

# 전역적 특성과 거리가중치를 이용한 영상 인페인팅

(An Image Inpainting Method using Global Information  
and Distance Weighting)

김 창 기 <sup>†</sup> 김 백 섭 <sup>††</sup>

(Chang Ki Kim) (Baek Sop Kim)

**요약** 영상에서 일부분을 제거하거나 훼손된 영상에서 훼손된 부분을 복원하기 위해 예제기반 인페인팅 방법이 주로 사용되고 있다. 예제 기반 인페인팅은 데이터 항 계산, 신뢰도 항 계산, 그리고 복사할 패치 선택 등 세 가지 부분으로 구성되어 있는데 본 논문에서는 이를 각각 부분을 개선하여 기존의 예제기반 인페인팅 방법의 성능을 향상하는 방법을 제안한다.

기존에는 데이터 항을 계산하는데 편미방을 이용해서 국부적인 기울기를 구하기 때문에 잡음에 민감한 문제가 있어 이를 16개의 방향성 마스크를 사용하여 전역적 기울기를 구하도록 하여 잡음에 강건하도록 개선하였다. 신뢰도 항을 계산하는 과정에서 복원할 영역 내부에서 신뢰도 값이 매우 작아지는 문제를 개선하기 복원할 영역의 내부에서 신뢰도 항이 천천히 감소하도록 하는 방법을 제안하였다. 또한 복원할 영역에서 가까운 패치에 가중치를 주도록 패치 선택 방법을 개선하였다.

여러 가지 영상에 대한 실험한 결과 제안된 방법을 통한 인페인팅이 기존의 예제 기반 인페인팅보다 자연스럽게 복원함을 알 수 있었으며 훼손된 영상을 복원하는 경우에도 제안된 방법이 기존 방법보다 오차가 줄어듦을 알 수 있었다.

**키워드 :** 인페인팅, 예제기반, 데이터항, 신뢰도항, 거리가중치

**Abstract** The exemplar-based inpainting model is widely used to remove objects from natural images and to restore a damaged region. This paper presents a method which improves the performance of the conventional exemplar-based inpainting model by modifying three major parts in the model: data term, confidence term and patch selection.

While the conventional data term is calculated using the local gradient, the proposed method uses 16 compass masks to get the global gradient to make the method robust to noise. To overcome the problem that the confidence term gets negligible in the inside of the eliminated region, a method is proposed which makes the confidence term decrease slowly in the eliminated region. The patch selection procedure is modified so that the closer patch has higher weight.

Experiments showed that the proposed method produced more natural images and lower reconstruction error than the conventional exemplar-based inpainting.

**Key words :** Inpainting, Exemplar-based, Data term, Confidence term, Distance weighting

<sup>†</sup> 학생회원 : 한림대학교 컴퓨터공학과  
jaesuoops@hallym.ac.kr

<sup>††</sup> 종신회원 : 한림대학교 컴퓨터공학과 교수  
bskim@hallym.ac.kr

논문접수 : 2010년 1월 13일  
심사완료 : 2010년 6월 18일

Copyright©2010 한국정보과학회: 개인 목적이나 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 제37권 제8호(2010.8)

## 1. 서 론

인페인팅(Inpainting) 기법은 오래되어 손상된 그림들을 원본에 가깝도록 복원하는 것으로부터 시작되었다. 인페인팅 기법은 르네상스 시대에 고대 그림을 복원하면서 시작되었는데, 그림의 없어진 공간을 채우기 위해, 남아있는 그림의 부분으로부터 추측해 나가면서 채워가는 형태로 사용되었다. 오늘날 디지털 영상처리에서 영상 인페인팅은 오래된 영상이나 손상된 영상을 컴퓨터 기반에서 원래 모습으로 복원하거나, 지정된 영역을 제



그림 1 자막을 제거한 뒤 복원한 예

거하는 기술을 말한다[1]. 그림 1에 자막을 제거한 뒤 원 영상으로부터 복원한 예를 보인다.

영상 인페인팅에 대한 연구는 크게 두 가지 방향으로 진행되어 왔다. 편미분 방정식을 이용한 인페인팅 기법은 화소 단위로 화소의 기울기와 수직을 이루는 방향으로 복원해 나간다. 이는 복원할 영역이 작은 경우에는 좋은 효과를 볼 수 있지만, 복원할 영역이 커지는 경우 질감 정보를 살릴 수 없어 불러 되어 보인다는 단점을 가지고 있다[1-3]. 텍스처 합성(Texture Synthesis)을 이용한 인페인팅 기법은 일정 크기의 텍스처 단위로 복원하는 방법으로 질감을 잘 살릴 수 있는 장점을 가지고 있다. 하지만 영상에서 기울기등 구조체의 연속성을 잘 살리지 못하는 단점이 있다[4-6].

Criminisi는 이 두 기법의 장점을 모두 살린 예제 기반 인페인팅(Exemplar-based Inpainting)을 제안하였다[3]. 이 방법은 복원할 영역의 각 화소에 대해 우선 순위를 구하여 우선 순위가 가장 높은 화소를 중심으로 한 패치부터 복원해 나간다. 우선 순위를 계산하는 과정에서 영상의 기울기를 이용하여 구조체의 연속성을 유지하도록 하였다. 패치를 복원하는 과정에서 기준에 알고 있는 영역에서 가장 유사한 텍스처를 가지는 부분을 선택하여 질감을 살릴 수 있도록 하였다.

예제 기반 인페인팅[7,8]은 이후 여러 가지 변형이 제안되었다[2,9-13]. Jason C. Hung[9]은 컬러 영상을 분할하고 분할된 경계선들 중 삭제된 영역으로 인해 끊어진 부분을 연결하는 전처리를 수행한 후 예제 기반 인페인팅을 수행하였다. Wen Huang[10]은 우선순위 연산의 신뢰도 항의 문제점을 지적하고, 신뢰도 항의 수식을 수정하여 우선순위 개선을 통한 품질을 향상시켰다. 또한 사용자로 하여금 각 항의 정도를 파라메터로 입력받아 품질의 조정할 수 있게 하였다. Ji-Yang Wu[11]는 패치의 크기를 고정하지 않고 상황에 따라 패치의 크기를 달리하여 구조정보를 살리고자 하였다. Alexander[2]는 가장 유사한 패치를 결정하는 문제에 있어서 단일 패치

를 사용하지 않고 여러 개의 후보 패치를 정하고 가중치를 이용한 합산을 이용하여 최종 패치를 구했다.

본 논문에서는 예제 기반 인페인팅[7,8]을 개선하는 다른 방법을 제시한다. 예제 기반 인페인팅은 우선순위를 계산하기 위한 데이터 항과 신뢰도 항의 계산, 그리고 복사할 패치 결정 방법등 크게 세 부분으로 구성된다. 본 논문에서는 이를 모두를 개선하도록 하였다. 데이터 항을 계산하는데 기존 방법들은 국부적 그래디언트에 의존하여 전역적 특징을 반영하지 못해 이를 개선하도록 하였으며 기존 방법이 복원할 영역 내부에서 신뢰도 항이 거의 0이 되는 문제를 개선하였다. 또한 복사할 패치를 복원할 영역에 가까운 패치에 높은 가중치를 주도록 하였다.

본 논문은 기존의 예제 기반 영상 인페인팅 방법의 품질을 향상하기 위한 방법을 제시하고자 한다. 2절에서 기존의 예제기반 인페인팅 방법에 대해 설명하고 문제점을 제시한다. 4절에 실험 결과를 보이고 5절에서 결론을 맺는다.

## 2. 예제 기반 인페이팅

예제 기반 영상 인페인팅 기법은 복원할 영역의 경계에서 먼저 복원할 점을 선택하고 그 점을 중심으로 고정된 크기의 사각영역(패치라고 한다)을 구한다. 원영상에서 패치와 가장 유사한 영역을 탐색해서 이 영역으로 패치를 채운다. 이 과정을 복원할 영역이 모두 채워질 때까지 반복하게 된다. 이 과정은 그림 2를 이용하여 보다 자세히 설명하며 다음과 같다.  $\Omega$ 는 복원할 영역이고

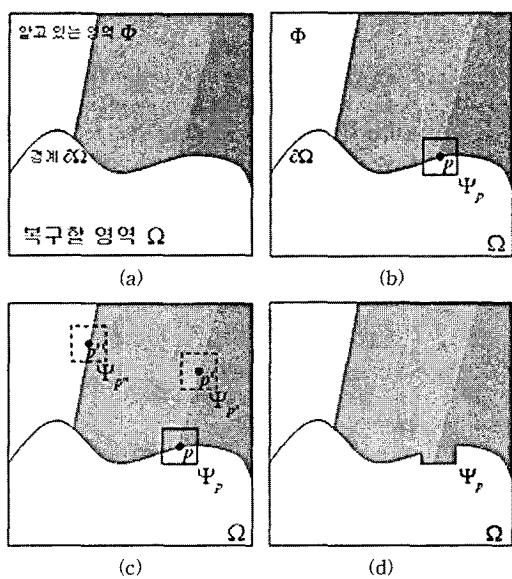


그림 2 예제 기반 인페인팅 과정

$\delta\Omega$ 는  $\Omega$ 의 경계이다.  $\Phi$ 는 전체 영상에서 복원할 영역을 뺀 나머지 부분으로, 알고 있는 영역이다.  $p$ 와  $q$ 는 각각  $\delta\Omega$ 과  $\Phi$ 위의 화소를 의미하며  $\Psi_p$ 와  $\Psi_q$ 는  $p$ 와  $q$ 를 중심으로 한 패치 영역이며  $\Psi_p'$ 과  $\Psi_p''$ 는 새로운 패치에 대한 후보 영역 패치이다.

그림 2에서 (a)는 복원할 영역  $\Omega$ 의 경계 부분인  $\delta\Omega$ 를 검출한다. 검출된 경계의 모든 화소  $p$ 를 대상으로 사용자에 의해 정의된 일정 크기의 패치를 구한다. 모든 화소  $p$ 를 중심으로 한 패치는 우선순위 연산에 의해 먼저 수행될 패치를 선택한다. 여기서 (b)의  $\Psi_p$ 가 가장 높은 우선순위로 선택된 패치라고 할 때, 알고 있는 영역에서  $\Psi_p$ 와 가장 유사한 패치를 찾는다. 이 과정을 (c)에 보인다. (c)에서  $\Psi_p'$ 가  $\Psi_p''$ 보다  $\Psi_p$ 와의 유사도가 높음을 알 수 있다. 전체가 후보영역 중에서  $\Psi_p$ 가 가장 유사도가 높은 패치라고 하면 이를  $\Psi_p$ 에 복사하여 그림 (d)와 같이 되도록 한다. 이 과정은 모든 복원할 영역이 채워질 때까지 반복 수행된다.

### 2.1 복원 우선순위 결정의 중요성

예제기반 인페인팅은 우선순위가 높은 패치부터 채워나가기 때문에 우선순위를 결정하는 방법에 따라 결과가 매우 달라지게 된다. 그 예를 그림 3에 보인다[7,8].

그림 3(a)에서 흰색으로 초생달 모양으로 된 부분이 복원할 영역이고 나머지는 알고 있는 영역이다. 알고 있는 영역은 중간에 수평선을 중심으로 아래 위 두 영역으로 나누어져 있다. 그림 3(b)(c)(d)는 우선순위를 사용하지 않고 복원할 영역의 왼쪽 아래 외곽에서부터 채워

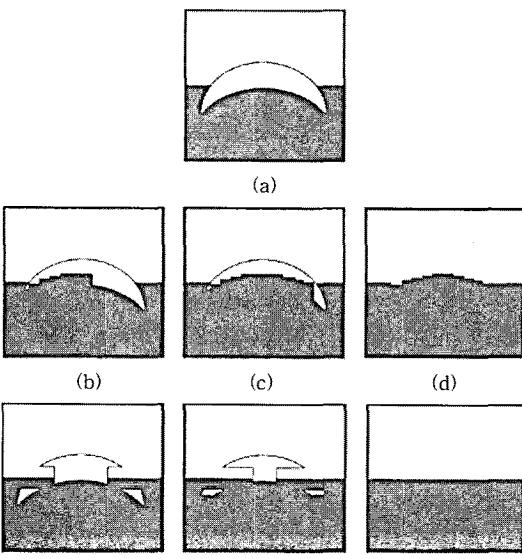


그림 3 우선순위 사용 여부에 따른 결과

나간 것이다. (b)(c)(d)는 각각 반복횟수가 커지는 순서로 결과를 보여주고 있다. 그림 3(e)(f)(g)는 복원할 영역에서 예지성분이 강한 화소에 높은 우선순위를 주어 채워나간 것이다. 알고 있는 영역으로 유추해 보면 그림 3(a)에서 복원할 영역은 그림 3(g)처럼 수평선을 중심으로 위 아래로 나뉘어진 것이 그림 3(d)보다 더 자연스럽게 보인다.

우선순위는 신뢰도와 데이터 등 두 개의 항의 곱으로 정해진다[7,8]. 신뢰도는 복원할 패치에 알고 있는 영역이 얼마나 포함되어 있는지를 판단하는 부분이고 데이터는 복원할 패치의 중심 화소에서 영상의 기울기(gradient)가 얼마나 강한가를 판단하게 된다. 그림 3(b)(c)(d)는 우선순위를 계산할 때 데이터 항을 고려하지 않은 것이고 그림 3(e)(f)(g)는 데이터 항을 고려했기 때문에 기울기가 큰 경계 영역부터 채워나간 것을 알 수 있다.

### 2.2 우선순위 계산

복원할 영역 경계에 있는 모든 화소에 대해 우선 순위를 계산해서 복원할 패치를 결정하게 된다. 복원할 영역 경계에 있는 화소  $p$ 에 대한 우선순위는 다음과 같이  $p$ 점의 기울기와  $p$ 를 중심으로 하는 패치  $\Psi_p$  영역의 신뢰도(Confidence)  $C(p)$ 와  $p$ 점의 기울기의 합수인 데이터  $D(p)$  등 두 항의 곱으로 정의된다.

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

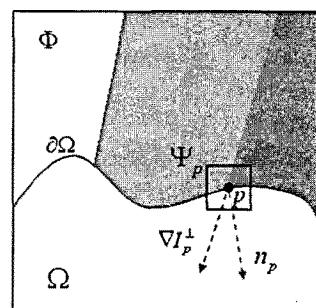


그림 4 데이터 항 계산

여기서  $C(p)$ 는 패치  $\Psi_p$  안에서 영역  $\Phi$ 에 속하는 화소들의 포함비율이며  $D(p)$ 는  $p$ 에서의 기울기의 세기로, 각각 다음과 같다.

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

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

식 (2)에서  $C(q)$ 는  $q$ 가 영역  $\Phi$ 에 있으면 1로, 영역  $\Omega$ 에 있으면 0으로 초기화 한 후  $\delta\Omega$ 에 속하는 모든 화소  $p$ 에 대해  $C(p)$ 를 반복적으로 구하게 된다.  $I - \Omega$ 는

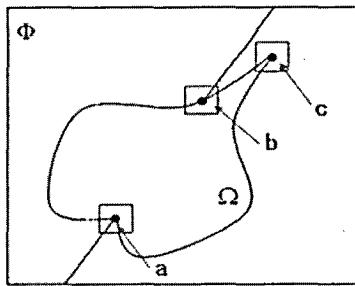


그림 5 신뢰도 항과 데이터 항 계산

전체영상에서 복원할 영역을 제외한 영역을 의미하는데, 이는 처음에는 알고 있는 영역  $\Phi$ 과 같지만 반복이 진행되어 복원할 영역이 줄어들에 따라 변하게 된다. 식 (3)에서  $\nabla I_p^+$ 는 기울기의 방향,  $n_p$ 는 점  $p$ 에서  $\delta\Omega$ 에 대하여 법선벡터(normal vector)이며  $a$ 는 정규화 파라미터(Gray-level 영상에서 255)이다.

그림 5에서  $\delta\Omega$ 에 속하는 세 개 화소에 대해 신뢰도와 데이터 값을 비교할 수 있다. 화소  $a$ 는 주변에 알고 있는 영역(영역  $\Phi$ )을 적게 포함하고 있어 신뢰도항 값은 작지만 기울기가 크고 기울기의 방향이 화소  $a$ 의 법선 벡터 방향과 일치하므로 데이터 값은 크다. 화소  $b$ 는 신뢰도항 값이 화소  $a$  경우보다 크다. 기울기는 화소  $a$  경우와 같지만 기울기 방향이 법선벡터 방향과 일치하지 않아 데이터항 값은 화소  $a$  경우보다 작아지게 된다. 화소  $c$  경우 신뢰도는 가장 크지만 기울기가 0이므로 데이터 값은 0이 된다.

### 2.3 유사 영역 검색

복원할 영역 경계  $\delta\Omega$ 에 있는 화소들 중에서 우선 순위가 가장 높은 화소를  $p$ 라고 하고  $p$ 를 중심으로 한 패치를  $\Psi_p$ 라고 하자. 알고 있는 영역  $\Phi$ 에서  $\Psi_p$ 와 가장 유사한 영역을 탐색해서 그 영역을  $\Psi_p$ 에 복사하게 된다. 기존의 예제 기반 인페인팅에서는 모든 화소  $q \in \Phi$ 를 중심으로 하는 패치  $\Psi_q$ 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 제곱해서 모두 합한, 제곱 오차합(sum of squared error)을 의미한다.

### 3. 제안된 방법

2장에서 설명한 예제 기반 인페인팅은 우선순위를 결정하는 방법과 유사 영역을 검색하는 방법에 따라 그 결과가 달라진다. 본 논문에서는 기존 방법의 문제점을 분석하고 우선순위를 결정하는 방법과 유사 영역을 검

색하는 방법을 수정하여 기존 방법의 문제점을 해결하도록 하였다.

#### 3.1 기존 예제 기반 인페인팅의 문제점 분석

여러 가지 영상에 대해 기존의 예제기반 방법[7,8]으로 인페인팅한 결과를 그림 6-8에 보인다. 영상에서 각각 (a)는 원영상, (b)는 입력영상, (c)는 결과영상이다. 즉, (b)가 실험에 사용되는 입력영상(복원할 영상 혹은 삭제될 영역이 표시된 영상)이고 (c)가 인페인팅 결과영상(표시된 부분이 채워진 영상)이다. (a)는 (b)를 만들기 위해 사용했던 영상으로 실험에는 영향을 미치지 않으며 단지 참고로 보여주기 위한 것이다. (b)에서 초록색 혹은 붉은색 영역이 훼손된 부분(복원할 부분)이다.

그림 6과 같이 복원할 영역이 작은 경우나 그림 7과 같이 복원할 영역이 크지만 알고 있는 영역이 단순한 경우는 만족할 만한 결과를 보이고 있다. 그러나 그림 8의 경우 사람들은 복원할 영역이 작아 삭제된 영역이 자연스럽지만 골프카트가 있는 큰 영역들은 잔디와 바다로 이루어진 수평선이 자연스럽지 않다.

그림 8을 처리하는 과정에서의 데이터항, 신뢰도항 값과 복원 우선순위를 그림 9에 보인다. 그림 9(a)는 식 (3)으로 계산한 데이터 값이다. 데이터 값은 검은색이 0이고 흰색이 될수록 큰 값을 가진다. 알고 있는 영역에 대해서는 데이터를 계산하지 않으므로 검정색으로 표시되었다. 처음에는 복원할 영역 경계에 대해서만 데이터항을 계산하지만 복원이 진행될수록 복원할 영역이 줄어들어 결국에는 복원할 영역이 없어진다. 그림에서 복원할 영역 내부 화소는 복원이 진행되면서 그 화소가 복원할 영역 경계가 되었을 때의 데이터 값을 표시하도록 하였다. 그림 9(b)는 신뢰도항을 표시한 것이다. 검은색은 신뢰도가 0이고 흰색이 될수록 신뢰도가 커진다. 알고 있는 영역은 흰색으로 표시하였다. 그림 9(a)와 마찬가지로 각 화소의 신뢰도값은 복원이 진행되어 그 화소가 복원할 영역 경계에 있을 때의 값이다. 복원할 영역의 각 화소에 대한 복원우선순위를 그림 9(c)에 보인다.

그림 9(c)에서 골프카트 영역을 보면 외곽부분, 특히 위쪽 부분이 우선순위가 높고 내부에서는 우선순위가 매우 낮은 것을 알 수 있다. 이는 위쪽에 바다의 파도가 있어 영상의 기울기가 커 데이터항이 커졌기 때문으로 보인다. 내부에는 신뢰도항이 거의 0이므로 우선순위가 매우 낮아진다. 이 우선순위로 복원하면 그림 8(c)처럼 골프카트 부분의 잔디와 바다 경계 부분이 잘못 복원됨을 알 수 있다. 이는 중심점이 파도에 있고 잔디가 일부 포함된 패치를 복원하면 그림 가운데 부분에 섬처럼 튀어나온 잔디부분의 일부 패치가 가장 유사한 것으로 선택되어 복사되고, 이후 이 영향이 내부로 파급되기 때문이다.

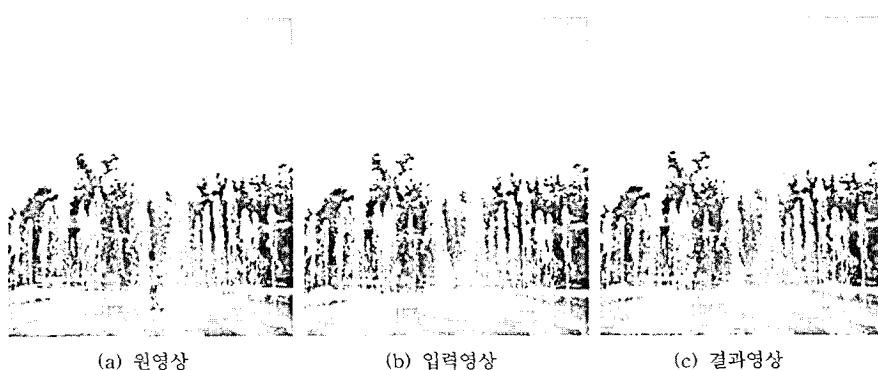
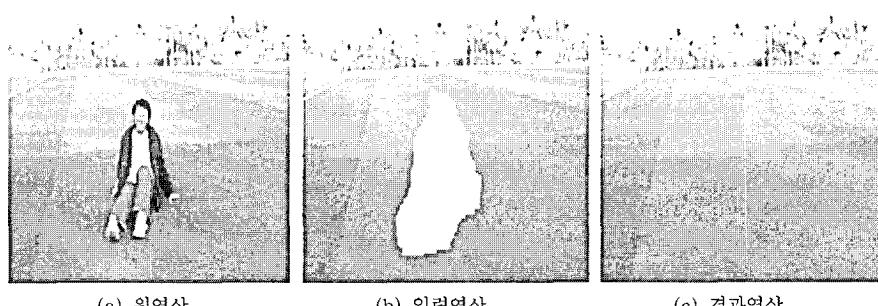
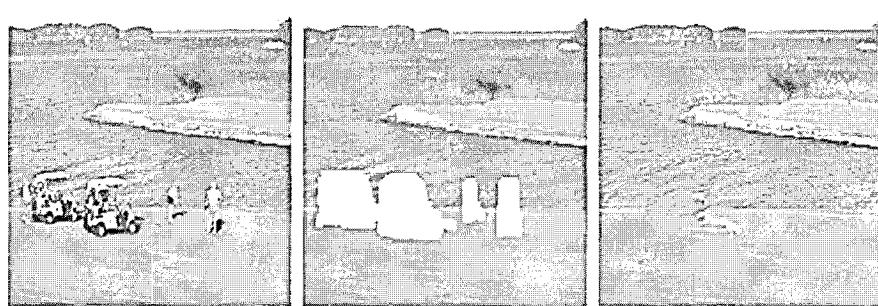


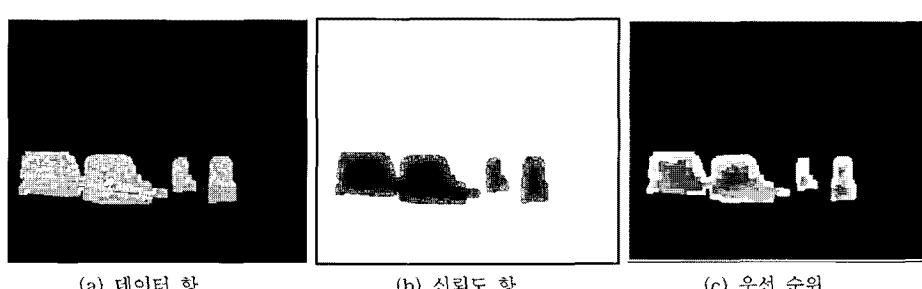
그림 6 기존 방법으로 “분수영상” 처리 결과



(3) 합격 등급  
그림 7 기존 방법으로 “작디열산” 처리 결과



### (b) 입력영상



#### (3) 전화로

이 문제를 해결하기 위해 골프카트부분 영상의 우선순위를 복원할 영역의 경계가 아니라 잔디와 바다 경계 부분의 화소에 두어 먼저 바다 영역과 잔디 영역의 가운데 부분을 복원하여 복원할 영역을 바다와 잔디 부분으로 나누어 지게하고 각각을 복원하도록 한다. 그림 11(c)의 우선순위 그림과 비교하면 그 차이를 알 수 있다.

### 3.2 우선순위 계산 방법 개선

우선순위는 식 (1)과 같이 데이터항과 신뢰도항의 곱으로 정의하였다. 데이터항은 식 (3)과 같이 영상의 기울기와 복원할 영역 경계의 법선 벡터의 내적으로 이루어진다. 하지만 복원할 영역 경계위의 한 점  $p$ 를 대상으로 이루어지기 때문에 그 점  $p$ 가 잡음으로 인해 높은 값을 가질 수 있다. 또한 지역적인 특성만을 반영하므로 수평선과 같이 긴 에지를 반영하지 못한다.

본 논문에서는 데이터항이 잡음에 강건하고 보다 전역적인 특성을 반영하기 위해 점의 기울기 대신에 패치의 기울기를 사용하도록 개선한다. 패치의 기울기는 그림 10과 같이 16개의 회선 커널을 사용하여 계산하도록 하였다. 그림에서 흰색은 -1, 회색은 +1을 의미한다. 위 두 줄은 선분을 검출하는 커널이고 아래 두 줄은 에지를 검출하는 커널이다. 선분을 검출하는 커널은 8개로 구성되는데 각각은  $22.5^\circ$ 에서  $180^\circ$ 까지  $22.5^\circ$ 씩 떨어진 선분을 검출한다. 에지를 검출하는 커널도 마찬가지로 8개의 방향을 검출한다.

데이터항을 계산하는 방법은 식 (3)과 같지만  $p$ 점에서의 기울기  $\nabla I_p^1$ 를 구하는 방법이 달라진다. 기존에는  $p$ 점에 대한 1차 미분을 구한 것에 비해 제안된 방법에서는  $p$ 점을 중심으로 한 패치  $\Psi_p$ 의 기울기를 구한다. 패치의 기울기는 위에서 설명한 16개의 커널 각각을 사용하여 구한 회선(convolution) 결과 중에서 최대가 되는 값을 기울기의 값이 되고 그 커널에 해당하는 각도를 기울기의 각도로 하였다. 점에 대한 기울기 대신에 패치에 대한 기울기라는 것을 강조하기 위해 식 (3)을 다음 식으로 바꾼다.

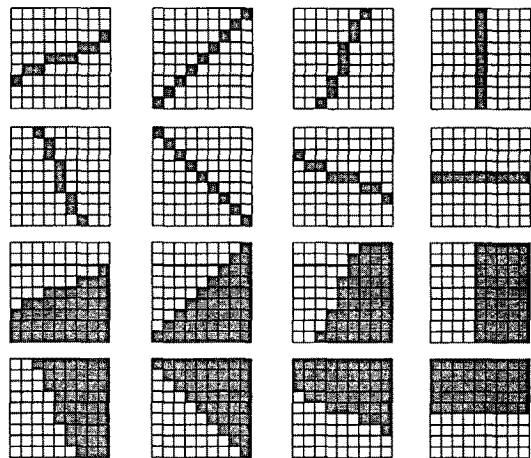


그림 10 패치 기울기 계산을 위한 회선 커널

$$D(p) = \frac{|\nabla I_{\Psi_p}^1 \cdot n_p|}{a} \quad (5)$$

기존 방법과 제안된 방법으로 기울기를 계산한 결과를 그림 11에 각각 붉은색과 노란색으로 표시하였다. 기존 방법은 국부적인 기울기를 계산하기 때문에 물결 부분에서 기울기가 크게 되고 방향이 무작위적으로 되는 것을 알 수 있다. 제안된 방법은 전역적인 기울기를 계산하기 때문에 물결 부분에 기울기가 작아지고 수평선에서 기울기가 커지며 그 방향이 균일하게 되어 수평선 부분에서 데이터 항 값이 커지게 된다.

그림 12(a)에 제안된 방법으로 “골프장영상”을 처리하는 과정에서 데이터항의 변화를 보인다. 중간에 수평으로 그어진 흰줄은 그림 8(b)의 입력영상에서 잔디와 바다를 구별하는 수평선에 해당한다. 기존 방법 그림 9(a)에서는 복원할 영역 전체에 데이터값이 임의적으로 퍼져있는데 비해 제안된 방법은 수평선 부분에 큰 값을 나타내서 기존 방법에 비해 보다 전역적은 특성을 반영한다는 것을 알 수 있다.

기존의 신뢰도항은 복원할 영역 내부에서 거의 0 값을 가지므로 데이터항을 바꿔어도 복원할 영상 내부에

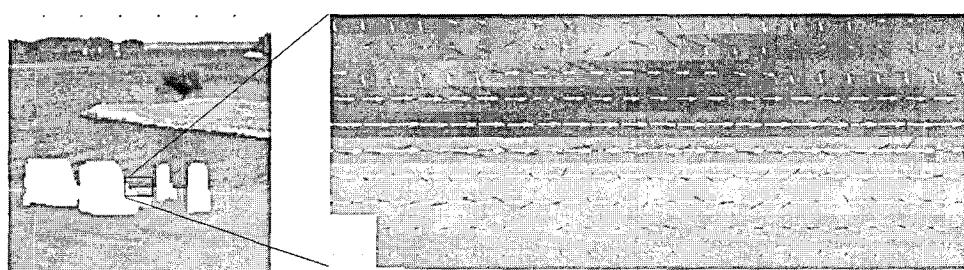


그림 11 기존 방법과 제안된 방법의 기울기 계산 결과 비교

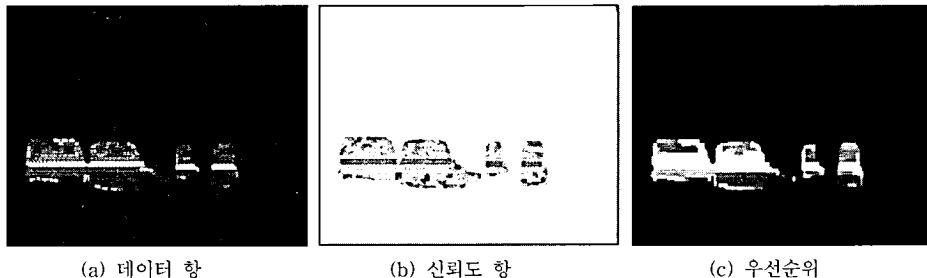


그림 12 제안된 방법의 우선순위 계산 과정

서의 우선순위는 매우 낮은 값을 가질 수밖에 없다. 기존 방법은 식 (2)에서 알 수 있듯이 패치에서 알고 있는 영역에 속한 신뢰도의 합을 전체 패치 영역으로 나눈 것이다. 이 패치가 복원되면 패치에 있는 복원할 영역이 복원되어 알고 있는 영역으로 바꾸어지는데 이렇게 복원된 영역은 알고 있는 영역 보다 신뢰도값이 작아지게 된다. 그러므로 반복이 진행될수록 신뢰도항은 점차 낮은 값을 가지게 되어 복원할 영역 내부에서는 그림 9(b)와 같이 거의 0 값을 가지게 된다.

반복이 진행됨에 따라 신뢰도항 값이 작아지지 않게 하기 위해 식 (2)를 다음과 같이 변경하였다.

$$C(p) = \frac{\sum_{q \in \Psi_p \cap (I - \Omega)} 1}{|\Psi_p|} \quad (6)$$

즉, 패치  $\Psi_p$  영역에서 복원할 영역  $\Omega$ 을 제외한 화소의 수를 패치 화소 수로 나눈 것이다. 식 (2)와 비교하면 이는 반복이 진행되어도 이전에 계산한 신뢰도값이 과급되지 않는 것을 알 수 있다. “골프장영상”에 대해 제안된 방법으로 구한 신뢰도값을 그림 11(b)에 보인다. 기존 방법 그림 9(b)처럼 복원할 영역 내부에서 신뢰도값이 0이 되지 않는다는 것을 알 수 있다.

그림 12(c)에 제안된 방법으로 처리한 “골프장영상”的 우선순위를 보인다. 원영상에서 잔디와 바다를 나누는

수평선 부분이 우선순위가 높아 먼저 처리된 것을 알 수 있다. 이 결과 그림 13(c)처럼 “골프카트” 부분이 그림 8(c)보다 자연스럽게 복원된 것을 알 수 있다.

그림 14와 그림 15에 기존방법과 제안된 방법으로 복원하는 과정을 반복이 진행되는 중간 중간 영상을 보여주고 있다. 우선순위 영상에서 예상할 수 있듯이 기존 방법은 복원할 영역 경계부터 복원해 나가서 부자연스러운 결과를 보이는데 비해, 제안된 방법은 잔디와 바다를 나누는 수평선 부분을 먼저 복원해서 바다 부분과 잔디 부분으로 나누어 복원해 나가므로 보다 자연스러운 결과를 보이는 것을 알 수 있다.

### 3.3 거리 가중치를 사용한 유사 영역 탐색

영상을 수작업에 의해 복원하게 될 경우 복원하려는 영역은 근처의 정보를 많이 이용하게 되지만 기존의 예제기반 인페인팅은 전체 영상에서 가장 유사한 패치를 찾아 복사하기 때문에 그림 16와 같이 잘못된 결과를 내는 경우가 있다. 그림 16에서 케이블카 부분을 지우고자 했는데 그림 16(c)에서 동그라미로 표시한 부분이 숲으로 복원되는 것이 자연스럽지 않다. 이는 복원해 나가는 과정에서 다른 케이블카 근처의 숲이 선택되면 선택된 숲에 인접한 케이블카 영역 일부가 다음 반복에서 선택되기 때문이다. 이 문제를 완화하기 위해 유사 영역을 탐색하는 과정에서 거리 가중치를 사용도록 하였다.

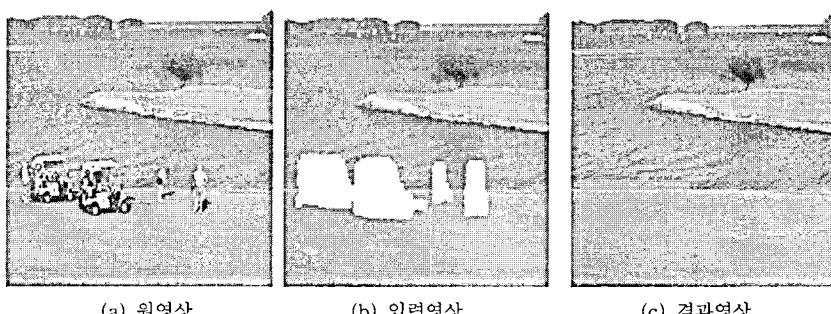


그림 13 제안된 방법으로 처리한 “골프장영상” 결과

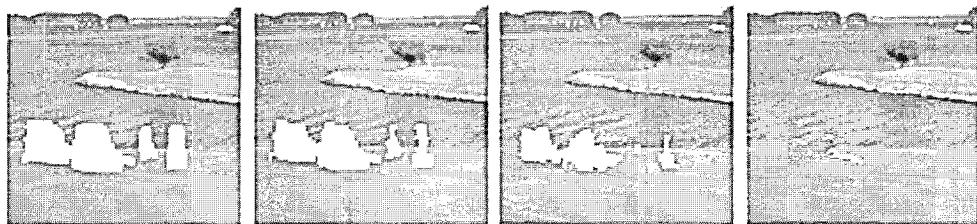


그림 14 기존 방법으로 인페인팅하는 과정

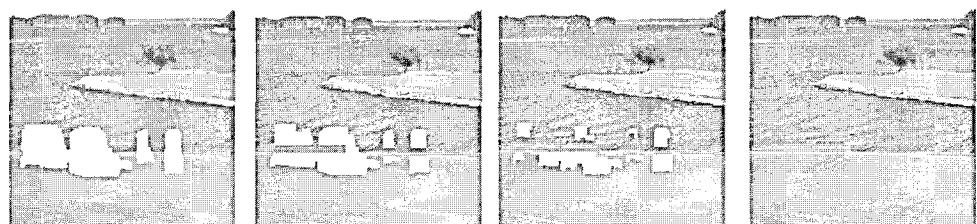


그림 15 제안된 방법으로 인페인팅하는 과정

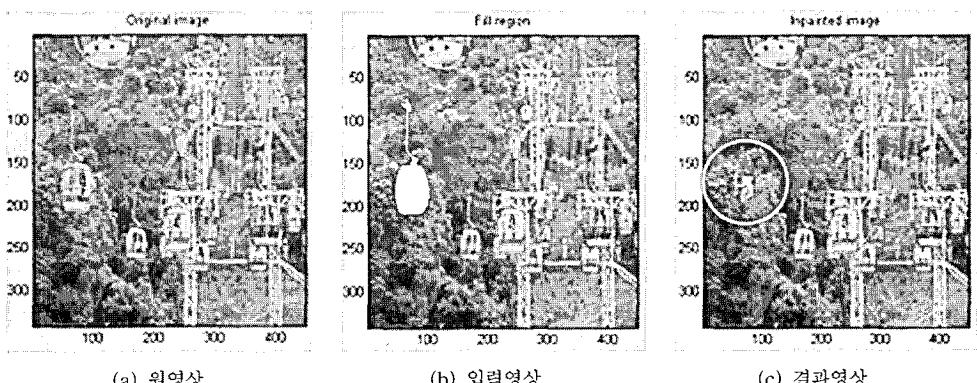


그림 16 거리 가중치가 없어 잘못 복원된 예

복원할 영역에서 선택된 패치의 중점을  $p$ 라고 하면 알고 있는 영역의 한 점  $p$  사이의 거리 가중치는 다음과 같이 정한다.

$$w_\alpha(p, q) = 1 + ((p - q)/\alpha)^2 \quad (7)$$

$\alpha$ 는 사용자 설정 파라메터이다. 가중치를 고려해서 패치와 가장 유사한 알고 있는 영역을 계산하는 식 (4)를 다음과 같이 수정하였다.

$$\Psi_q = \arg \min_{\Psi_q \in \phi} [SSE(\Psi_p, \Psi_q)] w_\alpha(p, q) \quad (8)$$

그림 17은  $\alpha$ 값에 따른 결과 영상을 보여주고 있다. 그림 17(a)는 입력영상으로 그림 16(a)와 동일하다. 그림 17(b)-(d)는  $\alpha$ 값을 다르게 하여 처리한 결과로, 입력영상에서 사각형으로 표시한 부분만을 확대하여 보여주고 있다.  $\alpha = 10$  경우는 너무 적은 영역으로 가중치를

제한하였기 때문에 동일한 영역이 중복되어 선택되어 모사이크 영상을 보였다.  $\alpha = 400$ 처럼 영상 크기 정도 값을 주면 그림 15처럼 기존의 방법과 비슷한 결과를 보인다. 이 영상의 경우  $\alpha = 200$ 에서 자연스런 결과를 보였다.

#### 4. 실험 결과

본 실험은 영상에서 특정 물체를 제거하여 마치 원본 영상에서 물체가 없는 것처럼 보이도록 한다. 수작업으로 영상을 훠손해서 입력영상을 만들었으며, 삭제된 부분(즉, 복원할 영역)의 위치는 미리 알고 있다는 가정하에 처리되었다. 패치의 크기는  $9 \times 9$  크기로 하였으며, 사용자 파라메터  $\alpha$ 는 100~300의 값을 사용하였다.

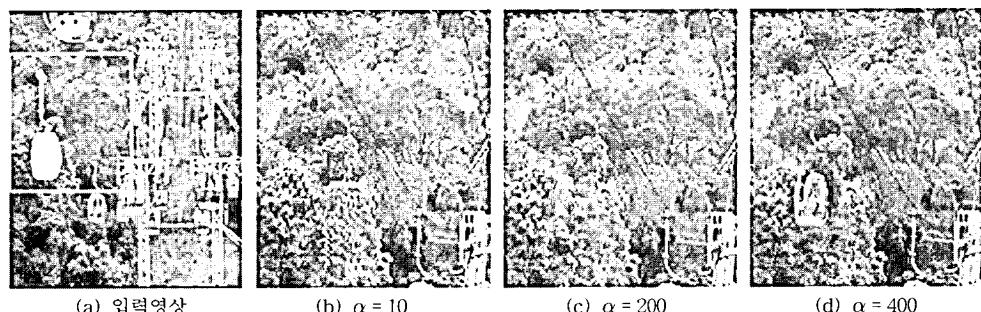
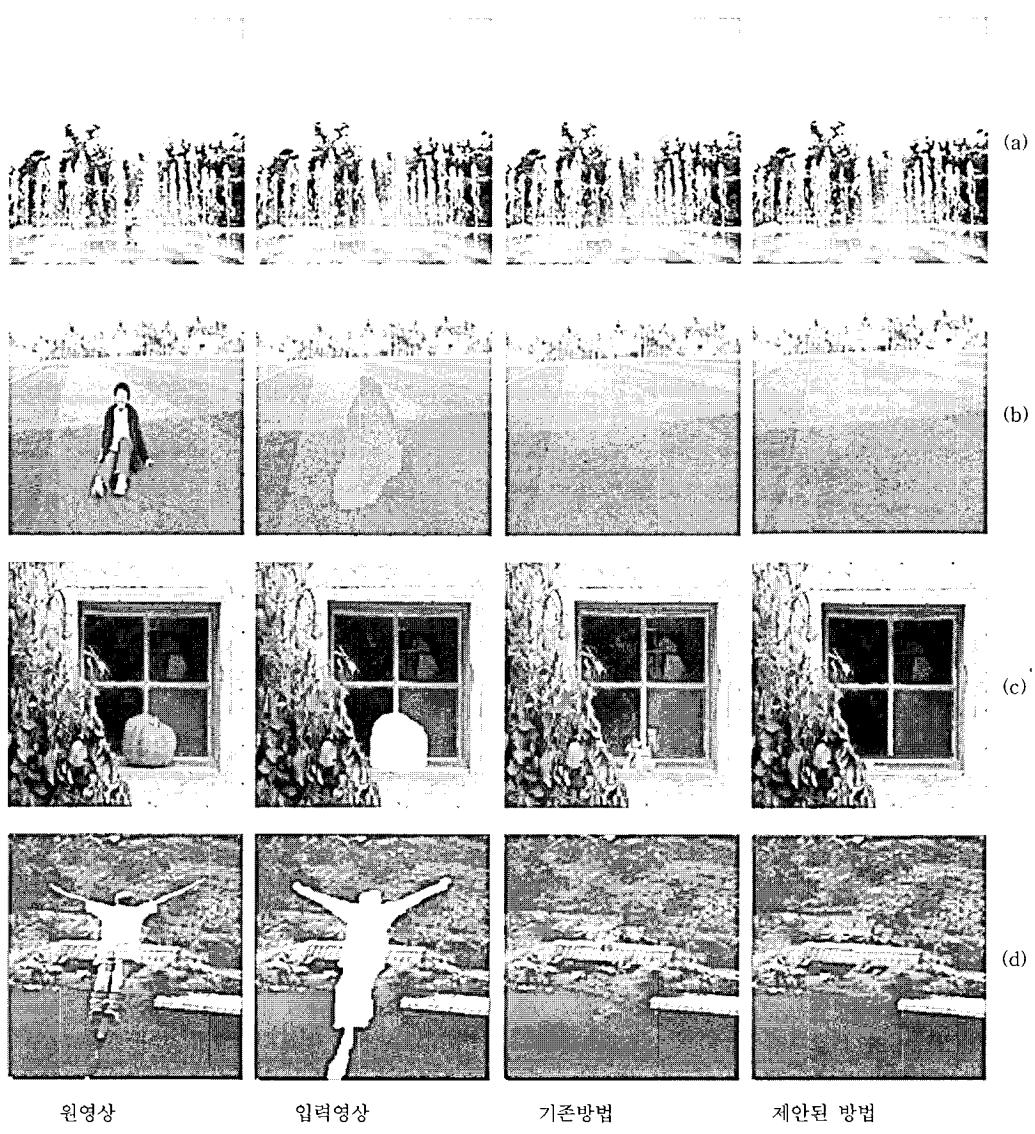
그림 17  $\alpha$  값에 따른 결과 영상

그림 18 기존 방법과 제안된 방법 결과



그림 19 자막 제거 예

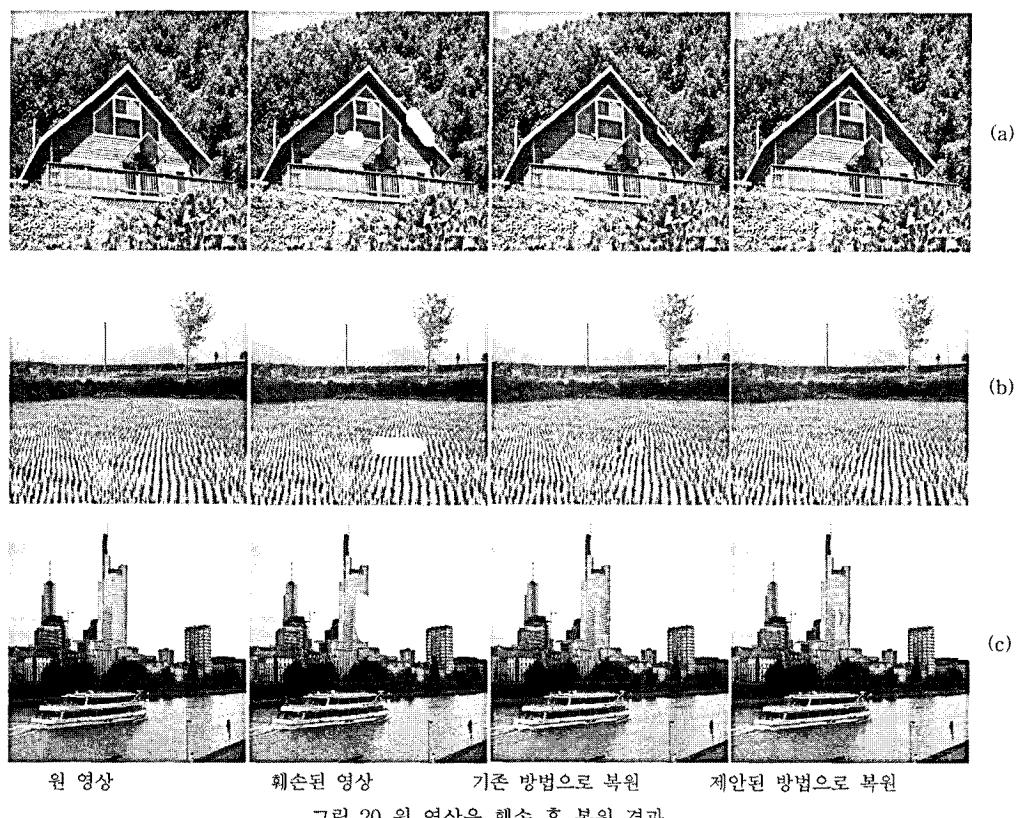


그림 20 원 영상을 훼손 후 복원 결과

그림 18에 기존 방법과 제안된 방법 결과를 보인다. 기존 방법은 예제기반 인페인팅의 대표적인 방법인 Criminisi가 제안한 방법[7,8]을 의미한다. 그림에서 (a)와 같이 복원할 영역이 작은 경우 혹은 (b)와 같이 알고 있는 영역이 단순한 경우에는 제안된 방법과 기존 방법이 거의 비슷한 결과를 보인다. (c)에서 기존의 방법은 창틀 아래부분에 부자연스럽게 헤연 물체가 있는 것으로 보이는 반면 제안된 방법은 창틀이 선명하게 복원된 것을 알 수 있다. 이는 창들이 강한 전역적 기울기를 가지고 있으므로 이 부분을 먼저 복원하기 때문이다.

(d)에서 기존 방법은 영상 가운데에 있는 집의 지붕이 자연스럽게 연결되지 않은 것을 알 수 있다. 이 경우도 기존 방법이 지붕의 전역적 기울기를 이용하지 못하기 때문인 것으로 판단된다. 이 현상은 복원할 영역의 내부에 영향이 더 크다. 제안된 방법은 지붕이 가지는 전역적 기울기를 사용하였고 복원할 영역 내부에도 높은 신뢰도 값을 가지게 하여 지붕이 보다 자연스럽게 연결되도록 하였음을 알 수 있다.

그림 19는 영화 포스터에서 자막을 지운 예이다. 자막을 검출하는 문제는 본 연구의 주제를 벗어나므로 자막

표 1 기존 방법과 제안된 방법의 복원 오차 비교

영상	PSNR(dB)		
	기존 방법	제안된 방법	차이
(a)	10.93	17.38	6.45
(b)	11.34	12.99	1.65
(c)	18.89	23.16	4.27

부분은 수작업으로 표시하여 입력영상을 만들었다. 기존 방법은 “디워”글자에 해당되는 부분과 “R”자 아래에 해당되는 부분에 부자연스러운 영역이 보이지만 제안된 방법에서는 이런 현상이 없어졌음을 알 수 있다.

기존 방법과 제안된 방법을 객관적으로 비교하기 위해 원영상에서 일부를 훼손한 후 인페인팅으로 복원한 결과와 원 영상과의 차이에서 PSNR을 계산하였다. 그림 20에 원 영상과 훼손된 영상, 그리고 각각 기존방법과 제안된 방법으로 복원한 결과를 보인다.

그림에서 보듯이 제안된 방법이 기존 방법 보다 원 영상에 근접하게 복원하였으며 이는 표 1에 보이는 PSNR 계산 결과에서도 확인할 수 있었다.

## 6. 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.

본 연구에서는 기존의 예제기반 인페인팅 방법을 분석하고 문제점을 파악한 후 이를 개선하는 방법을 제안하였다. 예제기반 인페인팅에서는 복원할 순서를 결정하는 우선순위를 정하는 방법에 따라 인페인팅 결과가 많이 달라진다. 우선순위는 데이터항과 신뢰도항을 곱해서 결정하는데, 기존 방법은 데이터값을 구하는데 화소의 기울기를 사용하였기 때문에 국부적인 특성만을 반영하여 잡음에 민감하고 전역적인 특징을 반영하지 못했다. 본 논문에서는 화소의 기울기 대신에 패치영역 전체의 기울기를 사용하도록 변경하여 전역적인 기울기 특징을 반영할 수 있도록 하였다. 기존 방법에서는 복원할 영역 경계 부분에 높은 신뢰도값을 주게 돼서 복원할 영역 내부에서는 그 값이 거의 0이 된다는 문제가 있었다. 제안된 방법은 복원할 영역 내부에도 신뢰도 값이 작아지지 않도록 하였다.

또한 사람이 수작업으로 복원하는 경우처럼 복원할 부분 근처의 정보를 많이 이용하지만 기존 방법은 그렇지 못해 부자연스러운 결과를 보이는 경우가 있었다. 이를 개선할 수 있도록 알고 있는 영역에서 복원할 패치

와 유사도를 결정하는 과정에서 거리에 따른 가중치를 가지도록 수정하였다.

여러 가지 영상에 대해 기존 방법과 비교한 결과 제안된 방법이 기존과 동일하거나 우월한 결과를 보여주었다. 특히 복원할 영역이 수평선이나 창틀과 같이 전역적인 기울기를 가지는 기존 방법보다 전역적 특징을 잘 반영하는 것을 알 수 있었다.

예제 기반 인페인팅 방법은 전역탐색(exhaustive search)에 의존하고 있으므로 수행 시간이 영상 한 장당 수분 정도로 오래 걸리는 문제가 있다. 전역탐색 대신에 보다 효율적인 탐색방법으로 바꾸거나 탐색에 접합하도록 자료구조로 바꾸는 등 방법으로 계산시간을 줄일 수 있으리라 판단되어 향후 과제로 남긴다. 또한 제안된 방법은 패치크기와 유사영역 가중치 파라메터등 두가지 파라미터를 가지는데, 영상을 분석해서 이를 자동으로 설정하는 방법도 보다 연구가 필요하다고 판단되어 향후 과제로 남긴다.

## 참 고 문 현

- [1] M. Bertalmio, G. Sapiro, V. Caselles and C. Ballester, "Image Inpainting," *Proceedings of SIGGRAPH 2000*, pp.417-424, 2000.
- [2] A. Telea, "An Image Inpainting Technique Based on the Fast Marching Method," *Journal of Graphics Tool*, vol.9, no.1, pp.25-36, May 2003.
- [3] 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, Hawaii, Dec. 2001.
- [4] 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, July 2001.
- [5] Jiri Grim, Petr Somol, Pavel Pudil, IrenaMikova and Miroslav Malec, "Texture Oriented Image Inpainting based on Local Statistical Model," *Signal and Image Processing(SIP 2008)*, August 18-20, 2008.
- [6] 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, August 2003.
- [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, Sept. 2004.
- [8] A. Criminisi, P. Perez and K. Toyama, "Object Removal by Exemplar-Based Inpainting," *Proc. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.417-424, Jun. 2003.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] Alexander Wong and Jeff Orchard, "A Nonlocal-Means Approach to Exemplar-based Inpainting," *IEEE Intl. Conf. on Image Processing*, pp.2600~2603, 2008.
- [13] Riri Boldys and Bernard Bessere, "Exemplar-Based Inpainting With Rotation Invariant Patch Matching," *Proceedings of VISAPP 2006*, pp.115~120, 2006.



김 창 기

2008년 한림대학교 컴퓨터공학과 졸업(학사). 2010년 한림대학교 컴퓨터공학과 졸업(공학석사). 2010년~현재 (주)사인시스템 연구소 연구원. 관심분야는 영상처리, 패턴인식



김 백 섭

1978년 한양대학교 전자공학과 졸업(학사). 1980년 한국과학원 전기및전자공학과 졸업(공학석사). 1985년 한국과학원 전기및전자공학과 졸업(공학박사). 1987년~현재 한림대학교 컴퓨터공학과 교수 1989년~1990년 Syracuse Univ. 객원연구원. 1998년~1999년 SUNY Buffalo 객원연구원. 관심분야는 영상처리, 패턴인식