

논문 2011-48CI-1-2

다중 패치를 이용한 예제 기반 영상 인페인팅

(Exemplar-based Image Inpainting Using Multiple Patches)

박 찬 우*, 이 상 현*, 박 기 태**, 문 영 식***

(Chan Woo Park, Sang Hyun Lee, Ki Tae Park, and Young Shik Moon)

요 약

영상 인페인팅(Image Inpainting)은 영상에서 손상된 영역을 제거하고 제거한 영역을 주변 영역과 유사하게 채워 넣어 자연스럽게 만드는 영상 복원의 한 기법이다. 그러나 제거할 영역이 클 경우, 복원한 결과의 구조가 자연스럽지 않아 원하지 않는 영상을 획득할 수 있는 문제가 발생한다. 본 논문에서는 화소 값 차이뿐만 아니라 거리 정보를 고려한 다중 패치들을 사용하는 향상된 예제 기반 영상 인페인팅 기법을 제안한다. 일반적인 예제 기반 영상 인페인팅 기법에서는 패치를 잘못 선택함으로써 블록 현상 같은 부자연스러운 결과들이 발생할 수 있다. 이런 문제점을 개선하기 위해 채워질 패치와 원본 영역에서의 패치들 간의 공간상 거리와 화소 값 차이를 둘 다 고려하여 여러 후보 패치들을 선택하고 선택된 패치들의 가중치를 적용하여 새로운 구조와 질감 정보를 생성하는 것을 제안한다. 실험 결과를 통해 제안하는 방법을 이용한 결과가 기존의 방법을 이용한 결과보다 구조와 질감 정보가 보다 향상된 결과를 보여준다.

Abstract

Image inpainting is a technique for removing damaged regions and reconstructing them with visually plausible backgrounds. However, if size of the damaged regions for reconstructing is large, the unexpected results can be obtained due to disconnected structures within reconstructed regions. In this paper, by considering spatial distance information between candidate patches and a damaged patch as well as pixel value difference, an exemplar-based image inpainting using multiple patches is proposed. In conventional exemplar-based image inpainting method, implausible results such as blocking effects or repetition of reconstructed patch may occur by using inappropriately selected single patch. To improve the exemplar-based method, the weighted sum of multiple patches considering both the spatial distance and the pixel value difference between the target patch and the candidate patches is utilized. Experimental results have shown that the proposed method produces better performance of image inpainting than the existing method.

Keywords : Image Inpainting, Exemplar-based Inpainting, Multiple Patches

I. 서 론

영상 인페인팅은 디지털 사진으로부터 손상되거나 불필요한 영역을 복원하기 위해 손상된 영역을 자연스

러운 배경처럼 복원하는 것이다. 영상 인페인팅 기법은 손상된 그림들을 원본에 유사하게 복원하는 것에서 시작되었다. 그림에서 손상된 영역을 주위의 그림으로부터 추측하여 채워나가는 형태로 사용되었다. 오늘날 영상 인페인팅은 디지털 영상에서 오래된 영상이나 훼손된 영상뿐만 아니라 제거하길 원하는 영역을 제거한 후 복원하는 기술로 발전되었다.

* 학생회원, *** 평생회원, 한양대학교 컴퓨터공학과
(Dept. of Comp. Sci. & Eng., Hanyang University)
** 정회원, 한양대학교 BK21 엠비언트인텔리전스소프트웨어팀
(Ambient Intelligence Software Team, Institute of Hanyang University)
※ 이 논문은 2009년 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(과제번호 2009-0077434)
접수일자: 2010년11월23일, 수정완료일: 2011년1월7일

기존의 연구들에서 주변의 정보를 이용하여 복원하는 방법들이 많이 연구되었다. 그러나 제거될 영역의 구조를 고려하지 않고 주변의 화소 정보만으로 복원을 하였기 때문에 기존의 연구를 이용하여 영상의 불필요한 부분을 제거하여 복원할 경우 영상의 전체적인 구

조가 손상되어 자연스럽게 보이지 않고 흐려지는 문제점이 발생되었다. 이를 개선하기 위해 최근에는 구조적인 정보와 질감 정보를 둘 다 자연스럽게 복원하기 위한 질감 합성을 이용한 방법들이 연구되어지고 있다. 하지만 복잡한 구조를 갖는 영상에서 자연스럽게 복원을 하기가 어렵기 때문에 이를 개선하기 위한 연구가 필요하다.

몇몇의 연구들은 스크래치나 작은 영역을 복원하기 위한 인페인팅 방법들을 제안하였다. Bertalmio는 손상된 영역의 경계선으로부터 안쪽으로 구조들을 확장시키는 편미분(Partial Differential Equation)을 이용한 인페인팅 기법을 제안하였다^[1]. Chan은 총 분산(Total Variation)을 이용한 인페인팅 기법과 곡선 추출 확산(Diffusion) 기법을 이용한 영상 인페인팅 기법을 제안하였다^[2-3]. 그러나 이 방법들은 큰 영역을 복원할 때 번짐 결과가 발생하기 때문에 효과적이지 않다.

이런 번짐 현상을 제거하기 위해서, 질감 합성을 이용한 예제 기반 인페인팅 방법들이 제안되었다^[4-10]. Criminisi가 제안한 예제 기반 인페인팅 방법은 등조선(Isophote) 방향을 갖는 강한 에지(Edge) 상에서 우선순위를 계산하여 그 중에서 우선순위 값을 최대로 갖는 영역부터 고려하여 복원하였다^[4-5]. Chen은 검색 전략(Search Strategy)과 색상 변환을 기반으로 한 예제 기반 인페인팅을 제안하였다^[6]. Cho는 웨이블릿을 이용하여 구조 복원을 개선시키는 방법을 제안하였다^[10]. 하지만 복잡한 전역 구조와 질감이나 곡선 에지를 갖는 환경에서 대상 영역을 복원하기에는 효과적이지 않다.

본 논문에서는 복잡한 전역 구조와 질감을 갖는 영상에서 제거할 영역을 보다 효과적으로 복원하기 위해 예제 기반 인페인팅 기법을 개선한 방법을 제안한다. II장에서는 기존의 영상 인페인팅 연구들에 대해 분석하고 III장에서는 대상 패치와 후보 패치들 간의 공간적 거리와 화소 값 차이를 모두 고려하여 다중 패치를 이용하는 방법이 제안된다. IV장에서는 제안한 방법과 기존의 방법을 비교하여 실험 결과를 분석하고 V장에서는 결론 및 향후 과제에 대해 기술한다.

II. 예제 기반 영상 인페인팅

Criminisi가 제안한 예제 기반 영상 인페인팅 기법의 전체적인 과정은 그림 1과 같다. 원본 영상은 대상 영역(Target Region) Ω 과 원본 영역(Source Region) Φ

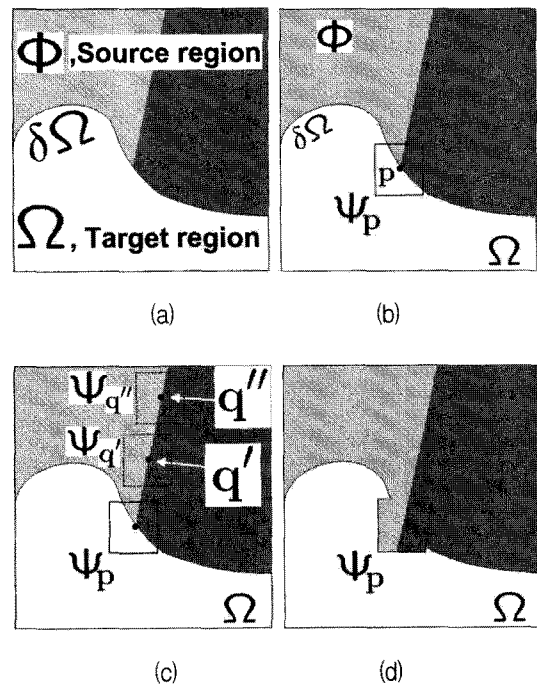


그림 1. 예제 기반 질감 합성을 이용한 구조의 합성 (a) 원본 영상 (b) 우선순위가 가장 높은 패치가 선택되어짐 (c) 가장 유사한 후보 탐색 (d) 가장 유사한 패치 복사

Fig. 1. Structure propagation by exemplar-based texture synthesis (a) original image (b) maximum priority patch is selected (c) searching the most likely candidate (d) the best-matching patch has been copied.

으로 크게 나눌 수 있다. 대상 영역은 제거된 후 복원될 영역이고 원본 영역은 원래 원본 영상을 구성하고 있는 영역이다. $\delta\Omega$ 은 대상 영역과 원본 영역의 경계선(Contour)이다. Criminisi의 방법은 크게 세 단계로 구성되어 진다.

첫 번째 단계로 패치(Patch)의 우선순위를 계산한다. 복원할 영역의 경계를 구하고 경계에 존재하는 각각의 화소에 해당하는 패치에 대해 우선순위를 계산한다. 그런 다음, 우선순위가 가장 높은 패치를 가장 먼저 채울 패치로 선택 한다.

두 번째 단계에서는, 이전 단계에서 선택된 우선순위가 가장 높은 패치와 유사한 패치를 찾는 과정을 수행한다. 복원할 영역을 제외한 원본 영상 영역에서 후보 패치들 간의 오차를 모두 계산하고 최소 오차 값을 갖는 가장 유사한 패치를 선택한다.

마지막으로 채울 패치 영역에 최소 오차 값을 갖는 패치로 채워 넣고 채워진 영역에 대한 정보를 갱신한 후 대상 영역이 모두 채워질 때까지 반복적으로 이 전

의 과정들을 수행한다.

1. 패치의 우선순위 계산

우선순위는 두 가지의 요소에 의해 계산된다. 패치 영역에 인접한 에지가 얼마나 강한지와 신뢰도가 높은 화소가 패치 영역 주위에 얼마나 있는지를 고려하여 우선순위를 계산한다. 두 가지 요소의 곱으로 우선순위 $P(p)$ 를 계산하며, 식 (1)과 같다.

$$P(p) = C(p)D(p) \tag{1}$$

위의 수식에서 $C(p)$ 는 화소 p 주위에 신뢰할 수 있는 정보의 양을 측정하는 신뢰도 값(Confidence)이고 $D(p)$ 는 경계선 $\delta\Omega$ 에 만나는 등조선의 강도를 나타내는 정보 값(Data)이며, 식 (2)와 같이 정의된다.

$$C(p) = \frac{\sum_{q \in \Psi_p \cap (I - \Omega)} \alpha(q)}{|\Psi_p|}, \tag{2}$$

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

여기서 I 는 전체 영상, $|\Psi_p|$ 는 패치 Ψ_p 의 영역, α 는 정규화 요소, n_p 는 화소 p 에서 경계선 $\delta\Omega$ 에 수직인 단위 벡터이고 ∇I_p^\perp 는 화소 p 에서 등조선이다. $\delta\Omega$ 상의 모든 점에 대해 우선순위를 계산한 뒤 그 중에서 가장 높은 우선순위를 갖는 패치 Ψ_p 를 선택한다.

2. 질감과 구조 정보 확장

가장 높은 우선순위를 갖는 패치 Ψ_p 를 선택한 뒤 원본 영역으로부터 가장 유사한 패치를 찾는 과정을 수행한다. 수식은 식 (3)과 같다.

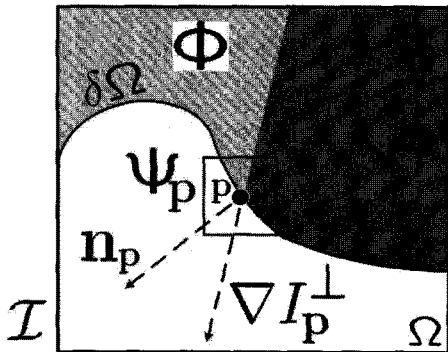


그림 2. 표기법 다이어그램
Fig. 2. Notation diagram.

$$\Psi_q = \operatorname{argmin}_{\Psi_q \in \Phi} d(\Psi_p, \Psi_q) \tag{3}$$

여기서 두 패치 Ψ_p 와 Ψ_q 의 거리 $d(\Psi_p, \Psi_q)$ 는 두 패치들에서 이미 채워져 있는 화소들의 SSD(Sum of Squared Difference)로 정의된다. 원본 영역 Φ 에서 후보 패치들과 Ψ_p 와의 거리를 모두 계산하여 그 중에서 거리 오차가 가장 작은 패치 Ψ_q 를 찾는다. 패치 Ψ_p 를 찾은 후 패치 Ψ_p 에서 채워야 할 영역에 일치하는 패치 Ψ_q 의 각각의 화소 값들을 복사한다.

3. 신뢰도 값 갱신

패치 Ψ_p 에 새로운 화소 값들을 채운 후 신뢰도 $C(p)$ 가 식 (4)와 같이 갱신된다.

$$C(p) = (\hat{p}) \quad \forall p \in \Psi_p \cap \Omega. \tag{4}$$

우선순위가 가장 높은 패치에 대해서 가장 유사한 패치의 화소 정보를 복사한 후 복사된 대상 영역 정보를 갱신한다. 대상 영역이 모두 채워질 때까지 모든 단계를 반복적으로 수행한다.

III. 제안하는 방법

기존의 예제 기반 인페인팅 기법에서는 채워질 패치와 원본 영역에서의 후보 패치들 간의 색상 차이가 최소화되는 단일 패치를 이용하여 대상 영역을 복원한다. 그러나 잘못 선택된 단일 패치에 의해 복원된 영역은 질감과 구조적 연결성이 부자연스럽게 된다. 이는 채우기 위해 선택된 패치가 단지 원본 영역에서의 질감과 구조적인 정보를 포함한 패치만으로 구성되어 지기 때문이다.

그러므로 복원된 영역의 구조적인 불연속성과 동일한 질감의 불필요한 반복성을 피하기 위해 보다 많은 질감 샘플들이 고려되어야 한다. 대상 패치와 채워질 패치와의 관계를 분석함으로써 대상 패치와 유사한 후보 패치가 공간상으로 가까운 곳에 위치해 있다는 것을 알 수 있다. 또한, 유사도가 높은 다양한 패치 정보들을 혼합하여 많은 질감 샘플을 생성할 수 있다.

본 논문에서는 대상 패치와 후보 패치들 간의 공간상 거리와 화소 값 차이를 고려한 다중 패치들의 가중치 합을 이용한 기법을 제안한다. 효율적인 샘플 정보 혼

합을 위해 각각의 후보 패치들의 유사도에 따른 가중치를 계산하여 후보 패치들의 정보가 얼마나 반영이 되어야 하는지를 결정한다.

1. 다중 후보 패치 선택

기존의 방법은 우선순위가 가장 높은 패치와 원본 영역에서의 패치 간의 화소 값 차이만을 이용하지만 제안하는 방법은 패치 간의 공간상 거리와 화소 값 차이 모두를 고려하여 유사도를 계산하며, 수식은 식 (5)과 같다.

$$M(\Psi_p, \Psi_q) = \alpha \cdot dist(\Psi_p, \Psi_q) + \beta \cdot diff(\Psi_p, \Psi_q) \quad (5)$$

여기서 $M(\Psi_p, \Psi_q)$ 는 두 패치간의 거리 값이다. 거리 값이 작을수록 원본 영역에서의 임의의 패치 Ψ_q 가 대상 패치 Ψ_p 와 유사한 패치이다. $dist(\Psi_p, \Psi_q)$ 는 두 패치간의 공간상 거리를 계산하는 함수로서 대상 패치와 원본 영역에서의 패치의 중심점으로부터의 거리이다. 두 패치와의 거리는 유클리디안 거리(Euclidean Distance)로 계산한다. $diff(\Psi_p, \Psi_q)$ 는 두 패치간의 화소 값 차이를 계산하는 함수로서 기존의 방법에서 사용한 화소 값 차이 계산 방법과 동일하게 SSD(Sum of Squared Difference)로 계산한다. α 는 공간상 거리에 대한 가중치이고 β 는 화소 값 차이에 대한 가중치이며, $\alpha + \beta$ 는 1을 넘지 않는다.

원본 영역의 모든 패치들에 대해 거리 값을 계산한 후, 거리 값이 가장 작은 순서대로 임의의 개수의 유사한 패치들을 선택한다. 수식은 식 (6)과 같다.

$$\Psi_q^i = \operatorname{argmin}_{\Psi_q \in \Phi} M(\Psi_p, \Psi_q), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (6)$$

여기서 Ψ_q^i 는 $M(\Psi_p, \Psi_q)$ 이 최소인 값 순으로 정렬하였을 때 i 번째로 작은 값을 갖는 패치이다. N 은 질감 합성을 위해 사용될 후보 패치들의 총 개수이다. N 개의 유사한 패치들을 선택한 후 각각의 선택된 패치에 대한 가중치를 계산하여 최적의 패치를 생성하는 과정을 수행한다.

2. 선택된 패치들의 가중치 합 계산

식 (7)과 같이 선택된 N 개의 유사한 후보 패치들에 해당하는 각각의 가중치를 계산한다.

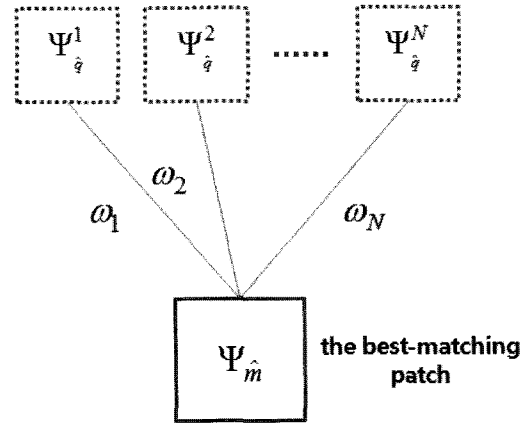


그림 3. 선택된 후보 패치들의 가중치 합
Fig. 3. The weighted sum of selected candidate patches.

$$\omega_i = \left(1 - \frac{M_i}{\sum_{k=1}^N M_k} \right) \cdot \frac{1}{N-1}, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

여기서 ω_i 는 선택된 i 번째 패치에 해당하는 가중치이다. N 개의 선택된 패치에 해당하는 거리 값들의 총 합에서 i 번째 패치의 거리 값의 비율을 계산한다. 유사한 패치일수록 거리 값이 0에 근사하기 때문에 1에서 i 번째 패치의 거리 값 비율을 빼는 과정을 통해 유사할수록 거리 값의 비율이 커지도록 변경한다. $N-1$ 로 거리 값 비율을 나누는 것은 0부터 1까지로 정규화 하는 것이다.

그림 3과 같이 N 개의 후보 패치들과 각각의 후보 패치에 해당하는 가중치를 곱한 값을 총 합하여 원 영상에서의 질감 샘플이 아닌 새로운 질감 샘플을 생성한다. 이를 통해 대상 패치에 복사될 최적의 패치를 생성한다. 수식은 식 (8)과 같다.

$$\Psi_{\hat{m}} = \omega_1 \cdot \Psi_q^1 + \omega_2 \cdot \Psi_q^2 + \dots + \omega_N \cdot \Psi_q^N \quad (8)$$

여기서 $\Psi_{\hat{m}}$ 는 선택된 패치들의 가중치 합을 통해 생성된 패치이다. 후보 패치가 대상 패치와 유사할수록 가중치는 커지게 되고 후보 패치의 정보를 많이 반영한다. 다중 패치들을 이용함으로써 인해 원본 영역에는 존재하지 않는 새로운 질감 정보를 갖는 최적의 패치를 생성할 수 있고 잘못 선택된 패치들에 의해 생기는 부자연스러운 효과를 줄일 수 있다.

제안하는 방법은 공간상 거리 값을 고려하는 것에 의해 채울 대상 패치 Ψ_p 와 보다 유사한 패치들을 선택할

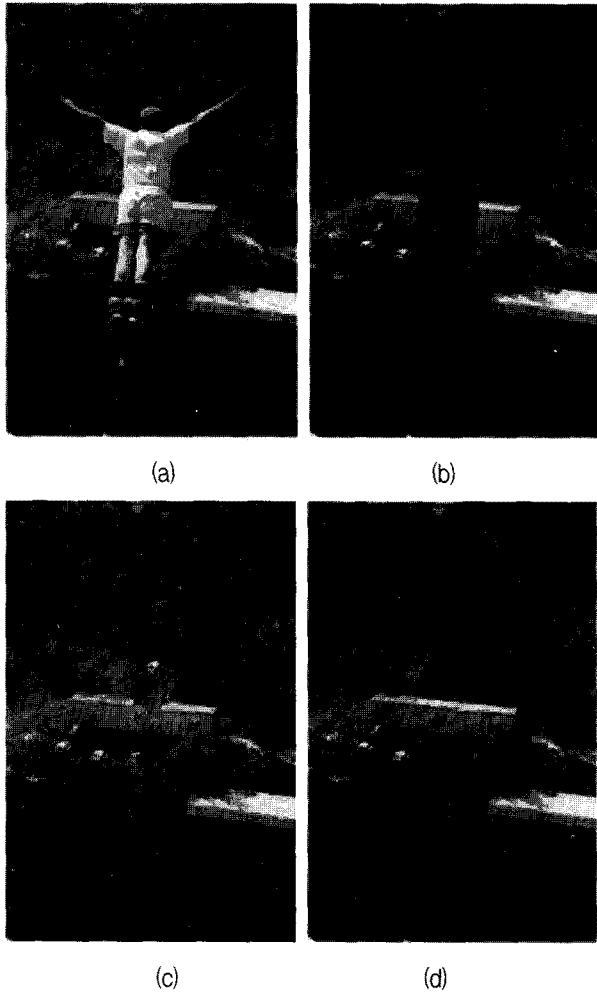


그림 4. 기존의 방법과 제안한 방법과의 영상 복원 결과 비교 (a) 원본 영상 (b) 제거할 영역에 대한 마스크를 적용한 영상 (c) Criminisi 방법의 결과 (d) 제안한 방법의 결과

Fig. 4. Comparison of image reconstruction results (a) original image (b) image applied mask for removing region (c) Criminisi's method (d) the proposed method.

수 있게 되고 다중 패치들의 가중치 합을 통해 단일 패치를 사용하는 기존의 방법에 비해 다양한 질감 정보를 생성할 수 있다.

IV. 실험

1. 실험 환경

본 논문에서는 기존의 예제 기반 영상 인페인팅 기법과 제안한 방법을 비교하기 위해 Criminisi의 논문에서 이용된 영상들을 실험 데이터로 사용한다. 그 외 다양한 영상들을 이용하여 제안한 방법에 대한 실험을 한

다. 이를 위해 수동으로 제거할 영역에 대한 마스크를 생성한 뒤 원본 영상과 마스크 영상을 이용하여 영상을 복원한다. 실험 과정에서 제안한 방법과 기존의 방법에서 사용되는 패치는 모두 9×9의 크기를 갖는 패치를 이용한다. 여기서 후보로 선택되는 패치의 총 개수 N 은 3으로 하였고 공간 거리와 색상 차이의 가중치 α 와 β 는 실험을 통해 각각 0.9와 0.1로 설정하였다.

2. 실험 결과 및 비교

그림 4 (a)는 복잡한 질감으로 구성된 숲과 단순한 질감으로 구성된 강을 배경으로 번지점프를 하는 사람을 찍은 영상이다. 그림 4 (b)는 번지점프를 하는 사람을 제거하기 위해 제거할 영역에 대한 마스크를 생성하여 원본 영상과 마스크 영상을 합친 영상이다. 그림 4 (c)와 그림 4 (d)는 각각 Criminisi의 방법을 이용한 결과와 제안한 방법을 이용한 결과이다. 그림 4 (c)는 건물의 지붕 영역이 부자연스럽게 복원이 되고 강으로 복원되어야 할 영역이 숲으로 복원되어진 것을 볼 수 있다. 반면, 제안하는 방법의 결과는 건물의 지붕 영역이 기존의 방법에 비해 구조적인 면에서 자연스럽게 복원이 되었고 강으로 복원되어야 할 영역도 자연스럽게 복

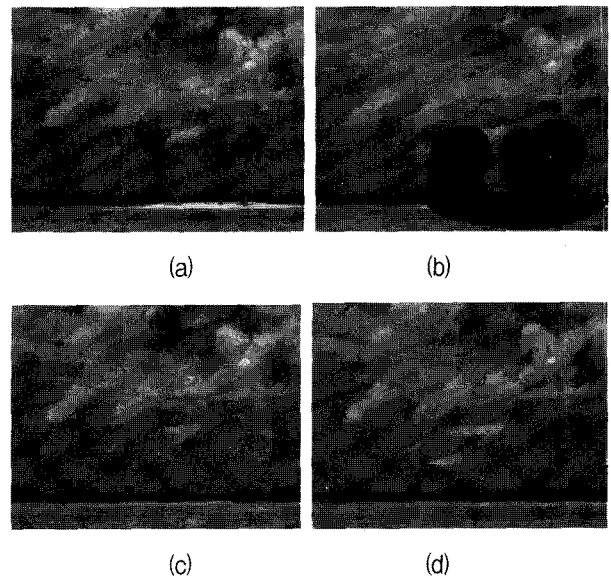


그림 5. 기존의 방법과 제안한 방법과의 영상 복원 결과 비교 (a) 원본 영상 (b) 제거할 영역에 대한 마스크를 적용한 영상 (c) Criminisi 방법의 결과 (d) 제안한 방법의 결과

Fig. 5. Comparison of image reconstruction results (a) original image (b) image applied mask for removing region (c) Criminisi's method (d) the proposed method.

원되었다.

그림 5는 다양하고 복잡한 형태의 구름들이 존재하는 하늘을 배경으로 해변의 작은 섬에 야자수가 서 있는 영상에서 섬과 야자수가 존재하는 영역을 제거하는 실험 결과이다. 그림 5 (b)는 섬과 야자수가 있는 영역 전체를 제거하기 위해 생성한 입력 영상이다. 제거할 영역은 다양한 구름들과 수평선이 포함되어 있다. 구름들은 다양한 형태의 질감을 지니고 있기 때문에 두 결과 모두 자연스럽게 복원되었다. 그러나 기존의 방법을 이용한 결과에서 수평선의 구조가 부자연스럽게 연결되어 복원된 것을 볼 수 있다. 반면, 제안한 방법을 이용한 결과는 수평선의 구조가 부드럽게 연결되어 복원되어 보다 자연스럽다.

그림 6은 제거할 영역의 질감이 복잡하고 구조가 단순한 얼룩말의 무늬영상을 복원하는 실험 결과이다. 그림 6 (b)는 얼룩말 무늬의 경계를 포함하는 영역을 제거한 영상이다. 기존의 방법을 이용한 결과 그림 6 (c)는 얼룩말 무늬의 구조가 부자연스럽게 복원이 되었고 검은색 무늬 영역의 복잡한 질감이 주위의 질감 정보와는 다르게 복원이 되어 자연스럽게 보이지 않는다. 제안한 방법을 이용한 결과 얼룩말 무늬의 구조가 자연스럽게 복원이 되었으며, 검은색 무늬 영역의 질감도 주위 질감과

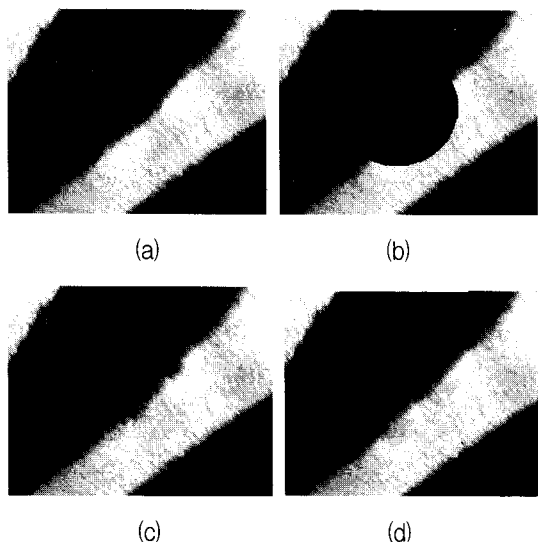


그림 6. 기존의 방법과 제안한 방법과의 영상 복원 결과 비교 (a) 원본 영상 (b) 제거할 영역에 대한 마스크를 적용한 영상 (c) Criminisi 방법의 결과 (d) 제안한 방법의 결과

Fig. 6. Comparison of image reconstruction results (a) original image (b) image applied mask for removing region (c) Criminisi's method (d) the proposed method.

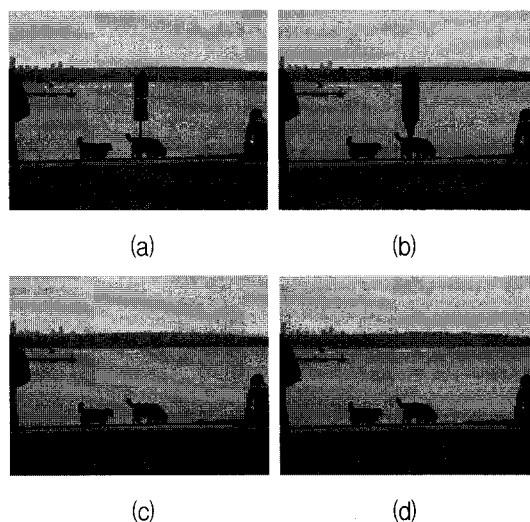


그림 7. 기존의 방법과 제안한 방법과의 영상 복원 결과 비교 (a) 원본 영상 (b) 제거할 영역에 대한 마스크를 적용한 영상 (c) Criminisi 방법의 결과 (d) 제안한 방법의 결과

Fig. 7. Comparison of image reconstruction results (a) original image (b) image applied mask for removing region (c) Criminisi's method (d) the proposed method.

유사하게 복원되어 자연스럽게 보인다.

그림 7은 강가에 있는 공원에 개, 사람 및 표지판이 존재하는 영상이다. 그림 7 (b)는 표지판 영역을 제거하기 위한 마스크를 적용한 영상이다. 표지판 뒤에 개가 있기 때문에 표지판 영역을 제거하기 위해 개의 일부 영역도 제거된다. 기존의 방법을 이용한 결과는 표지판에 가려진 개의 다리 부분이 부자연스럽게 복원되고 표지판 상단의 영역도 주위 강의 질감과 다른 불연속적인 상태로 복원된다. 반면 제안한 방법은 개와 강 모두 자연스럽게 복원된다.

그림 8은 파리의 에펠탑을 배경으로 찍은 영상이다. 그림 5의 영상처럼 제거할 영역의 주위가 구름이 많은 하늘로 이루어져 있다. 그림 8 (b)는 에펠탑을 제거하기 위한 마스크를 적용한 영상이다. 그림 8 (c)는 제안한 방법을 이용하여 에펠탑을 제거한 후 복원한 결과 영상으로 하늘의 구름들의 질감이 자연스럽게 복원되었고 에펠탑 하단의 건물들과 나무들이 있는 영역의 구조와 질감이 자연스럽게 복원이 되었다.

그림 9는 단순한 질감과 구조를 갖는 배경에서 제안한 방법을 이용한 실험 결과이다. 그림 9 (b)는 호수를 가리고 서있는 사람을 제거하기 위한 마스크를 적용한 영상이다. 그림 9 (c)를 보면 호수 외곽 영역의 구조가 자연스럽게 연결되고 분수에서 나온 물줄기가 떨어지는

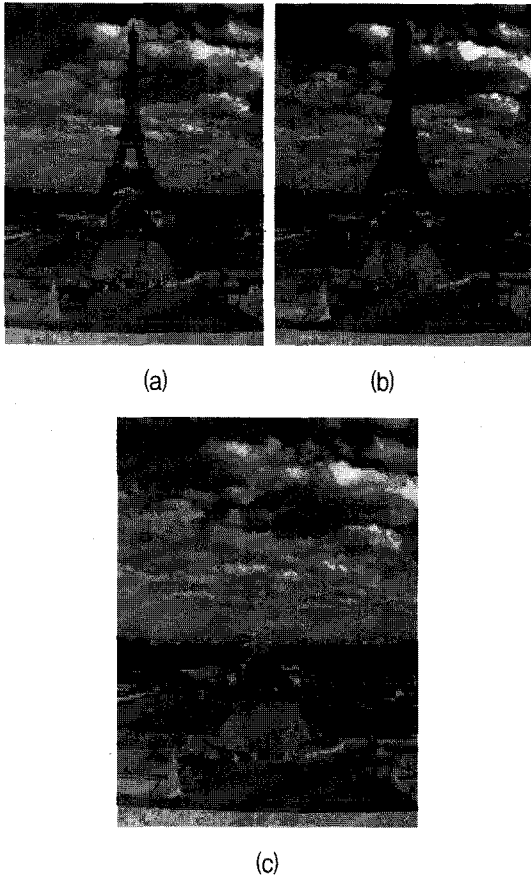


그림 8 제안한 방법의 영상 복원 결과 (a) 원본 영상 (b) 제거할 영역에 대한 마스크를 적용한 영상 (c) 제안한 방법의 결과
 Fig. 8. Reconstructed results by using the proposed method (a) original image (b) image applied mask for removing region (c) the proposed method.

영역도 자연스럽게 복원이 된다.

그림 10은 다양하고 복잡한 구조와 질감을 지닌 배경을 갖는 영상으로 실험한 결과이다. 그림 10 (a)를 보면 제거할 영역의 주위 배경은 다양한 형태의 건물들과 다양한 질감을 지닌 구름, 그리고 단순한 구조와 질감을 갖는 난간으로 구성되어 있다. 그림 10 (b)는 인물 영역을 제거하기 위한 마스크를 적용한 영상이다. 그림 10 (c)는 제안한 방법을 이용하여 복원한 결과로 난간의 구조가 자연스럽게 연결되도록 복원이 되고 난간 하단부의 체크무늬의 복잡한 질감을 갖는 영역도 자연스럽게 연결이 된다. 건물 영역도 건물의 세세한 구조까지는 복원을 하지는 못하지만 부자연스럽지 않게 복원이 된다.

그림 11은 자연스럽게 복원되지 않은 실험 결과를 보여준다. 그림 11 (a)를 보면 유사한 질감을 갖는 벽돌들

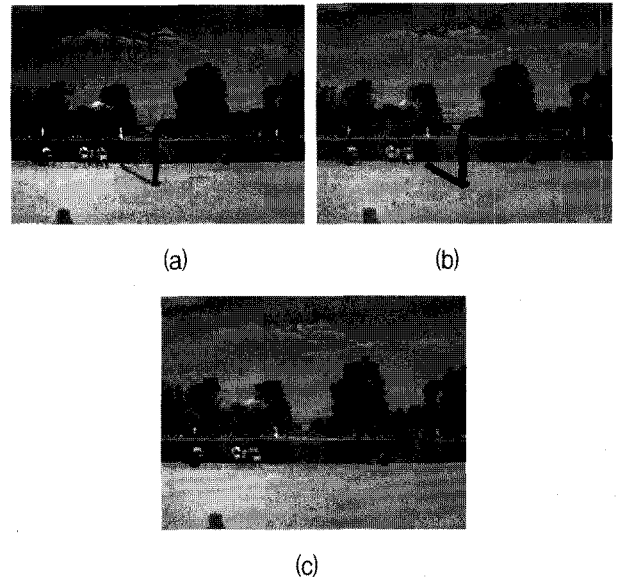


그림 9 제안한 방법의 영상 복원 결과 (a) 원본 영상 (b) 제거할 영역에 대한 마스크를 적용한 영상 (c) 제안한 방법의 결과

Fig. 9. Reconstructed results by using the proposed method (a) original image (b) image applied mask for removing region (c) the proposed method.

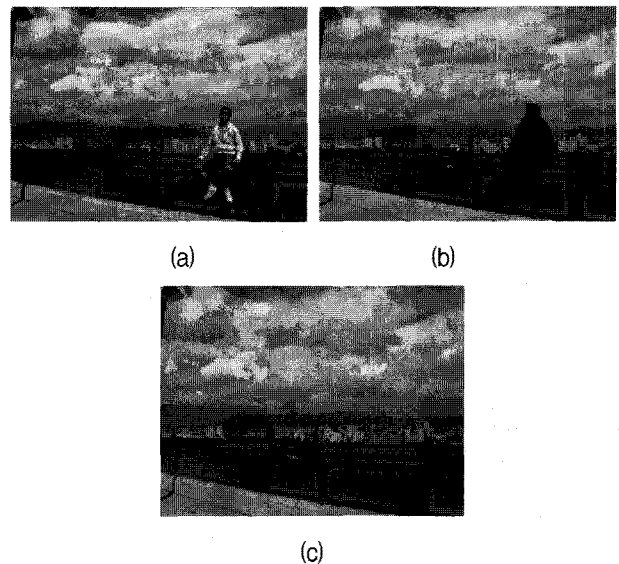


그림 10 제안한 방법의 영상 복원 결과 (a) 원본 영상 (b) 제거할 영역에 대한 마스크를 적용한 영상 (c) 제안한 방법의 결과

Fig. 10. Reconstructed results by using the proposed method (a) original image (b) image applied mask for removing region (c) the proposed method.

이 다양한 형태의 구조를 갖고 있다. 일정하지 않은 구조 정보들로 구성되어 있기 때문에 복원된 결과가 부자연스럽다.

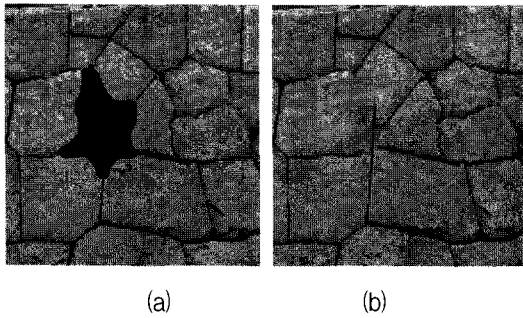


그림 11 잘못된 영상 복원 결과 (a) 제거할 영역에 대한 마스크를 적용한 영상 (c) 제안한 방법의 결과
 Fig. 11. Fault reconstructed results by using the proposed method (a) image applied mask for removing region (c) the proposed method.

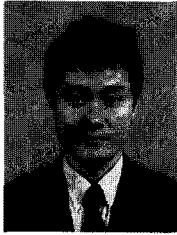
V. 결 론

본 논문에서 대상 패치와 후보 패치간의 공간상 거리와 화소 값 차이를 고려한 다중 패치들의 가중치 합을 이용한 효율적인 예제 기반 영상 인페인팅 기법을 제안하였다. 기존의 방법들은 복원할 영상이 복잡한 구조와 질감을 갖는 배경일 경우 자연스럽게 않은 결과가 발생하는 경우가 있다. 제안하는 방법을 이용할 경우 다중 패치들을 이용하여 기존의 방법보다 다양한 질감 샘플들을 생성할 수 있기 때문에 복잡한 구조를 갖는 배경에서도 자연스럽게 복원된다. 하지만 일정하지 않은 구조를 갖는 배경에서 복원할 경우 구조의 연결성이 부자연스럽게 복원되는 문제점이 발생한다. 일정하지 않은 구조를 갖거나 복원할 영역 주위의 질감이 다양할 경우에 부자연스럽게 복원되는 문제점을 개선하기 위한 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] M. Bertalmio, G. Sapiro, V. Caselles and C. Ballester, "Image inpainting," Proc. of 27th Conference Computer Graphics and Interactive Techniques (ACM SIGGRAPH 2000), pp. 417-424, New Orleans, LA, July 2000.
- [2] T. Chan and J. Shen, "Mathematical models for local nontexture inpaintings," SIAM Journal on Applied Mathematics, Vol. 62, no. 3, pp. 1019-1043, February, 2002.
- [3] T. Chan and J. Shen, "Non-texture inpainting by curvature-driven diffusions," Journal of Visual Communication and Image Representation, Vol. 12, no. 4, pp. 436-449, December 2001.
- [4] 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, September 2004.
- [5] A. Criminisi, P. Perez and K. Toyama, "Object removal by exemplar-based image inpainting," Proc. IEEE International Conference on Computer Vision, 2003.
- [6] Q. Chen, Y. Zhang and Y. Liu, "Image inpainting with improved exemplar-based approach", Multimedia Content Analysis and Mining 2007, Lecture Notes in Computer Science 477, pp. 242-251, 2007.
- [7] Riri Boldys and Bernard Bessere, "Exemplar-based inpainting with rotation invariant patch matching," Proc. of Computer Vision Theory and Applications (VISAPP 2006), pp. 115-120, 2006.
- [8] Wen-Huang Cheng, Chun-Wei Hsieh, Sheng-Kai Lin, Chia-Wei Wang, and Ja-Ling Wu, "Robust algorithm for exemplar-based image inpainting," International Conference on Computer Graphics, Imaging and Visualization (CGIV 2005), pp. 64-69, 2005.
- [9] 김창기, 김백섭 "가우시안 거리 가중치를 이용한 exemplar-based inpainting", 한국정보과학회 2009 가을 학술발표논문집, 제36권 C편, 제2호, 384-388 쪽, 2009년 11월
- [10] D. Cho and T.D. Bui, "Image inpainting using wavelet-based inter- and intra-scale dependency," International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2008), pp. 1-4, Tampa, FL, December 2008.

 저 자 소 개



박 찬 우(학생회원)
 2003년 홍익대학교 조선해양
 공학과 학사 졸업.
 2007년 한양대학교 컴퓨터공학과
 석사 졸업.
 2010년 현재 한양대학교
 컴퓨터공학과 박사 과정.

<주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전, 패턴인식>



이 상 현(학생회원)
 2009년 한양대학교 컴퓨터공학과
 학사 졸업.
 2010년 현재 한양대학교
 컴퓨터공학과 석사 과정.

<주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전, 패턴인식>



박 기 태(정회원)
 2000년 한양대학교 전자계산학과
 학사 졸업.
 2002년 한양대학교 컴퓨터공학과
 석사 졸업.
 2007년 한양대학교 컴퓨터공학과
 박사 졸업.

2007년~2009년 삼성전자 책임연구원.

2009년~현재 한양대학교 연구교수.

<주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전, 패턴인식>



문 영 식(평생회원) - 교신저자
 1980년 서울대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 1982년 한국과학기술원 전기 및
 전자공학과 석사 졸업.
 1990년 Ph. D. in Department of
 Electrical and Computer
 Engineering University
 of California at Irvine.

1982년~1985년 한국전자통신연구소 연구원.

1989년~1990년 InnoVisionMedical 선임연구원.

1990년~1992년 생산기술연구소 선임연구원.

1992년~현재 한양대학교 컴퓨터공학과 교수.

<주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전, 패턴인식>