

패치 외삽을 이용한 효과적인 예제기반 영상 인페인팅

Effective Exemplar-Based Image Inpainting Using Patch Extrapolation

김진주, 이시웅
한밭대학교 정보통신전문대학원

Jin-Ju Kim(stealtheheaven@nate.com,), Si-Woong Lee(swlee69@hanbat.ac.kr)

요약

영상 인페인팅(image inpainting)은 영상에서 훼손된 부분을 복원하거나 영상 내의 불필요한 문자나 특정 물체를 제거한 후 삭제된 영역을 자연스럽게 채우기 위해 널리 사용되는 기법이다. 예제기반 인페인팅은 비어있는 영역에서 어떤 부분부터 채울 것인지를 결정하는 패치 우선순위 결정과 결정된 패치를 어떤 패치로 채울 것인지 결정하는 패치탐색의 두 부분으로 구성되어 있다. 기존 예제기반 인페인팅에서는 패치 내의 알고 있는 영역의 화소 값을 이용하여 유사패치를 탐색한다. 이는 패치의 일부분만 이용하여 비교하게 되므로 비교 대상이 아닌 영역에 상관성이 없는 화소 값을 갖는 패치가 선택될 수 있다. 이를 개선하기 위해 본 논문에서는 패치외삽을 이용한 예제기반 인페인팅 방식을 제안한다. 제안 방식은 우선순위가 결정된 패치에 대해 패치 내 이미 알고 있는 영역의 화소 값을 이용하여 패치 내 비어있는 영역의 화소 값을 외삽 방식으로 예측치를 구하여 채운 후 유사 패치를 탐색한다. 실험 결과를 통해 제안방식이 기존 예제기반 인페인팅 방식에 비해 자연스러운 결과 영상을 얻을 수 있음을 보여준다.

■ 중심어 : | 영상 인페인팅 | 예제기반 인페인팅 | 패치 외삽 |

Abstract

Image inpainting is the widely used technique to restore a damaged region or to fill a hole in an image. The exemplar-based technique effectively generates new texture by copying colour values of the most correlated patch in the source into the empty region of the current patch. In traditional exemplar-based synthesis, the patch correlation is computed using only the already filled pixels of the current patch. Thus, by ignoring the correlation between the hole regions of the two patches, an undesirable patch which is highly correlated with the current patch in the already filled area but considerably dissimilar in the area to be filled can be selected, which results in bad texture propagation. To avoid such problems, a new exemplar-based inpainting method using patch extrapolation is proposed. The empty part of the current patch is extrapolated beforehand, and then the complete patch is used for finding its exemplar. Experimental results show that the proposed method provides more natural synthesis results than the conventional ones.

■ keyword : | Image Inpainting | Exemplar-based Inpainting | Patch Extrapolation |

* 이 논문은 2013년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임.

(No. 2012R1A1A4A01014227)

접수일자 : 2013년 11월 13일

심사완료일 : 2014년 01월 13일

수정일자 : 2014년 01월 06일

교신저자 : 이시웅, e-mail : swlee69@hanbat.ac.kr

1. 서론

영상 인페인팅은 그림에서 훼손된 부분을 원본과 유사하게 복원하기 위해 제안된 방식이다. 최근에는 영상에서 일부 객체나 문자를 제거하고자 할 때 삭제된 부분을 영상의 다른 부분으로 채워 자연스러운 영상을 얻기 위해 많이 사용된다.

영상 인페인팅은 크게 두 방향으로 나뉘어 연구되어 왔다. 텍스처 합성을 이용한 인페인팅 기법은 일정 크기의 텍스처 단위로 주변 영역의 색상 값을 샘플링 하고 샘플링 한 결과로 제거된 영역을 채우는 방법이다. 텍스처 합성 기반 인페인팅은 영상의 질감은 잘 살릴 수 있으나 영상 내의 선형적 구조 등은 살리지 못하는 단점을 갖는다[1-3]. 확산 기반 인페인팅 기법은 확산을 통해 주변 화소 값으로 부터 복원될 영역으로 선형 구조를 전이시켜 나가면서 제거된 영역을 채우게 된다. 이는 선형 구조가 잘 보존되고 복원될 영역이 작은 경우에는 좋은 결과를 얻을 수 있지만 복원될 영역이 큰 경우에는 질감 정보를 살릴 수 없고 번짐 현상이 발생하는 단점을 갖는다[4-6].

Criminisi[7]등은 이 두 가지 기법의 장점을 살린 예제 기반 인페인팅(exemplar-based inpainting)을 제안하였다. 비어있는 영역의 경계 상에 놓인 각 화소에 대해 각 화소를 중심으로 패치를 설정하고 우선순위를 계산하여 우선순위가 가장 높은 패치부터 복원해 나간다. 복원될 패치와 가장 유사한 패치를 찾아 비어있는 영역을 채우는 과정을 반복한다. 예제 기반 인페인팅은 비어있는 영역이 큰 경우에도 영상의 선형적 구조와 질감을 모두 살릴 수 있어 영상에서 임의의 물체를 제거한 후 자연스럽게 복원하는 목적으로 많이 이용되고 있다.

예제기반 인페인팅은 이후 다양한 방식들이 제안되고 있다. Wu[8]는 패치의 크기를 고정하지 않고 상황에 따라 가변적 패치 크기를 적용하여 영상의 구조정보를 살리고자 하였다. Chen[9]은 검색 전략(search strategy)과 색상 변환을 기반으로 한 예제기반 인페인팅을 제안하였다. Wong[10]등은 가장 유사한 패치를 결정할 때 단일 패치를 선택하는 대신 여러 개의 후보 패치를 정하고 가중치 합을 구하여 최종 패치를 구하는

방식을 제안하였다. Choi[12]등은 컬러와 질감을 고려한 영역 인텍스 맵을 구하고 적응적 탐색 영역을 이용하여 유사 패치를 탐색하고자 하였다. Lee[13]등은 공간정보를 이용한 분할맵과 적응적 패치 사이즈, 탐색 영역 감소 등을 이용한 방식을 제안하였다.

예제기반 인페인팅은 비어있는 영역 경계 상의 화소를 중심으로 한 패치의 우선순위 결정과 어떤 패치로 채울 것인지 결정하는 패치 선택의 두 부분으로 구성된다. 우선순위가 결정된 패치는 비어있는 영역과 알고 있는 영역을 포함한다. 이는 비어있는 영역은 그에 인접한 알고 있는 영역의 화소 값과 유사성을 갖는다는 가정 하에 가장 유사한 패치를 선택하는 것을 의미하며, 복원될 패치의 알고 있는 영역의 화소 값과 후보 패치의 대응하는 화소 값을 비교하여 오차를 구한다. 즉 패치의 일부 값을 이용하여 비교하게 된다. 따라서 후보 패치 내에 비교 대상이 아닌 영역의 화소 값은 비교 영역의 화소 값과 상관성이 없는 값들이 포함될 수 있다. 이러한 경우 상관성이 없는 화소 값을 포함한 패치인지 아닌지 알 수 없으므로 두 패치 간 오차 값이 작더라도 알고 있는 영역과 상관성이 없는 전혀 다른 화소 값을 포함한 패치가 선택될 수 있다. 오차가 큰 화소 값을 포함한 패치를 이용하여 복원된 경우 잘못 복원된 영역은 다음에 채울 패치의 알고 있는 영역이 된다. 잘못 복원된 영역을 알고 있는 영역으로 하는 패치는 잘못 복원된 화소 값이 확산되어 채워지게 된다. 이러한 경우 자연스러운 결과 영상을 얻기 어렵다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 패치선택 문제를 개선한 방식을 제안한다. 복원될 패치의 알고 있는 영역의 화소 값으로부터 비어있는 영역의 화소 값을 예측한다. 예측한 화소 값을 패치의 비어있는 영역에 채워 넣은 후 유사한 패치를 탐색하게 된다. 제안 방식은 패치의 일부가 아닌 전체의 화소 값을 비교하여 유사 패치를 탐색하게 되므로 잘못된 패치 선택의 오류를 줄일 수 있다.

2장에서는 기존의 예제기반 인페인팅 방법에 대해 설명하고 3장에서 패치 외삽을 이용한 예제기반 인페인팅 방식을 제안한다. 4장에서 실험 결과를 보인 후 5장에서 결론을 맺는다.

2. 관련 연구

예제기반 인페인팅은 일정 크기의 패치단위로 각 패치에 대해 우선순위를 계산하고 우선순위가 높은 패치부터 영상의 비어있는 영역을 채워나가는 방식이다. 패치단위로 채워나감으로써 영상의 질감 정보를 살릴 수 있고, 영상의 기울기를 고려한 우선순위에 따라 채움으로써 영상의 선형적 구조를 살릴 수 있는 장점을 갖는다.

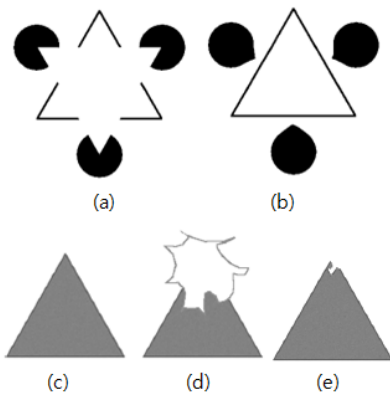


그림 1. 예제기반 인페인팅 결과

[그림 1]은 예제기반 인페인팅 방식을 이용하여 영상을 복원한 결과를 보여준다. 영상의 기울기가 강한 부분부터 먼저 복원하여 영상 내 선형구조를 살려 복원할 수 있다. (a)에서 역삼각형 영역을 비어있는 영역이라 할 때 (b)에서 큰 삼각형의 선형 구조는 모두 복원되는 것을 확인할 수 있다. 원의 경우 비어있는 영역과 완전히 일치하는 부분이 알고있는 영역에 없으므로 완벽한 원으로 복원할 수는 없다. (e)는 (c)의 그림을 (d)와 같이 삼각형 일부를 제거한 후 복원한 영상이다. 마찬가지로 삼각형의 선형 구조를 살려 복원되지만 꼭지점 부분과 일치하는 정보를 찾을 수 없기 때문에 완벽한 삼각형으로 복원되지 못한다.

영상에서 특정 물체 또는 문자가 삭제된 영역을 비어있는 영역, 그 외 나머지 영역을 알고 있는 영역이라 하자. 예제기반 인페인팅은 비어있는 영역의 경계 상의 모든 화소에 대해 이를 중심으로 고정된 크기의 사각영역(이를 패치라 한다.)을 설정하여 우선순위를 계산한

다. 복원될 패치는 일부는 비어있는 영역을 일부는 알고 있는 영역을 포함하게 된다. 영상의 이미 알고 있는 영역에 속한 후보 패치와 복원될 패치 간 가장 유사한 패치를 탐색하여 비어있는 영역을 채운다. 이 과정을 비어있는 영역이 모두 채워질 때 까지 반복하게 된다. [그림 2]는 이 과정을 설명한다. [그림 2]에서 Ω 는 비어있는 영역이고 $\delta\Omega$ 는 Ω 의 경계이다. Φ 는 전체 영상에서 비어있는 영역을 뺀 영역으로, 이미 알고 있는 영역이다. p 와 q 는 각각 $\delta\Omega$ 와 Φ 에 속한 화소를 의미하며 Ψ_p 와 Ψ_q 는 p 와 q 를 중심으로 한 패치이다. $\delta\Omega$ 상의 모든 화소 p 에 대해 패치를 설정한 후 우선순위를 계산하여 먼저 복원될 패치를 선택한다. (b)의 Ψ_p 가 우선순위가 가장 높은 패치라고 할 때, 알고 있는 영역에서 Ψ_p 와 가장 유사한 패치를 탐색하게 된다. (c)의 $\Psi_{q'}$ 와 $\Psi_{q''}$ 는 Ψ_p 와 가장 유사한 후보 패치가 된다. 가장 유사한 패치를 구한 후 이를 Ψ_p 에 복사하여 (d)와 같이 채워게 한다. 이 과정을 비어있는 영역이 모두 채워질 때까지 반복 수행하게 된다.

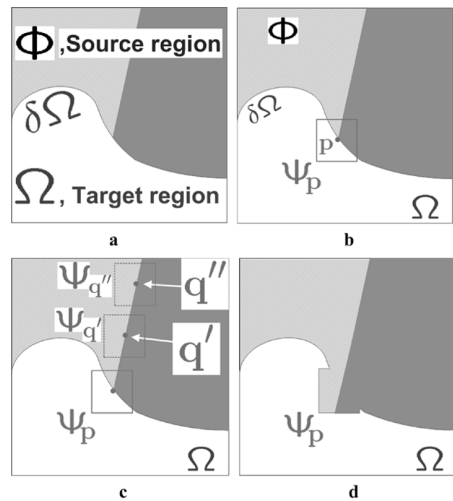


그림 2. 예제기반 인페인팅 과정

비어있는 영역 경계 상에 있는 화소 p 에 대한 우선순위는 Ψ_p 의 신뢰도(confidence)항 $C(p)$ 와 화소 p 의 기울기(gradient) 함수인 데이터항 $D(p)$ 의 곱으로 결정한다.

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

$C(p)$ 는 패치 \mathcal{W}_p 내에 알고 있는 영역에 속하는 화소들 즉, 신뢰할 수 있는 화소의 비율이며 $D(p)$ 는 p 에서의 기울기의 강도로 각각 다음과 같다.

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

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

식 (2)에서 $I - \Omega$ 는 전체 영상에서 비어있는 영역을 제외한 영역 즉, 알고 있는 영역을 의미한다. $C(q)$ 는 q 가 알고 있는 영역에 있으면 1, 비어있는 영역 Ω 에 있으면 0의 초기 값을 갖는다. 식 (3)에서 ∇I_p^\perp 는 화소 p 의 등광도선이고(isophote) n_p 는 점 p 에서 $\partial\Omega$ 에 대한 법선벡터(normal vector)이며 α 는 정규화 파라미터(gray-level 영상에서 255)이다. 즉, 복원될 패치에 신뢰할 수 있는 영역이 얼마나 포함되어 있는지와 복원될 패치의 중심 화소에서 영상의 기울기가 얼마나 강한지를 판단하여 우선순위를 결정하게 된다.

비어있는 영역의 경계 $\partial\Omega$ 상에 있는 화소들 중에서 가장 높은 우선순위를 갖는 화소를 p^* 라고 하고 p^* 를 중심으로 한 패치를 \mathcal{W}_{p^*} 라 하자. 모든 화소 $q \in \Phi$ 를 중심으로 하는 패치 \mathcal{W}_q 에 대해 가장 유사한 패치를 찾는 과정을 수행한다.

$$\Psi_{\hat{c}} = \operatorname{argmin}_{\Psi_q \in \Phi} d(\Psi_{p^*}, \Psi_q) \quad (4)$$

여기서 $d(\Psi_{p^*}, \Psi_q)$ 는 두 패치 사이에 서로 대응하는 화소들의 SSD(sum of squared difference)이다. $d(\Psi_{p^*}, \Psi_q)$ 는 식 (5)와 같이 정의 할 수 있다.

$$d(\Psi_{p^*}, \Psi_q) = \sum_{p \in \Psi_{p^*} \cap \Phi} (I_p - I_q)^2 \quad (5)$$

I_p 는 패치 \mathcal{W}_p 의 화소 중 이미 알고 있는 영역에 속하는 화소들의 밝기 값이다. I_q 는 \mathcal{W}_q 의 화소의 밝기 값으로 p 와 대응되는 화소의 밝기 값이다. 즉 두 패치의 화소들 중 복원될 패치의 이미 알고 있는 영역의 화소 값을 이용하여 후보 패치와 오차를 구한다. 모든 후보 패치에 대해 오차를 구한 후 가장 작은 오차를 갖는 패치 \mathcal{W}_q 를 찾는다.

패치 \mathcal{W}_{p^*} 내의 비어있는 영역은 패치 \mathcal{W}_q 의 대응하는

화소 값을 복사하여 채운다.

새로운 화소 값으로 채운 패치 \mathcal{W}_{p^*} 의 신뢰도 $C(p)$ 는 다음과 같이 갱신된다.

$$C(p) = C(\hat{p}) \quad \forall p \in \Psi_{p^*} \cap \Omega \quad (6)$$

3. 제안된 방식

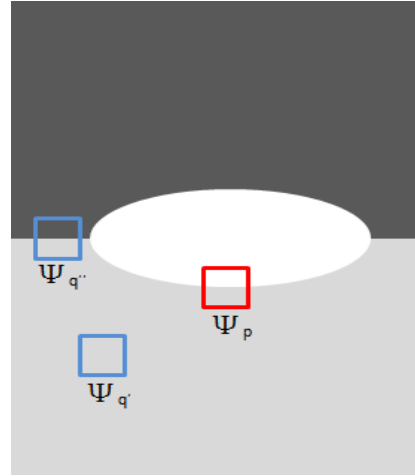


그림 3. 유사한 패치 선택의 문제점

기존의 예제기반 인페인팅에서는 복원될 패치와 알고 있는 영역에 속한 후보 패치들 간에 복원될 패치의 알고 있는 영역에 속한 화소 값과 이에 대응하는 후보 패치의 화소 값의 SSD를 계산하여 최소 오차 값을 갖는 패치를 탐색하고 이를 이용하여 복원하였다. 그러나 패치의 알고 있는 영역은 패치의 일부분이므로 패치의 전체 화소 값이 아닌 일부 화소 값을 이용하여 탐색하게 되면 후보 패치 내에 비교대상이 아닌 영역의 화소 값은 비교 영역의 화소 값과 상관성이 없는 값들이 포함될 수 있다. 최소 오차 값을 갖는 후보 패치들은 다수 존재할 수 있으며, 상관성이 없는 화소 값을 포함한 패치인지 아닌지 판단할 수 없으므로 두 패치 간 오차 값이 작더라도 알고 있는 영역과 상관성이 없는 전혀 다른 화소 값을 포함한 패치가 선택될 수 있다. [그림 3]을 통해 이러한 문제점을 보다 자세히 설명한다. 복원될 패치 \mathcal{W}_{p^*} 가 두 개의 후보 패치 \mathcal{W}_q 와 $\mathcal{W}_{q'}$ 를 갖는다고 하자. 두 개의 후보 패치는 복원될 패치의 알고 있는 영역

만을 이용하여 오차 값을 계산하여 비교하였을 때 모두 최소 오차 값을 갖게 된다. 하지만 두 개의 후보 패치 중 어느 패치가 선택되느냐에 따라 전혀 다른 결과 영상을 얻게 된다. 패치 ψ_q 이 선택되어 복원되면 자연스러운 결과 영상을 얻을 수 있지만 ψ_q 로부터 복원되면 복원할 패치의 알고 있는 영역과 전혀 상관성이 없는 화소 값을 포함하여 복원하게 되므로 부자연스러운 결과 영상을 얻게 된다.

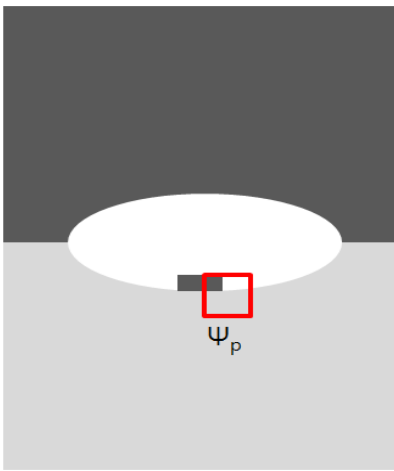


그림 4. 잘못된 패치로 복원된 경우

[그림 4]는 [그림 3]에서 ψ_p 가 ψ_q 로부터 복원되었을 경우 결과 영상이다. 연한회색 바탕에 진한 회색 부분이 채워지면서 부자연스러운 결과 영상을 얻게 된다. 잘못 복원된 영역은 다음 복원될 패치 ψ_p 의 알고 있는 영역이 된다. 잘못 복원된 영역을 포함한 패치는 이와 유사한 패치를 탐색하게 되므로 잘못 복원된 화소 값이 전이 되면서 복원된다. 이러한 경우 자연스럽게 복원된 결과 영상을 얻을 수 없다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 복원될 패치 내에 비어있는 영역의 화소 값을 외삽 방식을 이용하여 예측치를 구해 채운 후 후보 패치를 탐색하는 방식을 제안한다.

[그림 5]는 제안 방식의 순서도를 의미한다. 패치 설정에서는 입력영상으로부터 알고 있는 영역과 비어있는 영역을 설정한 후 비어있는 영역의 경계를 구한다.

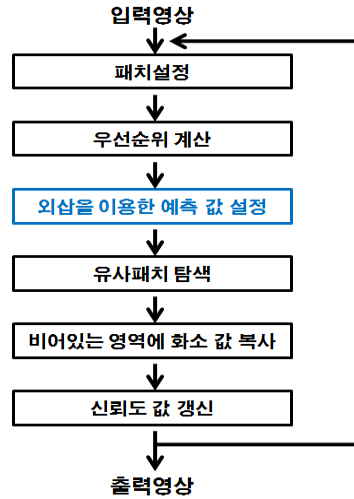


그림 5. 제안방식의 순서도

경계상의 각 화소에 대해 이를 중심으로 패치를 설정한다. 우선순위 계산에서는 각각의 패치에 대한 우선순위를 계산한다. 우선순위는 식(1)을 이용하여 계산하게 된다. 외삽을 이용한 예측 값 설정에서는 우선순위가 가장 높은 패치, 즉 복원될 패치에서 패치 내 비어있는 영역의 화소 값을 예측하여 채우게 된다. 유사패치 탐색에서는 알고 있는 영역에 속한 후보패치와 복원될 패치 간에 가장 유사한 패치를 탐색한다. 탐색한 패치를 이용하여 복원될 패치의 비어있는 영역에 화소 값을 복사하여 채운다. 채워진 영역은 신뢰도 값을 갱신하게 된다. 위 과정을 모든 비어있는 영역이 채워질 때까지 반복한다.

외삽을 이용한 예측 값 설정 단계에서 복원될 패치의 알고 있는 영역의 화소 값으로부터 POCS를 이용하여 예측한 화소 값으로 비어있는 영역을 채운다.

POCS(projection onto convex sets)[11]는 반복루프를 기반으로 비어있는 영역에 주변 영역의 패턴을 효과적으로 삽입하는 방법이다. POCS는 블록 내 비어있는 영역을 초기 값으로 채운 후 영상을 주파수 영역으로 변환하여 고주파 성분들을 제거한다. 고주파 성분이 제거된 블록에 대해 알고 있는 영역은 기존의 화소 값으로 대체 한다. 위 과정을 비어있는 영역이 수렴될 때까지 반복한다.

제안 방식에서는 복원될 패치의 비어있는 영역을 패치의 알고 있는 영역에 속한 화소 값들의 평균으로 채운다. 즉 복원될 패치의 알고 있는 영역의 평균 화소 값을 POCS 루프의 초기 값으로 설정한다. 반복 루프가 끝난 후 복원될 패치의 비어있는 영역은 패치의 알고 있는 영역과 유사한 화소 값들로 채워지게 된다.

채워진 패치에 대해 알고 있는 영역으로부터 가장 유사한 패치를 탐색하게 된다. 복원될 패치의 채워진 영역의 화소 값은 예측된 값이므로 유사한 패치를 탐색할 때 복원될 패치의 알고 있는 영역과 채워진 영역은 각각 다른 신뢰도를 적용한다.

$$d(\Psi_p, \Psi_q) = \alpha \frac{\sum_{p \in \Psi_p \cap \Phi} (p-q)^2}{|\Psi_p \cap \Phi|} + (1-\alpha) \frac{\sum_{p' \in \Psi_p \cap \Omega} (p'-q')^2}{|\Psi_p \cap \Omega|} \quad (7)$$

$d(\Psi_p, \Psi_q)$ 는 두 패치 간의 화소 값의 차이를 의미한다. 복원될 패치 Ψ_p 에 대해 패치의 알고 있는 영역에 위치한 화소를 p , 채워진 영역에 위치한 화소를 p' 라 한다. q 과 q' 은 후보 패치 Ψ_q 에 속한 화소로 각각 p 와 p' 에 대응되는 화소다. Ψ_p 에 속한 화소 중 알고 있는 영역에 포함된 화소와 채워진 영역에 포함된 화소들을 후보 패치 Ψ_q 의 각각 대응되는 화소와 평균 오차합(mean squared error)을 구한다. 구해진 오차 값에 가중치 파라미터 α 를 적용하여 최종 오차 값을 구한다. 알고 있는 영역의 모든 후보 패치에 대해 오차 값을 구한 후 가장 작은 오차 값을 갖는 패치를 선택한다.

$$\Psi_{\hat{q}} = \operatorname{argmin}_{\Psi_q \in \Phi} d(\Psi_p, \Psi_q) \quad (8)$$

복원될 패치의 알고 있는 영역의 화소 값으로 부터 상관성을 갖는 값을 예측하여 비어있는 영역을 채운 후 유사한 패치를 탐색하게 되면 패치 전체 영역의 값으로 비교하게 되므로 상관성이 없는 화소 값을 포함한 패치가 선택되는 오류가 줄어들게 된다. 제안 방식은 기존 방식에 비해 패치 선택의 오류를 줄일 수 있으며 잘못 선택된 패치들에 의해 발생하는 오차 화소 값의 확산 등의 부자연스러운 효과를 줄일 수 있다.

4. 실험 결과

본 실험에서는 영상에서 특정 물체를 수동으로 제거 하였으며 제거한 영역의 마스크 영상을 이용하여 영상을 복원한다. [그림 6-11]은 제안 방식과 기존 방식의 결과를 보인다. 기존 방식은 예제기반 인페인팅의 대표적인 방법인 Criminisi등이 제안한 방법[7]을 의미한다. 실험에 사용된 패치의 크기는 9×9이다. 제안 방식에서 사용된 식(7)의 가중치 파라미터 α 는 0.9로 설정하였다.

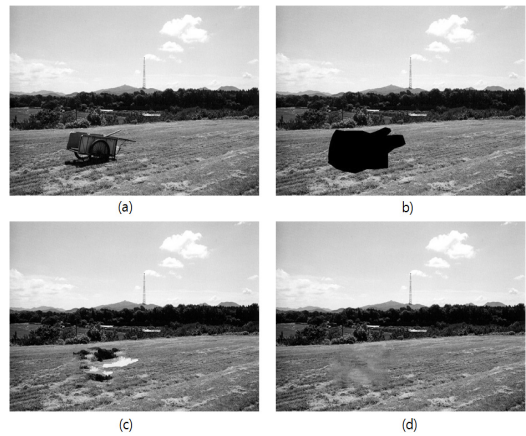


그림 6. 수레 영상의 결과 비교
(a) 원본영상 (b) 객체를 제거한 영상
(c) 기존 방식의 결과 영상 (d) 제안 방식의 결과 영상

[그림 6]은 들판에 수레가 있는 영상이고 (b)는 수레 영역을 제거한 영상이다. 수레가 놓인 들판은 불규칙한 질감을 갖는다. 기존 방식을 이용한 결과 영상은 패치의 알고 있는 영역만을 이용하여 유사패치를 탐색하여 복원하게 되므로 비교 대상이 아닌 영역에 상관성이 없는 화소 값이 포함된 패치가 선택되면서 부자연스럽게 복원되었다. 잘못된 패치가 선택되어 채워진 경우 잘못 채워진 부분 알고 있는 영역이 되므로 이를 포함한 패치로부터 유사 패치를 탐색하여 복원하게 되면 잘못 복원된 영역이 확산되게 된다. 반면 제안 방식은 복원될 패치의 비어있는 영역을 예측 값으로 채워 비교함으로써 상관성이 없는 화소 값을 포함한 패치가 선택되는 경우가 줄어들게 되어 들판의 질감을 자연스럽게 복원하였다.

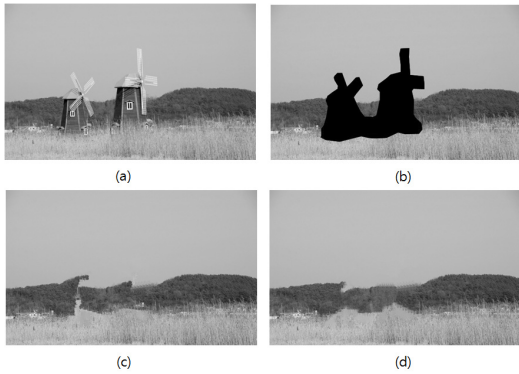


그림 7. 풍차 영상의 결과 비교
 (a) 원본영상 (b) 객체를 제거한 영상
 (c) 기존 방식의 결과 영상 (d) 제안 방식의 결과 영상

[그림 7]은 풍차를 배경으로 찍은 영상이다. (b)에서 풍차영역을 제거함으로써 풍차 뒤쪽의 산의 연결이 끊어지게 되고 산과 들판의 경계도 지워지게 된다. 기존 방식으로 복원한 영상의 경우 산등성이의 구조가 자연스럽게 연결되지 않고 부자연스럽게 복원되었다. 또한 들판과 산의 연결 부분에서도 잘못된 패치가 선택되면서 자연스럽게 못하게 복원되었다. 반면 제안 방식은 산등성이의 곡선이 기존 방법에 비해 비교적 자연스럽게 복원되고 들판의 질감 또한 자연스럽게 복원되었다.

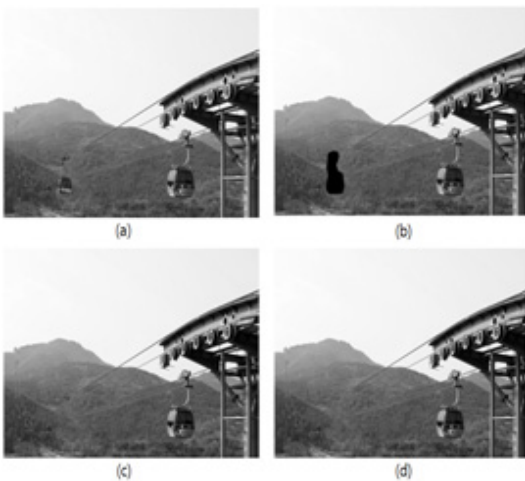


그림 8. 케이블카 영상의 결과 비교
 (a) 원본영상 (b) 객체를 제거한 영상
 (c) 기존 방식의 결과 영상 (d) 제안 방식의 결과 영상

[그림 8]은 두 개의 케이블카 중 하나의 객체를 제거한 후 복원한 영상이다. 영상은 케이블카 위의 선형 구조와 산의 질감을 포함하고 있다. 두 방법 모두 비교적 선형구조와 질감을 잘 살려 자연스럽게 복원되었다. 하지만 기존 방식으로 복원한 영상의 경우 지워진 객체 윗부분에서 좀 더 진한 색의 질감으로 채워진 것을 알 수 있다. 반면 제안 방식에서는 이러한 부자연스러운 부분이 없이 복원된 것을 알 수 있다.

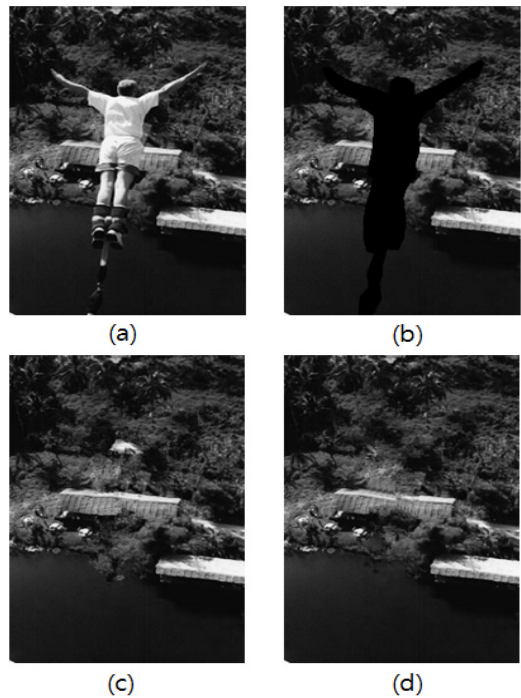


그림 9. 번지점프 영상의 결과 비교
 (a) 원본영상 (b) 객체를 제거한 영상
 (c) 기존 방식의 결과 영상 (d) 제안 방식의 결과 영상

[그림 9]는 번지점프 하는 사람을 제거한 후 복원한 영상이다. 기존 방식을 이용하여 복원한 영상에서는 건물 위 나무 사이에 건물의 일부가 포함되어 복원된 것을 확인할 수 있다. 또한 호수와 나무가 만나는 부분에서 나무의 질감이 호수 쪽으로 번져 복원되었음을 알 수 있다. 하지만 제안 방식을 이용한 결과 영상에서는 나무 사이에 건물의 질감이 포함되지 않고 자연스럽게 복원되었으며, 호수에도 나무가 번져 복원되지 않아 좀

더 자연스러운 결과 영상을 얻을 수 있음을 확인하였다.

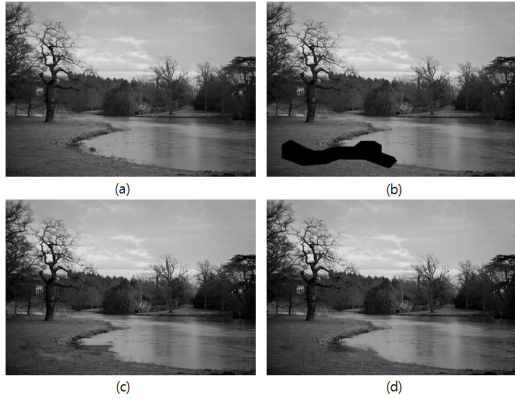


그림 10. 호숫가 영상의 결과 비교
(a) 원본영상 (b) 객체를 제거한 영상
(c) 기존 방식의 결과 영상 (d) 제안 방식의 결과 영상

[그림 10]은 호숫가의 경계를 포함하는 영역을 제거한 후 복원한 영상이다. 기존 예제기반 인페인팅의 경우 곡선의 구조는 완전히 복원하지 못한다. 기존 방식으로 복원한 결과 들판의 질감이 호수 부분으로 번져 나가면서 호수 경계 영역이 자연스럽게 못하게 복원되었다. 제안 방식의 결과 영상은 호수의 경계 부분이 비교적 자연스럽게 복원되었다.

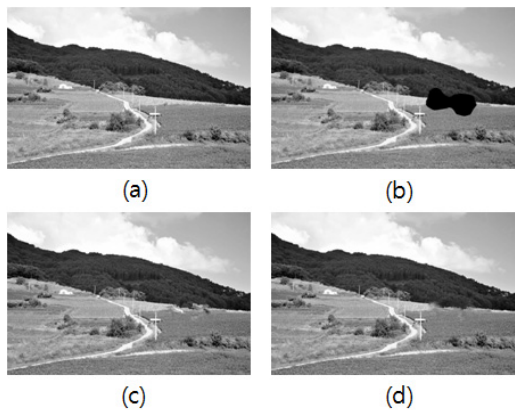


그림 11. 들판 영상의 결과 비교
(a) 원본영상 (b) 객체를 제거한 영상
(c) 기존 방식의 결과 영상 (d) 제안 방식의 결과 영상

[그림 11]은 산과 들판 배경의 일부를 제거한 후 복원한 영상이다. 산과 들판의 경계 부분에서 제안방식이 기존방식보다 좀 더 자연스럽게 복원되었음을 알 수 있다. [표 1]은 [그림 10]과 [그림 11]의 객관적 화질평가 척도를 나타낸 것으로 PSNR을 이용하여 계산하였다. 제안 방식이 기존 방식보다 좀 더 유사하게 복원됨을 확인할 수 있다.

표 1. PSNR 비교

	PSNR(dB)	
	기존 방식	제안 방식
호숫가 영상	30.43	35.18
들판 영상	30.5	31.44

5. 결론

본 논문에서는 잘못된 패치의 선택 오류를 줄이기 위해 복원될 패치의 손상된 영역의 화소 값을 예측하여 외삽으로 채운 후 유사 패치를 선택하는 방식을 제안하였다. 제안 방식에서는 복원될 패치의 알고 있는 영역의 화소 값을 이용하여 비어있는 영역의 화소 값을 예측하여 채운 후 채워진 패치를 이용하여 유사 패치를 탐색하게 된다.

다양한 영상에 대해 실험한 결과 제안 방식이 기존 예제기반 인페인팅 방식에 비해 훨씬 자연스러운 결과 영상을 얻을 수 있음을 확인하였다.

하지만 두 개 이상의 교차하는 선형 구조를 갖거나 비선형 구조를 갖는 영상에 대해 복원될 경우 구조의 연결성이 자연스럽게 않은 문제점이 발생하게 된다. 두 개 이상의 교차하는 선형구조 혹은, 비선형 구조를 갖거나 질감이 다양한 영상에서 부자연스럽게 복원되는 문제점을 개선하기 위한 연구가 필요하다고 판단되어 추후 과제로 남긴다.

참고 문헌

[1] Lin Liang, Ce Liu, Ying-Qing Xu, and Baining Guo, "Real-Time Texture Synthesis by

Patch-Based Sampling," ACM Transaction on Graphics, Vol.20, No.3, pp.127-150, 2001.

[2] Jiri Grim, Petr Somol, Pavel Pudil, IrenaMikova, and Miroslav Malec, "Texture Oriented Image Inpainting based on Local Statistical Model," Signal and Image Processing, 2008.

[3] M. Bertalmio, L. Vese, G. Sapiro, and S. Osher. "Simultaneous Structure and Texture Image Inpainting," IEEE Trans. Image Processing, Vol.12, No.8, pp.882-889, 2003.

[4] M. Bertalmio, G. Sapiro, V. Caselles, and C. Ballester, "Image Inpainting," Proceedings of SIGGRAPH, pp.417-424, 2000.

[5] A. Telea, "An Image Inpainting Technique Based on the Fast Marching Method," Journal of Graphics Tool, Vol.9, No.1, pp.25-36, 2003.

[6] M. Bertalmio, A. L. Bertozzi, and G. Sapiro, "Navier-stokes, Fluid Dynamics and Image and Video Inpainting," Intl., Proc. Conf. Comp. Vision Pattern Rec., pp.355-362, 2001.

[7] 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, 2004.

[8] Ji-Ying Wu and Qiu-Qi Ruan, "A Novel Exemplar-based Image Completion Model," Journal of Information Science and Engineering, Vol.25, pp.481-497, 2009.

[9] 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, Vol.4577, pp.242-251, 2007.

[10] Alexander Wong and Jeff Orchard, "A Nonlocal-Means Approach to Exemplar-based Inpainting," IEEE Intl. Conf. on Image Processing, pp.2600-2603, 2008.

[11] M. Kim, S. W. Lee, and S. D. Kim, "Spatial

error concealment method based on POCS with a correlation-based initial block," IET Image Processing, Vol.1, No.2, pp.134-140, 2007.

[12] J. H. Choi and C. H. Hahm, "An Exemplar-based Image Inpainting Method with Search Region Prior," IEEE 2nd Global Conference on Consumer Electronics, pp.68-71, 2013.

[13] D. K. Lee and R. H. Park, "Robust exemplar-based inpainting algorithm using region segmentation," IEEE Transactions on Consumer Electronics, Vol.58, pp.553-561, 2012.

저 자 소 개

김진주(Jin-Ju Kim)

준회원



- 2008년 2월 : 한밭대학교 멀티미디어공학과(공학사)
- 2008년 3월 ~ 현재 : 한밭대학교 멀티미디어공학과 석사 과정

<관심분야> : 영상처리, 컴퓨터비전

이시웅(Si-Woong Lee)

정회원



- 1997년 8월 : KAIST 전기및전자공학과(공학박사)
- 1995년 ~ 2000년 : 삼성전자 선임연구원
- 2004년 4월 ~ 현재 : 한밭대학교 정보통신공학과 교수

<관심분야> : 컴퓨터비전, 영상처리, 영상압축