

신경망을 이용한 Color Filter Array 보간 기법

고진욱(高 鎭 稜), 이철희(李 哲 熙)
 연세대학교 전기·컴퓨터 공학과
 전화 : (02) 361-2779 / 팩스 : (02) 312-4584

Color Filter Array Interpolation Method Using Neural Networks

Jinwook Go and Chulhee Lee
 Dept. Electrical and Computer Engineering, Yonsei University
 E-mail : chulhee@yonsei.ac.kr

Abstract

In this paper, we present a color interpolation technique based on artificial neural networks for a single-chip CCD (charge-coupled device) camera with a Bayer color filter array (CFA). Single-chip digital cameras use a color filter array and an interpolation method in order to regenerate high quality color images from sparsely sampled images. We applied 3-layer feedforward neural networks in order to interpolate missing pixel from surrounding pixels. And we compared the proposed method with conventional interpolation methods such as the bilinear interpolation method and the cubic spline interpolation method. Experiments show that the proposed interpolation algorithm based on neural networks provides a better performance than the conventional interpolation algorithms.

I. 서론

현재 디지털 카메라(digital still camera)는 컴퓨터나 멀티미디어 시스템의 영상 입력 장치로 널리 사용되고 있고, 향후 여러 분야에서 기존의 필름을 사용하는 카메라를 대체할 것으로 전망된다. 일반적으로 3개의 컬러 채널(red, green, blue)에 대하여 각각 독립적인 CCD(Charge-Coupled Device) 센서(sensor)를 사용하는 방법이 효과적이지만, 일반 소비자를 위한 가정용 디지털 카메라 제작 시 가격을 줄이기 위해 CCD 센서의 개수를 가능한 줄여야 한다. 그러므로 대부분

의 디지털 카메라는 가격과 크기를 줄이기 위해 하나의 단일 칩 CCD 센서를 사용한다. 단일 칩 CCD 센서를 사용하는 카메라는 color filter array(CFA)의 CCD 센서를 사용하여 색을 재현한다. 입력 영상의 서로 다른 컬러 신호는 color filter array를 통해 각각 샘플링되고, 컬러 영상을 얻기 위해 샘플링된 영상들을 보간(interpolation)하여야 한다. 특히 정지 영상(still image)의 경우에는 고화질(high quality)의 영상을 제공하는 사항이 중요한 문제이므로 적절한 영상 보간 기법을 선택하는 것은 디지털 카메라 성능의 중요한 핵심 사항이다.

그림 1은 디지털 카메라 응용분야에서 가장 널리 사용되는 Bayer color filter array 패턴을 보여준다. 그림 1은 RGB 필터의 모자이크 배열 특징을 보여주고, R, G, B는 각각 red, green, blue 픽셀(pixel)을 나타낸다. R, G, B 필터가 각각 red, green, blue 신호를 만들어내므로 홀수 행(row)은 blue와 green 신호로 구성되고 짝수 행은 red와 green 신호로 구성된다. 그러므로 red와 blue 픽셀의 개수는 전체 green 픽셀 개수의 절반이 된다.

| | | | | |
|---|---|---|---|---|
| B | G | B | G | B |
| G | R | G | R | G |
| B | G | B | G | B |
| G | R | G | R | G |
| B | G | B | G | B |

그림 1. Bayer CFA 패턴.

현재까지 컬러 영상의 해상도(resolution)를 향상시키기 위한 여러 보간 기법들이 제안되고 있다. 여러 보간 기법들 중에서 선형 보간법(linear interpolation method)은 만족할만한 SNR(signal-to-noise ratio)과 빠른 처리속도(processing time) 등의 장점으로 디지털 카메라 응용분야에서 가장 널리 사용되고 있는 보간 기법 중의 하나이다. 하지만 선형 보간법은 보간될(interpolated) 픽셀의 주위 픽셀들을 평균함으로써 영상의 가장자리(edge)를 흐리게 하는 LPF(low pass filter) 효과를 나타낸다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 가장자리 검출(edge detection) 기법을 사용하여 영상의 가장자리를 따라 보간하는 기법[1] 과 보간될 픽셀 주변에 대해 다른 컬러 채널의 상관관계(correlation)를 이용하여 보간하는 기법[2] 등 다양한 개선 방법들이 제안되고 있다.

현재 일반적으로 사용되는 보간 기법들은 샘플링 이론 등과 같은 수학적 모델을 바탕으로 유도된다. 이와 함께 최근엔 비선형 신호처리 분야에 성공적으로 적용된 신경망(neural networks)을 이용한 영상 보간 기법도 제안되고 있다 [3]. Plaziac은 잡음 영상과 무잡음 영상에 대해 순방향 다층 신경망을 이용한 영상 보간을 실험하였고, 그 결과 특히 잡음 영상의 보간 시에 신경망이 우수한 성능을 나타냄을 확인하였다.

본 논문에서는 신경망을 이용한 Bayer color filter array 보간 기법을 제안한다. 신경망 기반의 영상 보간은 기존의 영상 보간 기법의 단점을 보완할 수 있다. 예를 들어, 선형 보간법에 의한 영상 보간 시 가장자리의 열화 부분을 신경망으로 선택적 학습시킴으로 향상된 고화질 영상 복원이 가능하다.

II. 신경망을 이용한 CFA 보간 기법

본 논문에서는 CFA 보간을 위해 순방향 3층 신경망 구조를 사용하였고, 학습 알고리즘은 extended delta-bar-delta 알고리즘을 사용하였다 [4]. Extended delta-bar-delta 알고리즘은 순방향 신경망의 학습을 위해 가장 널리 사용되는 오류 역전파 (error backpropagation) 알고리즘을 개선한 알고리즘으로, 신경망의 학습률(learning rate)과 모멘텀율(momentum rate)을 학습이 진행됨에 따라 가변하여 빠른 수렴(convergence)을 가능하게 한다.

본 논문에서는 신경망의 입력 데이터와 목표치(target value)를 얻기 위해 보간될 픽셀에 인접한 픽셀들을 신경망의 입력 데이터로 사용하고, 보간될 픽셀의 위치에서의 실제 픽셀값을 신경망의 목표치(target value)로 사용한다. 그림 2와 3은 입력 데이터

와 목표치를 선택하는 방법을 보여준다. 그림 2는 red와 blue 신호의 입력 데이터와 목표치의 선택 방법을 보여준다. 그림 2에서 "r"로 표시된 픽셀은 신경망의 목표치 및 이후의 보간될 픽셀을 나타내고, "R"로 표시된 픽셀은 보간될 픽셀 주위의 16개 픽셀 패턴을 보여준다. Red와 blue 신호에 대해 그림 2의 "r"로 표시된 픽셀이 먼저 보간되면 red와 blue 신호의 나머지 보간될 픽셀 패턴은 그림 3의 green 신호의 패턴과 같아진다. 따라서 그림 3은 red, blue, green 신호의 입력 데이터와 목표치의 선택 방법을 보여준다. 그림 3에서 "g"로 표시된 픽셀은 신경망의 목표치 및 이후의 보간될 픽셀을 나타내고, "G"로 표시된 픽셀들은 보간될 픽셀 "g" 주위의 16개 픽셀 패턴을 나타낸다. 영상의 경계(boundary)에서는 mirroring을 통해 입력 데이터를 얻었다.

본 논문에서는 각 컬러마다 다른 신경망을 사용하였다. 그림 2의 red와 blue 패턴을 위해 2개의 신경망을 사용하였고, 그림 3의 red, green, blue 패턴을 위해 3개의 신경망을 사용하였다.

| | | | | | | |
|---|--|---|---|---|--|---|
| R | | R | | R | | R |
| | | | | | | |
| R | | R | | R | | R |
| | | | r | | | |
| R | | R | | R | | R |
| | | | | | | |
| R | | R | | R | | R |

그림 2. red와 blue 신호의 보간 방법.

| | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | G | | | |
| | | G | | G | | |
| | G | | G | | G | |
| G | | G | g | G | | G |
| | G | | G | | G | |
| | | G | | G | | |
| | | | G | | | |

그림 3. red, green, blue 신호의 보간 방법.

III. 실험 및 고찰

본 논문에서는 신경망의 학습 데이터와 시험 데이터를 얻기 위해 37개의 컬러 영상을 선택하였다. 20개의 영상을 학습 데이터로 사용하고 나머지 17개 영상을 시험 데이터로 사용하였다. 제안된 보간 기법의 성능을 비교하기 위해 bilinear 보간법과 cubic spline 보간법을 사용하였다.

디지털 카메라에서는 영상의 화질이 중요한 요소이므로 영상의 화질을 객관적으로 비교하기 위해 다음과 같은 PSNR(peak signal-to-noise ratio)을 사용하였다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \left[\frac{\frac{1}{KL} \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{L-1} (o(k,l) - i(k,l))^2}{255^2} \right]$$

이때 영상의 크기는 $K \times L$ 이고, $o(k,l)$ 은 원 영상을 $i(k,l)$ 은 보간된 영상을 나타낸다.

표 1과 2는 bilinear 보간법, cubic spline 보간법, 그리고 제안된 신경망을 이용한 보간법에 의해 보간된 영상의 PSNR 평균값을 보여준다. 표 1-2로부터 학습된 영상과 학습에 포함되지 않은 시험 영상에 대해 제안된 영상 보간 방법이 기존의 보간 방법과 비교하여 더 높은 PSNR을 보임을 알 수 있다. 표 2의 17개 시험 영상에 대한 결과 중 red 채널에서 제안된 알고리즘이 cubic spline 보간법에 비해 다소 낮은 PSNR을 보이지만, 모든 컬러 채널의 평균 PSNR은 제안된 알고리즘이 우수한 성능을 보이고 있다. 실험 결과 제안된 알고리즘을 이용한 CFA 보간은 기존의 보간 알고리즘보다 고화질의 영상을 제공할 수 있다.

그림 4-6은 512×480 크기의 Announcer 영상의 열췌 부분에 대해 각각 red, green, blue 채널의 보간된 영상을 보여준다. 제안된 신경망 기반의 보간 기법이 가장자리 부분을 더 선명하게 보간함을 알 수 있다. Announcer 영상의 전체 크기에 대해서 신경망 보간 기법은 red, blue, green 채널에 대해 각각 31.3, 39.5, 31 (dB)의 PSNR 값을 나타낸 반면 bilinear 보간법은 각각 29.4, 35.1, 30 (dB)의 PSNR 값을 나타낸다. 또한 cubic spline 보간법은 각각 29.6, 35.6, 30.2 (dB)의 PSNR 값을 보여주었다.

IV. 결론

본 논문에서는 신경망을 이용한 단일 칩 CCD 디지털 카메라의 color filter array 보간 기법을 제안하였다. Color filter array에 의해 필터링된 컬러 영상을

보간하기 위해 보간될 픽셀과 주변의 픽셀들을 각각 신경망의 입력 데이터와 목표치로 사용하여 학습하였다. 신경망 보간 기법은 영상의 공간 정보를 학습을 통해 기억하고 일반화함으로써 기존의 영상 보간 기법보다 더욱 선명한 화질의 영상을 제공할 수 있는 것을 관찰하였다.

표 1. 보간 성능 비교.
(20개의 학습 영상의 평균 PSNR)

| | Bilinear | Cubic spline | Neural Networks |
|---------|----------|--------------|-----------------|
| Red | 30.986 | 31.628 | 31.734 |
| Green | 34.034 | 35.001 | 36.652 |
| Blue | 29.45 | 29.849 | 30.052 |
| Average | 31.49 | 32.16 | 32.813 |

표 2. 보간 성능 비교.
(17개의 시험 영상의 평균 PSNR)

| | Bilinear | Cubic spline | Neural Networks |
|---------|----------|--------------|-----------------|
| Red | 31.706 | 31.998 | 31.962 |
| Green | 33.931 | 34.463 | 34.895 |
| Blue | 32.18 | 32.326 | 32.451 |
| Average | 32.605 | 32.929 | 33.103 |

참고문헌

- [1] J. E. Adams, Jr., "Interactions Between Color Plane Interpolation and Other Image processing functions in Electronic Photography," Proc. SPIE, Vol. 2416, SPIE-Int'l Soc. for Optical Engineering, Bellingham, Wash., pp. 144-155, 1995.
- [2] Tadashi Sakamoto, Chikako Nakanishi, and Tomohiro Hase, "Software pixel interpolation for digital still cameras suitable for a 32-bit MCU," IEEE Trans. Consumer Electronics, Vol. 44, No. 4, pp. 1342-1352, November 1998.
- [3] Nathalie Plaziac, "Image Interpolation Using Neural Networks," IEEE Trans. Image Processing, Vol. 8, No. 11, pp. 1647-1651, November 1999.
- [4] Ali A. Minai and Ronald D. Williams, "Back-propagation Heuristics: A Study of the extended Delta-Bar-Delta Algorithm," Proc. of the IJCNN, 1990, pp. 595-600, Vol. 1, 1990.



그림 4. Red 채널의 보간 기법 성능 비교.



그림 5. Green 채널의 보간 기법 성능 비교.



그림 6. Blue 채널의 보간 기법 성능 비교.