

논문 2004-41SP-3-1

등광도선 정보를 이용한 상표 및 자막영역 복원 방법

(A Method for Restoring Trademark and Caption Areas using Isophote Information)

김 종 배*, 정 수 응**

(Jong Bae Kim and Su Wong Jung)

요 약

본 논문은 영상에서 등광도선 정보를 사용한 상표 및 자막영역의 원영상 복원 방법을 제안한다. 제안한 방법은 유사한 밝기 값을 가진 픽셀들을 연결한 등광도선을 영상복원을 위한 정칙화 연산자로 사용하고, 이 정칙화 연산자를 가진 비용 함수를 유전자 알고리즘을 사용하여 최소화하는 픽셀값을 추정하여 영상을 복원한다. 제안한 방법을 영상에 포함된 상표 및 자막영역과 노이즈를 제거하고 원영상으로 복원하는데 적용한 결과, 정칙화 이론에서 사용하는 Laplacian과 같은 미분 연산자보다 등광도선 연산자가 ISNR의 향상과 복원효과가 뛰어남을 알 수 있다.

Abstract

In this paper, we propose a method for restoring trademark and caption areas using an isophote. In our method, the image restoration problem is modeled as an optimization problem, which in our case, is solved by a cost function with isophote constraint that is minimized using a GA. The technique creates an optimal connection of all pairs of isophotes disconnected by a caption in the frame. For connecting the disconnected isophotes, we estimate the value of the smoothness, given by the best chromosomes of the GA and project this value in the isophote direction. Experimental results show that the isophote operator worked better than Laplacian operator for image restoration, and the proposed method has a great possibility for automatic restoration of a region in an advertisement scene.

Keywords: 영상 복원, 등광도선, 정칙화 연산자

I. 서 론

오늘날 급속한 대중 매체의 발달로 인해 우리는 직·간접적으로 상업적인 광고 영상을 TV방송에서 쉽게 접할 수가 있다. 예로 의복의 상표, 가정용 전자제품, 혹은 가구에서의 로고나 베너 광고 등이 있다. 이러한 간접적인 광고의 경우 공익 방송이나 교육, 역사적인 문제를 다루는 방송에서 허용되지 않는 것이 일반적이다. 그러므로, 이것들은 영상을 획득한 후 수작업으로 영역

을 지우거나, 혹은 모자이크 처리, 영상 획득하기 전에 밴드와 같은 도구를 통해 특정 부분이 영상에 나타나지 않도록 하고 있다. 현재 영상에서 특정 영역을 제거하는 작업은 방송국이나 사진관등에서 전문가들에 의해 수행되어지고 있으며, 이를 위한 많은 시간과 노력이 요구되고 있는 실정이다. 만약, 영상에서 특정 영역을 제거하고 자연스럽게 원영상으로 복원해주는 시스템이 있다면 디지털 비디오 방송이나 파일 복원, 가상 스튜디오와 번역 서비스등과 같은 분야에서 효율적으로 사용될 수 있을 것이다.

따라서, 본 논문의 목적은 사용자에게 의해 선택된 자막이나 상표 영역들을 제거하고 원영상으로 복원하는데 있다. 영상복원에서 블러링되고 노이즈에 의해 오염된 영상 모델은 $g = H(x, y) * I(x, y) + n(x, y)$ 과 같이 표현한다^[1]. g 는 오염된 관찰 영상, I 는 원 영상, n 은

* 학생회원, 경북대학교 컴퓨터공학과
(Dept. of Computer Engineering, Kyungpook national University)

** 정회원, 김천과학대학 컴퓨터정보계열
(Dept. of Computer Information, Kimcheon Science College)

접수일자: 2003년9월24일, 수정완료일: 2004년4월23일

오염된 영상 g 에 존재하는 노이즈이다. 영상복원은 관찰된 영상 g 와 블러링 함수 H , 그리고, 이상적인 영상의 확률적인 속성들에 관한 정보와 노이즈에 관한 정보를 가지고 원 영상 I 에 유사한 \hat{I} 를 추정하는 것이다. \hat{I} 를 추정하기 위해 관찰된 영상 g 와 블러링 함수 H 의 역함수를 convolution함으로써 해결할 수 있다($\hat{I}=H^{-1}g$). 하지만, 이러한 영상복원 불량 위치(ill-posed) 과정이기 때문에 만족할 만한 \hat{I} 의 추정은 어렵다^[1-3]. 따라서, 영상복원의 불량위치 문제를 해결하기 위한 방법으로 정칙화 이론을 영상복원에 적용하고, 불량위치성(ill-posedness)에 의한 불안정성을 제거하기 위해 영상에 대한 제약 조건(constraint)을 정칙화 연산자로 사용한다^[3,4]. 정칙화(regularization)는 해의 집합으로부터 가장 적합한 복원 해를 구하기 위해 제약 조건을 가진 어떤 비용 함수를 정의하여 영상복원 시 복원된 영상의 복원오차가 최소가 되도록 하는 것이다^[3]. 영상복원을 위해 사용하는 비용 함수에는 least-square에 추가적인 term을 포함하여 영상에 대한 직접적인 사전 정보를 제약 조건으로 가진 Constrained least-squares(CLS)가 있다. CLS는 데이터의 에러와 해의 강건성 정도가 동시에 최소화되게 수식화 할 수 있고^[5-7], 식 (1)과 같이 나타낸다.

$$\min \left(\underbrace{\|g - H\hat{I}\|_2^2}_{\text{term 1}} + \alpha \underbrace{\|R\hat{I}\|_2^2}_{\text{term 2}} \right) \quad (1)$$

α 는 두 term사이의 균형을 조절하는 이완(relaxation) 변수이다. 식 (1)에서 term 1은 least-squares 접근법에서 residual norm이고, 데이터 정당화를 보장한다. 그리고, term 2는 영상에 포함된 추가적인 제약을 통해 영상 I 에 기대된 행동에 대한 사전 지식을 가지는 제약 조건 R 으로 영상에 대한 정칙화 기준으로 사용한다. 일반적으로 CLS에 많이 사용하는 정칙화 연산자에 미분연산자가 사용된다^[3,7]. 그러나, 이 연산자는 영상 경계선 부분의 불연속성을 보존하지 않고 등방적(Isotropic)으로 영상을 평활화시키는 방법으로 알려져 있다^[3,5,7]. 결과적으로 미분연산자를 정칙화 연산자로 사용함으로써 복원된 영상의 잡음 증폭은 억제되나 경계선이 모호해지는 문제점을 초래하게 된다. 또한, 식 (1)는 선형적인 방법에 의해 만족하는 최적의 해를 구하기 어렵다.

이러한 문제를 해결하기 위해, 본 논문에서는 식 (1)

의 정칙화 연산자에 등광도선을 사용하고, 유전자 알고리즘을 기반으로 한 최적화 방법으로 영상을 복원한다. 제안한 방법은 유사한 픽셀값을 가진 평면영역에서는 픽셀이 등방적으로 평활화되는 것을 허용하지만, 영상 경계선의 불연속성 파괴를 보호하기 위해 원 영상의 형태학적 특성을 가진 등광도선(isophote)을 정칙화 연산자로 사용한다. 등광도선을 같은 밝기 같은 가지는 영역들의 경계선들이다.

제안한 방법을 실험한 결과, 영상복원 과정에서 영상의 질을 향상시키고 노이즈와 경계선 부분을 효과적으로 구분하여 평면부분에서 노이즈 증가를 억제하고 윤곽부분에서는 해상도가 증가됨을 알 수 있다. 또한, 식 (1)과 같은 비용 함수의 에너지 최소화 방법으로는 여러 가지 방법들이 사용되지만 대부분 초기화에 의존성이 크거나 지역적 최적해(local optima)에 빠지는 단점을 완전히 극복하지 못하고 있다^[8,9]. 이러한 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 유전자 알고리즘을 사용하여 비용 함수의 에너지를 최소화시키는 방법을 제안한다. 이 방법은 유전자 알고리즘의 특성상 전역적 최적해 또는 이에 근접한해를 찾을 수 있으며, 또한 수행 성능을 높이기 위해 탐색 영역을 효과적으로 설계함으로써 비교적 넓은탐색 영역에서 적당한 시간 내에 탐색을 수행할 수 있다.

II. 유전자 알고리즘 기반의 영상복원

영상에서 상표 및 자막영역은 사용자에게 의해 선택되고, 복원될 영역에 위치한 이진마스크 영상이 입력된다. 그리고, 영상복원을 위해 유전자 알고리즘을 사용하여 복원될 영역에 최적의 픽셀값을 추정한다. 제안한 방법은 원영상에 가까운 최적의 픽셀값을 추정하기 위해 등광도선을 영상복원을 위한 정칙화 연산자로 사용한다. 영역복원 과정은, 유전자 알고리즘의 한 진화 세대에서 복원될 영역에 인접해 있는 픽셀값을 복원될 영역 내부로 점차적으로 전파시키는 과정으로 영역을 복원한다.

1. 등광도선과 곡률

등광도선은 영상에서 유사한 밝기값과 대비를 가지는 픽셀들을 연결한 선이다^[10-12]. 등광도선은 모든 가능한 연결 성분들로부터 계산하며 이 연결 성분들은 영상의 밝기 값과 픽셀 사이의 공간적인 관계에 기반한다. 등광도선 L 의 연결 성분을 추출하기 위해 그레이 레벨 값에서 영상을 이진화하고, 이진영상의 구성 요소

들을 추출하여 얻는다. 영상에서 등광도선 추출을 위해 함수 I 를 가정하고, I 는 $\Omega = [0, W] \times [0, H]$ 에서 로 가는 함수이며, 이때 각 픽셀 $p = [j, j+1] \times [i, i+1] \in \Omega$ 의 함수 $I(p)$ 는 0과 255사이의 값을 가진다 ($I(p) \in (0, 255)$). 따라서, 본 논문에서 영상 복원을 위해 영상 I 는 등광도선 L 으로 구성되어 있다고 가정하고, 식 (2)와 같이 표현한다.

$$I = \bigcup_{\lambda=0}^{255} L_{\lambda}, \quad L_{\lambda} = \{x, I(x) \geq \lambda\} \quad (2)$$

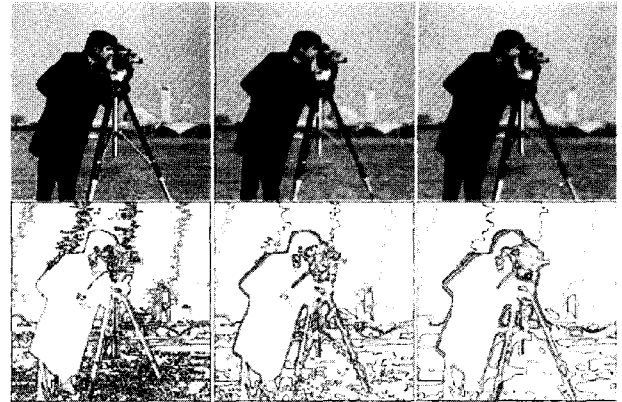
영상을 등광도선의 집합으로 표현함으로써, 영상이 전역적인 대비(contrast) 변화가 발생하더라도 등광도선은 영상의 형태학적 특성을 손실 없이 잘 표현할 수 있는 특징을 가지고 있다^[11-13]. 따라서, 이 특징을 영상복원을 위한 정칙화 연산자로 사용함으로써 복원될 영상의 특징을 손실 없이 복원할 수 있다.

제안한 방법에서 노이즈 영향에 의해 부자연스러운 등광도선을 제거하고, 영상의 전역적인 구조를 추출하기 위해 비등방성확산(Anisotropic diffusion: AD)을 적용한다. 이 과정은 확산된 영상이 더 이상 변화하지 않을 때까지 수행되고, 비등방성확산의 적용은 식 (3)과 같다^[7].

$$I(x)_{t+1} = \left[I(x) + \Delta t \sum_{d=1}^4 e_d(x) \cdot \nabla I_d(x) \right]_t, \quad x \in \Omega, \\ e(x) = \exp \left\{ - \left[\frac{|\nabla I(x)|^2}{k} \right]^2 \right\} \quad (3)$$

Γ 는 확산을 수행할 방향이고, $\nabla I_d(x)$ 는 영상의 x 위치에서 d 방향으로 픽셀 값의 변화이다. 이 식에서 Δt 는 안정화를 위한 상수이고, 이 값은 AL. Bovik [14]에 의해 0.2로 설정하고, Ω 는 복원될 영역이다. 확산 계수 e 는 영상의 픽셀 값 변화를 가장 쉽게 확산 과정에 영향을 줄 수 있는 Perona와 Malik^[7]에 의해 제안된 방법을 사용한다. 비등방성확산을 통해 영역의 평면부분은 평활화시키는 반면, 경계선 부분은 영상의 픽셀 값을 강화(enhance)하는 결과를 나타낸다. 그림 1(b)와 (c)는 원영상에 비등방성확산을 10과 20번씩 적용하여 평활화된 영상과 등광도선 영상과 등광도선 영상(=20)이다.

제안한 영상복원 방법은 복원할 픽셀에 비등방성확산을 통해 초기 픽셀값을 할당하고, 제안한 비용 함수의 최소화를 만족하기 위해 픽셀값을 반복적으로 변경



(a) 원 영 (b) AD 영상 (iteration=10) (c) AD 영상 (iteration=20)

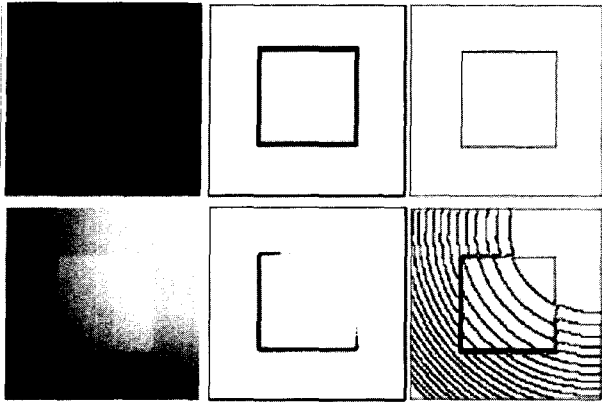
그림 1. AD를 적용한 영상과 등광도선 영상
Fig. 1. Anisotropic diffused image and its Isophote image

하여 최적의 픽셀값으로 갱신하는 것이다. 복원될 픽셀의 최적값을 찾기 위해, 다음의 제약 조건을 복원될 영역의 정칙화 연산자로 사용한다: 1) 복원될 픽셀이 가지는 등광도선 곡률의 변화는 최소가 되어야 하고, 2) 픽셀값과 등광도선 곡률은 주위 픽셀과 유사해야 한다. 이러한 제약 조건에 포함된 등광도선의 곡률은 등광도선의 길이 s 에 따른 등광도선의 기울기의 변화율을 의미한다. 즉, 어떤 픽셀에서 곡률 값이 크다는 것은 등광도선의 휨 정도가 크다는 것을 의미하고, 반대의 경우는 적다는 것을 의미한다. 영상에서 텍스처나 경계선 부분과 같은 색상의 변화가 많은 곳에서는 등광도선 곡률의 변화가 크고, 평탄한 영역은 상대적으로 작다. 따라서, 영상복원과정에서 복원될 영역에 인접한 픽셀들이 가진 등광도선 곡률을 유지하도록 픽셀을 복원함으로써 영상의 특징을 손실 없이 복원할 수 있다.

등광도선 곡률은 두 단계로 계산할 수 있는데, 먼저 등광도선상에 있는 어떤 점 f 의 그래디언트(Gradient) 벡터 ∇f 의 수직 방향의 법선 벡터 $\hat{h} = \nabla f / |\nabla f|$ 를 계산한다. 그리고, 등광도선 길이 s 상에 있는 각 점들이 가지는 등광도선의 기울기의 변화를 계산한다. 등광도선 곡률 κ 은 등광도선 길이 s 에 따른 기울기 변화량이다^[10,11].

$$\kappa = \frac{d\theta}{ds} = \frac{I_{xx}I_y^2 - 2I_xI_yI_{xy} + I_{yy}I_x^2}{(I_x^2 + I_y^2)^{3/2}} \quad (4)$$

그림 2는 영상의 에지와 등광도선에 의해 영상을 표현한 것이다. (a)는 원영상과 대비를 변화시킨 영상이



(a) 원 영상 (b) 에지에 의한 영상 표현 (c) 등광도선에 의한 영상 표현

그림 2. 에지와 등광도선에 의한 영상 표현

Fig. 2. Image representation by the edge and isophotes

고, 그림 2 (b)는 Sobel 에지 검출을 이용하여 (a)를 표현한 것이다. 이때 사용된 임계값은 50이다. 그리고, (c)는 등광도선으로 영상을 표현한 것이다. 이때 사용된 그레이 레벨(λ)의 값은 20이다. 그림 2와 같이 에지를 사용하여 영상을 표현한 경우, 전체 영상을 표현할 수 없을 뿐만 아니라 영상의 대비변화에도 잘 표현할 수 없는 단점이 있다. 하지만, 등광도선을 사용한 영상 표현은 전체 영상을 표현할 수 있을 뿐만 아니라, 영상 내의 대비나 밝기 변화에도 영상을 잘 표현할 수 있는 특징을 가지고 있음을 알 수 있다.

2. 유전자 알고리즘

제안한 영상복원 방법은 영상에서 선택된 영역을 제거하고 원영상으로 복원하기 위해 복원될 영상에서 등광도선을 찾고, 이 선을 제약 조건으로 사용하는 비용 함수를 최소화시키는 값을 복원될 영역에 삽입한다. 제안된 알고리즘은 먼저 복원될 영역에 비등방성 확산을 적용하고, 복원될 영역의 각 픽셀마다 초기 염색체 값을 결정한 후, Laplacian 연산자를 이용하여 초기 염색체 값의 그라디언트 값을 계산한다. 그리고, 복원될 영역의 픽셀들을 유전자 알고리즘을 사용하여 가장 높은 적합도를 가지는 픽셀값으로 갱신한다.

본 논문에서 유전자 알고리즘의 염색체는 한 픽셀이 가진 문제의 해를 표현한다. 영상의 실제 값을 표현하기 위한 염색체로 RGB 특징 벡터값(24-비트 스트링)을 사용한다. 적합도는 염색체 위치에서 추정된 특징 벡터와 관찰된 특징 벡터 사이의 최소화된 비용 함수로 정의된다. 초기 염색체는 복원될 픽셀에서 비등방성확산을 적용한 영역의 값에 따라 랜덤하게 선택한다. 비등

방성확산에 의해 평화화된 복원할 영상의 추정하고자 하는 픽셀값이 X 이면, 그 픽셀의 초기 염색체 (initial chromosome) 값은 $X-20$ 에서 $X+20$ 사이의 각 특징 벡터마다 8개씩 랜덤하게 선택하여 픽셀이 가지는 집단을 결정한다. 제안한 방법에서 구현된 유전자 연산자중에서 선택(selection) 방법은 지역 토너먼트(local tournament) 선택, 교접(crossover)는 one-point 교접 방법이고, 돌연변이(mutation)는 one-bit random change 방법을 사용한다^[8,12]. 종료 조건을 위해 안정도(stability)는 여러 세대에서 픽셀들이 가지는 적합도로 정의된다. 종료 기준은 안정도 기준이 미리 정한 값 이상이 되거나 첫 번째 조건을 만족하지 않고 최대 진화 세대 수에 도달할 때이다.

2.1 비용 함수

각 염색체를 위한 비용 함수는 복원될 영상과 원영상의 비교에 의해 평가한다. 복원될 영역의 최적해를 찾기 위해 제안한 방법은 등광도선의 곡률 진화를 형상화한 제약 조건을 사전 정보로 사용한다. 최적해를 위해 복원될 영역의 픽셀이 가지는 등광도선의 곡률 변화는 최소화 되어야 하고, 인접 픽셀들이 가진 등광도선의 곡률 변화와 추정될 픽셀이 가지는 등광도선의 곡률 변화는 유사해야 한다. 이러한 특성을 이용한 비용 함수는 식 (5)와 같이 정의하고, 이를 최소화하는 \hat{I} 를 추정한다.

$$E(\hat{I}) = \sum_{i=1}^I \left(\alpha \underbrace{\|B_{44} - \hat{I}_i\|_{43}^2}_{\text{term 1}} + (1 - \alpha) \underbrace{\|C_{44} - \hat{K}_i\|_{43}^2}_{\text{term 2}} \right) \quad (5)$$

B 와 C 는 복원될 픽셀 I 에서 8방향으로 이웃한 픽셀들의 평균 픽셀 값과 평균 등광도선의 곡률이다. 그리고, \hat{I} 와 \hat{K} 는 추정된 픽셀과 등광도선 곡률이다. 그리고, S 는 복원하고자 하는 영역의 픽셀들의 집합이다. 식 (5)에서 term 1은 복원될 픽셀 값은 주위 픽셀들의 값과 유사하고 가능한 자연스러운 값이어야 한다. Term 2는 등광도선의 곡률이 주위 픽셀들이 가지는 곡률 값과 유사하고 등광도선 또한 자연스러워야 한다.

III. 실험 결과

제안한 방법의 실험에 사용한 영상들은 320×240과 256×256 크기이고, 사용한 유전자 알고리즘의 파라미터

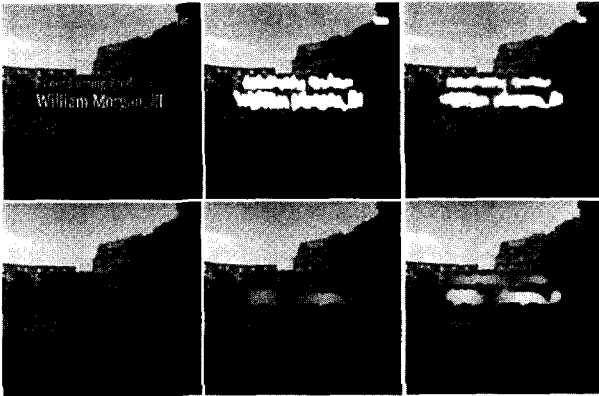


그림 3. 자막영역 제거 후 복원된 영상
Fig. 3. Caption removal and restoration image

인 교접 연산자와 돌연변이 연산자의 확률은 각각 0.7와 0.05로 설정하고, 집단의 크기와 세대의 수는 각각 512와 50으로 설정하였다. 식 (3)의 비등방성확산을 위한 확산 수행 방향 Γ 는 확산될 한 픽셀의 인접된 모든 픽셀 값에 의해 영향을 받으므로 8, 확산 계수 κ 는 10, 그리고 식 (5)의 비용 함수의 제어 a 파라미터는 0.42로 설정하였다. 이 값들은 여러 실험을 통해 설정되었다. 실험 결과는 평가하기 위해 사용된 평가 방법은 Improvement of Signal to Noise Ratio (ISNR)을 사용하였다. ISNR을 위한 계산은 식 (6)과 같다.

$$ISNR = 10 \log_{10} \left\{ \frac{\sum_{i,j} [f(i,j) - g(i,j)]^2}{\sum_{i,j} [f(i,j) - \hat{f}(i,j)]^2} \right\} \quad (6)$$

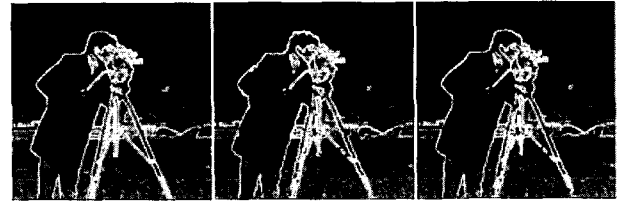
$f(i,j)$ 는 원 영상, $g(i,j)$ 오염된 영상, 그리고 $\hat{f}(i,j)$ 는 복원된 영상이다.

그림 3는 영상에서 자막 영역을 제거하고 원영상으로 복원한 결과이다. 실험을 위해 320×240 크기의 영상에서 유전자 알고리즘의 세대 수를 30으로 하였을 때, 약 25%의 픽셀을 복원하는데 걸린 시간은 평균적으로 12.4초가 소요되었다 (CPU: 2.4GHz, RAM: 1G). 복원된 영상에서 평면영역의 등광도선 곡률은 0에 가까운 반면, 경계선 부분의 곡률은 서로 다른 값을 가지기 때문에 이를 계산하는데 수행시간의 차이가 발생하였다.

그림 3의 첫 번째 영상은 다양한 색깔과 불규칙적인 텍스트를 가진 영상에 문자가 포함된 영상이고, 두 번째 영상은 복원된 영역이 선택된 영상이다, 그리고, 위에서 아래방향의 시계방향으로 제안된 방법의 5, 10, 20 그리고, 30세대까지 유전자 알고리즘의 진화를 통해 얻은 복원된 영상들이다.



(a) 오염된 영상 (b) Laplacian 연산 (c) 제안한 방법에
자에 의한 복원 결과 의한 복원 결과



(d) 원 영상의 에지 (e) (b)영상의 에지 (f) (c)영상의 에지

그림 4. Laplacian 연산자와 등광도선 연산자를 사용한 복원영상과 에지 영상

Fig. 4. Experimental results of caption removal and restoration using Laplacian and Isophote regularization operators

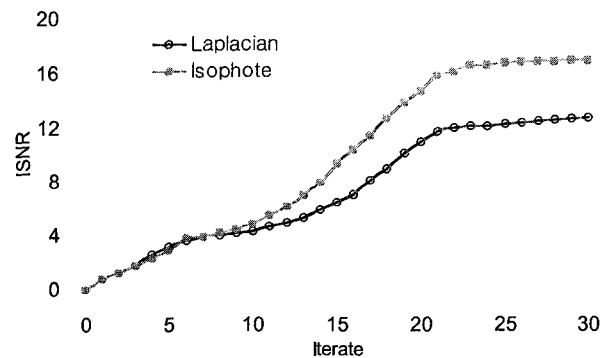
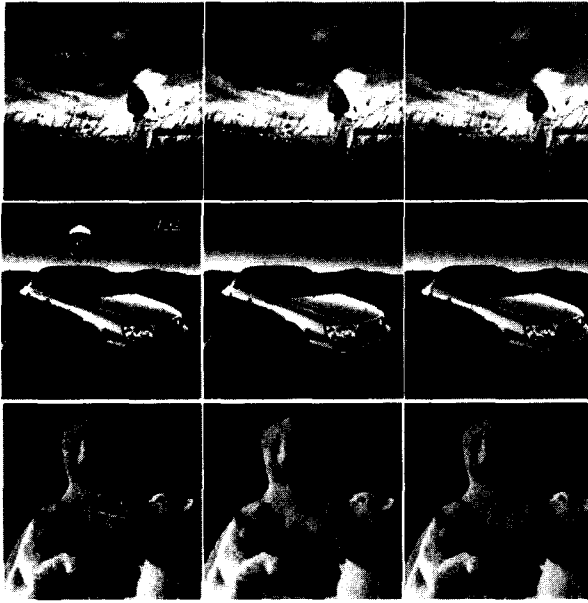


그림 5. Laplacian과 등광도선 연산자를 사용한 GA 반복에 따른 ISNR의 변화

Fig. 5. The ratio of ISNR according to iteration of GA

제안한 방법을 평가하기 위해 정칙화 연산자에 Laplacian 연산자와 등광도선 연산자를 사용하였다. 그림 4은 그림 1 영상에 문자를 삽입한 영상을 이용하여 서로 다른 정칙화 연산자에 의한 원영상 복원 영상과 에지 영상이다. Laplacian 연산자는 영역 경계선들의 비 연결성을 보호하지 못함으로 인해 영상이 과다 평활화 되고, 물체의 경계선이 불명확하게 복원되는 문제점이 발생하였다. 그러나, 제안한 방법은 원영상의 경계선을 보호하고 자연스럽게 영역이 복원됨을 알 수 있다.

그림 5는 그림 4의 실험 영상에 Laplacian과 등광도선 정칙화 연산자를 사용하여 복원된 영상의 유전자 알고리즘의 세대에 따른 ISNR의 변화율을 나타낸 것이다. 유전자 알고리즘의 진화 세대수가 증가함에 따라 전체



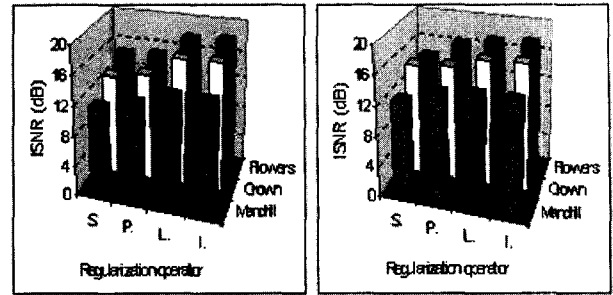
(a) 광고 영상 (b) Laplacian 연산자를 적용한 복원 영상 (c) 제안한 방법을 적용한 복원 영상

그림 6. 복원된 영상
Fig. 6. The examples of image restoration

의 비용 값뿐만 아니라, 제안된 방법에 의해 복원된 결과의 ISNR도 증가함을 알 수 있다. 제안된 방법에 의해 복원된 결과들은 Laplacian 연산자를 적용한 것보다 나은 복원효과를 보여준다. 그림 6은 다양한 광고영상에서 제안한 방법과 Laplacian 연산자를 적용하여 광고영역이 제거되고 원영상으로 복원된 결과 영상이다.

제안한 방법의 노이즈 강건함 테스트를 위해 노이즈에 의해 오염된 영상에 다양한 정칙화 연산자들을 사용하여 복원한 결과를 비교하였다. 실험에 사용한 정칙화 연산자는 Sobel(S), Prewitt(P), Laplacian(L)과 Isophote(I)를 사용하였고, 랜덤 Gaussian 노이즈를 영상에 삽입하였다. 그림 7은 노이즈 변화량에 따른 ISNR의 변화율을 나타낸 그림이다 (iteration=30). 실험 결과, 등광도선 연산자를 정칙화 연산자로 사용한 영상복원 결과가 다른 미분연산자보다 복원 효과가 뛰어난 것을 알 수 있고, Laplacian 연산자와 비교해서 평균적으로 0.65dB 이상 복원효과가 뛰어난 것을 알 수 있다.

논문에서 영상복원을 위해 복원될 영역의 각 점에 초기 픽셀 밝기의 제약 조건과 등광도선의 곡률 변화를 최소화하는 비용함수를 사용하였다. 등광도선을 영상복원을 위한 정칙화 연산자로 사용함으로써 일반적으로 사용하는 미분연산자를 정칙화 연산자로 사용하는 것보다 효율적으로 영상이 복원됨을 알 수 있었다. 또한, 유



(a) 10 % 노이즈 영상 (b) 20% 노이즈 영상

그림 7. 다양한 정칙화 연산자를 사용한 노이즈에 따른 ISNR의 변화율
Fig. 7. The ration of ISNR according to noise using different regularization operators

전자 알고리즘을 영상복원에 적용하여 최적을 해를 효율적으로 구해낼 수 있지만, 제안한 방법의 문제점은 영상복원을 위한 수행 시간 증가의 문제점이 발생하였다. 이러한 문제는 유전자 알고리즘의 초기값을 얼마나 추정하고자 하는 해와 유사한 값을 지정해주는가에 따라 수행 시간이 좌우되었다.

IV. 결 론

본 논문은 영상에서 불필요한 영역을 제거하고 원영상으로 복원하기 위해 등광도선을 정칙화 연산자로 사용한 유전자 알고리즘을 기반의 영상복원 방법을 제안하였다. 영상복원을 위해 등광도선을 정칙화 연산자를 가진 비용 함수를 유전자 알고리즘을 사용하여 최소화하는 픽셀값을 추정하여 영역을 복원하였다. 제안한 방법을 실험한 결과, 미분 정칙화 연산자를 이용하여 영상을 복원하는 것 보다 좋은 결과를 제시하였다. 향후 연구로는 영상에서 자막을 검출하고 이를 제거하는 자동시스템에 대해 연구를 수행할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] M. R. Banham and A. K. Katsaggelos, "Digital Image Restoration", IEEE Single processing magazine, March, pp. 24-41, 1999.
- [2] 이석호, 최은철, 강문기, "역확산 방정식을 이용한 영상복원 알고리즘", 대한전자공학회 논문지 SP, Vol. 40, No. 1, pp.34-42, 2003.
- [3] 전우상, 이태홍, "영상복원에서의 정칙화 연산자 분석", 멀티미디어학회논문지, Vol. 2, No. 3, pp. 320-328, 1999.

- [4] 장윤희 김태영, 정정훈, 백준기, "3차원 웨이블릿 기반 압축 동영상의 적응적 정칙화 복원", 대한전자공학회 신호처리 학술대회, Vol. 2000, No. 13, pp 407-410, 2000.
- [5] P. Bao and D. Wang, "An edge-preserving image reconstruction using neural network", J. of Mathematical Imaging and Vision, Vol. 14, pp. 117-130, 2001.
- [6] 백준기, "첨단 영상 미디어서비스와 영상 복원 기술", 대한전자공학회지, Vol. 23, No. 6, pp. 28-39, 1996.
- [7] AL. Bovik, Hand book of Image and Video Processing: chapter 4.12, Academic press, 2000.
- [8] E. Y. Kim, S. W. Hwang, S. H. Park, H. J. Kim, "Spatiotemporal Segmentation Using Genetic Algorithms", Pattern Recognition, Vol. 34, No. 10, pp. 2063-2066, 2001.
- [9] 김은영, 안주원, 문영득, "유전자 알고리즘과 웨이블릿 변환을 이용한 효율적인 영상 복원", 대한전자공학회 신호처리 학술대회, Vol. 2000, No. 13, pp. 345-348, 2000.
- [10] B. S. Morse and D. Schwartzwald, "Isophote-based Interpolation", the proceeding of IEEE ICIP, Vol. 3, pp. 227-231, 1998.
- [11] G. Spairo, "Geometric partial differential equations and image analysis", Cambridge university press, USA, 2001.
- [12] J. B. Kim and H. J. Kim, "Geometric-based error concealment of video transmission errors for improving visual quality", the KISS, Fall workshop on CVPR, pp. 116-118, 2002.
- [13] P. Monasse and F. Guichard, "Fast computation of a contrast-invariant image representation", IEEE Trans. on image processing, Vol. 9, No. 5, pp. 860-872, 2000.

저 자 소 개



김 종 배(학생회원)
 2000년 밀양대학교 컴퓨터공학과
 공학사
 2002년 경북대학교 컴퓨터공학과
 공학석사
 2002년~현재 경북대학교 컴퓨터
 공학과 박사수료

2003년 1월~6월 미국 Georgia Institute of
 Technology(GIT)의 전자&컴
 퓨터공학과 방문연구원

2003년 7월~8월 독일 Munster University의 컴
 퓨터공학과 방문 연구원

<주관심분야: 인공지능, 영상처리, 패턴인식>



정 수 응(정회원)
 1987년 경북대학교 전자공학과
 공학사
 1990년 경북대학교 대학원 전자공
 학과 공학석사
 1993년~현재 김천과학대학 컴퓨터
 정보계열 조교수

1998년~현재 경북대학교 대학원 컴퓨터공학과
 박사 수료

2003년~현재 김천과학대학 정보전산소장

<주관심분야: 인공지능, 영상처리, 얼굴영상처리>

