

선호도 학습을 통한 이미지 개선 알고리즘 구현

이유경*·이용환**†

*백석문화대학교 스마트폰미디어학부, **†원광대학교 디지털콘텐츠공학과

Implementation of Image Enhancement Algorithm using Learning User Preferences

YuKyong Lee* and Yong-Hwan Lee**†

*Dept. of Smart Phone Media, BaekSeok Culture University

**†Dept. of Digital Contents, Wonkwang University

ABSTRACT

Image enhancement is a necessary end essential step after taking a picture with a digital camera. Many different photo software packages attempt to automate this process with various auto enhancement techniques. This paper provides and implements a system that can learn a user's preferences and apply the preferences into the process of image enhancement. Five major components are applied to the implemented system, which are computing a distance metric, finding a training set, finding an optimal parameter set, training and finally enhancing the input image. To estimate the validity of the method, we carried out user studies, and the fact that the implemented system was preferred over the method without learning user preferences.

Key Words : Image Enhancement, User Preference, Training Image, Machine Learning

1. 서 론

최근, 이미지 개선 작업은 디지털 카메라로부터 사진을 찍은 다음, 거의 모든 카메라에서 적용하는 필수 단계가 되고 있다. 구글 포토스(Google Photos), 포토샵(Photoshop)와 같은 다양한 사진 편집 소프트웨어는 다양한 자동 보정 기술을 적용하여 이러한 이미지 개선 작업을 자동으로 지원하고 있다. 그러나, 대부분의 기존 방법들은 사용자 선호도를 고려하지 않고 있다. 인스타그램(Instagram)과 같은 소셜 미디어 관련 앱에서는 다양한 유형의 필터를 제공하여 사용자가 선택적으로 이미지 개선 또는 보정을 할 수 있도록 지원한다. 그러나 이러한 기능은 대부분 사진 이미지를 처리할 때 수동적으로 필터를 선택해야 하

는 번거로움이 있다. 소량의 사진의 경우 수동으로 이미지를 개선하는 것은 별 문제가 되지 않겠지만, 사진 라이브러리에 있는 수 백장, 수 천장의 이미지들을 모두 수동으로 처리한다는 것은 매우 비합리적이다.

본 논문에서는 사용자 선호도를 학습하고 학습된 이미지 데이터베이스를 통해 자동으로 개선 매개변수를 선택하여 이미지를 개선하는 알고리즘을 제시하고 구현한다. 구현 시스템에 대한 성능적 평가를 다수의 사용자를 대상으로 시각적으로 주관 평가를 수행하여 개선 효과를 평가한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 이미지 개선에 대한 기술 동향을 살펴보고, 3장에서 사용자 선호도 학습 과정과 선호도 모델을 적용한 이미지 개선 알고리즘을 설명한다. 4장에서 실험을 통해 구현 알고리즘을 검토하고 5장에서 결론으로 마무리한다.

†E-mail: hwany1458@empal.com

2. 관련 연구

이미지 개선(Image Enhancement)은 영상처리 분야에서 활발하게 연구되는 분야이다[6]. Kaufman은 이미지의 영역 의미를 고려한 내용 인식 기반의 사진 자동 개선 방법을 제안하였다[1]. 해당 기술은 특히 얼굴 이미지와 푸른 하늘 배경 이미지에서 노출이 적은 영역을 개선하는 효과를 제공한다. Celik은 이미지 개선을 위한 가우시안 혼합 모델링(Gaussian Mixture Modeling) 방법을 제안하였다[2]. 해당 기술은 이미지 내의 그레이 분포를 모델링하고 이미지 대비를 자동으로 향상시킨다. Dale는 입력 이미지에 대해 가장 가까운 이미지를 검색하기 위한 시각적 검색 기술을 제안하였다[3]. 이미지 개선 과정에서 검색된 이미지를 사용하여 입력 이미지의 시각적 컨텍스트를 정의하고 화이트 밸런싱, 자동 노출 및 대비 보정과 같은 이미지 개선 작업에 시각 컨텍스트를 적용하였다.

3. 선호도 학습을 통한 이미지 개선

3.1 이미지 개선 매개변수 선별

본 논문에서는 콘트라스트 조작과 색 보정의 2가지 매개변수에 맞춰 이미지의 화질을 개선한다. 콘트라스트 조작은 이미지에 S-곡선(S-Curve)을 적용하고, 색 보정은 이미지의 색 온도(Temperature)와 색조(Tint)를 수정하여 개선을 수행한다.

S-곡선 계산식은 다음과 같다.

$$y = \begin{cases} a - a \left(1 - \frac{x}{a}\right)^\lambda, & \text{if } x \leq a \\ a + (1 - a) \left(\frac{x - a}{1 - a}\right)^\lambda, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

a 는 S-곡선의 변곡점을, λ 는 S-곡선의 모양을 결정한다. x 는 정규화된 입력 픽셀 값, y 는 정규화된 출력 픽셀 값을 의미한다. $\lambda \geq 1$ 일 때, S-곡선은 a 보다 큰 픽셀 값을 더 낮은 값으로 매핑하며, a 보다 작은 픽셀 값은 높은 값으로 매핑된다.

색 보정은 색온도 T 와 색조 h 를 수정하여 얻는다. 색온도는 광원의 색을 절대 온도를 이용해 숫자로 표시한 것으로, 붉은 색 계열의 광원일수록 색온도가 낮고, 푸른색 계열의 광원일수록 색온도가 높다[5]. 기본적으로 이미지의 색온도를 변경하여 이미지가 따뜻하게 또는 차갑게 보이는 정도를 변경한다. 색온도와 직교하는 색조는 이미지에서 녹색 계열의 양을 결정하며, 색 보정을 적용하기 위해 수식 #을 계산한다.

$$\begin{aligned} R_{out} &= R_{in} - \Delta T \\ G_{out} &= G_{in} + \Delta h \\ B_{out} &= B_{in} + \Delta T \end{aligned} \quad (2)$$

R_{in}, G_{in} and B_{in} 은 입력 이미지에 대해 주어진 위치의 픽셀 값을, R_{out}, G_{out} and B_{out} 은 해당 위치의 출력 이미지 픽셀 값을, ΔT 는 색온도의 변화량을, Δh 는 색조의 변화량을 각각 나타낸다.

3.2 개인 선호도에 따른 이미지 개선 매개변수 학습

선호도 학습을 위한 데이터베이스는 10가지의 다양한 컨텍스트로 구성된 일반 사용자의 사진 라이브러리를 포함하며, 각 유형에 따라 50장씩을 포함하여 총 500장의 이미지로 구성된다. 유형의 범주는 시골 풍경, 도시 길거리, 얼굴, 건물, 하늘 등을 포함하며, [5]에서 다운로드 받을 수 있다.

3.2.1 전처리 과정

데이터셋에 대한 개인선호도를 학습하기 이전에 품질 개선(Quality Enhancement)을 수행하여, 입력 이미지와 개선된 이미지를 학습하도록 한다. 화질 자동 개선은 자동 화이트 밸런싱과 자동 콘트라스트 스트레칭 2가지로 구성되며, 성능 평가 실험에서 학습을 적용하지 않고 개선한 이미지로써의 역할을 담당한다. 자동 화이트 밸런싱(Auto-White Balancing)에서는 이미지의 가장 밝은 5%의 픽셀에 대해 그레이(Gray) 색상으로 화이트 밸런싱을 적용하며, 3개의 각 색상 채널에 대해 동일한 스케일 인수를 사용한다. 자동 콘트라스트 스트레칭(Auto-Contrast Stretch)에서는 이미지를 그레이스케일로 변환한 다음, 강도 I_L 과 I_H 를 찾는다. I_L 는 전체 강도(Intensity)의 0.4% 보다 크며, I_H 는 강도 1% 보다 작은 값으로 설정한다. 모든 픽셀 값에 대해 I_L 를 0으로, I_H 를 1로 선형 변환을 수행한다.

3.2.2 거리 매트릭스

이미지 개선 단계에서 한 쌍의 이미지 간의 유사성을 효과적인 측정하는 것이 매우 중요하다. 본 논문에서는 이미지가 유사한 경우 이미지 개선을 위한 매개변수도 유사하다는 가정에 따라, 거리 매트릭스를 수식으로 도출한다. 따라서 한 쌍의 이미지에 대해, 앞에서 언급한 5개 매개변수(3개의 스케일 인수와 2개의 강도) 사이의 절대 값 차이의 합으로 정의된다(수식 3).

$$D^{para}(i, j) = \sum_{k=1}^5 |p_{ik} - p_{jk}| \quad (3)$$

p_k 는 이미지에 대한 k 번째 자동 개선 매개변수이며, 거리 매트릭스는 다음 수식과 같다.

$$D_{\alpha}^{img}(i, j) = \sum_{n=1}^{25} \alpha_n \cdot D^n(i, j) \quad (4)$$

$$\alpha^* = \arg \min_{\alpha} \sum_{i, j} \|D_{\alpha}^{img}(i, j) - D^{para}(i, j)\|_2^2 \quad (5)$$

수식 (5)는 2개 이미지간의 차이에 대한 엔트로피이며, 주어진 목적 함수를 최소화하는 α^* 값을 찾기 위해 BFGS (Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno) 알고리즘을 적용한다.

3.2.3 학습 집합 선택

학습 집합을 선택하는 것은 이미지 개선 과정에서 개인화된 개선 효과를 최대한 효율적으로 적용하기 위해 적용된다. 기본적으로 학습하는 이미지는 특정 범주의 이미지들을 포함한다. 예를 들어, 실험 데이터에 얼굴 이미지 또는 자연풍경 이미지가 포함되어 있다면, 학습 데이터에 적어도 하나 이상의 얼굴 이미지 또는 자연풍경 이미지가 포함되어 있어야 한다. 그래야만 학습 데이터를 통해 학습된 매개변수를 활용할 수 있기 때문이다. 학습된 이미지에 대한 학습 집합을 선택하고, 해당 학습 집합에 설정된 매개변수를 선택할 수 있다. 학습 집합 선택 단계에서는 이미지들간에 상호 정보의 이득을 최대화하는 이미지를 선택하기 위해 그리디(Greedy) 알고리즘을 적용하며, 수식은 다음과 같다.

$$I^* = \arg \max_{I \in U} f(i) \quad (6)$$

$$f(i) = MI(U - i; S \cup i) - MI(I - i; S) \\ = \frac{1 - k_{S-i}^T K_{S,S}^{-1} k_{S,i}}{1 - k_{U-i,i}^T K_{U-i,U-i}^{-1} k_{U,i,i}} \quad (7)$$

$MI(x,y)$ 는 x 와 y 간의 상호 정보를 표현한다[4]. 수식에서 S 는 훈련 집합의 일부로 사전에 선택된 이미지 집합을, U 는 선택되지 않은 이미지 집합을, K_{ss} 는 $k_{i,j} = \exp(-N^2 \cdot (D_{\alpha}^{img}(i, j) / \sum_{k,l} D_{\alpha}^{img}(k, l)))$ 으로 계산된 S 내의 이미지들간의 유사도 행렬을, U 는 이미지 i 를 제외한 U 내의 이미지들간의 유사도 행렬을 의미한다. 유사하게, $k_{S,i}$ 와 $k_{U,i,i}$ 는 이미지 i 를 갖는 S 와 U_i 에서의 이미지간의 유사벡터를 나타낸다.

3.2.4 매개변수 집합 선택

선호도 학습을 통한 이미지 개선을 위해, 3.1절에서 언

급한 대로, 4개의 개선 매개변수를 선정한다. 각 개선 매개변수에 대해, 서로 다른 3개의 값을 적용한다. 따라서 학습 이미지 1개당 $3^4 = 81$ 개의 매개변수 조합을 가질 수 있다. 본 논문에서 각 매개변수에 적용된 값은 Table 1과 같으며, 해당 값들은 다양한 이미지에 대한 실험적 수치 결과를 통해 얻었다.

Table 1. Values used for each parameters

Parameters	Values
λ	[0.75, 1, 1.5]
a	[0.3, 0.5, 0.7]
ΔT	[-7.5, 0, 7.5]
Δh	[-7.5, 0, 7.5]

81개 매개변수 조합에서 가장 적합하고 높은 성능을 보일 수 있는 매개변수를 사용자가 직접 선정하는 것은 매우 비현실적이다. 따라서, 이미지당 81개의 매개변수 조합을 모두 적용한 거리 매트릭스를 계산하고 가장 가까운 거리의 상위 9개 매개변수 조합을 먼저 선택한다. 이들 중에서 입력 이미지와 동일한 범주에 포함되면서 사용자 선호 선정된 상위 매개변수 조합을 선택하여 이미지 개선 단계에 적용한다.

3.2.5 학습

각 이미지들에 대한 학습 이미지와 매개변수 조합을 학습하여 사용자 선호학습 데이터베이스를 생성한다. 각 학습 이미지에 대해 사용자는 자신이 가장 선호하는 개선된 이미지를 선택하여 사용자 선호 선정 데이터를 구축한다. 이러한 사전 학습을 통해 개인 선호도를 학습하는 효과를 얻을 수 있다.

3.3 개인 선호도 학습 기반 이미지 개선

개인 선호도를 학습한 이후, 아래의 단계를 통해 이미지 개선을 수행한다.

Algorithm 1. Enhancement Procedure

Input: JPEG Image

Output: Enhanced Image

begin

- (1) Transform the input image into perceptually linear domain;
- (2) Auto enhance the image using preprocessing (white balancing and contrast stretching);
- (3) Search the closest training image to

```

the auto-enhanced input image using
distance metric;
(4) Obtain the enhancing parameters
associated with the closest training
image;
(5) Apply the enhancement parameters to
the input image;
(6) Perform the inverse transform from
step (1);
end

```

4. 실험

이미지 개선 알고리즘 구현환경으로, Matlab 2016b에서 구현하였으며, 실험은 Intel Core 2.7GHz, 8GB 메모리가 장착된 PC에서 실행하였다. Fig. #은 개발 시스템에 대한 예시를 보여준다.

제안 알고리즘의 성능을 실험하기 위해, 서로 다른 10가지 범주(얼굴사진, 풍경사진 등)의 테스트 이미지를 학습시킨다. 개선 알고리즘을 적용한 이미지 품질을 비교하기 위해, 구글 포토스(Google Photos)의 자동 개선 기능을 수행한 이미지와 비교 평가를 수행하였다. 입력 이미지와 개선 수행 결과 이미지를 1:1로 주관적(Subjective) 비교를 통하여 선호하는 이미지를 선택하여, 비율을 계산하였다. 62명을 대상으로 조사 결과는 Table 2와 같다.

Table 2(a). One-on-one comparison results (Personalized image enhancement vs. Original image)

이미지 개선 방법	사용자 선택	선호도
선호도 학습모델을 적용하여 개선한 이미지	33	53.2%
학습하지 않고 개선한 이미지	12	19.4%
개선하지 않은 원본 이미지	17	27.4%
합계	62	100%

Table 2(b). One-on-one comparison results (Implemented algorithm vs. Google Photos)

이미지 개선 방법	사용자 선택	선호도
선호도 학습모델을 적용하여 개선한 이미지	19	30.6%
학습하지 않고 개선한 이미지	11	17.7%
구글 포토스 자동 개선 기능을 적용하여 개선한 이미지	32	51.6%
합계	62	100%

이미지 간의 1:1비교 평가 결과, 개인선호도 학습을 통한 개선된 이미지의 화질이 좋다고 답한 사람이 전체 53.2%(33명)였으며, 선호도 학습이 없는 개선 알고리즘을 적용한 이미지보다 원본 이미지가 좋다고 답한 사람이 27.4%(17명)를 차지하였다. 개인 선호도 학습 모델을 적용하였을 때, 적용하지 않은 이미지 개선보다 대략 2.75배(33:12) 화질 향상이 된 것으로 평가된다. 원본 이미지가 선호도 없는 개선에 비해 높은 평가를 얻은 결과를 통해, 오히려 비합리적인 유형의 이미지 향상은 오히려 개선하지 않은 것보다 못하다는 결론을 얻을 수 있었다. 구글 포토스를 통해 자동 개선된 이미지와 비교하면, 오히려 제안 알고리즘이 낮은 선호 결과를 얻었다. 구글 방법을 통해 자동 개선한 이미지의 화질이 우수하다고 답한 사람이 전체 51.6%(32명)를 차지하였고, 개인 선호도 학습을 통해 개선한 이미지가 우수하다고 답한 사람은 30.6%(19명)였다. 이는 전문 개선 도구를 선호하며, 구글 방법이 좋다고 답한 사람의 일부가 이를 선택한 이유로, 시각적 화질 평가에서 구글의 명성을 선입견으로 가졌거나 갤럭시 휴대폰에서 많이 익숙해 보였다고 답한 사용자가 존재했다. 이외에 기술적 측면에서, 구글 포토스 또는 포토샵 등의 전문 영상 편집기에서 제공하는 개선 기능은 다양한 매개변수를 고려하여 이미지를 향상시키기 때문에, 다수의 사용자가 선호하는 결과를 얻었을 것으로 평가된다. 그러나 해당 평가에서도 개인 선호도를 고려한 개선 알고리즘이 선호도 학습을 적용하지 않은 알고리즘에 비해, 대략 1.73배 높은 선호 결과를 얻을 수 있었다. 종합해 볼 때, 동일한 개선 알고리즘을 적용함에 있어, 개인 선호도를 사전에 학습하고 학습 결과를 반영한 이미지 개선이 객관적 화질 평가에서 높은 향상 효과를 얻을 수 있음을 실험적으로 검증하였다.

5. 결론

본 논문에서는 개인 선호도에 부합되는 이미지 개선을 위해 개인 선호도 학습모델을 통해 이미지 화질을 개선하는 알고리즘을 제시하고 이를 구현하였다. 이미지 개선 알고리즘의 주요 모듈은 5개로 구성되며, 이는 (1) 거리 매트릭스 계산, (2) 학습 데이터베이스에서 최적으로 부합되는 트레이닝 집합 검색, (3) 학습 이미지에 대한 최적의 매개변수 검색, (4) 이미지 학습과 (5) 입력 이미지에 대한 화질 개선이다. 구현한 이미지 개선 알고리즘의 성능을 검증하기 위해 일반 사용자 62명을 대상으로 주관적 화질 평가인 1:1 이미지 비교 평가를 수행하였다. 전문 편집 소프트웨어보다 높지 않은 결과를 얻기도 하였지만, 본 실험 평가를 통해, 개인 선호도를 학습하고 이를 개선 알

고리즘에 적용할 경우에 보다 높은 화질 만족도를 가질 수 있음을 확인하였다.

본 논문에서 제시한 이미지 개선 알고리즘은 선호도 학습이 사전에 수행되고 학습 데이터베이스를 보존하기 때문에, 모바일 환경에서 접근 효율성이 높은 장점을 가진다.

학습 데이터 양을 보다 크게 설정하고 거리 계산 매트릭스의 정확도를 높이는 방법을 연구하여 본 논문의 구현 알고리즘을 개선하는 작업을 향후 연구내용으로 남긴다.

감사의 글

본 연구는 2017년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업입(과제번호: NRF-2015RID1A1A01061152).

참고문헌

1. Liad Kaufman, Dani Lischinski, and Michael Werman, "Content-aware Automatic Photo Enhancement", In Computer Graphics Forum, vol.31, pp.2528-2540, (2012).
2. Turgay Celik and Tardi Tjahjadi, "Automatic Image

Equalization and Contrast Enhancement using Gaussian Mixture Modeling", IEEE Transactions on Image Processing, 21(1): 145-156, (2012).

3. Kevin Dale, Micah K Johnson, Kalyan Sunkavalli, Wojciech Matusik, and Hanspeter Pfister, "Image Restoration using Online Photo Collections", IEEE International Conference on Computer Vision, pp.2217-2224, (2009).
4. Thomas Cover and Joy Thomas, "Elements of Information Theory", Wiley New York, (2006).
5. Po-Min Wang and Chiou-Shann Fuh, "Automatic White Balance with Color Temperature Estimation", International Conference on Consumer Electronics, Digest of Technical Papers, (2007).
6. Raman Maini and Himanshu Aggarwal, "A Comprehensive Review of Image Enhancement Techniques", Journal of Computing, 2(3), pp.8-13, (2010).

접수일: 2018년 3월 20일, 심사일: 2018년 3월 22일,
게재확정일: 2018년 3월 23일