

픽셀 그래디언트의 방향성 정보를 이용한 예제기반 이미지 인페인팅 방법

이현형*, 정병진**, 임창훈*
*건국대학교 인터넷·미디어공학부
e-mail:cyim@konkuk.ac.kr

Exemplar-based image inpainting method using directional information of pixel gradients

Hyunhyung Lee*, Byungjin Chung** and Changhoon Yim*
*Dept of Internet & Multimedia Eng, Konkuk University

요 약

본 논문에서는 픽셀 그래디언트의 방향성 정보를 이용하여 복원하는 예제기반 인페인팅 방법을 제안한다. 제안하는 방법에서는 영상 내에서 픽셀 그래디언트의 방향성을 검출하여 강도가 높은 그래디언트를 가지는 픽셀들을 먼저 복원하는 특징을 가진다. 지역적인 그래디언트의 특성을 이용하여 복원 영역의 연결성을 높이고 에러의 과급 효과를 줄임으로써, 기존의 예제기반 인페인팅 방법보다 개선된 결과를 보여준다.

1. 서론

영상 인페인팅은 영상 내에서 훼손되거나 손상된 영역을 원본과 유사하게 복원하는 방식이다[1]. 인페인팅은 디지털 사진으로부터 손실된 영역을 복원하거나 불필요한 영역을 제거하기 위한 방법으로 고안되었으며 주변 화소들로부터 내부를 예측하여 채우는 방식을 사용한다.

스크래치나 작은 영역을 복원하기 위하여, Bertalmio[2] 등은 손실 영역의 경계로부터 구조를 확장시켜 채워나가는 편미분을 이용한 인페인팅을 제안하였다[1, 2]. 이 방법은 작은 영역을 복원하는 데 효과적이지만, 영역이 클 경우 질감 정보를 나타내지 못하여 내부에 번짐 현상이 발생한다.

이 같은 문제를 해결하기 위해 질감 합성을 이용한 예제 기반 인페인팅[3] 방법이 제안되었다. 이 방법은 등조선(isophote) 방향을 가지는 강한 엣지(edge)로부터 패치 단위로 연속성을 가지는 화소의 구조에 따라 복원을 수행한다. 화소 단위가 아닌 패치 단위로 복원을 수행하기 때문에 질감 복원에 효과적이다. 그러나 패치 범위에서 단일 화소의 엣지에 의존하여 패치 우선순위(patch priority)가 결정되기 때문에 에러가 과급되는 단점이 있다.

본 논문에서는 영상에서 추출된 방향 정보들의 지역적인 분포를 이용하여 우선순위를 결정하는 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 영상 내의 각 픽셀에서 그래디언트를 계산하여 지역적 방향성을 검출하고 가장 강한 그래디언트를 가지는 영역을 먼저 복원한다. 이 방법은 손상 영역이 크거나 질감이 복잡한 경우에도, 구조와 질감 복원이 자연스럽게 에러의 과급이 상대적으로 작다는 장점을 가진다.

2. 기존의 예제기반 인페인팅

예제기반 인페인팅(exemplar-based image inpainting) 방법은 손상 영역에서 어떤 부분부터 복원을 시작 할 것 인지를 정하는 패치 우선순위(patch priority) 결정과 어떠한 패치를 붙일 것인지를 결정하는 패치 선택(patch selection)으로 구성된다[3]. 패치 우선순위는 패치 단위로 엣지 성분이 강한 점부터 먼저 복원하도록 적용된다. 패치 우선순위는 신뢰도 $C(p)$ 와 데이터 $D(p)$ 의 곱으로 정해지며 식으로 나타내면 식 (1)과 같다[3].

$$P(p) = C(p)D(p) \quad (1)$$

식 (1)에서 $C(p)$ 는 신뢰도 항(confidence term)이며 식 (2)와 같이 정의된다.

$$C(p) = \frac{\sum_{q \in \Psi_p \cap \bar{\Omega}} C(q)}{|\Psi_p|} \quad (2)$$

$C(p)$ 에서의 $|\Psi_p|$ 는 패치 영역에 포함되는 화소의 개수의 크기, $\bar{\Omega}$ 는 전체 영역에서 복원할 영역이 아닌 나머지 영역이다. $C(p)$ 는 식 (2)와 같이 화소 p 의 Ψ_p 에 대한 원본 영역의 화소 개수를 영역의 크기 $|\Psi_p|$ 만큼 나누어 신뢰도 항으로 나타낸다.

$D(p)$ 는 데이터 항(data term)으로 식 (3)과 같이 정의된다.

$$D(p) = \frac{|\nabla I_p^\perp \cdot n_p|}{\alpha} \quad (3)$$

$D(p)$ 에서의 ∇I_p^\perp 는 영상 내 연속성을 가지는 구조체

의 방향 단위 벡터이며, ∇ 는 그레디언트 연산자, \perp 는 직교 연산자, n_p 는 화소 p 에서의 경계에 대한 법선 벡터 단위, α 는 정규화 상수이다. $D(p)$ 는 ∇I_p^\perp 와 n_p 의 내적을 구하고 α 로 나누어 구하고 영상 내 구조체의 방향과 동일한 방향의 화소가 더 높은 값을 가진다.

복원할 영역 경계에 있는 화소들 중 $C(p)$ 와 $D(p)$ 를 곱한 $P(p)$ 가 가장 큰, 즉, 우선순위가 가장 높은 화소 p 를 찾고 이 화소를 중심으로 하는 패치를 선택한다. 알고 있는 영역에서 이 패치와 유사한 후보 패치를 찾고 대상 패치와 후보 패치 간의 왜곡치를 구하기 위해 SSD (sum of squared difference)를 이용한다. SSD 값을 가능한 경우에 계산하여 SSD가 가장 작은, 즉, 대상 패치와 가장 유사한 최적의 패치를 얻는다. 그리고 복원할 패치의 손실 영역에 최적의 패치를 붙여서 복원을 수행한다.

3. 제안하는 방법

3.1 그레디언트 정보 추출

제안하는 방법은 복원 전 원본 영역에서 각 픽셀 (pixel)의 그레디언트를 계산한다. G_v 와 G_h 는 소벨 (Sobel) 연산자를 사용한 수평, 수직 그레디언트 (gradient) 성분을 나타낸다. 픽셀 좌표 (x,y) 에서의 그레디언트 크기 $A(x,y)$ 는 식 (4)와 같이 정의된다.

$$A(x,y) = \sqrt{G_v^2(x,y) + G_h^2(x,y)} \quad (4)$$

$A(x,y)$ 가 큰 픽셀들이 지역적으로 일정한 방향을 가지면서 모여 있을 때, 지역적으로 그 방향에 강한 엣지가 있다고 간주할 수 있다[4, 5].

3.2 지역별 그레디언트 방향성 검출

각 픽셀을 중심으로 13×13 크기의 영역을 만들고 그림 1과 같이 12개의 영역(r_1, r_2, \dots, r_{12})으로 나눈다. 그림 1에서 (m,n) 는 마스크 중심 픽셀의 좌표이다.

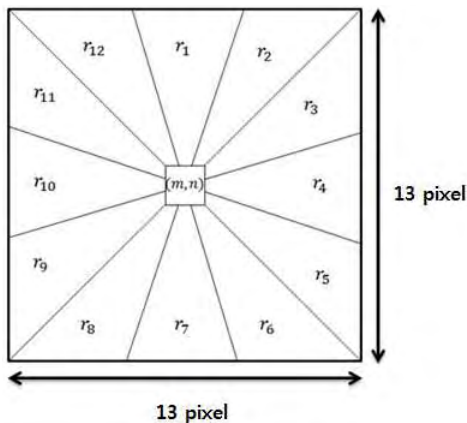


그림 1. 지역적 그레디언트 분포도 측정 마스크.

(m,n) 을 중심으로 하는 마스크 내의 각 12개 영역의 그레디언트 값에 거리 가중치를 준다. 거리 가중치를 계산하는 방법은 식 (5)과 같다.

$$\hat{d}(x,y) = \frac{1}{\sqrt{(x-m)^2 + (y-n)^2}} \quad (5)$$

마스크 내 중심 픽셀의 좌표는 (m,n) , 픽셀 좌표는 (x,y) , $\hat{d}(x,y)$ 는 거리 가중치다. 제안하는 방법에서는 각 영역에 분포되어 있는 각 그레디언트 정보들에 대하여 각 영역별 그레디언트 크기를 R_n 으로 표현하며, 식 (6)과 같이 계산한다.

$$R_n = \sum_{(x,y) \in r_n} A(x,y) \cdot \hat{d}(x,y) \quad (6)$$

R_1, R_2, \dots, R_{12} 에 대한 표준편차 σ 를 계산하여, 12개의 영역 중 어느 특정한 영역의 변화도가 나머지 영역의 변화도에 비해 큰 차이가 있는지 비교한다. 어떤 영역의 R_n 이 크더라도 편차가 상대적으로 크지 않다면 그 영역은 다른 영역들에 비해 특히 강한 엣지를 가진다고 볼 수 없다. 제안하는 방법에서는 영역 r_n 의 그레디언트 크기 R_n 이 상대적으로 클 때, R_n 에 포함된 픽셀들은 높은 우선순위를 갖도록 한다.

제안하는 방법에서는 픽셀의 우선순위를 식 (7)과 같이 정의한다.

$$P(p) = C(p)D(p) + H(p) \quad (7)$$

식 (7)에서 $H(p)$ 는 R_1, R_2, \dots, R_{12} 에 대한 표준편차 σ 값의 범위에 따라 식 (8)과 같이 구한다.

$$H(p) = \begin{cases} 0.2, & \sigma < 10000 \\ 0.4, & 10000 \leq \sigma < 20000 \\ 0.6, & 20000 \leq \sigma < 30000 \\ 0.8, & 30000 \leq \sigma < 40000 \\ 1.0, & \sigma \geq 40000 \end{cases} \quad (8)$$

식 (8)과 같이 $H(p)$ 를 구한 후, 식 (7)을 이용하여 픽셀의 우선순위 $P(p)$ 를 결정한다.

제안하는 방법은 지역별 그레디언트 방향과 엣지의 강도 검출을 통해 구해진 $H(p)$ 를 기존의 우선순위를 구하는 항에 더하여 픽셀의 우선순위를 결정한다. 이를 통하여 강한 엣지 영역이 먼저 복원되면서 복원 영역의 연결성을 높이고 나머지 영역은 먼저 복원된 엣지로 인해 연관성이 적은 패치로 복원될 경우를 줄일 수 있다.

4. 실험 결과

그림 2는 눈이 쌓인 바닥과 하늘, 그리고 바닥과 하늘을 가르는 산, 야구를 하고 있는 사람들을 찍은 영상이다. 그림 2(a)는 원본 영상에서 날아오는 야구공을 치기 위해 기다리는 타자를 제거하기 위한 영역을 초록색으로 나타낸 영상이다. 기존의 방법을 이용한 결과 그림 2(b)는 타자가 제거된 자리에 깨끗하게 눈으로만 복원이 되어야 하는데, 사람의 옷 패치가 잘못 복사되어 눈이 덮인 바닥이 부자

연스럽게 복원되었다. 또, 하늘 영역에 사람의 얼굴 패치가 복사되면서 부자연스러운 결과를 보인다. 반면, 제안한 방법의 결과 그림 2(c)는 같은 사람의 패치가 눈 위에 잘못 복사되었지만, 하늘 영역이 자연스럽게 복원되었고 타자가 제거된 자리에 눈으로 복원되면서 더 자연스럽게 복원되었다.



(a)



(b)



(c)

그림 2. 기존의 방법과 제안한 방법과의 영상 복원 결과 비교.

(a) 원본 영상에서 제거할 영역을 나타낸 영상

(b) Criminisi 방법[3]의 결과 (c) 제안한 방법의 결과

5. 결론

본 논문에서는 픽셀 그래디언트의 방향성을 이용한 효율적인 예제 기반 영상 인페인팅 기법을 제안하였다. 기존의 방법들은 복원할 영역의 크기가 크거나 복잡한 구조를 가진 배경일 경우 자연스럽게 않은 결과가 발생하는 경우가 있다. 제안하는 방법을 적용한 결과, 가장 강한 엣지를 가지는 영역을 먼저 복원하기 때문에 손상 영역이 크거나 질감이 복잡하더라도 복원 영역의 연결성을 높이고 에러의 파급 효과를 줄이는 것을 보여준다.

감사의 글

본 연구는 미래창조과학부 및 정보통신기술진흥센터의 서울어코드활성화지원사업의 연구결과로 수행되었음 (IITP-2015-R0613-15-1150), 그리고 정부 (교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행된 것임 (2011-0009426).

참고문헌

- [1] M. Bertalmio, G. Sapiro, V. Caselles and C. Ballester, "Image inpainting," Proc. SIGGRAPH, pp. 417-424, 2000.
- [2] M. Bertalmio, A.L. Bertozzi, G. Sapiro, "Navier-Stokes, fluid dynamics, and image and video inpainting," IEEE Conf. Computer Vision Pattern Recognition, vol.1, pp. 355-362, 2001.
- [3] A. Criminisi, P. Perez and K. Toyama, "Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting," IEEE Trans. Image Processing, vol. 13, no. 9, pp. 1200-1212, Sep. 2004.
- [4] J. Canny, "A computational approach to edge detection", IEEE Trans. Pattern Analysis Machine Intelligence, vol. 8, no. 6, pp. 679 - 698, 1986.
- [5] J. Matas, C. Galambos, J. Kittler. "Progressive probabilistic hough transform for line detection," IEEE Conf. Computer Vision Pattern Recognition, pp. 554-560, 1999.