

구조행렬을 이용한 예제기반 영상 인페인팅

(An Exemplar-based Image Inpainting Method using Structure Matrix)

김 백 섭 [†]
(Baek Sop Kim)

요 약 최근 영상에서 훼손된 부분을 복원하거나 자막이 포함되어 있는 영상에서 자막을 제거하거나 사진에서 특정 물체를 제거하기 위해 예제기반 영상 인페인팅이 널리 이용되고 있다. 예제기반 인페인팅 알고리즘은 크게 나누어 손상된 영역에서 어떤 부분부터 복원할 것인지를 결정하는 패치 우선순위 결정 문제와 결정된 패치를 알고 있는 영역에서 어떤 패치로 대체할 것인지를 결정하는 패치 선택 문제 등 두 가지 부분으로 구성되어 있다. 기존의 예제기반 인페인팅 방법은 이 두가지 문제를 모두 영상에서 화소의 명암값을 이용해서 해결하였다. 패치 우선순위 결정문제는 화소의 그래디언트를 사용하고, 패치 선택 문제는 두 패치 사이의 오차합이 주로 사용되고 있다.

그러나, 인페인팅은 복원된 영상이 사람이 보기에 자연스러워야 하는데, 사람은 화소의 명암값보다는 에지, 코너, 점, 질감 등 영역의 속성에 더 민감하다. 그러므로 화소의 명암값 보다는 영역의 속성을 이용하는 인페인팅 방법이 더 자연스러운 결과를 보일 수 있을 것이다.

본 논문에서는 영상의 속성을 표현하기 위해 구조행렬을 사용하여 인페인팅 하는 방법을 제안하였다. 제안된 방법에서는 구조행렬에서 지역의 일관성을 구해 이를 복원할 패치의 우선순위를 결정하는데 사용하였다. 또한 복원할 패치와 가장 유사한 패치를 구하는 패치 선택을 위해 구조행렬에서 두 화소 사이의 방향, 일관성을 구하고 여기에 명암값과 거리 가중치등 네가지 척도의 가중치 합을 사용하였다.

다양한 영상에 대해 실험한 결과 제안된 방법이 기존의 Criminisi가 제안한 예제기반 인페인팅 방법에 비해 훨씬 더 자연스럽게 인페인팅 되는 것을 확인하였다.

키워드 : 인페인팅, 예제기반, 구조행렬, 구조정보

Abstract The exemplar-based image inpainting technique is to fill missing region in an image, and it is widely used for recovering the scratches, removing the textures and deleting unwanted objects. The exemplar-based inpainting algorithm is composed of two procedures : selecting a patch to be filled from the missing region, and inpainting the patch using image information in the known region. In the patch selection procedure, patch priority should be defined to encourage the filling-in of patches on the structure with higher priority. In the patch inpainting procedure, similarity between the selected patch and a patch in the known region should be determined which patch is to filled-in among those in the known region. In the conventional exemplar-based inpainting algorithm, gradient and sum of absolute difference are used for the priority and the similarity measure, respectively. These measures are based on the brightness of the pixels in the image.

This paper is to propose a method which uses the structural information rather than the brightness levels for both the priority and similarity measure in exemplar-based inpainting. This method helps retaining structural information, and thus the inpainted result looks more natural than the conventional way. Structure matrix has been used for obtaining the structural information.

· 이 논문은 2011년도 한림대학교 교비 학술연구비(HRF-2011-030)에 의하여 연구되었음

† 송신희원 : 한림대학교 컴퓨터공학과 교수
bskim@hallym.ac.kr
논문접수 : 2012년 1월 30일
심사완료 : 2012년 3월 27일

Copyright©2012 한국정보과학회 : 개인 목적이거나 교육 목적인 경우, 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.

정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용 제39권 제7호(2012.7)

Experiments show that the proposed method produce more natural image than that of the conventional exemplar-based inpainting proposed by Criminisi.

Key words : Inpainting, Exemplar-based, Structure tensor, Structural information

1. 서론

영상 인페인팅은 원래 오래된 그림에서 훼손된 부분을 복원하거나 사진의 흠을 복구하기 위해 제안되었는데 최근에는 디지털 사진에서 일부 물체를 지우고자 할 때 삭제할 부분을 다른 부분의 영상으로 채워 넣어 자연스럽게 물체를 삭제하는데 많이 사용하고 있다.

인페인팅 방법은 크게 확산기반 방법과 예제기반 방법으로 나누어진다. 확산 기반 인페인팅 방법은 복원할 부분에 주변의 화소값들을 확산하여 채워 넣는 방법이다. Bertalmio등[1]은 명암값이 동일한 선을 따라 확산해 손상된 부분을 채우는 비선형 확산 방정식을 제안하였다. Chan과 Chen[2]은 비선형 확산 방정식에 연결성을 강화시킨 curvature-driven diffusions(CDD)를 제안하였다. 확산을 이용한 방법들은 손상된 부분이 작고 질감(texture)이 없는 경우에는 영상에서 손상된 구조를 연결해주어 보기 좋은 결과를 보인다. 그러나 손상된 부분이 크거나 질감이 있는 영역을 복원하는 경우 영상에 번짐(blur)이 발생하는 단점이 있어 영상에서 임의의 물체를 지우는 목적으로는 사용하기 힘들다. Bertalmio등[3]은 질감이 있는 영상에 대해 구조도 연결하면서 질감이 번지는 것을 방지하기 위해 영상을 구조영상(structure image)와 질감영상(texture image)로 나누어 구조 영상에 대해서는 편미방정식에 의한 확산을, 질감영상에 대해서는 질감합성(texture synthesis)를 사용하여 처리한 후 합하는 방법을 제안하였다. 그러나 이 방법도 손상된 영역이 큰 경우에는 번짐을 피할 수 없어 영상에서 임의의 물체를 지우는 목적으로는 사용하기 힘들다.

Criminisi등[4]은 영상에서 임의의 물체를 지우기 위해 예제기반 인페인팅(exemplar-based inpainting)을 제안하였다. 이는 영상에서 지우려는 부분을 표시한 후 이 부분이 손상되었다고 가정하고 알고 있는 영역의 정보를 이용해서 손상된 부분을 채우는 것이다. 손상된 영역을 패치(patch) 단위로 나누어 알고 있는 영역 중에서 손상된 영역과 가장 비슷한 패치를 찾아 손상된 영역을 채우는 과정을 반복한다. 예제기반 인페인팅은 질감합성 방법을 확장한 것으로, 손상된 영역이 큰 경우에도 구조를 연결할 수 있고 질감도 비교적 자연스럽게 표현할 수 있으므로 영상에서 임의의 물체를 지우는 목적으로 많이 이용되고 있다.

예제기반 인페인팅은 Criminisi등이 제안한 이후 다양한 방법들이 제안되고 있다. Cheng등[5]은 손상된 영역

의 패치를 구할 때 우선순위를 정하는 방법을 개선한 알고리즘을 제안하고 사용자 파라미터를 추가하여 결과 영상의 품질의 조절할 수 있게 하였다. Wu와 Ruan[6]은 패치의 크기를 고정하지 않고 상황에 따라 패치의 크기를 달리하여 구조정보를 살리고자 하였다. Hung[7] 등은 컬러 영상을 분할하여 경계선들을 구한 후 손상된 영역의 경계선을 베지어 곡선으로 복원하여 경계선에 대한 연결을 자연스럽게 연결한 다음 예제기반 인페인팅을 수행하였다. 이 방법은 만화나 그래픽같이 색이 단순한 영상에서 일부 물체를 지우는데 특히 유용하다.

Wong과 Orchard[8]는 가장 유사한 패치를 결정할 때 하나의 패치를 사용하는 대신에 비 국부적 평균(nonlocal means)을 사용해서 여러 개의 후보 패치의 가중치 합을 구해서 손상된 영역의 패치를 채우는 방법을 제안하였다, Xu와 Sun[9]는 손상된 영역의 패치를 구할 때 주변과 다른 희소성(sparsity)이 큰 패치에 우선순위를 두는 예제기반 인페인팅 방법을 제안하였다. 그들도 손상된 패치를 채울 때 알고 있는 영역의 패치들의 가중치 합을 사용했는데 가중치를 구하는 과정에서 비 국부적 평균 대신에 국부적 패치 유사성(local patch consistency)를 제안하여 사용하였다. 김창기등[10]은 Criminisi 방법[4]에서 패치의 신뢰도를 구하는 방법을 바꾸고 패치의 유사도를 구할 때 거리에 따라 가중치를 주는 방법을 제안하였다. 박찬우등[11]은 패치의 유사도에 거리에 따라 가중치를 주고, 여러개의 후보 패치로 손상된 영역의 패치를 구하는 방법을 제안하였다. 예제기반 인페인팅 방법은 하나의 패치를 채우기 위해 매번 전역적 탐색을 하므로 계산시간이 오래 걸리므로 T.H.Kwon등[12]는 패치들을 DCT(Discrete Cosine Transform) 공간으로 변환한 후 빠른 속도로 탐색하는 고속화 방법을 제안하였다.

예제기반 인페인팅 방법은 크게 나누어 손상된 영역에서 어떤 부분부터 복원할 것인지를 결정하는 패치 우선순위(patch priority) 결정 문제와 이 부분을 알고 있는 영역에서 어떤 패치로 대체할 것인지를 결정하는 패치 선택(patch selection) 문제 등 두가지 문제를 가지고 있다. 지금까지 언급한 기존 예제기반 인페인팅 방법들은 이 두 가지 문제를 화소값에 대한 연산을 통해 해결하고 있다. 패치 우선순위는 중심점의 그래디언트(gradient)를 사용하거나 희소성을 구해 사용하고 있고 패치 선택은 주로 블록사이의 오차합(sum of squared difference)를 사용하고 있다. 이들은 화소의 명암값에

대한 연산이다. 그러나 실제로는 그 화소들의 명암값보다는 화소주변 영역의 속성(attribute)에 따른 처리를 하는 것이 보다 사람이 하는 인페인팅에 더 유사하다. 예를들어 화소 주변의 속성을 에지(edge), 코너(corner), 점(point), 균일한 영역(homogeneous region) 등으로 구분한다면 에지 부분에 패치 우선순위를 주고, 속성이 같은 패치를 먼저 선택하는 등 연산이 가능할 것이다.

본 논문에서는 패치 우선순위 결정문제와 패치선택 문제에 대해 영상의 속성을 이용하여 해결하는 방법을 제안한다. 영상의 속성을 계산하는 방법으로는 구조행렬(structure matrix)을 사용한다. 구조행렬은 각 화소의 2차 미분들로 이루어진 행렬인데, 행렬의 고유벡터와 고유치를 이용하여 그 화소 부분의 속성을 알 수 있어 코너 검출[13], 비등방성 확산 필터링[14]등 다양한 분야에 이용되고 있으므로 예제기반 인페인팅에서 영역의 속성을 계산하는 방법으로 적합하다고 판단된다.

2장에서 본 연구의 기반이 되는 예제기반 인페인팅 방법과 구조행렬 등 관련 연구에 대해 설명하고 3장에서 구조행렬을 이용한 예제기반 인페인팅 방법을 제안한다. 4장에서 실험결과를 보인 후 결론을 맺는다.

2. 관련 연구

본 연구는 예제 기반 인페인팅에서 우선순위를 계산하는 과정과 패치를 선택하는 과정에서 구조행렬을 이용하여 영상의 속성을 반영하고자 하고 있다. 본 연구의 배경이 되는 인페인팅 방법과 구조행렬을 소개한다.

2.1 예제 기반 인페인팅

Criminisi 등[4]이 제안한 예제기반 인페인팅은 복원할 영역의 경계(boundary)에서 먼저 복원할 점을 선택하고 그 점을 중심으로 고정된 크기의 사각영역(패치라고 한다)을 구한다. 복원할 패치는 일부는 손상된 부분을 포함하고, 일부는 알고 있는 영역을 포함하게 된다. 다음으로 알고 있는 영역 중에서 복원할 패치와 가장 유사한 영역을 탐색해서 이 영역으로 패치를 채운다. 이런 과정을 통해 패치를 순차적으로 채워나가 복원할 영역이 모두 채워질 때까지 반복하게 된다. 이 과정을 그림 1을 이용하여 보다 자세히 설명하면 다음과 같다. Ω 는 복원할 영역이고 $\delta\Omega$ 는 Ω 의 경계이다. Φ 는 전체 영상에서 복원할 영역을 뺀 나머지 부분으로, 알고 있는 영역이다. p 와 q 는 각각 $\delta\Omega$ 와 Φ 위의 화소를 의미하며 Ψ_p 와 Ψ_q 는 각각 p 와 q 를 중심으로 한 패치 영역이며 Ψ_p' 과 Ψ_p'' 는 새로운 패치에 대한 후보 영역 패치들이다.

그림 1(a)에서 흰색으로 표시한 부분이 복원할 영역 Ω 이고 그 경계 부분을 $\delta\Omega$ 로 표시하였다. $\delta\Omega$ 에 속한 화소 p 를 대상으로 일정 크기의 패치를 구한 후 패치의

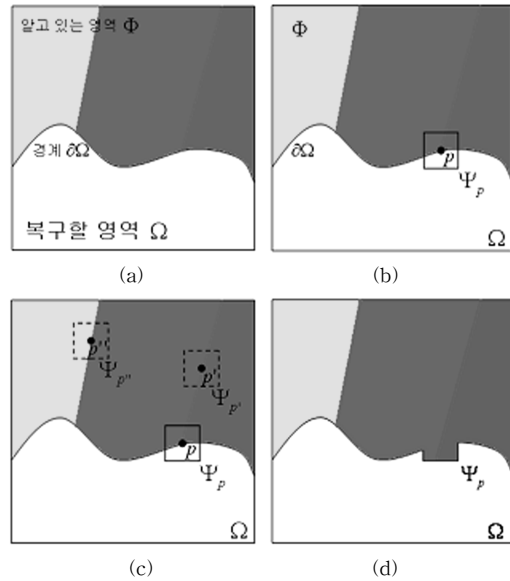


그림 1 예제 기반 인페인팅 알고리즘에서 사용되는 기호들

우선순위를 계산한다. 그림 1(b)에 화소 p 에 대한 패치 영역 Ψ_p 를 보인다. Criminisi 등[4]은 복원할 영역 경계에 있는 p 점의 우선순위를 다음과 같이 패치영역 Ψ_p 의 신뢰도(confidence) $C(p)$ 와 p 점의 그래디언트(gradient)의 함수인 데이터 $D(p)$ 등 두 항의 곱으로 결정하였다.

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

패치 영역 Ψ_p 의 신뢰도 $C(p)$ 는 다음과 같이 정의된다.

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

처음 주어진 입력 영상에서 $C(q)$ 는 q 가 영역 Φ 에 있으면, 즉 알고 있는 영역에 속한 화소들에 대해서는 1로 한다. 복원할 화소들, 즉 영역 Ω 에 속한 화소들에 대해서는 0으로 초기값을 준다. 화소 p 를 중심으로 하는 패치영역 Ψ_p 는 일부는 Φ 에 속하므로 식 (2)에서 $C(p)$ 는 0과 1 사이의 값을 가질 것이다. 데이터항 $D(p)$ 는 화소 p 에서 구조정보를 그래디언트의 세기로, 다음과 같이 정의된다.

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

여기서 ∇I_p^\perp 는 화소 밝기의 그래디언트(방향은 그래디언트와 직교하는 방향)를 나타내고 n_p 는 화소 p 에서 $\delta\Omega$ 에 대한 법선벡터(normal vector)이며 a 는 정규화 파라미터(Gray-level 영상에서 255)이다.

그림 2에 $\delta\Omega$ 에 속하는 세 개 화소 a , b , c 을 보인다. 화소 a 는 주변에 알고 있는 영역(영역 Φ)을 적게 포함하

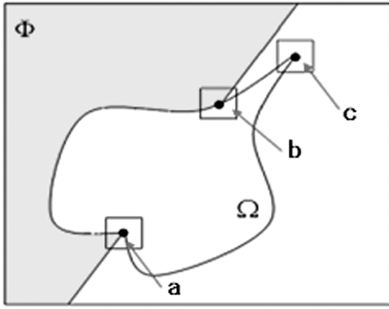


그림 2 신뢰도 향과 데이터 향 계산

고 있어 신뢰도향 값은 작지만 기울기가 크고 기울기의 방향이 화소 a 의 법선벡터 방향과 일치하므로 데이터향 값은 크다. 화소 b 는 신뢰도향 값이 화소 a 경우보다 크고 기울기는 화소 a 경우와 같지만 기울기 방향이 법선벡터 방향과 일치하지 않아 데이터향 값은 화소 a 경우보다 작아지게 된다. 화소 c 경우 신뢰도는 가장 크지만 기울기가 0 이므로 데이터 값은 0이 된다.

복원할 영역 경계 $\delta\Omega$ 에 있는 화소들 중에서 우선 순위가 가장 높은 화소를 선택한다. 이를 화소 p 라고 하고 p 를 중심으로 한 패치를 Ψ_p 라고 하자. 알고 있는 영역 Φ 에서 Ψ_p 와 가장 유사한 영역을 탐색해서 그 영역을 Ψ_q 에 복사하게 된다. 기존의 예제 기반 인페인팅에서는 모든 화소 $q \in \Phi$ 를 중심으로 하는 패치 Ψ_q 들에 대해 다음과 같이 전체탐색(exhaustive search)을 수행한다.

$$\Psi_q = \arg \min_{\Psi_q \in \Phi} SSE(\Psi_p, \Psi_q) \quad (4)$$

여기서 $SSE(A, B)$ 는 두 영역 A 와 B 사이에서 서로 대응하는 화소들의 값 차이를 제공해서 모두 합한, 제곱오차합(sum of squared error)을 의미한다. 그림 1(c)에서 Ψ'_p 는 Ψ_p 보다 Ψ_q 와의 오차가 더 작으므로 Ψ'_p 를 선택해서 Ψ_p 위치에 복사한다. 그림 1(d)는 Ψ_p 위치에 Ψ'_p 으로 복원한 것을 보여준다. 이렇게 복원이 되면 Ω 와 $\delta\Omega$ 가 바뀌게 되어 위에서 설명한 우선순위 탐색부터 다시 수행하게 된다. 이 과정을 모든 영역이 복원될 때까지 반복한다.

2.2 구조 행렬

구조행렬(structure matrix)는 다음과 같이 영상의 2차 미분들로 이루어진 행렬이다[11].

$$J(I) = \begin{pmatrix} K_\sigma * I_x^2 & K_\sigma * (I_x I_y) \\ K_\sigma * (I_x I_y) & K_\sigma * I_y^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} j_{11} & j_{12} \\ j_{12} & j_{22} \end{pmatrix}. \quad (5)$$

여기서 I, I_x, I_y 는 각각 입력영상, 입력영상의 x방향 그라디언트, 입력영상의 y방향 그라디언트를 나타낸다. *는 컨볼루션(convolution)을 의미하고 K_σ 는 다음이 분산이 σ^2 인 가우시안 커널(gaussian kernel)이다.

$$K_\sigma(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right). \quad (6)$$

식 (6)은 고유치 분해(eigenvalue decomposition)를 사용하여 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$J(I) = \begin{pmatrix} \vec{x}_1 & \vec{x}_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \vec{x}_1^T & \vec{x}_2^T \end{pmatrix}. \quad (7)$$

여기서 λ_1 과 λ_2 는 고유치를 나타내는데 두 고유치 중에서 값이 큰 것을 λ_1 로 한다. \vec{x}_1, \vec{x}_2 는 각각 λ_1, λ_2 에 해당되는 고유벡터이다. 고유치들은 식 (6)에서 다음과 같이 계산된다.

$$\lambda_1 = \frac{j_{11} + j_{22} + \sqrt{D}}{2}, \quad (8)$$

$$\lambda_2 = \frac{j_{11} + j_{22} - \sqrt{D}}{2}. \quad (9)$$

여기서 $D = (j_{11} - j_{22})^2 + 4j_{12}^2$ 이다. 고유벡터들은 다음과 같이 계산된다.

$$\vec{x}_1 \propto \begin{pmatrix} 2j_{12} \\ j_{22} - j_{11} + D \end{pmatrix}, \quad (10)$$

$$\vec{x}_2 \propto \begin{pmatrix} 2j_{12} \\ j_{22} - j_{11} - D \end{pmatrix}. \quad (11)$$

고유치와 고유벡터로 부터 해당 화소와 그 주변 영역의 속성을 알 수 있다. 변화가 없이 균일한 영역에서는 λ_1 과 λ_2 이 모두 0과 근접한 값을 가지고, 에지 영역에서는 $\lambda_1 \gg \lambda_2$ 이며 λ_2 는 거의 0 값을 가진다. 코너에서는 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \gg 0$ 값을 가지며 점에서는 λ_1 과 λ_2 가 모두 비슷한 크기의 큰 값을 가진다. 에지 영역의 경우 \vec{x}_1 는 에지 방향을, \vec{x}_2 는 그에 직교하는 방향을 나타낸다. 이런 속성은 예제기반 인페인팅에서 복원할 패치의 우선순위를 결정할 때와 가장 유사한 패치를 선택할 때 모두 이용할 수 있다.

3. 제안된 방법

위에서 설명한 바와 같이 예제기반 인페인팅 방법은 복원할 패치의 우선순위를 결정하는 부분과 알고 있는 영역에서 가장 유사한 패치를 선택하는 부분 등 크게 두 부분으로 나눌 수 있다. 본 논문에서는 구조행렬을 이용해서 얻은 영역의 속성을 사용하여 복원할 패치의 우선순위를 결정하고 가장 유사한 패치를 선택하는 인페인팅 방법을 제안한다. 제안하는 알고리즘을 표 1에 보인다.

표에서 알 수 있듯이 예제기반 인페인팅 알고리즘은 다음 세가지 단계를 반복해가면서 복원할 영역을 채워나가고 있다. 처음, 복원할 영역 경계에서 우선 순위가 가장 높은 화소를 탐색한다. 이 과정에서 식 (12)에서

표 1 제안하는 예제기반 인페인팅 알고리즘

<p>입력 : 영상, 복원할 영역 Ω, 알고 있는 영역 Φ 복원할 영역 Ω이 공집합이 아닌 동안 다음을 반복한다.</p> <ol style="list-style-type: none"> 1) 복원할 영역 경계 $\delta\Omega$에 속한 모든 화소 p에 대해 식 (12)를 사용해서 우선순위 $P(p)$를 계산한다. 우선순위가 가장 높은 화소를 p^*라고 하자. 2) 알고 있는 영역 Φ에 속한 모든 화소 q에 대해 식 (15)를 사용해서 p^*와의 패치 유사도 $S(p^*, q)$를 계산한다. 유사도가 가장 높은 화소를 q^*라고 하자. 3) q^*를 중심으로한 패치 Ψ_{q^*}를 p^*를 중심으로 한 패치 Ψ_{p^*}에 복사한다. 그 결과 알고있는 영역 Φ은 확장되고 복원할 영역 Ω은 축소된다. <p>출력 : 알고 있는 영역 Φ</p>
--

알 수 있듯이 신뢰도와 데이터 항을 계산하게 된다. 복원할 영역에서 가장 우선 순위가 높은 화소 p^* 가 선택되면 다음 단계에서 이 화소를 중심으로 한 패치 Ψ_{p^*} 를 채우기에 적합한 패치를 알고 있는 영역에서 선택하게 된다. 이 과정에서 식 (15)에서 정의하는 유사도를 사용한다. 유사도는 두 패치간의 거리, 두 패치간 화소들의 그래디언트의 유사도, 두 패치간 평균 색상 차이, 두 패치간의 일관성 척도의 차이 등 각각에 대한 가중치 합으로 계산한다. 유사도가 가장 높은 패치가 선택되면 이 패치를 마지막 단계에서 Ψ_{p^*} 에 복사하여 알고 있는 영역 Φ 이 확장되고 복원할 영역 Ω 을 축소하게 한다. 이 세 단계는 복원할 영역이 모두 없어질 때까지 반복한다. 복원할 영역 경계 $\delta\Omega$ 에 있는 화소들에 대해 복원할 우선순위는 다음과 같이 계산한다.

$$P(p) = C(p)D(p). \quad (12)$$

$C(p)$ 는 식 (1)에서와 같이 신뢰도(confidence) 항을 나타낸다. 신뢰도 항은 복원될 영역의 내부로 갈수록 작은 값을 가지게 되는데, Criminisi 등[4]에서 사용된 방법은 내부로 갈수록 지나치게 빨리 감소하는 문제가 있어 다음과 같이 [10]에서 제안된 방법을 사용하였다.

$$C(p) = \frac{\sum_{q \in \Psi_p \cap (\Gamma - \Omega)} 1}{|\Psi_p|}. \quad (13)$$

$D(p)$ 는 식 (1)에서의 데이터항을 구조행렬로 바꾼 것으로 다음과 같이 계산된다.

$$D(p) = \lambda_1(p) - \lambda_2(p). \quad (14)$$

$D(p)$ 는 일관성 측정치(coherence measure)라고 부르기도 하는데[11], 에지가 있는 부분(즉 일관성이 큰 부분)에서는 높은 값을 가지고, 균일한 영역이나 고립점은 낮은 값을 가지게 된다.

우선순위가 가장 큰 화소를 중심으로 하는 패치(복원할 패치)가 결정되면 이와 가장 유사한 패치를 알고 있는 영역 Φ 에서 선택하는 과정에서도 구조행렬을 이용한다. 복원할 영역 경계에서 우선순위가 가장 높은 화소를

p 라고 하면 알고 있는 영역 Φ 에서의 한 화소 q 사이의 유사도(similarity) $S(p, q)$ 는 다음과 같이 여러 항의 가중치 합으로 계산한다. Ψ_p 와 Ψ_q 는 각각 p 와 q 를 중심으로 한 패치를 나타낸다.

$$S(p, q) = w_c S_c(p, q) + w_d S_d(p, q) + w_p S_p(p, q) + S_r(p, q). \quad (15)$$

Ψ_p 영역에서 알고 있는 화소, 즉 $\Psi_p \cap \Phi$ 영역을 $\hat{\Psi}_p$ 라고 하고 이 영역에는 m 개의 화소가 있다고 하자. p_i 는 $\hat{\Psi}_p$ 영역에서 i 번째 화소를 나타내고, q_i 는 Ψ_q 에서 p_i 에 대응하는 화소를 나타낸다. $S_c(p, q)$ 는 이들 화소들이 얼마나 비슷한 일관성(coherence)을 가지는지를 나타내는 척도로, 다음과 같이 계산한다.

$$S_c(p, q) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [1 - |C(p_i) - C(q_i)|]. \quad (16)$$

$S_d(p, q)$ 는 화소 p 와 화소 q 에서의 그래디언트 방향이 같은 정도를 나타내는 척도로, 다음과 같이 각각의 고유벡터의 내적으로 계산한다.

$$S_d(p, q) = \frac{1}{2} [\vec{x}_1(p) \cdot \vec{x}_1(q) + 1]. \quad (17)$$

$S_p(p, q)$ 는 Ψ_p 와 Ψ_q 사이 명암값의 유사도를 나타낸다. 패치 Ψ_p 내에서 알고 있는 화소들, 즉 $\hat{\Psi}_p$ 에 속하는 화소들의 명암값 평균을 m_p 라고 하자. 패치 Ψ_q 내에서 $\hat{\Psi}_p$ 에 대응하는 화소들의 명암값 평균을 m_q 라고 하면 $S_p(p, q)$ 는 다음과 같이 계산한다.

$$S_p(p, q) = \exp[-(m_p - m_q)^2 / t_p^2]. \quad (18)$$

여기서 t_p 는 사용자 정의 상수이다.

$S_r(p, q)$ 는 p 와 q 사이의 거리에 따라 단조감소하는 함수이다. p 와 q 사이의 거리를 $d(p, q)$ 라고 하면 $S_r(p, q)$ 는 다음과 같이 계산한다.

$$S_r(p, q) = \begin{cases} 1 & \text{if } d(p, q) \leq t_r \\ 1 - [d(p, q) - t_r] \alpha_r & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (19)$$

여기서 t_r 과 α_r 는 사용자 정의 상수이다. 식 (15)에서 w_c , w_d , w_p 는 사용자 정의 상수로서, 각각 S_c , S_d , S_p 항의 가중치를 나타낸다.

4. 실험 결과

다양한 영상에 대해 기존 Criminisi[4] 방법과 제안된 방법으로 인페인팅한 결과를 비교하였다. 패치의 크기는 9×9 크기로 하였으며, $t_p = 100$, $\alpha_r = 1/1000$ 로 설정하였다. 그림 7을 제외하고는 모두 w_c , w_d , w_p 는 1로, $t_r = 10$ 로 설정하였다.

그림 3은 골프장에서 사람들과 카트를 지운 영상이다. 그림 3(a)에 원 영상을 보이고, 그림 3(b)는 원 영상에서 삭제할 부분을 표시한 영상을 보인다. 그림 3(c)와

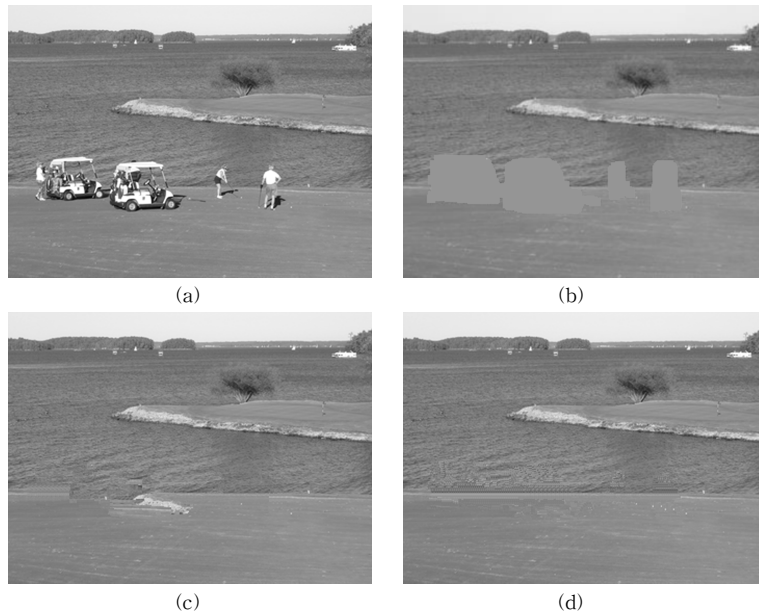


그림 3 골프장 영상. (a) 원영상, (b) 원영상에 삭제할 부분을 표시한 영상, (c) Criminisi 방법으로 인페인팅한 결과, (d) 제안한 방법으로 인페인팅한 결과

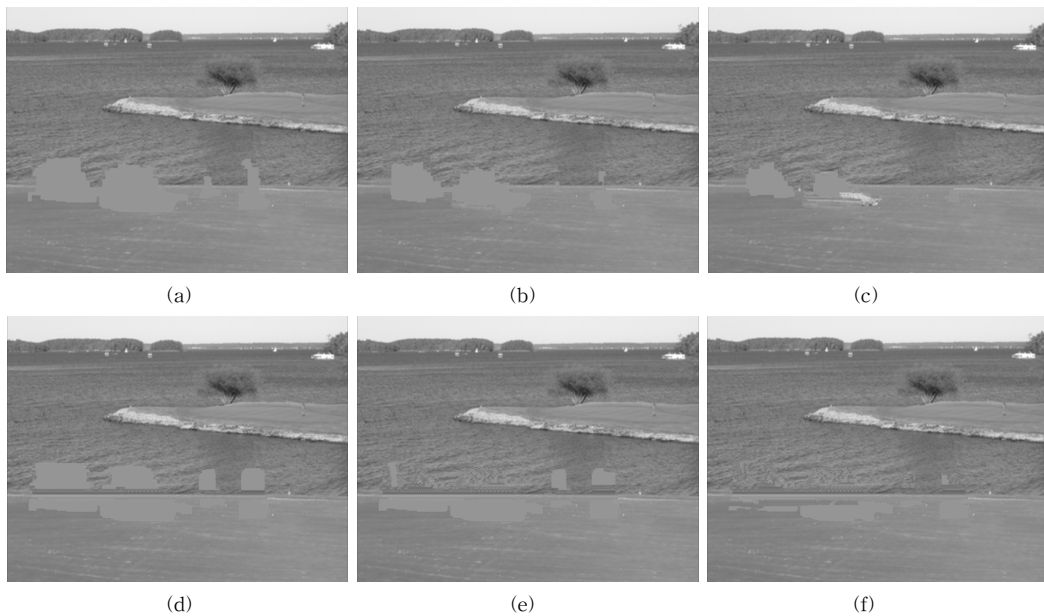


그림 4 골프장 영상 인페인팅 과정. (a), (b), (c)는 Criminisi방법, (d), (e), (f)는 제안된 방법. (a)와 (d)는 전체에서 25% 진행된 상태, (b)와 (e)는 50% 진행된 상태, (c)와 (f)는 75% 진행된 상태를 나타냄

그림 3(d)는 각각 Criminisi방법과 제안된 방법으로 인페인팅한 결과를 보인다. Criminisi 방법과 제안된 방법 모두 사람들은 자연스럽게 삭제한 것으로 보인다. 그러나 골프카트를 삭제한 부분에서는 Criminisi 방법에 비

해 제안된 방법이 보다 자연스럽게 땅과 바다를 나누고 있다. 이는 제안된 방법은 땅과 바다를 나누는 예지 부분에 우선순위를 주어 먼저 복원한 후 나머지 부분을 복원하는데 비해 Criminisi 방법은 삭제할 영역을 주변

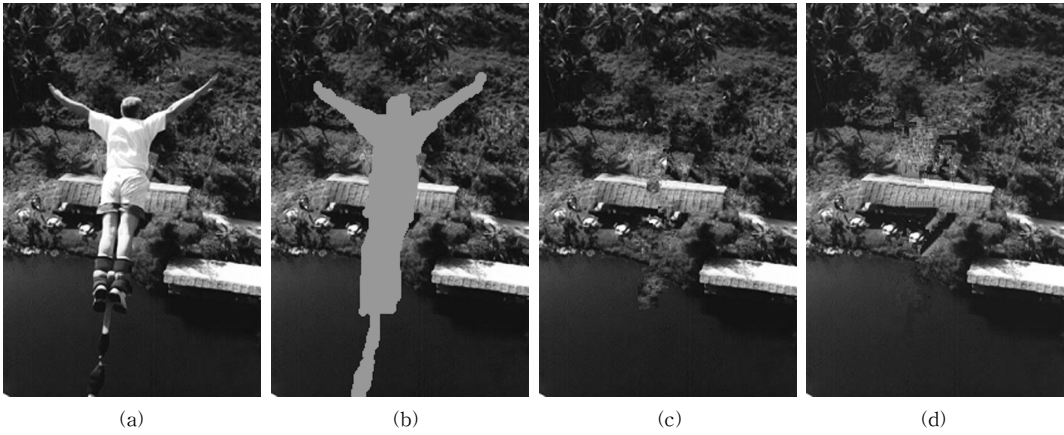


그림 5 번지점프 영상. (a) 원영상, (b) 원영상에 삭제할 부분을 표시한 영상, (c) Criminisi방법으로 인페인팅한 결과, (d) 제안된 방법으로 인페인팅한 결과

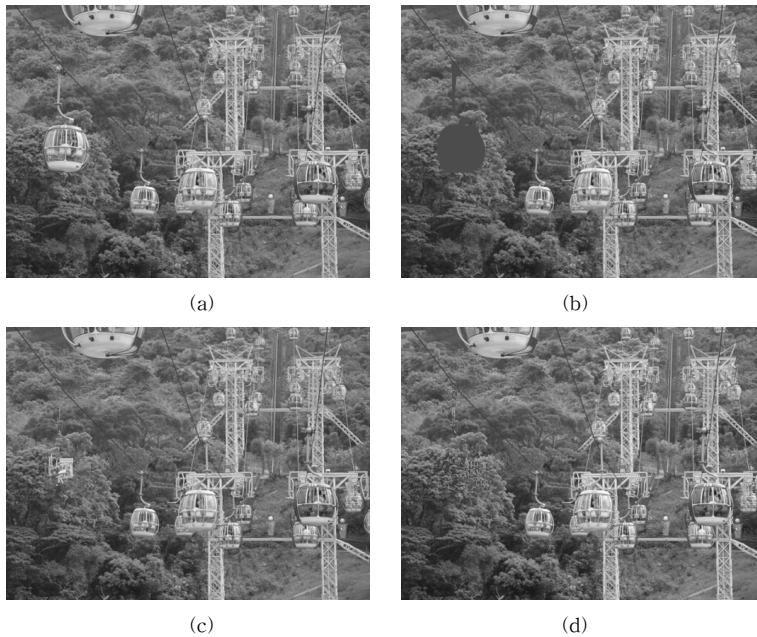


그림 6 케이블카 영상. (a) 원영상, (b) 원영상에 삭제할 부분을 표시한 영상, (c) Criminisi방법으로 인페인팅한 결과, (d) 제안된 방법으로 인페인팅한 결과

부터 복원해 나가기 때문이다. 이 과정을 그림 4에 보다 자세히 보인다. 그림에서 (a), (b), (c)는 Criminisi 방법으로 인페인팅이 각각 25%, 50%, 75% 진행된 상황을 나타낸다. 마찬가지로 (e), (f), (g)는 제안된 방법으로 각각 25%, 50%, 75% 진행된 상황을 나타낸다. 그림 4(a)와 4(d)에서 알 수 있듯이 기존의 방법은 삭제된 영역의 외곽부터 인페인팅하는 반면 제안된 방법은 예로부터 인페인팅하기 때문에 땅과 바다를 나눈 부분이 보

다 자연스럽게 복원되는 것을 알 수 있다.

그림 5는 번지점프하는 사람을 지운 예이다. 그림 5(a), (b), (c), (d)는 각각 원영상, 원영상에서 삭제할 부분을 표시한 영상, Criminisi방법 결과, 제안된 방법 결과를 보인다. 그림 5(c)에서 기존 방법은 복원된 지붕 중간 부분이 연결되지 않고 움푹 들어간 것처럼 보이는데 비해 제안된 방법은 지붕 선이 비교적 자연스럽게 연결된다.

그림 6은 케이블카를 지운 예이다. 그림 6(a), (b), (c), (d)는 각각 원영상, 원영상에서 삭제할 부분을 표시한 영상, Criminisi방법 결과, 제안된 방법 결과를 보인다. 그림 6(c)의 Criminisi 방법 결과에서는 케이블카를 삭제한 부분에 흰 물체가 남아있는 것으로 보이지만 그

림 6(d)의 제안된 방법 결과에서는 이런 부분이 없이 자연스럽게 숲으로 보인다. 이는 기존 Criminisi방법에서는 가장 유사한 패치를 선택할 때 거리를 고려하지 않고 단순히 명암값의 차이만을 고려한 반면 제안된 방법에서는 식 (15)에서 S_r 항을 이용하여 거리가 먼 패치

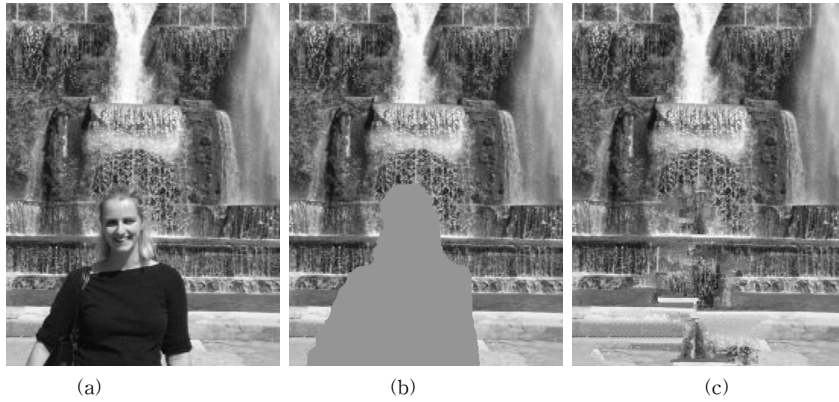


그림 7 분수앞 사람 영상. (a) 원영상, (b) 원영상에 삭제할 부분을 표시한 영상, (c) Criminisi방법으로 인페이팅한 결과

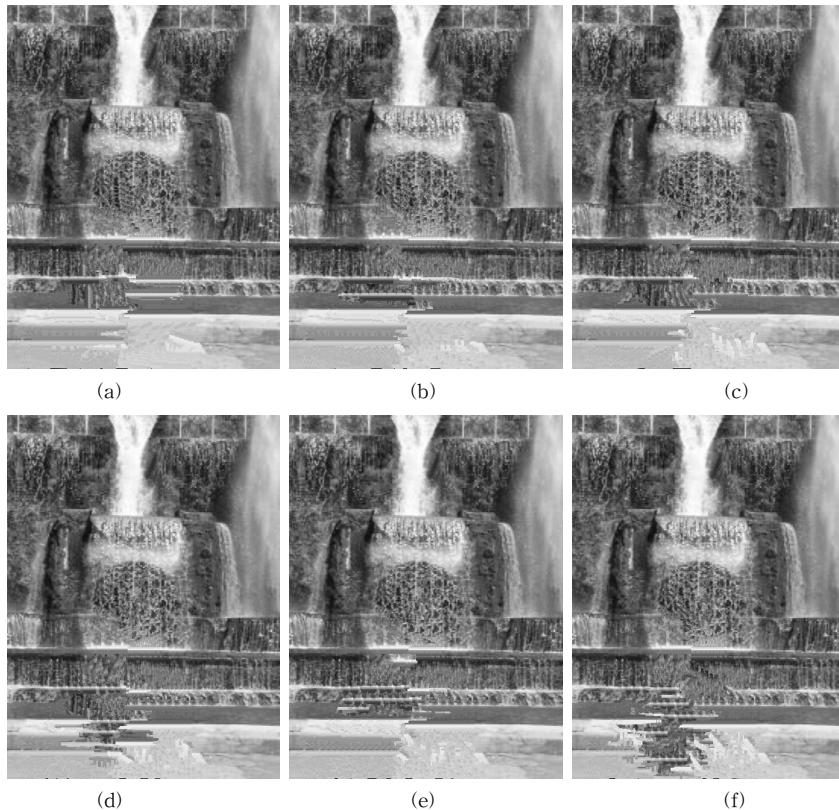


그림 8 분수앞 사람 영상을 제안된 방법으로 인페이팅한 결과. (a) $w_c=w_d=0$, (b) $w_c=w_d=0.2$, (c) $w_c=w_d=0.4$, (d) $w_c=w_d=0.6$, (e) $w_c=w_d=0.8$, (f) $w_c=w_d=1$

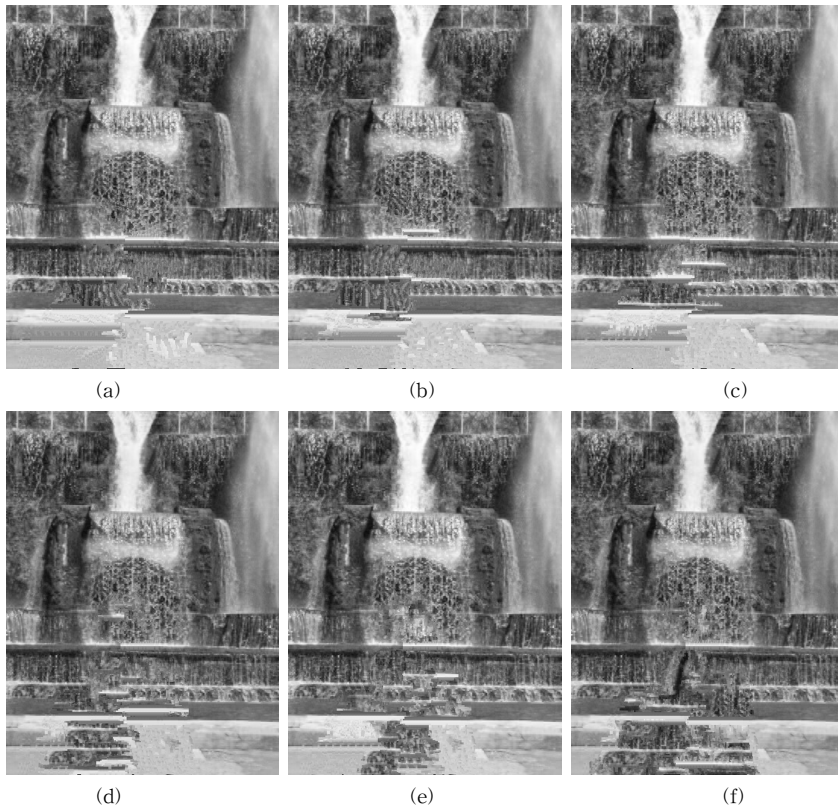


그림 9 분수앞 사람 영상을 제안된 방법으로 인페인팅한 결과. (a) $t_r=10$, (b) $t_r=30$, (c) $t_r=70$, (d) $t_r=100$, (e) $t_r=150$

에 대해 유사도를 작게 하였으므로 삭제할 케이블카 주변의 숲 영역에서 패치의 유사도가 커져 이 부분의 패치가 우선적으로 선택되었기 때문이다.

그림 7은 분수 앞에 서있는 사람을 기존의 Criminisi 방법으로 지운 영상이다. 이 영상은 지우려는 영역이 넓고 지우려는 부분 뒤에 수평 직선 성분이 여러개 있으며 분수의 수직 성분도 포함되어 있어 복원하기 힘든 영상이다. 그림 7(c)의 기존 방법은 원 영상에서 입 부분을 지나는 수평성분과 가슴 부분을 지나는 수평성분은 복원하였으나 어깨 부분을 지나는 수평성분은 복원하지 못하였고 가슴 가운데 부분에는 불필요한 수평 구조가 만들어졌다. 또한 배 부분에는 주변의 대리석에서 패치를 복사는 대신에 분수에서 패치를 가져와 복사하여 주변과 명암값이 달라 부자연스럽게 보인다. 제안된 방법은 기존 방법과 달리 파라미터를 사용자가 변경할 수 있으므로 이런 경우에 대처할 수 있다.

그림 8에 w_c 와 w_d 를 변경하면서 제안된 방법으로 인페인팅한 결과를 보인다. 위 실험에서와 같이 $w_p=1$, $t_r=10$ 으로 고정하였다. w_c 와 w_d 는 구조적 정보에 대한 가

중치이므로 이 값들이 커질수록 구조적 정보(이 경우 수평 직선성분)가 더 많이 나타나는 것을 알 수 있다. 이 영상은 위에서 실험한 다른 영상들에 비해 구조를 많이 포함하고 있어 w_c 와 w_d 를 0.5보다 작은 값으로 설정하는 것이 보다 자연스러운 복원 결과를 보인다.

그림 9는 t_r 을 변경하면서 제안된 방법으로 인페인팅한 결과이다. $w_c=w_d=0.4$, $w_p=1$ 로 고정하였다. t_r 이 커질수록 먼 곳의 패치를 가져다 복원하므로 그림 9(d) 경우와 같이 바닥의 대리석 영역에 분수에서의 패치가 복사될 수 있다. 그림 7(c)의 기존의 방법에서도 그림 아래 가운데 부분에 대리석 부분이 검은색으로 복원되었는데 이것도 마찬가지로 현상이다. 기존 방법은 복원할 패치의 유사도를 계산할 때 거리에 대한 가중치를 주지 않았으므로 이런 현상을 피할 수 없다. 제안된 방법에서 t_r 을 변경하면서 실험 결과 거리 가중치를 두어 t_r 을 10 정도로 작은 값을 주는 것이 더 자연스러운 인페인팅 결과를 보였다. 이 결과는 분수앞 사람 영상 뿐 아니라 위에서 실험한 영상들에게도 마찬가지로 t_r 이 작을 때 좋은 결과를 보여 실험에는 모두 10으로 고정하였다.

5. 결론 및 향후 연구 과제

영상 인페인팅은 노이즈나 긁힘 등의 원인에 의해 훼손된 부분을 복원하거나, 자막이 포함되어 있는 영상에서 자막을 제거하거나 사진에서 특정 물체를 제거하기 위한 기술이다. 복원할 영역이 큰 경우는 예제기반 인페인팅 방법이 널리 사용되고 있지만 몇 가지 문제점을 가지고 있다.

예제기반 인페인팅은 크게 나누어 손상된 영역에서 어떤 부분부터 복원할 것인지를 결정하는 패치 우선순위 결정 문제와 결정된 패치를 알고 있는 영역에서 어떤 패치로 대체할 것인지를 결정하는 패치 선택 문제 등 두가지 문제가 인페인팅 성능을 좌우한다. 기존의 예제기반 인페인팅 방법은 이 두가지 문제를 모두 영상에서 화소의 명암값을 이용해서 해결하였다. 패치 우선순위 결정 문제는 화소의 그래디언트를 사용하고, 패치 선택 문제는 두 패치 사이의 오차합이 주로 사용되고 있다.

인페인팅은 복원된 영상이 사람이 보기에 자연스러워야 하는데, 사람은 구조가 잘 연결되어 있는지, 질감이 유지되는지 등 화소의 명암값보다는 영역의 속성에 더 민감하므로 화소의 명암값을 보다는 영역의 속성을 이용하는 인페인팅 방법이 더 자연스러운 결과를 보일 수 있을 것이다.

본 논문에서는 영상의 속성을 표현하기 위해 구조행렬을 사용하여 인페인팅 하는 방법을 제안하였다. 제안된 방법에서는 구조행렬에서 지역의 일관성을 구해 이를 복원할 패치의 우선순위를 결정하는데 사용하였다. 또한 복원할 패치와 가장 유사한 패치를 구하는 패치 선택을 위해 구조행렬에서 두 화소 사이의 방향, 일관성을 구하고 여기에 명암값과 거리 가중치 등 네가지 척도의 가중치 합을 사용하였다.

다양한 영상에 대해 실험한 결과 제안된 방법이 기존의 Criminisi방법에 비해 훨씬 더 자연스럽게 인페인팅 되는 것을 확인하였다.

제안된 방법은 기존의 방법에 비해 사용자가 결정할 파라미터가 많다. 실험 결과 대부분의 경우는 표준적으로 정한 초기값을 변경할 필요가 없었지만 일부 영상에 대해서는 파라미터를 조정하지 않으면 좋은 결과를 얻을 수 없었다. 영상을 분석해서 파라미터를 자동으로 조정하는 방법이 고안되어야 할 것으로 생각되며 이를 추후 과제로 남긴다.

참 고 문 헌

[1] M. Bertalmio, G. Sapiro, V. Caselles and C. Ballester. "Image Inpainting," *Proceedings of SIG-GRAPH 2000*, pp.417-424, 2000.

[2] T.Chan and J.Shen, "Nontexture inpainting by curvature driven diffusions," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol.12, pp.436-449, 2001.

[3] M. Bertalmio, L. Vese, G. Sapiro, and S. Osher. "Simultaneous Structure and Texture Image Inpainting," *IEEE Transaction on Image Processing*, vol.12, no.8, pp.882-889, Aug. 2003.

[4] A. Criminisi, P.Perez and K. Toyama, "Region Filling and Object Removal by Exemplar-Based Image Inpainting," *IEEE Trans. Image Processing*, vol.13, pp.1200-1212, Sept. 2004.

[5] 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 (CGIV2005), pp.64-69, 2005.

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

[7] Jason C. Hung, Chun-Hong Hwang, Yi-Chun Liao, Nick C. Tang, Ta-Jen Chen, "Exemplar-based Image Inpainting base on Structure Construction," *Journal of Software*, vol.3, no.8, pp.57-64, Nov. 2008.

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

[9] Zongben Xu and Jian Sun, "Image Inpainting by Patch Propagation using Patch Sparsity," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol.19, no.5, pp.1153-1165, May 2010.

[10] C. K. Kim, B. S. Kim, "An Image Inpainting Method Using Global Information and Distance Weighting," *Journal of KIISE : Software and Applications*, vol.37, no.8, pp.629-640, Aug. 2010. (in Korean)

[11] 박찬우, 이상현, 박기태, 문영식, "다중 패치를 이용한 예제 기반 영상 인페인팅," *전자공학회논문지*, 제48권, 제1호, 2011.

[12] Tsz-Ho Kwok, Hoi Sheung and Charlie C.L. Wang, "Fast Query for Exemplar-Based Image Completion," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.19, no.12, pp.3106-3115, 2010.

[13] C. Harris and M.J. Stephens, "A combined corner and edge detector," *Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference*, pp.147-152, 1988.

[14] K. Z. Abd-Elmoniem, A.-B. M. Youssef and Y. M. Kadah, "Real-time speckle reduction and coherence enhancement in ultrasound imaging via nonlinear anisotropic diffusion," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol.49, no.9, pp.997-1014, 2002.



김 백 섭

1978년 한양대학교 전자공학과 학사. 1980년 KAIST 전기 및 전자공학과 석사. 1985년 KAIST 전기 및 전자공학과 석사. 현재 한림대학교 컴퓨터공학과 교수. 관심분야는 영상처리, 컴퓨터비전, 패턴 인식