

논문 2007-44SP-5-7

# 계층적 우선순위 BP 알고리즘을 이용한 새로운 영상 완성 기법

(A New Image Completion Method Using Hierarchical Priority Belief Propagation Algorithm)

김 무 성\*, 강 행 봉\*\*

(Moo-Sung Kim and Hang-Bong Kang)

## 요 약

본 논문은 영상 완성(image completion)을 위해 계층적으로 적용되는 새로운 에너지 최적화 방식을 제안한다. 영상 완성의 목적은 영상의 특정 영역이 지워진 상태에서, 그 지워진 부분을 나머지 부분과 시각적으로 어울리도록 완성시키는 기법을 말한다. 본 논문에서는 전역적 특징의 탐지, 주변 환경 변화에 대한 유연성, 계산비용의 감소, 영상 인페인팅과 같은 관련기법들의 확장성 문제들을 다룰 수 있도록 마르코프 랜덤 필드(Markov Random Field)로 모델링 된 예제 기반 방식(exemplar-based method) 접근법을 택한다. 그리고 MRF에서의 에너지 최적화를 위해 BP 알고리즘(Belief Propagation Algorithm)의 변형인 우선순위 BP 알고리즘(Priority-Belief Propagation Algorithm)을 적용하였다. 본 논문에서 제안한 계층적 우선순위 BP 알고리즘(Hierarchical Priority-Belief Propagation Algorithm)은 MRF의 정점의 수를 줄이고 메시지를 계층적으로 전파한다. 이렇게 계층적 우선순위 BP 알고리즘을 영상 완성에 적용하여 여러 영상들에서 바람직한 결과를 얻었다.

## Abstract

The purpose of this study is to present a new energy minimization method for image completion with hierarchical approach. The goal of image completion is to fill in missing part in a possibly large region of an image so that a visually plausible outcome is obtained. An exemplar-based Markov Random Field Modeling (MRF) is proposed in this paper. This model can deal with following problems: detection of global features, flexibility on environmental changes, reduction of computational cost, and generic extension to other related domains such as image inpainting. We use the Priority Belief Propagation (Priority-BP) which is a kind of Belief propagation(BP) algorithms for the optimization of MRF. We propose the hierarchical Priority-BP that reduces the number of nodes in MRF and to apply hierarchical propagation of messages for image completion. We show that our approach which uses hierarchical Priority-BP algorithm in image completion works well on a number of examples.

**Keywords :** Image Completion, Belief Propagation, Priority Belief Propagation, MRF, Hierarchical Model

## I. 서 론

영상 완성(image completion)이란 영상의 특정영역이

지워진 상태에서, 그 지워진 부분을 나머지 부분과 시각적으로 어울리도록 완성시키는 기법을 말한다.

영상 완성은 컴퓨터 그래픽스와 컴퓨터 비전 분야에서 최근 들어 각광받고 있는 주제이다. 정지 영상뿐만 아니라 비디오에서도 적용이 가능하다. 사진보정, 영화의 특수효과 등과 같이 응용의 범위는 매우 넓다. 본 논문에서는 영상 완성을 위해 주요 구조 정보를 자동적으로 탐지하는 패치 기반의 통합모델을 제시한다. 이를 위해 마르코프 랜덤 필드(Markov Random Field :

\* 학생회원, \*\* 정회원, 가톨릭대학교 컴퓨터공학과  
(Department of Computer Science, Catholic University in Korea)

※ 본 연구는 문화관광부 및 한국문화콘텐츠진흥원의 지역문화산업연구센터(CRC)지원사업 및 2006년도 가톨릭대학교 교비 연구비의 지원으로 이루어졌음  
접수일자: 2007년5월10일, 수정완료일: 2007년8월22일

MRF)로 모델링 된 패치 단위의 예제 기반 방식의 접근법을 택한다. 본 논문에서 제안하는 계층적 우선순위 BP 알고리즘은 우선순위 BP 알고리즘<sup>[1]</sup>의 비효율적인 계층간 메시지 전파 단계를 개선하였다. 이를 위해 본 논문에서 제안한 알고리즘은 MRF 모델을 피라미드 구조와 같이 층위로 나누고 상위층에서 하위 층으로 패치를 상속한 뒤에 병렬적 재표집을 하는 방식으로 작동한다. 이런 방식의 이점은 다음과 같다.

첫째, MRF를 피라미드 형태로 계층적으로 구성하면 상위계층에서 탐지한 전역적 특성을 탐지하고 이를 참조하여 하위계층에서 국소적 특징들 탐지하는 방식으로 영상 완성을 점차 정교하게 만든다.

둘째, 상위층에서 감소된 정점수는 우선순위 BP 알고리즘에서 전체 계산 시간의 대부분을 차지하는 초기 계산시간의 감소를 가져온다.

셋째, 재표집과 레이블 전파를 통해 효율적인 계층간 메시지 전파가 일어난다. 기존 우선순위 BP 알고리즘을 피라미드에 적용한 방식<sup>[1]</sup>은 최초 상위층에서 표집되는 패치수를  $N_0$ 개라고 하면 표집한 후 매 층마다 다시  $N_0$ 개의 패치를 재표집한다. 그러므로 기존 피라미드 방식은 계층마다 불필요한 초기 계산과정을 반복하게 된다. 하지만 본 논문에서 제안하는 알고리즘은 최초 표집 후 다음 하위 층으로 1) 최적 패치를 상속하고, 2)  $N_0$ 개보다 매우 적은  $N_r$ 개의 표본을 병렬적으로 재표집하기 때문에 매우 효율적이다.

본 논문의 이후 구성은 다음과 같다. 먼저 II장 본문에서 관련 연구를 기술하고 다음에 영상 완성을 모델링 하기 위한 MRF의 특성을 기술한다. 그 후에 본 논문에서 제안한 알고리즘의 기본이 되는 BP 알고리즘과 우선순위 BP 알고리즘에 대해 간단히 소개한 뒤에 제안한 계층적 우선순위 BP 알고리즘을 기술한다. III장 실험에서 기존 BP 계열 알고리즘과 제안한 알고리즘의 성능을 비교하고 그 결과를 기술한다. 그리고 마지막으로 IV장에서 결론과 추후연구를 기술한다.

## II. 본 론

### 1. 관련연구

영상 완성 분야에서 Efros<sup>[2]</sup>는 픽셀기반으로 불완전한 영역을 완성시키는 알고리즘을 제안하였고, 이후 특정 크기의 영상 패치를 대상영역에 대입하는 연구들도 이어졌다. Heeger와 Bergen<sup>[3]</sup>은 텍스처를 기술하기 위해 주파수 영역에서 칼라 히스토그램을 사용하여 모델

을 구성하였다. Efros<sup>[2]</sup>는 K-NN 방식을 사용하여 비모수적 모델을 구성하였다.

이렇게 생성된 표본들을 가지고 지워진 영역을 어떻게 완성시킬 것인가는 크게 지역적(local) 방식과 전역적(global) 방식으로 구분할 수 있다. 전역적 방식으로는 Kwatra<sup>[4]</sup>와 Wexler<sup>[5]</sup>가 EM 알고리즘 기반의 작업을 하였다. 또 다른 전역적 접근으로는 MRF 모델링을 통한 에너지 최적화 방식의 접근이 있다. J. Sun<sup>[6]</sup>이 영상 완성을 위해 부분적으로 MRF 모델링을 하였고, Kwatra와 Komodakis는 영상 완성을 위해 전체 시스템을 MRF로 구성한 뒤 에너지 최적화를 적용하여 전역적인 영상 완성을 수행하였다<sup>[7,1]</sup>.

우선순위를 할당하는 접근법으로는 Droni<sup>[8]</sup>는 관심영역(points of interest)을 설정하게 하였고, J. Sun<sup>[10]</sup>은 지워진 영역에서 주요 구조 정보(예를 들어 해변의 경계선, 산의 면 등)를 사용자가 선으로 추가하게 하는 등의 방법을 사용했다. Criminisi와 Droni는 confidence map이라는 적합도 가중 정보를 제한하는 방식을 사용했는데<sup>[9,8]</sup>, 이들의 접근은 사용자의 개입이나 휴리스틱한 설정을 필요로 하는 것이었다. 이에 대한 대안으로 Komodakis는 BP 알고리즘의 belief 자체에서 가중치를 계산, 우선순위를 할당하는 방식을 제안하였다<sup>[11]</sup>.

MRF에서 관찰상태의 개수가 증가하면 BP의 계산비용도 증가한다. 이를 개선하기 위해 Felzenszwalb<sup>[10]</sup>는 distance transform, 계층적 메시지 전파 등의 방법들을 제안하였다. 하지만 이는 여전히 대량의 관찰 상태-즉 대량의 후보 표본들을 가지는 영상 완성 문제에 적용되기에는 한계가 있었다. Komodakis는 특정한계치 아래의 belief를 가지는 표본들을 제거하고, 자체적으로 우선순위를 계산한 후 메시지를 전파함으로써 속도를 개선한 변형된 BP 알고리즘인 우선순위 BP 알고리즘을 제안하였다. 이를 통해 영상 완성문제에 BP 알고리즘을 적용한 최적화가 현실적인 시간 내에서 가능함으로 보였다. 하지만 우선순위 BP 알고리즘은 우선순위를 계산하기 위해 최초에는 BP 알고리즘과 동일한 방식으로 작동하기 때문에, 초기의 계산시간이 많이 걸린다. 또한 Komodakis가 제안한 방식은 계층적으로 적용하면 비효율적인 표집을 수행하게 되는 문제가 있었다. 본 논문에서는 이를 개선하기 위해 계층적 우선순위 BP 알고리즘을 제안한다.

### 2. BP 알고리즘을 이용한 영상 완성

본 논문에서는 영상 완성을 위해 기본적으로

Komodakis가 제안한 프레임워크를 따른다<sup>[1]</sup>. 영상 완성을 위해 MRF로 영상을 모델링하고, 개선된 BP 알고리즘을 적용한다. 먼저 MRF 모델에 대해 설명하고 이 모델이 어떤 방식으로 영상 완성 문제에 적용되는지 기술한다. 그리고 MRF 모델에서의 근사적 추론 알고리즘인 BP 알고리즘과 우선순위 BP 알고리즘을 설명한다. 그리고 마지막으로 본 논문에서 제안한 계층적 우선순위 BP 알고리즘에 대해서 설명한다.

가. MRF 모델링

MRF는 확률적 그래프 모델(Probabilistic Graphical Model)의 일종이다. 확률적 그래프 모델은 확률 이론과 그래프 이론을 결합한 분야이다<sup>[11]</sup>. 그래프의 정점(node)은 확률변수를 나타내고 간선(edge)은 확률변수 간의 상관성을 표현한다.

MRF에서 정점간의 상관성은 포텐셜(potential)이라는 음이 아닌 실수를 할당하는 함수에 반영된다. 그림 1을 보면 가운데 지워진 영역과 격자가 만나는 부분의 각 모서리들에 정점으로 표시되어 있다. 이 정점들이 MRF의 정점에 해당하고 이 정점을 연결하는 격자의 간선들이 MRF의 간선에 대응된다. 그림 1의 제일 오른쪽 쪽 그림은 표집된 후보 패치들의 예이다. Pairwise MRF에서는 포텐셜 함수의 인자값이 오직 2개만을 가지는 것으로 가정한다. 이 모델에서 포텐셜은 두 종류로 나뉜다.  $i$ 번째 위치의 정점  $X_i$ 가  $x_i$ 의 값을 가지고 정점  $Y_i$ 가  $y_i$ 의 값을 가진다고 할 때, 첫 번째는 포텐셜 함수는 은닉 변수 X들 간의 관계를 표현하는 단일 정점 포텐셜 함수  $\psi_{ij}(x_i, x_j)$ 이고 두 번째 포텐셜 함수는 은닉 변수 X와 관찰가능 변수 Y 간의 관계를 표현하는 쌍 포텐셜 함수  $\phi_i(x_i, y_i)$  이다.

단일 정점(single node) 포텐셜 :  $\phi_i(x_i)$

쌍 정점(pairwise node) 포텐셜 :  $\psi_{ij}(x_i, x_j)$

$\phi_i(x_i, y_i)$ 의 경우 은닉 변수 하나에 관찰 변수 하나

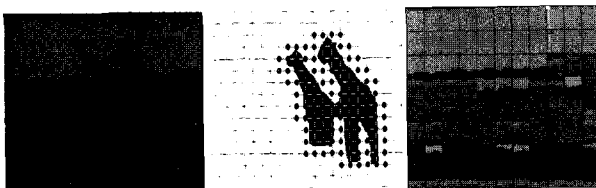


그림 1. 영상 완성을 위한 Pairwise MRF 모델 구성의 예

Fig. 1. An example of the pairwise MRF model for image completion.

만 대응된다는 가정아래 Y 정점의 기호를 생략하였다. 이 두 포텐셜 함수들은 양립성 함수(compatible function)라고도 하는데<sup>[12]</sup>, 이는 이 함수들이 연결된 정점들이 가지는 값들이 얼마나 양립가능한지를 수량화하고 있기 때문이다. 영상 완성 문제에서는 대체된 후보 영상 조각들이 인접한 정점의 영상 조각들과 얼마나 적합한지를 이 함수들로써 표현할 수 있다. 이 두 종류의 함수들로 MRF 모델의 결합확률을 표현하면 아래와 같다.

$$p(x, y) = \frac{1}{Z} \prod_{(ij)} \psi_{ij}(x_i, x_j) \prod_i \phi_i(x_i) \tag{1}$$

식(1)의 결합확률은 MRF 에너지 표현과 동가적이다. (1)의 포텐셜들에  $-\log$ 를 취하면 확률은 에너지 표현은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$E(x) = \sum_i D_i(x_i) + \sum_{ij} V_{ij}(x_i, x_j) \tag{2}$$

$$p(x) = \frac{1}{Z} e^{-E(x)/T} \tag{3}$$

여기서 T는 온도상수로 보통 1을 설정한다.  $D_i$ 는 단일 정점 포텐셜에  $-\log$ 를 취한 것이고  $V_{ij}$ 는 쌍 정점 포텐셜에  $-\log$ 를 취한 것이다.

이처럼 MRF에서 결합확률을 구하는 문제는 식(2)와 같은 총에너지를 최소화하는 에너지 최적화 문제와 동일하게 된다.

본 논문의 영상 완성을 위한 MRF 모델의 정식화는 다음과 같다.

- 1) 입력 영상 :  $I_0$
- 2) 지울 영역 :  $D$
- 3) 소스 영역 :  $S = I_0 - D$

4) 영상 격자 :

$$G: \text{단위 격자} = \text{넓이 } gap_x \times \text{높이 } gap_y$$

5) 패치 집합 :  $L$

$$L \ni l: \text{패치 크기} = w \times h$$

패치 크기는 격자 단위 크기보다 크게 한다.

본 논문에서는 기본적으로  $w = 2gap_x, h = 2gap_y$

6) 정점 :  $\{n_i\}, 1 \leq i \leq N$

D를 포함하는 격자의 외곽점(corner)들

7) 간선  $\varepsilon$ : 정점을 잇는 격자선, 4-neighborhood

8) 단일 정점 포텐셜  $D_i(l)$ : 정점  $n_i, l \in L$ 에 대해

$$D_i(l) = \sum_{p \in [-\frac{w}{2}, \frac{w}{2}] \times [-\frac{h}{2}, \frac{h}{2}]} M(n_i + p) (I_0(n_i + p) - I_0(l + p))^2,$$

where  $M(k) = \begin{cases} 1, & \text{where } k \in S \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$

(4)

여기서  $n_i$ 는  $i$ 번째 정점의 좌표를,  $l$ 은 대표하는 패치의 중앙점의 좌표를 나타낸다.

9) 쌍 정점 포텐셜  $V_{ij}(l, l')$  :

정점  $n_i$ 에 대입되는 패치  $l$  과 이웃 정점  $n_j$ 에 대입되는 패치  $l'$  간에 서로 겹치는 영역의 차이. 본 논문에서는 SSD(Sum of Squared differences)로 계산.

위의 정식화에 따라 식 (2)에 대입하면 영상 완성을 위한 MRF 모델의 전체 에너지는 아래와 같다.

$$E(l) = \sum_{i=1}^N D_i(l) + \sum_{(ij) \in \epsilon} V_{ij}(l, l') \quad (5)$$

본 논문에서는 영상 완성을 식 (5)의 에너지를 최소화하는 패치들을 찾는 에너지 최적화의 문제로 개념화한다. 이를 위한 최적화 알고리즘으로 BP 알고리즘을 사용한다.

#### 나. BP 알고리즘

BP 알고리즘은 확률 모델을 그래프로 표현하는 확률 그래프적 모델에서 순환이 없는 트리 구조에 적용되는 효율적인 추론 알고리즘으로 제안되었다<sup>[13]</sup>.

BP 알고리즘은 비방향성 그래프에서 작용하는 국소적 메시지 전파 알고리즘이다. 유사확률인 빌리프(belief)는 포텐셜과 해당 정점으로 들어오는 모든 메시지의 곱으로 정의된다. 순환이 없는 트리 구조에서 모든 정점에 BP 알고리즘의 국소적 메시지 전파를 수행하면 각 정점의 빌리프는 확률이 된다. 영상을 모델링하는데 주로 쓰이는 MRF는 격자 구조 그래프로서 순환이 존재한다. 하지만 특정 그래프 모델에서도 분야에 따라 좋은 결과를 보이기도 한다. 즉 순환이 존재하는 모델에서 BP 알고리즘은 반복적으로 적용되는 근사 추론 알고리즘으로 작동한다. 최대 사후 확률(MAP)를 구하는 BP 알고리즘의 정식화는 다음과 같다.

1) 정점  $i$ 에서  $j$ 로의 메시지 :  $m_{ij}$

2) 메시지 갱신 규칙 :

$$m_{ij}(x_j) = \max_{x_i} \phi_i(x_i) \psi_{ij}(x_i, x_j) \prod_{j \in N(i)} m_{ji}(x_i) \quad (6)$$

3) 빌리프(belief) :

$$b_i(x_i) = \phi_i(x_i) \prod_{j \in N(i)} m_{ji}(x_i) \quad (7)$$

4) MAP 해 :

$$x_i^{MAP} = \operatorname{argmax}_{x_k} b_i(x_k) \quad (8)$$

위 식들을 식 (4), (5)로 치환하면 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$m_{ij}(l) = \min_{l_i \in L} D_i(l_i) + V_{ij}(l_i, l) + \sum_{k: k \neq j, (k,i) \in \epsilon} m_{ki}(l_i) \quad (9)$$

전체 그래프의 메시지 전파가 완료되면 각 정점에서 각 후보 패치에 해당하는 레이블(label)들의 빌리프(belief) 값  $\{b_i(l)\}, l \in L$ 을 구할 수 있다.

본 논문에서 영상 완성은 에너지 최소값을 구하는 문제지만 편의를 위해 빌리프에 대해서는 최대값을 찾는 문제로 바꾼다. 이를 위해 다시 각 항목에 대한 음의 값을 취하여 식 (7)와 식 (8)을 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$b_i(l) = -D_i(l) - \sum_{ji} m_{ji}(l) \quad (10)$$

$$l_i^{MAP} = \operatorname{argmax}_{l \in L} b_i(l) \quad (11)$$

다. 우선순위 BP 알고리즘

우선순위 BP 알고리즘은 영상 완성과 같이 관찰된 후보값(candidate value = label)이 많은 경우에 BP 알고리즘의 메시지 전파 속도가 비현실적일 정도로 느려지는 단점을 보완한 것이다<sup>[11]</sup>. 우선순위 BP 알고리즘은 우선순위가 높은 정점부터 기준치 빌리프 값  $b_{conf}$ 를 넘지 못하는 레이블들을 제거해가면서 메시지를 전파하도록 작동한다. 우선순위는 다음과 같이 계산된다.

1) 상대적 빌리프(relative belief) :

$$b_i^r = b_i(l) - b_i^{\max}, b_i^{\max} = \max_{l \in L} b_i(l) \quad (12)$$

2) 혼동집합(confusion set) :

$$CS(n_i) = \{l \in L : b_i^r \geq b_{conf}\} \quad (13)$$

3) 우선순위(priority)

$$priority(n_i) = \frac{1}{CS(n_i)} \quad (14)$$

우선순위 BP 알고리즘에서 우선순위는 빌리프를 구하는 과정에서 알고리즘 자체적으로 계산된다. 빌리프의 값은 적합도를 표현하므로 최대 빌리프를 가지는 레이블은 가장 그 위치에 적합하다는 것을 의미한다. 그리고 이 최대 빌리프와 다른 레이블의 빌리프의 차이가 작다는 것은 두 레이블이 유사한 적합도를 가지고 있다고 볼 수 있다. 그리고 그런 유사한 적합도를 가지는 레이블이 많다면 그 정점은 우선순위가 낮다고 할 수 있다. 즉 그 정점이 가지는 정보의 가치가 낮은 것이다. 그러므로 우선순위는, 특정 역치보다 상대적 빌리프가 큰 레이블들의 수에 반비례한다. 이렇게 우선순위를 자체적으로 계산하는 것이 우선순위 BP 알고리즘이다. 우선순위 BP 알고리즘을 영상 완성 분야에 적용할 경우, 영상의 구조 정보가 우선순위에 포함되게 된다. 예를 들어 완성시켜야 할 영역이 하늘과 땅을 동시에 포함하고 있을 경우 주요 구조 정보는 하늘과 땅의 경계선이다. 그리고 이런 경계선과 관련한 후보 패치 레이블들은 하늘이나 땅과 같은 지역정보 보다 그 수가 적다. 즉 혼동집합의 원소수가 적다.

우선순위 BP 알고리즘은 우선순위가 높은 정점부터 메시지를 전파하면서 상대적 빌리프가 낮은 레이블들을 제거하므로, 꼭 필요한 레이블을 잘못 제거하지 않도록 보장한다. 그리고 이런 레이블 제거를 통해 계산량을 줄이고 MRF 모델의 수렴 속도를 빠르게 한다.

기존 BP 알고리즘에서 총 레이블의 수가  $|L|$ 일 때 한 정점에서 다른 정점으로 메시지를 전파하는데 걸리는 시간은  $O(|L|^2)$ 이다. 우선순위 BP 알고리즘에서는, 레이블 제거 후에 최대 레이블 수를  $L_{max}$ 라고 할 때 한 정점에서 메시지 전파 시간은  $O(L_{max})$ 로 감소한다 ( $L_{max} \ll |L|$ ).

하지만 우선순위 BP 알고리즘은 우선순위를 계산하기 위해 최초에는 BP 알고리즘을 적용한다. 그러므로 초기계산 시간이 전체 계산시간에서 차지하는 비중이 매우 높다.

3. 제안한 계층적 우선순위 BP 알고리즘을 이용한 영상 완성

우선순위 BP 알고리즘의 속도를 개선하기 위해 본

논문의 접근은 coarse-to-fine 기법을 적용하여 MRF 모델을 피라미드 구조와 같이 층위로 나누는 것이다.

[1]에서도 피라미드로 구성된 영상에 우선순위 BP 알고리즘을 적용한 방법을 제시하였다. 하지만 [1]의 방법은 상위 수준에서 완성된 영상을 근사적으로 참조하고 하위 수준에서는 다시 우선순위 BP 알고리즘을 적용하는 방식이었다. 피라미드 영상의 다음 하위 수준에서 표집되는 레이블의 수도 처음의 설정과 동일하다. 이러한 계층마다 동일하게 적용되는 재표집(resampling)은

- 1) 레이블의 수가 많은 영상 완성 분야에서 계산시간을 증가시키는 주요인을 계층마다 반복하므로 비효율적이다.
- 2) 하위 수준에서는 영상이 커지므로, 패치의 크기가 변하지 않는 [1]의 방식에서는 표집공간에서 표본들의 밀도가 희박해지므로 오히려 표본의 수를 늘려야 한다.
- 3) 또한 상위 수준에서 대상 영역을 완성시킨 영상을 참조하므로, 상위 수준에서 국부해에 도달했을 경우 하위수준은 더욱 영향을 받아 시각적으로 부적절한 결과를 얻을 가능성이 높다.

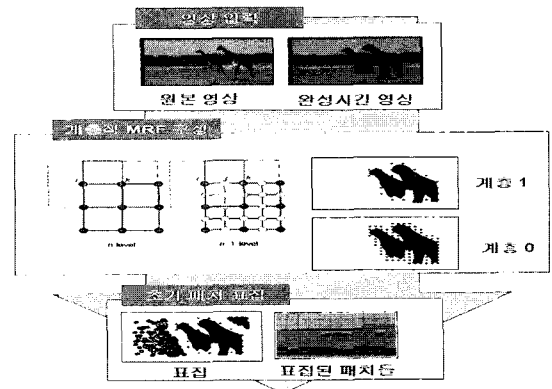


그림 2. 계층적 MRF 모델 구성과 초기화.  
Fig. 2. Hierarchical MRF model.

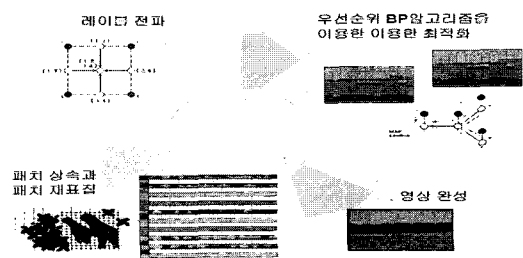


그림 3. 제안한 알고리즘의 계층간 메시지 전파.  
Fig. 3. Proposed method for hierarchical message propagation.

그림 2와 3은 제안한 계층적 우선순위 BP 알고리즘의 개요를 나타내고 있다. 그림 2는 계층적으로 MRF를 구성하고 패치들을 초기 표집하는 단계를 보여준다. 그림 3은 이후 각 층마다 발생하는 계층간 메시지 전파 단계를 보여준다.

계층적 우선순위 BP 알고리즘은 다음과 같다.

- 1) MRF의 정점 수가 상위 수준으로 갈수록 감소하는 계층적 모델을 구성한다.
- 2) 상위 수준에서 MRF 정점간의 거리가 커지므로, 패치의 크기를 크게 한다.
- 3) 상위 수준에서 얻어진 최적해 레이블을 하위 수준의 정점이 상속받는다. 그리고 하위 수준의 MRF 정점간의 거리에 적절한 패치들을 상속받은 레이블의 패치의 영역 안에서 재표집한다. 만약 하위 수준에서 MRF 정점간의 거리가 상위수준의 1/4라면, 패치의 크기도 1/4가 되도록 재표집한다.
- 4) 상위 수준과 바로 대응되는 하위 수준의 MRF 정점들에서 바로 대응되지 않는 주변의 정점들로 레이블을 전파한다. 재표집된 표본 패치 레이블은 상위수준에서 얻어진 해당 위치의 정점을 포함하는 영역들에서 재표집된 것이므로 하위 수준에서 이 영역에 포함된 정점들에 적절할 것이라는 가정은 합리적이다. 다만 상위수준의 정점과 바로 대응되는 정점이 아닌 그 사이의 정점들은 겹치는 영역에 속하게 되는데, 이를 해결하기 위해 레이블 전파를 실행한다.

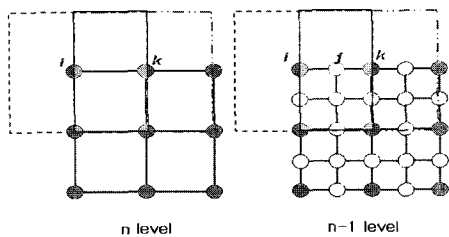


그림 4. 계층적 MRF에서 레이블 패치의 겹침  
Fig. 4. Overlapping of label patches in hierarchical MRF.

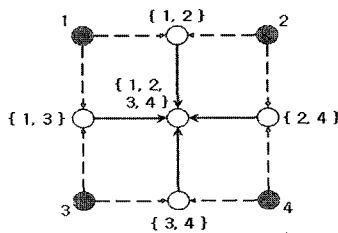


그림 5. 레이블 전파 예.  
Fig. 5. An example of the label propagation.

그림 5는 레이블 전파의 한 예를 보여준다. 상위수준과 바로 대응되는 정점들이 서로 다른 레이블 1, 2, 3, 4 가지는 패치를 상속받는 최악의 경우이다. 가장 가운데 정점이 상위수준의 패치가 가장 많이 겹치는 부분이므로 가장 많은 레이블을 가지게 되는데, 최대 4개의 레이블들을 상속받는다. 그래서 재표집 패치들의 수를  $N_r$  이라고 하면 최상위 수준에서 표본의 수  $N_0$ 와는 상관 없이 한 정점의 레이블 수는 최악의 경우  $4N_r$ 이 된다.

영상 완성을 위한 MRF 모델링에서 보통  $N_0 \gg N_r$  이다. [1]에서 적용된 방식은 계층을 내려올 때, 다시  $N_0$ 의 패치를 표집하므로 매 계층 이동마다 우선순위 BP 알고리즘의 초기 계산을 적용하게 된다. 그러므로 본 논문에서 제안하는 계층적 우선순위 BP 알고리즘의 경우  $N_0 > 4N_r$  인 경우엔 [1]보다 항상 더 효율적이다.  $4N_r$  이 상위 수준에서 각 정점들이 레이블 제거 후에도 도달한 최대 레이블 수보다 작거나 비슷한 경우엔 우선순위 BP 알고리즘의 효율성이 그대로 유지된다. 또 최상위 수준에서 이동한 이후부터는 각 정점들은 상위의 최적해에서 재표집된 패치들을 병렬적으로 상속받은 상태에서 메시지를 전파해가므로 상위수준에서 얻어진 전역적 특징들도 유지할 수 있다.

그림 6에서는 상위수준에서 얻어진 전역적 구조정보가 다음 계층으로 자동적으로 상속되는 예를 보여준다. 그림에서 명암이 검정색에 가까울수록 해당 정점의 우선순위가 높다. 본 논문의 프레임워크에서는 우선순위가 영상 완성을 위한 구조정보를 내포하고 있다. 계층적 우선순위 BP 알고리즘 방식을 적용한 후 다음 단계에서는 레이블 전파과정을 통해 자동적으로 상위단계의 우선순위가 상속된다. 동일한 패치수로 재표집을 하더라도 상위-하위 대응 정점들보다 군집에 속해 있는 하위의 다른 세부 정점들이 더 많은 후보 패치들을 가지게 될 가능성이 높다. 영상 완성에서 우선순위는 비슷한 패치들의 수와 밀접하게 관련이 있으므로 이를 통해 상위에서 바로 해당되는 정점의 우선순위를 상속받는 효

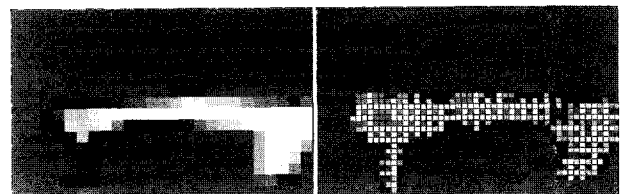


그림 6. 계층적 PBP에서의 자동적 우선순위 상속  
Fig. 6. The automatic inheritance of labels in hierarchical PBP.

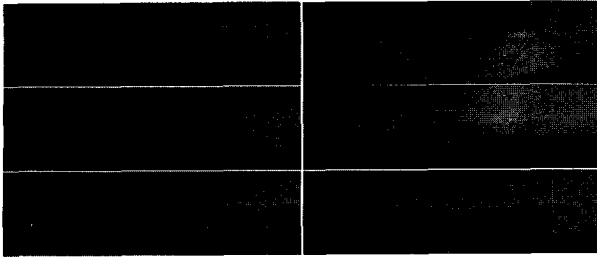


그림 7. 자동적 스무딩 예  
Fig. 7. An example of automatic smoothing.

과가 나타나게 된다.

또한 동일한 재표집 샘플수일 때 상위 최적 패치의 영역 내에서의 국소 재표집 과정을 통해 계층적 우선순위 BP 알고리즘은 다른 알고리즘 방식에 비해 좀 더 부드러운 결과를 가진다. 그림 7에서 왼쪽은 기존 피라미드 방식의 알고리즘을 적용한 결과이고 오른쪽은 제안한 알고리즘을 적용한 결과이다.

### III. 실험

실험환경은 2.13GHz CPU, Windows XP, 실험에 사용된 영상들의 크기는 256x170 픽셀이다. 후처리 과정으로 페더링 기법을 적용하였다. 동일한 영상에 대해 다음과 같은 알고리즘들을 각각 적용하였다.

- 1) BP 알고리즘(BP)
- 2) 우선순위 BP 알고리즘(PBP)
- 3) 피라미드 방식 우선순위 BP 알고리즘(Pyramid)
- 4) 제안한 계층적 우선순위 BP 알고리즘(HPBP)

위의 알고리즘 2번과 3번은 [1]의 방식이다. 알고리즘 3번과 4번만이 계층적으로 적용된다. 영상 완성 결과에 영향을 미치는 공통적인 파라미터들은 MRF 격자 크기, 표집하는 표본 수, 패치 크기이다. 알고리즘 3번과 4번에는 계층수가 추가된다. 여기에 알고리즘 4번에는 재표집 표본수도 추가된다.

영상 완성에 걸린 수행시간도 적용된 영상마다 최적 파라미터가 다르기 때문에 [1]의 경우 각 영상을 완성하는데 걸린 수행시간이 나타나있지 않았다. 하지만 수행시간에 대한 정량적 평가를 위해서 본 논문에서는 MRF 격자 크기 10 픽셀, 패치 크기 20 픽셀, 계층수 2, 재표집 표본 수 30개로 파라미터 수치를 고정하고 기본 반복 횟수 10회로 하여 각 알고리즘들을 적용하였다. 그리고 동일한 영상에 대해 각 알고리즘에 적용되는 표본수를 100개에서부터 시작하여 증가시키면서 수행시간의 차이를 측정하였다.

표 1. 표본수에 따른 알고리즘별 평균 수행시간  
Table 1. Average processing time.

알고리즘	완성영역 정점 수(평균)	표본 수에 따른 평균 수렴시간(s)			
		100개	200개	400개	800개
BP	160	54	225	898	2701
PBP	160	38	137	506	689
Pyramid	51/160	41	114	366	868
제안한 알고리즘 (HPBP)	43/160	39	91	247	335

이런 조건에서 영상 완성이 적용된 영상들과 그 결과가 그림 12다. 그림 12의 완성 결과는 제안한 계층적 우선순위 BP 알고리즘에 의한 것이다. 이 영상들에 대한 알고리즘별 평균 수행시간 결과는 표 1과 같다. 여기서 측정된 평균시간은 알고리즘 적용과정에서 에너지가 수렴했을 경우(에너지 수준이 0이거나 이전 회에서 도달한 에너지 수준과 다음 회에서 도달한 에너지 수준의 차이가 특정 역치 아래였을 때) 알고리즘 적용을 멈추도록 하고 측정한 시간들의 평균이다. 표 1에는 최초 표집된 패치의 수가 100개부터 최대 800개로 증가할 때, 수렴에 걸리는 시간이 알고리즘별로 나타나있다. 알고리즘들은 평균 4회에서 수렴하였는데 표본의 수가 증가할수록 제안한 알고리즘이 더 빠르게 수렴하였다.

그림 8부터 11까지는 각 알고리즘의 반복 적용횟수를 10회로 고정하고 수렴하여도 멈추지 않게 한 조건에서 측정된 결과들이다. 이 결과 그림들에서 계층적으로 적용되는 [1]의 피라미드 방식(Pyramid)과 제안한 알고리즘 방식(HPBP)은 2계층으로 설정되어 있기 때문에 반복횟수 20회까지 수행결과가 표시되어 있다. 그러므로 반복 횟수 10에서 반복 횟수 11로의 변화는 계층간 이동을 나타낸다.

그림 8에서는 수행시간에 대한 각 알고리즘별 전형적인 그래프를 볼 수 있다. 표본수 400의 동일한 조건에서 제안한 알고리즘(HPBP)의 수행시간이 가장 빠르다(최종 반복횟수에서 y축의 높이가 가장 낮음). 제안한 알고리즘이 비계층적 방식의 알고리즘보다 두배의 반복횟수를 가지고 적용되는데도 더 수행시간이 빠른 것은 초기 계산시의 정점의 수를 줄였기 때문이다. 또한 제안한 알고리즘은 [1]의 기존 피라미드 방식(Pyramid)과는 달리 반복 횟수 10과 11 사이에서 급격한 그래프 변화도 없다. 이는 계층간 메시지 전파에서 기존 방식보다 더 빠르다는 것을 의미한다.

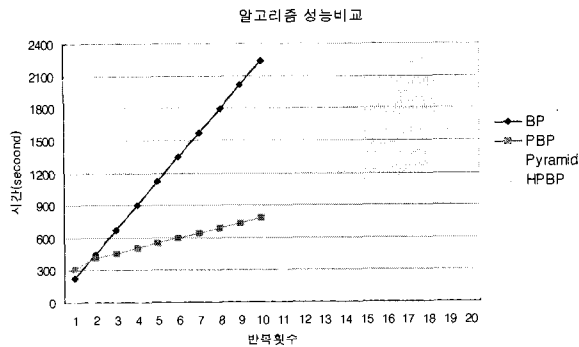


그림 8. 각 알고리즘별 수행시간 비교-표본수 400의 경우  
Fig. 8. Comparison of the processing time : 400 samples.

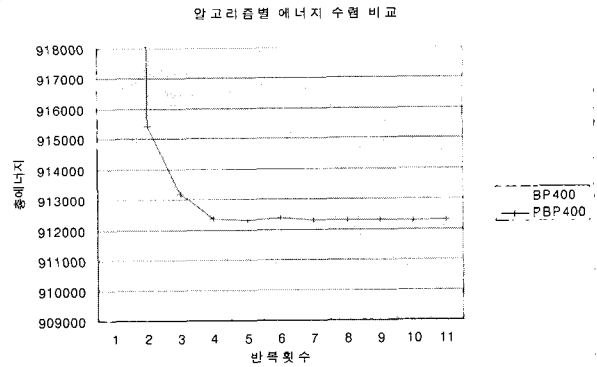


그림 10. BP와 우선순위-BP의 에너지 수렴 비교  
Fig. 10. Energy convergence comparison between BP and Priority-BP.

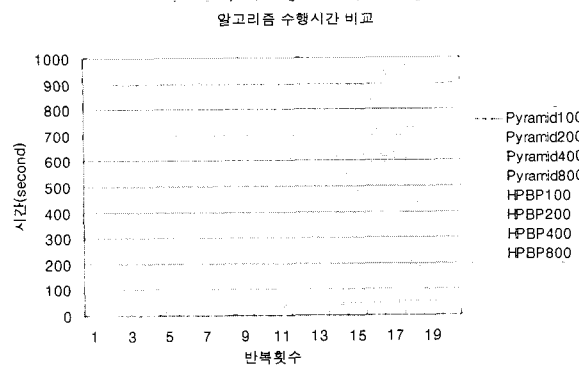


그림 9. 표본수에 따른 기존 피라미드 방식과 제안한 층적 방식의 수행시간 비교  
Fig. 9. Time comparison between pyramid algorithm and our proposed algorithm.

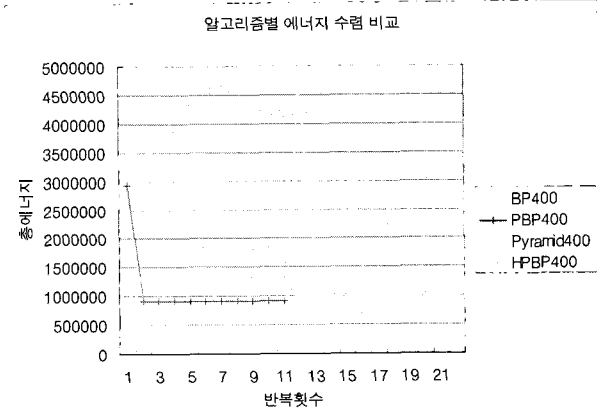


그림 11. 알고리즘별 에너지 수렴 비교  
Fig. 11. Energy convergence comparison among various algorithms.

그림 9는 기존 피라미드 방식과 제안한 알고리즘의 수행시간 차이를 비교하고 있다. 그림 9의 결과는 계층간 전파가 일어날 때 제안한 알고리즘이 더 효율적임을 보여준다. 두 알고리즘의 계층간 메시지 전파에 걸리는 시간(반복횟수 10과 11)을 비교했을 때 표본수가 증가할수록 그 구간에서 두 알고리즘의 수행시간 차이가 급격히 커지는 것을 볼 수 있다. 이는 제안한 알고리즘이 상위계층에서 하위계층으로 상속한 패치를 정점마다 병렬적으로 재표집 하는 과정을 통해 이러한 계층간 전파시간을 줄이기 때문이다. 그래서 제안한 알고리즘은 반복횟수 10에서 11로의 구간에서 그래프의 기울기가 거의 변하지 않는다.

그림 10에서는 일반 BP 알고리즘(BP)과 우선순위 BP 알고리즘(PBP)의 에너지 수렴 비교를 볼 수 있는데 우선순위 BP 알고리즘이 좀 더 안정적으로 수렴조건에 도달하는 것을 완전한 그래프로 확인할 수 있다. 이는 우선 순위 BP 알고리즘 계열이 계층 내에서 에너지 수

렴에 좀 더 효율적이기 때문이다.

그림 11은 알고리즘별 에너지 수렴을 비교한 결과이다. 그림에서 보듯이 같은 우선순위 BP 알고리즘 계열이라고 해도 계층간 전파에서는 기존의 피라미드 방식에 비해서 제안한 알고리즘이 더 효율적이다. 기존 피라미드 방식의 경우 하위 층에서 다시 높은 초기 에너지 상태를 가지며 시작하게 된다. 초기의 표본수를 다시 적용하는 전역적인 표집이 다음 계층의 증가된 정점수를 가지는 MRF모델에 적용되기 때문이다. 이에 반해 제안된 알고리즘은 상속과 재표집 과정을 통해 기존의 에너지 상태에서 시작하므로 계층간에도 에너지가 연속적으로 감소하고 있는 것을 볼 수 있다. 이는 그림 7에서의 자동적 스무딩 효과로도 나타나고 있다.

#### IV. 결 론

본 논문에서 제안한 계층적 우선순위 BP 알고리즘은



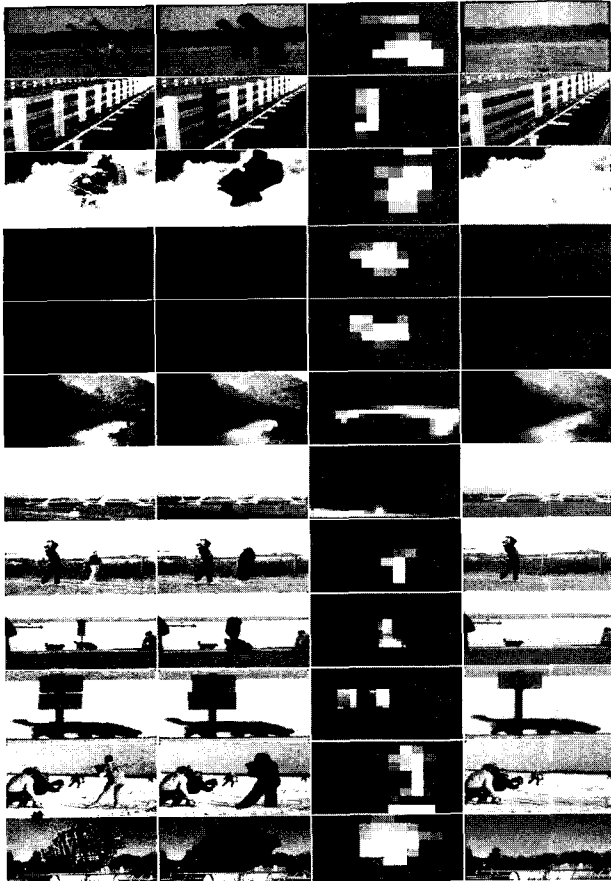


그림 12. 여러 가지 영상에 적용된 영상 완성 결과들. 첫 번째 열은 원본 영상, 세 번째 열은 지워진 영역에 계층적 Priority-BP 알고리즘이 적용되었을 때 최초 반복시의 우선순위 지도, 마지막 열은 완성 결과.

Fig. 12. Experimental results.

BP 알고리즘의 느린 속도의 원인이 되는 많은 정점의 수와 후보값들의 수를 줄이면서 수렴을 보장하는 알고리즘이다. 이 알고리즘은 우선순위 BP를 기본으로 하지만 MRF 모델을 계층적으로 구성하여 전파하는 방식이다. 이를 통해 전역적 특징과 국소적 특징을 효율적으로 탐지하여 기존 방법보다 더 나은 완성 결과를 얻을 수 있는 가능성을 높인다. 제안한 알고리즘을 여러 가지 영상에 적용하여 좋은 완성 결과를 얻었다. 또한 속도 면에서도 향상을 가져왔다. 전체 계산시간의 대부분을 차지하는 초기 계산시간을 줄여서 빠른 결과를 얻을 수 있다. 특히 기존의 방식에서 각 계층마다 초기 계산을 다시 반복하게 되는 불합리한 과정을 개선하였다. 본 논문에서 제안한 계층적 우선순위 BP 알고리즘은 상위계층에서 하위계층으로 상속한 패치를 정점마다 병렬적으로 재표집 하는 과정을 통해 계층간 전파시간을 줄이기 때문이다.

추후연구에서는 본 논문에서 제안한 알고리즘을 개선하기 위해 영상의 완성 결과에 영향을 미치는 파라미터들의 최적값을 자동적으로 결정하는 방법을 연구하고 정지 영상뿐만 아니라 동영상에서도 적용 가능한 모델로 확장하고자 한다.

## 참 고 문 헌

- [1] N. Komodakis and G. Tziritas, "Image Completion Using Global Optimization," in CVPR, 2006.
- [2] A. A. Efros and T. K. Leung, "Texture synthesis by non-parametric sampling," in ICCV, 1999.
- [3] D. J. Heeger, and J. R. Bergen, "Pyramid-based texture analysis synthesis," in Proceedings of SIGGRAPH, 1995.
- [4] V. Kwatra, I. Essa, A. Bobic, and N. Kwatra, "Texture optimization for example-based synthesis," in SIGGRAPH, 2005.
- [5] Y. Wexler, E. Shechtman, and M. Irani, "Space-time video completion," in CVPR, pages 120-127, 2004.
- [6] J. Sun, L. Yuan, J. Jia, and H.-Y. Shum, "Image completion with structure propagation," in SIGGRAPH, 2005.
- [7] V. Kwatra and et al. "Graphcut textures: Image and video synthesis using graph cuts," in SIGGRAPH, 2003.
- [8] I. Drori, D. Cohen-Or, and H. Yeshum, "Fragment-based image completion," in SIGGRAPH, 2003.
- [9] A. Criminisi, P. Perez, and K. Toyam., "Object removal by exemplar-based inpainting," in SIGGRAPH, 2000.
- [10] P. F. Felzenszwalb and D. P. Huttenlocher, "Efficient belief propagation for early vision," in CVPR, 2004.
- [11] Chris Bishop. "Pattern Recognition and Machine Learning," Springer. 359-422, 2006.
- [12] J. Yedida, W. T. Freeman, and Y. Weiss, "Understanding belief propagation and its generalizations," International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI), 2001.
- [13] J. Pearl, "Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems : Networks of Plausible inference," Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1988.

저 자 소 개



김 무 성(학생회원)  
 2005년 가톨릭대학교 컴퓨터정보  
 공학부 학사 졸업.  
 2007년 가톨릭대학교 대학원  
 컴퓨터공학과 석사 졸업.  
 2007년~현재 (주)올라웍스 근무

<주관심분야 : 컴퓨터비전, 영상처리, 기계학습>



강 행 봉(정회원)-교신저자  
 1980년 한양대학교  
 전자공학과 졸업  
 1984년 한양대학교 대학원 전자공  
 학과 석사  
 1989년 Ohio State Univ. 컴퓨터  
 공학 석사

1993년 Rensselaer Polytechnic Institute  
 컴퓨터공학과 박사.

1993년~1997년 삼성종합기술원 수석연구원

1997년~현재 가톨릭대학교 컴퓨터정보공학부  
 교수

<주관심분야: 컴퓨터비전, 컴퓨터그래픽스, HCI>