

Isophote Constraint 를 사용한 GA 기반의 영상 복원

문채현^o 김중배 김함준
경북대학교 컴퓨터공학과 인공지능연구소
(chmoon^o, kjblove, kimhj)^o@ailab.knu.ac.kr

GA-based Color Image Restoration using Isophote Constraint

Chae-Hyun Moon^o Jong-Bae Kim Hang-Joon Kim

Dept. of Computer Engineering, Kyungpook National University

요 약

본 논문은 영상의 isophote 정보를 constraint 로 사용한 유전자 알고리즘 (Genetic Algorithms) 기반의 컬러 영상 복원 방법을 제안한다. 제안한 방법은 오염된 관측 영상으로부터 원 영상으로 복원하기 위해, 영상 복원 문제인 ill-posed 문제를 유전자 알고리즘을 이용하여 비용함수(cost function)가 최소가 되도록 하는 최적화 문제로 모델링 한다. 본 논문에서 제안한 방법은 영상에서 같은 밝기 값을 가진 영역의 경계선을 나타내는 isophote 를 비용함수의 정규화(regularization) 연산자로 사용하여 영상을 복원한다. 사용자가 복원할 영역을 지정한 후, 유전자 알고리즘을 사용하여 복원될 영역의 isophote 를 자연스럽게 유지하도록 복원한다. 제안한 방법은 디지털 비디오에서 상업적인 광고나, 자막 혹은 로고등을 제거하는데 사용될 수 있으며, 실험 결과, 일반적으로 영상 복원에 많이 사용되는 constraint 로 라플라시안(Laplacian) 연산자보다 isophote 를 정규화 연산자로 사용함으로써 효율적으로 영상이 복원됨을 알 수 있다.

1. 서 론

오늘날 영상 복원은 다양한 분야에서 매우 중요하게 사용되고 있다. 예를 들어 원격 감시 시스템이나 데이터 전송 시스템, 이미지 프로세싱, 디지털 방송 분야에서 오염되거나 데이터 손상, 손실 혹은 사용자에 의해 원하는 영역을 지우고 원 영상으로 복원하는데 많이 이용하고 있다 [1]. 영상 복원은 잡음이나 노이즈 같은 외부 요인에 의해 오염된 관측 영상으로부터 원 영상으로 복원하는 것이다. 영상 복원 과정에서, 영상에 포함되어 있는 잡음이나 노이즈를 제거하는 경우 영상의 경계선도 함께 제거되며, 동시에 경계선을 강화할 경우 노이즈도 함께 강화되는 문제가 발생한다. 이러한 문제들을 해결하기 위해 많은 연구가 진행되어 왔다. 특히, 영상에 대한 시공간적인 사전 정보를 영상 복원에 이용함으로써 영상 복원 문제를 해결하고자 노력하였다 [1]. 영상 복원을 위해 관측된 영상 g 는 식 (1)과 같이 표현할 수 있다.

$$g(x, y) = h(x, y) * f(x, y) + n(x, y) \quad (1)$$

여기서 f 는 $M \times N$ 크기의 원 영상이고, $*$ 은 블러링 함수 h 의 컨버루션 연산자, n 은 블러된 영상에 포함되어 있는 랜덤 노이즈이다. 영상 복원은 원 영상과 노이즈에 관한 어떤 정보와 블러링 함수 h 를 가지고 원 영상을 추정해 내는 것이다. 이때 블러된 영상이 노이즈를 가지고 있거나, 혹은 만약 블러링 함수 h 의 역(h^{-1})이 존재하지 않는다면, 영상 복원 문제는 ill-posed 문제가 되고, linear한 방법에 의해서는 원 영상으로 복원할 수 없게 된다 [2]. 그러므로, 영상 복원에서 발생하는 이러한 문제를 최적화 문제로 해결하는 많은 연구가

진행되어 왔다 [2]. 식 (2)는 영상 복원 문제의 최적화를 위해 주로 사용하는 Tikhonov 정규화(Regularization) 식이다.

$$\inf \underbrace{\int_{\Omega} (g - hf)^2 d\Omega}_{term1} + \alpha \underbrace{\int_{\Omega} |\nabla f| d\Omega}_{term2} \quad (2)$$

식 (2)에서 $term1$ 은 least-square 이고, $term2$ 는 미분 연산자를 사용한 정규화 term 이다 [2]. 정규화는 해의 집합으로부터 가장 적합한 복원 해를 구하기 위한 기준을 정의하여 영상 복원 시 복원된 영상의 오차가 최소가 되도록 하는 것이다 [3]. 일반적으로 정규화 연산자는 픽셀의 기울기나 혹은 라플라시안 연산자인 미분 계수 등이 선택된다. 그러나, 이 방법은 에지(Edge)의 불연속성으로부터 보호없이 영상을 부드럽게 하는 문제를 가지고 있다 [2]. 본 논문에서 제안한 방법은 영상의 사전 정보인 isophote 를 정규화 연산자로 사용함으로써, 에지의 불연속성을 보호한다. isophote(L)는 영상(I)에서 어떤 값(λ)보다 큰 밝기 값을 가지는 영역의 경계선이다 [4, 5]. 따라서, 영상(I)의 isophote(L)는 식 (3)과 같이 표현한다.

$$I = \bigcup_{\lambda=0}^N L_{\lambda}, \quad L_{\lambda} = \{x, I(x) \geq \lambda\}, \quad \lambda \in [0 - 255] \quad (3)$$

$I(x)$ 는 영상(I)의 픽셀의 밝기 값(x)이고, $N=255$ 이다. 그럼 1(a)는 원 영상(I)과 $\lambda=20$ 일때 isophote(L_{λ})를 표현한 것이다.

본 논문의 목적은 컬러 영상에서 노이즈나 오염에 의해 끊어진 isophote 들을 가장 적절하게 연결하여 자연스러운 영상으로 복원하는 것이다. 이를 위해, 본 논문에서는 영상 복원의 ill-posed 문제를 유전자 알고리즘을 이용하여 비용함수가 최소화

되도록 하는 최적화 문제로 모델링하고, 영상에서 에지의 불연속성을 보존하기 위해 isophote constraint를 정칙화 연산자로 사용한 영상 복원 방법을 제안한다.

I_{xx}, I_{yy} 는 x, y 축 2차 편미분한 값이고, I_{xy} 는 x 와 y 축으로 미분한 값이다.

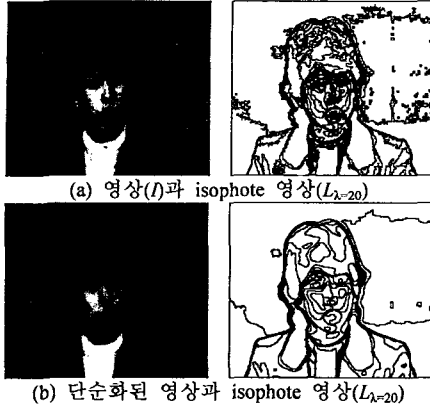


그림 1. 원 영상과 단순화된 영상의 isophote

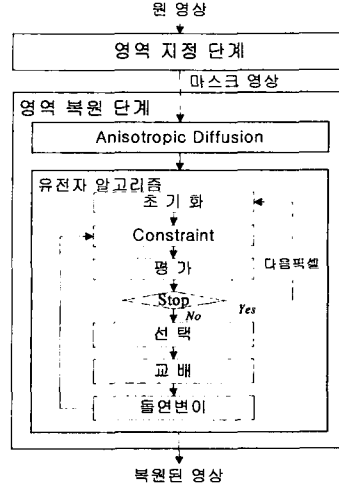


그림 2. 제안한 방법의 블록도

2. 영역 복원

제안한 방법은 그림 2와 같이 영역 지정 단계와 영역 복원 단계로 이루어진다. 영역 지정 단계는 사용자에게 의해 복원할 영역을 지정하는 단계이고, 영역 복원 단계는 지정된 영역을 유전자 알고리즘을 이용하여 복원하는 단계이다. 영역복원 알고리즘은 아래와 같다.

영역복원 알고리즘

- 1) 복원할 영상에 비등방성 확산방법을 적용한다 [6].
- 2) 복원할 영역의 한 픽셀마다 유전자 알고리즘을 사용해 아래의 단계로 복원한다.
 - ① 각 염색체를 초기화 한다.
 - ② 각 염색체의 isophote 곡률을 계산한다.
 - ③ 각 염색체의 적합도를 계산한다.
 - ④ 복원 종료 조건이 성립하면 최소 적합도를 가진 염색체로 현재 픽셀을 복원한다.
 - ⑤ 모든 픽셀이 복원될 때까지 ②-④를 반복한다.

영역 복원 알고리즘의 첫 단계인 비등방성 확산 방법 (Anisotropic Diffusion)은 복원할 영역의 영상을 평활화 한다 [6]. 이 단계는 부드러운 isophote를 만들고, 노이즈를 제거하는 역할을 한다. 그림 1(b)는 원 영상에 비등방성 확산 방법을 10번 적용한 영상과 $\lambda=20$ 일때 isophote(L_λ)를 표현한 것이다.

2.1 Isophote Constraint

제안한 방법에서 사용한 isophote constraint는 어떤 픽셀 (x, y)을 지나는 isophote의 곡률은 인접한 픽셀이 가지는 곡률과 유사하고, 그 픽셀을 지나는 isophote의 곡률이 최소화 되도록 하는 방법을 영상 복원을 위한 정칙화 연산자로 사용한다. 픽셀의 곡률은 식 (4)와 같이 계산한다 [5].

$$k = \text{div} \left(\frac{\nabla I}{\|\nabla I\|} \right) = - \frac{I_x^2 I_{xx} + 2I_x I_y I_{xy} + I_y^2 I_{yy}}{\sqrt{I_x^2 + I_y^2}} \quad (4)$$

I 는 픽셀의 밝기 값이고, I_x, I_y 는 x, y 축 1차 편미분한 값이고,

2.2 유전자 알고리즘

영상 복원을 위해 유전자 알고리즘을 사용하여 복원할 픽셀마다 최적의 색상 값을 찾게 된다. 사용한 염색체의 구조는 픽셀의 R, G, B 값을 나열한 비트 스트링이다. 초기 염색체 값은 랜덤하게 정한다. 유전자 알고리즘에 수행되는 연산은 다음과 같다.

- 1) 선택. 인접한 염색체들과의 적합도(fitness)에 따라 각 염색체를 인접한 염색체로 바꾼다. 본 논문에서는 최적 선택 기법(Elist Selection Scheme)을 사용한다 [7].
- 2) 교배. 임의로 선택한 염색체를 임의로 선택한 다른 염색체와 재구성 한다.
- 3) 돌연변이. 임의로 선택한 염색체의 한 비트 값을 invert 한다.

한 픽셀 복원의 종료 조건은 추정된 염색체의 적합도가 0이 되거나 Generation 수가 최대 값만큼 반복 수행 되었을 경우이다. 이때 염색체들의 적합도가 최소가 되는 염색체의 값으로 한 픽셀을 복원한다.

2.3 Cost Function

염색체의 적합도는 식 (5)로 계산하는데, 이 값은 컬러의 각 R, G, B 값으로 계산한 비용함수의 합이고, 식 (6)과 같이 표현한다.

$$E_{\text{fit}} = E_R + E_G + E_B \quad (5)$$

$$E(\bar{V}_N, \bar{k}_N, \Omega) = \underbrace{\iint_{\Omega} (\bar{V}_N - \hat{I}(x, y))^2 dx dy}_{\text{term 1}} + \alpha \underbrace{\iint_{\Omega} |\nabla \hat{I}| (1 + |\hat{k}|) dx dy}_{\text{term 2}} + \beta \underbrace{\iint_{\Omega} (\bar{k}_N - |\hat{k}|)^2 dx dy}_{\text{term 3}}, \forall x, y \in \Omega \quad (6)$$

constraint

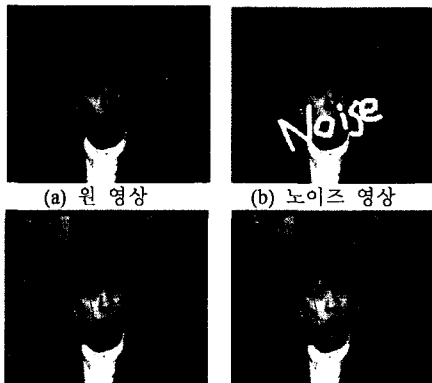
Ω 는 복원할 영역이고, x, y 는 복원할 영역의 픽셀 위치이다. \bar{V}_N 과 \bar{k}_N 은 복원할 픽셀에 인접한 픽셀들의 밝기 값과 isophote 곡률 값의 평균이다. \hat{I} 와 \hat{k} 는 추정된 염색체의 값과 isophote 곡률 값이다. α 와 β 는 상수이다. N 은 인접 픽셀의 집합으로 복원할 픽셀의 주변 8 방향 픽셀 중 복원 영역에 포함되지 않는 픽셀들이고, 식 (7)과 같이 표현한다.

$$N = \{x, y \in I \mid (x, y) = (x+i, y+j), i, j \in \{-1, 0, 1\} \text{ and } x, y \notin \Omega\} \quad (7)$$

식 (6)에서 *term1*은 복원할 픽셀 주위의 색깔과 비슷하게 하고, *term2*는 영상을 부드럽고, isophote의 곡률을 작게 하고, *term3*은 복원할 픽셀 주위를 지나는 isophote의 곡률과 유사하게 영상을 복원하고자 한다.

3. 실험 결과

제안한 방법의 실험은 Windows 2000, Pentium IV-1.4Ghz에서 수행하였고, 알고리즘은 MS Visual C++ development tool을 사용하여 구현하였다. 실험에 사용한 유전자 알고리즘의 파라미터는 *crossover rate*=0.01, *mutation rate*=0.06 그리고 최대 *Generation*=1000으로 설정하였다. 최적의 픽셀을 선택하기 위해 사용한 유전자 알고리즘의 비용함수에 α 와 β 는 각각 0.3, 0.2이다. 전처리 단계에 쓰인 비등방성 확산 방법의 상수 $k=0.2$ 이고, 이전 영상과의 차이가 없을 때 까지 수행하였다. 제안한 방법의 효율성을 증명하기 위해 영상의 윤곽선 복원력을 라플라시안과 isophote 정칙화 연산자를 비용함수에 적용하여 복원 영상의 MSE(Mean Squar Error)를 계산 하였다. 그림 3은 두 정칙화 연산자를 사용하여 복원한 결과를 비교한 그림이다. 그림 3(b)에서 흰색 부분이 사용자가 지정한 영역이다.



(c) 라플라시안 정칙화 연산자 (d) isophote 정칙화 연산자

그림 3. 라플라시안과 isophote 정칙화 연산자를 사용한 실험결과

표 1은 두 방법의 MSE를 나타낸다. 그림 3, 4의 실험 결과, 제안한 isophote를 영상 복원을 위한 정칙화 연산자에 사용함으로써 라플라시안 연산자보다 개선된 복원 결과를 알 수 있다. 실험 3은 문자가 있는 원본 영상과의 MSE 값이다.

표.1 라플라시안과 isophote 정칙화 연산자의 성능 비교

실험 영상	라플라시안	isophote
실험 1(그림 3)	76.75	72.37
실험 2(그림 4. 왼쪽)	113.22	108.09
실험 3(그림 4. 오른쪽)	841.62	770.34

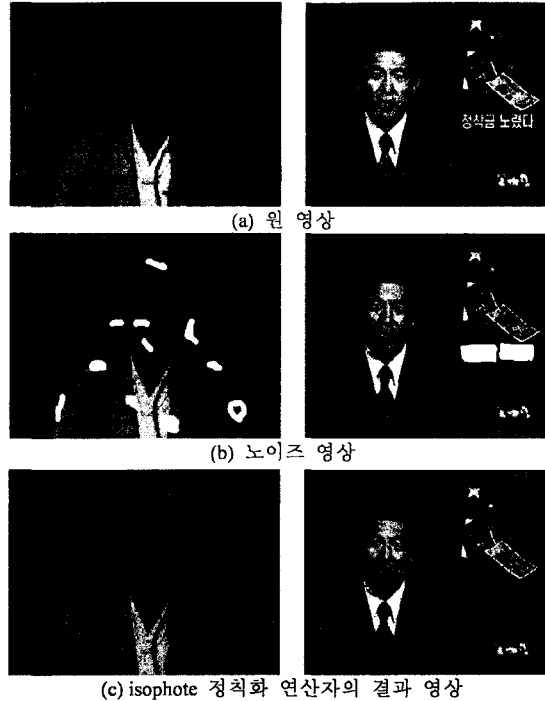


그림 4. 제안한 방법의 실험 결과

4. 결론

본 논문은 isophote를 constraint로 사용한 유전자 알고리즘 기반의 컬러 영상 복원 방법을 제안한다. 제안한 방법을 실험한 결과, 영상의 사전 정보인 isophote를 비용함수의 정칙화(regularization) 연산자로 사용함으로써 라플라시안 연산자보다 영상 복원 효과가 더 뛰어난 것을 알 수 있었다. 향후, 제안한 방법을 영상에서 문자 제거 및 영상 복원 시스템에 적용할 것이다.

5. 참고 문헌

1. A. Kokaram, Motion Picture Restoration, Springer-Verlag, Berlin, 1998.
2. A.L. Bovik, Handbook of Image and Video Processing, Academic Press, San Diego, USA, 2000.
3. 전우상, 이태홍, "영상 복원에서의 정칙화 연산자 분석", 멀티미디어 학회 논문지, Vol. 2, No. 3, pp.320-329, 1999.
4. S. Masnou, J.-M. Morel, "Level lines based disocclusion", IEEE International Conference on Image Processing, Chicago, IL, pp. 259-263, 1998.
5. B.S. Morse, D. Schwartzwald, "Isophote-based Interpolation", ICIP, pp. 227-231, vol.3, 1998.
6. P. Perona and J. Malik, "Scale-Space and Edge Detection using Anisotropic Diffusion", IEEE-PAMI 12, pp. 629-639, 1990.
7. Z. Michalewics, Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs, Springer, Berlin, 1992.