moderate (19)	Moderate (22)
	Good (2)	Good (6)
Moderate (17)	Poor (0)	Poor (1)
	Moderate (16)	Moderate (3)
	Good (1)	Good (13)
Small pupil image		
Poor (42)	Poor (24)	Poor (2)
	Moderate (18)	Moderate (26)
	Good (0)	Good (14)
Moderate (8)	Poor (0)	Poor (0)
	Moderate (6)	Moderate (2)
	Good (2)	Good (6)

DCP = dark channel prior; BCP = bright channel prior.

Table 2. Comparison of dark channel prior adapted images and proposed method adapted images in cataract and small pupil fundus photograph

	Image with improvement	Image without improvement	Total	p-value
DCP in cataract image	22 (41.5)	31 (58.5)	53	0.032*
DCP+BCP in cataract image (proposed method)	33 (62.3)	20 (37.7)		
DCP in small pupil image	20 (40.0)	30 (60.0)	50	<0.010*
DCP+BCP in small pupil image (proposed method)	48 (96.0)	2 (4.0)		

Values are presented as number (%).

DCP = dark channel prior; BCP = bright channel prior.

*Statistical significance was tested by Fisher's exact test.

제시된 기법을 적용한 경우, 원본에 비해 사진흐림이 제거되고 대조도가 높아졌는데, 수술전 원본 사진에 비해 보정된 사진이 백내장수술 후 얻은 깨끗한 사진과 더 비슷하였으며 더 많은 정보를 제공하였다(Fig. 3). 그러나 백내장이 매우 심하여 원본 사진에서 얻을 수 있는 정보가 매우 제한적이면 제시된 기법을 적용하여도 사진의 품질이 수술 후 사진보다 좋지 않았다(Fig. 3E).

안저 사진을 평가한 연구자 간 평가의 일치도는 백내장 환자의 경우 0.823 ($p<0.001$), 동공이 작은 환자의 경우 0.793 ($p<0.001$)으로 매우 높았다.

고 찰

안저 사진의 품질을 향상시키는 것은 자연 사진을 보정하는 방법과는 차이가 있다. 본 논문에서는 조명의 보정,

아티팩트 및 노이즈 제거를 통한 세부구조물의 가시화를 동시에 실현하기 위한 방법을 제안하였다.

백내장 환자의 망막 사진은 수정체의 혼탁으로 인해, 동공이 작은 환자의 망막 사진은 낮은 조도로 인해 흐릿하다. 안저 사진의 대비를 강화하기 위해 낮은 명도 정보 기반 모델과 높은 명도 정보 기반 모델을 결합하여 순차적으로 사진의 대조도를 강조하는 방법을 택하였다. 두 결합된 방법을 모두 이용할 수도 있고, 필요에 따라 일부분을 활용할 수도 있다는 점에서 자유도가 높으며 이는 임상에서 의사의 필요에 따라 원하는 부분을 더 잘 보여주는 방법을 선택하여 개선된 사진을 얻을 수 있다.

본 연구의 의미는 다음과 같이 요약할 수 있다. (1) 입력 사진을 계층화하여 각 구성 요소를 서로 다른 계층에서 조정하는 효율적인 방법을 제안한다. 예를 들어, 기본 계층에서 전반적으로 불균일한 조명을 보정하고 대비를 높였으며,

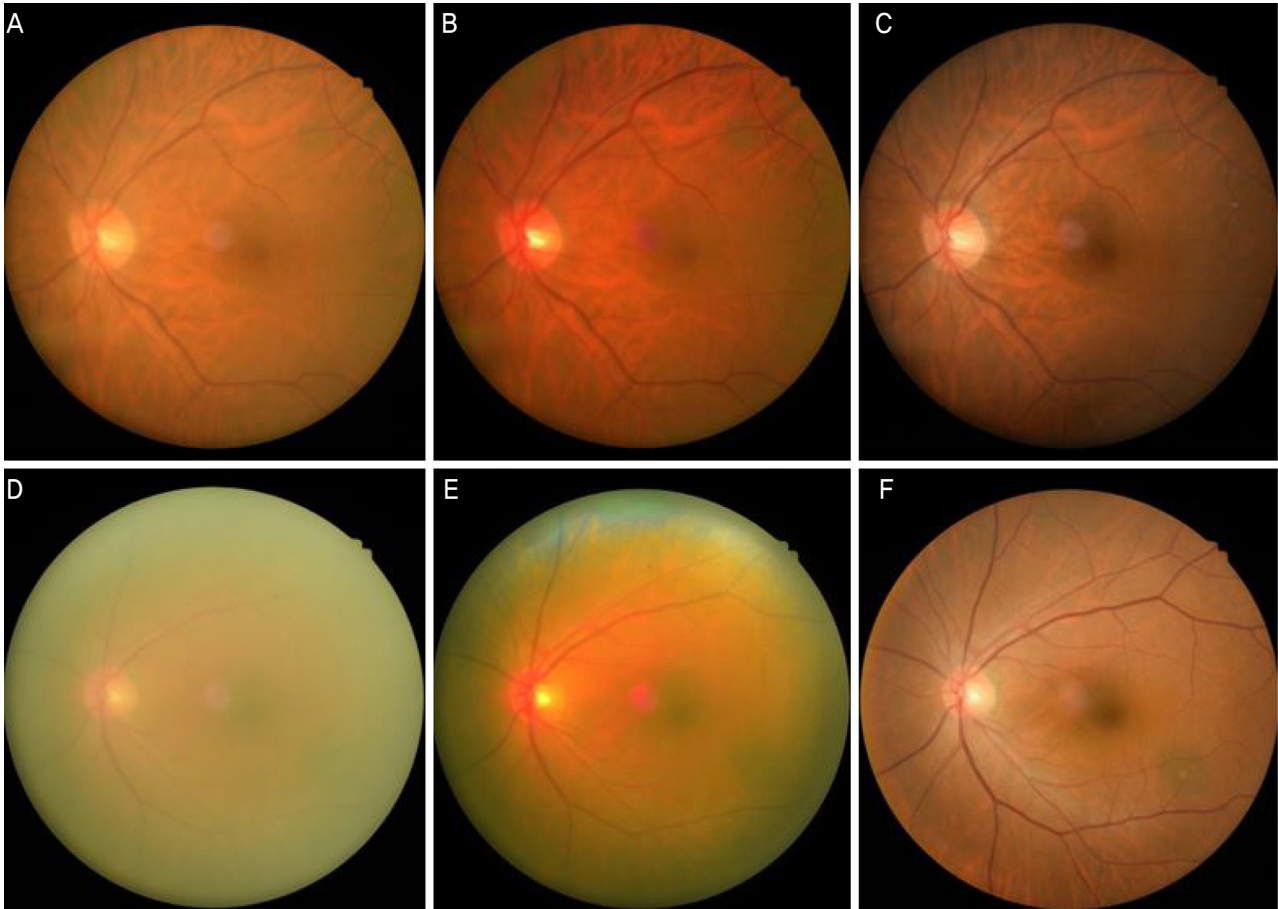


Figure 3. Comparison between images after cataract surgery and algorithm-processed images. (A) An original image of a cataract patient. (B) Dehazed result using dark channel prior (DCP) and bright channel prior (BCP) algorithms. (C) Fundus image taken after cataract surgery (D) An original image of a cataract patient. (E) Dehazed result using DCP and BCP algorithms which showed limited improvement in visualization of the retina and retinal vessels. (F) Fundus image taken after cataract surgery.

세부 계층에서 혈관, 시신경 및 망막 병변을 가시화하고 더욱 선명한 상을 제공한다. (2) 사진 품질을 효율적으로 향상시키기 위해 사진에 흐림개선 기법을 적용하였으며, 불필요한 노이즈 및 불균일 음영 잡음을 억제하였다. 낮은 명도 정보 기반 모델만을 적용하였던 것과 비교하면 본 방법은 더 명확한 혈관과 시신경 구조를 얻을 수 있게 하였고, 백내장이나 작은 동공으로 이전에 볼 수 없었던 혈관 구조나 병변을 볼 수 있게 되었다. 이전에 보이던 구조물을 더 선명하게 하는 것뿐 아니라, 초기 안저 사진에서는 보이지 않던 혈관을 시각화해주며, 보다 정확한 시신경혈관유두함몰비를 알 수 있게 해준다.

이전에 제시된 흐림개선 방법, 특히 자연 사진에 적용되는 방법들은 주로 낮은 명도 정보 기반 모델을 활용해왔다. 그러나 백내장 환자의 안저 사진은 낮은 명도 정보 기반 모델만을 활용하여 사진 복원을 실시할 시 일부 사진에서는 효과가 미미하거나 사진의 일부 영역에서 오히려 대조도가 감소하는 부정적인 영향이 있다. 이를 타개하기 위

해 높은 명도 정보 기반 모델을 활용한 사진 복원을 추가로 제안하였으며, 두 복원 방법을 순차적으로 적용하도록 알고리즘을 구성하였다. 방법의 적용 여부, 순서, 세기 모두 사용자가 마음대로 정할 수 있다는 점에서 자유도가 높으며, 복원 속도가 매우 빨라 실시간으로 흐림개선이 가능하여 실제 임상에서 적용이 용이하다.

그러나 본 연구에서 적용된 방식은 여전히 심층학습 등에서 사용하는 방법이 아닌, 사전 정보를 결정하는 것이 인위적(hand-crafted)이라는 단점이 있다. 보다 더 정교하게 결과를 얻기 위해 최근 각광받고 있는 심층학습의 생성 모델인 확산 모델(diffusion model)²⁰을 활용한 연구 등이 필요하다.

결론적으로 본 방법은 사진흐림이 있는 안저 사진의 품질을 개선하여 임상 의에게 시각적으로 더 나은 사진을 제공할 수 있었다. 백내장 환자의 대부분은 노인들로, 연령관련황반변성 등의 질환을 동반하고 있을 가능성이 상대적으로 높다. 백내장수술 이전에 이런 망막 질환을 먼저 진단할

수 있다면 포괄적인 치료 계획을 세울 수 있다. 이외에도 빛간섭단층촬영 등 수술 전 진단에 도움을 줄 수 있는 다른 검사법이 있지만 안저촬영은 고가의 장비 없이 안과의사가 가장 직관적으로 망막의 이상 유무를 알게 해주는 검사법이라는 점에서 의의가 있다. 더불어, 무산동 안저촬영을 이용하는 방법은 진찰시간의 단축, 환자 부담의 경감, 검사 중 환자의 불편을 감소시킬 수 있을 뿐 아니라 폐쇄각 환자의 검사도 가능하여 건강검진센터 및 안과에서 보편적으로 사용하고 있다. 백내장이 있거나 동공이 작은 경우에 안저 사진의 사진 품질 개선은 안과의사의 판단에 많은 도움이 될 것이다.

REFERENCES

- 1) Fleming AD, Philip S, Goatman KA, et al. Automated assessment of diabetic retinal image quality based on clarity and field definition. *Invest Ophthalmol Vis Sci* 2006;47:1120-5.
- 2) Paulus J, Meier J, Bock R, et al. Automated quality assessment of retinal fundus photos. *Int J Comput Assist Radiol Surg* 2010;5:557-64.
- 3) Zhou M, Jin K, Wang S, et al. Color retinal image enhancement based on luminosity and contrast adjustment. *IEEE Trans Biomed Eng* 2018;65:521-7.
- 4) Philip S, Cowie LM, Olson JA. The impact of the Health Technology Board for Scotland's grading model on referrals to ophthalmology services. *Br J Ophthalmol* 2005;89:891-6.
- 5) Salahuddin T, Qidwai U. Computational methods for automated analysis of corneal nerve images: lessons learned from retinal fundus image analysis. *Comput Biol Med* 2020;119:103666.
- 6) Yang X, Xu K, Song Y, et al. Image correction via deep reciprocating HDR transformation. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition; 2018 Jun 18-22; Salt Lake City, USA. 1798-807 p.
- 7) Ren W, Liu S, Ma L, et al. Low-light image enhancement via a deep hybrid network. *IEEE Trans Image Process* 2019;28:4364-75.
- 8) Foracchia M, Grisan E, Ruggeri A. Luminosity and contrast normalization in retinal images. *Med Image Anal* 2005;9:179-90.
- 9) Zhao H, Yang B, Cao L, Li H. Data-driven enhancement of blurry retinal images via generative adversarial networks. *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention-MICCAI* 2019; 2019 Oct 13-17; Shenzhen, China. Switzerland: Springer Cham; 2019 Oct 18. 75-83 p.
- 10) GeethaRamani R, Balasubramanian L. Retinal blood vessel segmentation employing image processing and data mining techniques for computerized retinal image analysis. *Biocybern Biomed Eng* 2016;36:102-18.
- 11) Pisano ED, Zong S, Hemminger BM, et al. Contrast limited adaptive histogram equalization image processing to improve the detection of simulated spiculations in dense mammograms. *J Digit Imaging* 1998;11:193-200.
- 12) Pizer SM, Amburn EP, Austin JD, et al. Adaptive histogram equalization and its variations. *Comput Graph Image Process* 1987;39:355-68.
- 13) Shome SK, Vadali SRK. Enhancement of diabetic retinopathy imagery using contrast limited adaptive histogram equalization. *Int J Comput Sci Inf Technol* 2011;6:2694-9.
- 14) Chiang JY, Chen YC. Underwater image enhancement by wavelength compensation and dehazing. *IEEE Trans Image Process* 2012;21:1756-69.
- 15) Peli E, Peli T. Restoration of retinal images obtained through cataracts. *IEEE Transactions on Med Imaging* 1989;8:401-6.
- 16) LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *Nature* 2015;521:436-44.
- 17) Li H, He X, Zhou F, et al. Dense deconvolutional network for skin lesion segmentation. *IEEE J Biomed Health Inform* 2019;23:527-37.
- 18) Zhang S, Zhen R, Luo Y, et al. Simultaneous arteriole and venule segmentation of dualmodal fundus images using a multi-task cascade network. *IEEE Access* 2019;7:57561-73.
- 19) He K, Sun J, Tang X. Single image haze removal using dark channel prior. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 2011;33:2341-53.
- 20) Ho J, Jain A, Abbeel P. Denoising diffusion probabilistic models. 34th Conference on Neural Information Processing Systems; 2020 Dec 6-12; Vancouver, Canada. 6840-51 p.

= 국문초록 =

사전 정보 복원 모델을 이용한 안저 사진의 품질 개선

목적: 낮은 명도 정보 기반 모델(dark channel prior)과 높은 명도 정보 기반 모델(bright channel prior)을 활용한 새로운 사전 정보 복원 모델을 통해 흐림개선(dehazing)을 하여 일반 안저 사진의 품질을 개선함으로써 망막 질환의 진단을 더 정확하고 쉽게 하고자 하였다.

대상과 방법: 2000년부터 2022년 9월까지 본원 환자들의 일반 안저 사진에 기존의 낮은 명도 정보 기반 모델과 제시된 보정 방식을 적용해 보았다. 원본 사진, 낮은 명도 정보 기반 모델을 적용한 사진, 제시된 보정 방식을 적용한 사진, 백내장수술 후 흐림(haze)이 개선된 사진을 비교하였고, 각 방법에서 유의미한 품질 개선이 이루어졌는지 보기 위해 피셔의 정확한 검정법을 사용하였다.

결과: 백내장 환자에서 낮은 명도 정보 기반 모델을 적용한 사진과 제시된 방법을 적용한 사진이 더 좋은 사진 품질을 보였으며, 제시된 방법을 적용한 경우의 품질이 더 좋았다. 동공이 작은 환자의 경우, 제시된 방법을 적용할 때 어둡게 보이던 망막과 혈관 부분이 가시화되었으며, 백내장수술 후 얻은 사진에 더 가까운 모습을 보였다. 백내장 환자와 작은 동공 환자의 사진 모두에서 제시된 방법의 품질 개선 비율이 각각 62.3%, 96.0%로 유의미하게 높았다(p -value<0.05).

결론: 본 연구에서 제안된 사전 정보 복원 모델 기반의 방법은 백내장이 있거나 동공이 작은 환자에게서 얻은 안저 사진의 대조도를 높이고, 넓은 범위의 혈관과 병변을 가시화하여 임상에서 더 나은 진단과 치료를 할 수 있도록 도울 수 있을 것이다.

〈대한안과학회지 2024;65(1):44-52〉

박세희 / Sehie Park

한림대학교 의과대학 안과학교실
Department of Ophthalmology,
Hallym University College of Medicine

