

Hierarchical Priority Belief Propagation 을 이용한 이미지 완성¹

Image Completion Using Hierarchical Priority Belief Propagation

김무성, Moo-Sung Kim, 강행봉, Hang-Bong Kang
가톨릭대학교 컴퓨터 공학과

요약 본 논문은 이미지 완성(Image Completion)을 위한 근사적 에너지 최적화 알고리즘을 제안한다. 이미지 완성이란 이미지의 특정영역이 지워진 상태에서, 그 지워진 부분을 나머지 부분과 시각적으로 어울리도록 완성시키는 기법을 말한다. 본 논문에서 이미지 완성은 유사-확률적(pseudo-probabilistic) 시스템인 Markov Random Field로 모델링된다. MRF로 모델링된 이미지 완성 시스템에서 사후 확률(posterior probability)을 최대로 만드는 MAP(Maximum A Posterior) 문제는 결국 시스템의 전체 에너지를 낮추는 에너지 최적화 문제와 동일하다. 본 논문에서는 MRF의 최적화 알고리즘들 중에서 Belief Propagation 알고리즘을 이용한다. BP 알고리즘이 이미지 완성 분야에 적용될 때 다음 두 가지가 계산시간을 증가시키는 요인이 된다. 첫 번째는 완성시킬 영역이 넓어 MRF를 구성하는 정점의 수가 증가할 때이다. 두 번째는 비교할 후보 이미지 조각의 수가 증가할 때이다. 기존에 제안된 Priority-Belief Propagation 알고리즘은 우선순위가 높은 정점부터 메시지를 전파하고 불필요한 후보 이미지 조각의 수를 제거함으로써 이를 해결하였다. 하지만 우선순위를 정점에 할당하기 위한 최초 메시지 전파의 경우 Belief Propagation의 단점은 그대로 남아있다. 이를 개선하기 위해 본 논문에서는 이미지 완성을 위한 MRF 모델을 피라미드 구조와 같이 층위로 나누어 정점의 수를 줄이고, 계층적으로 메시지를 전파하여 시스템의 적합성(fitness)을 정교화 해나가는 Hierarchical Priority Belief Propagation 알고리즘을 제안한다.

핵심어: Image Completion, BP, PB, MRF, Hierarchical Model

1. 서론

이미지 완성(image completion)이란 이미지의 특정영역이 지워진 상태에서, 그 지워진 부분을 나머지 부분과 시각적으로 어울리도록 완성시키는 기법을 말한다(그림1). 이미지 완성은 컴퓨터 그래픽스와 컴퓨터 비전 분야에서 최근 들어 각광받고 있는 주제이다. 2D 이미지뿐만 아니라 비디오 데이터에도 확장이 가능하다. 사진보정, 영화의 특수효과 등에서 쓰일 수 있으며 멀티미디어 콘텐츠가 증가하고 그 중 이미지 형태를 가지는 정보의 비율이 높은 상황에서 그 응용의 범위는 매우 넓다.

본 논문에서는 이미지 완성을 위해 Markov Random Field (MRF) 모델링을 적용하였다. 그리고 MRF의 확률추론 알고리즘 중 Belief Propagation (BP) 방식을 적용하였다.



그림 1. 이미지 완성 예 - (왼쪽부터 순서대로) 원래 이미지, 지워진 이미지, 완성된 이미지

BP의 변형 중 우선 순위가 높은 부분부터 Message를 전파하는 Priority Belief Propagation (Priority-BP)은 정확도와 속도를 개선시킨 알고리즘이다[1]. 하지만 MRF 모델링된 시스템에 반복적으로 적용되는 근사 알고리즘인 Priority-BP는 역시 초기 Message 전파에는 복원할 영역과 후보 영역들이 커질수록 많은 시간이 걸린다. 그래서 본 논문에서는 coarse-to-fine 기법을 적용하여 MRF 모델을 피라미드 구조와 같이 층위로 나누고 Message를 전파하는 방식을 추가한 Hierarchical Priority-BP (HPBP) 알고리즘을 제안한다.

2. 관련연구

이미지 완성 분야에서 Efros[2]는 픽셀기반으로 불완전 영역을 완성시키는 알고리즘을 제안하였고, 이후 특정 크기의 이미지 조각을 불완전 영역에 대입하는 연구들도 이어졌

¹ “본 연구는 문화관광부 및 한국문화콘텐츠진흥원의 지역 문화산업연구센터(CRC)지원사업의 연구결과로 수행되었음”

다. Heeger와 Bergen[3]는 텍스처를 기술하기 위해 주파수 대에서의 칼라 히스토그램을 사용하여 모델을 구성하였다. Efros는 K-NN 방식을 사용하여 비모수적 모델을 구성하였다.

이렇게 생성된 후보 이미지 조각들을 가지고 지워진 영역을 어떻게 채울 것인가는 크게 지역적(local) 방식과 전역적(global) 방식으로 구분할 수 있다. Kwatra[4]와 Wexler[5]가 EM 알고리즘 기반의 작업을 하였다, 그러나 EM 알고리즘은 초기값에 너무 민감한 단점이 있다. 또 다른 전역적 접근으로, MRF 모델링을 통해 에너지 최적화 형태로 이미지 완성을 한 경우는 J. Sun[6]이 부분적인 MRF 모델링을 하였고, Kwatra와 Komodakis는 이미지 완성을 위한 전체 시스템을 MRF로 구성한 뒤 에너지 최적화를 적용하여 전역적 이미지 완성 방식으로 작업하였다.

우선순위를 할당하는 접근법으로 Drori[7]는 “흥미 지점(points of interest)”를 설정하게 하고 Jian Sun은 지워진 영역에서 주요 구조 정보(예를 들어 해변의 곡선, 산의 면 등)를 사용자가 선으로 추가하게 하는 등의 방법을 사용했다. Criminisi[8]와 Drori는 confidence map이라는 적합도 가중 정보를 계산하는 방식을 사용했는데, 이들의 접근은 사용자의 개입이나 휴리스틱한 설정을 필요로 하는 것이었다. 이에 대한 대안으로 Komodakis는 BP 알고리즘의 belief 자체에서 가중치를 계산, 우선순위를 할당하는 방식을 제안하였다.

레이블이 증가하는 MRF에서 BP의 느린 속도를 개선하기 위해 Felzenszwalb[9]는 distance transform, 계층적 메시지 전파 등의 방법들을 제안하였다. 하지만 이는 여전히 후보 이미지 조각을 대량으로 가지는 이미지 완성 문제에 적용되기에 한계가 있었다. Komodakis는 특정한계치 아래의 belief를 가지는 후보 이미지 조각들을 우선순위에 따라 제거함으로써 속도를 개선한 변형된 BP알고리즘인 Priority-BP를 제안하였다. 이를 통해 Komodakis는 이미지 완성 문제에 BP를 통한 최적화가 현실적인 시간 내에서 가능함을 보였다. 하지만 Komodakis의 Priority-BP는 우선순위를 계산하기 위해 최초에는 BP 알고리즘을 적용하는데 이 때문에 이미지의 크기가 증가하고 정교한 완성이 필요한 문제에서는 여전히 비현실적으로 시간이 걸린다는 단점이 있다.

3. BP 알고리즘을 이용한 이미지 완성

3.1 Markov Random Field 모델링

MRF는 마르코프 가정이 성립하는 유사확률 관계 시스템이다. 실체들이 정점으로, 실체들간의 관계를 간선으로 표현하는 확률 그래프 모델링의 일종이다[11]. 본 논문에서는 이미지 완성을 위해 [1]의 MRF 모델링을 적용하였다. 이 MRF 모델에서는 우선 이미지를 격자로 모델링하고, 메울 대상 영역을 포함하는 격자부분의 꼭지점들이 MRF의 노드가 된다. 후보 패치들을 메울 대상 영역이 아닌 지점에서 가져와서 MRF 정점에 대입하는데, 이때 패치의 중심점 좌표와 MRF 정점의 좌표를 일치시킨다. 패치의 크기는 격자의 블록 단위보다 커야 한다. 그래야만 MRF의 정점에 대입되는 패치의 포텐셜(potential)값과 이웃 정점과의 포텐셜 값을 계산할 수 있다.

포텐셜 함수는 MRF 모델에서 해당 노드에 어떤 패치 레이블이 대입되었을 때의 적합도를 나타낸다. 이는 곧 레이블 비용(cost)과도 같다. 이미지를 모델링 할 때 많이 쓰이는 Pairwise-MRF에서는 이웃한 정점과의 포텐셜을 두 개의 인자만 가지는 포텐셜 함수의 곱으로 표현할 수 있다. 여기서 $-\log$ 를 취하여 각 포텐셜 함수의 합으로 나타내는 것이 계산상의 이점이 있다. 그러므로 본 논문의 프레임워크에서는 단일 정점 포텐셜 함수와 쌍 노드 포텐셜 함수를 다음과 같이 정의한다. 노드 i, j , 후보 패치 레이블 l 이라고 할 때 이를 식으로 표현하면 아래와 같다.

$$\text{단순 정점 포텐셜} : V_i(l) \quad (1)$$

$$\text{쌍 정점 포텐셜} : V_{ij}(l, l') \quad (2)$$

전체 시스템의 에너지는 위 두 포텐셜들로 표현된다. 식은 아래와 같다.

$$E(\{\hat{l}_i\}) = \sum_{i=1}^N V_i(\hat{l}_i) + \sum_{(i,j) \in \mathcal{E}} V_{ij}(\hat{l}_i, \hat{l}_j) \quad (3)$$

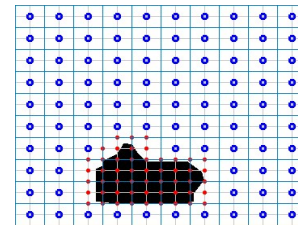


그림 2 이미지 완성을 위한 MRF 모델 (위) 대상이미지, 검정색은 메울 영역, (아래) MRF 모델링. 빨간색 점은 MRF의 정점, 파란색은 후보 픽셀군의 중심좌표

3.2 Belief Propagation 알고리즘

BP는 MRF의 정점들간에 유사확률 정보를 담은 메시지를 전파하면서 작동하는 반복 알고리즘이다. 각 정점에 할당되는 belief는 그 정점의 Max-marginal a posterior의 근사값으로 메시지가 반복전과 될수록 이에 근접한다. 메시지와 belief의 계산은 아래와 같다.

$$\text{정점 } i \text{에서 } j \text{로의 메시지: } msg_{n_i \rightarrow n_j}$$

메시지 갱신 규칙(MAP):

$$m_j(l) = \min_{l_i \in L} \{V_i(l_i) + V_{ij}(l_i, l) + \sum_{k: k \neq j, (k,i) \in \mathcal{E}} m_{ki}(l_i)\} \quad (4)$$

여기서 $-\log$ 를 취하여 min-sum으로 계산한 것이 belief.

$$b_i(l) = -V_i(l) - \sum_{k: (k,i) \in \mathcal{E}} m_{ki}(l) \quad \hat{l}_i = \arg \max_{l \in L} b_i(l)$$

(5)

3.3 Priority Belief Propagation 알고리즘

Priority-BP는 이미지 컴플리션과 같이 레이블이 많은 경우에 BP의 메시지 전파 속도가 비현실적일 정도로 느려지는 단점을 보완한 것이다[1]. Priority-BP는 우선순위가 높은 정점부터 기준치 b_{conf} 를 넘지 못하는 레이블들을 제거해가면서 메시지를 전파하도록 작동한다. 우선순위는 다음과 같이 계산된다.

$$\text{Relative Belief} : b_i^{rel}(l) = b_i(l) - b_i^{max} \quad (4)$$

$$\text{where } b_i^{max} = \max_{l \in L} b_i(l)$$

$$\text{confusion set} : CS(n_i) = \{l \in L : b_i^{rel}(l) \geq b_{conf}\} \quad (5)$$

$$\text{우선순위(priority)} : \text{priority}(n_i) = \frac{1}{|CS(n_i)|} \quad (6)$$

Priority-BP에서 우선순위는 belief에 의해 알고리즘 자체에서 계산된다. 최대 belief를 가지는 레이블은 가장 그 위치에 적합하다는 것을 의미한다. 그리고 이 최대 belief와 belief 차이가 크지 않은 레이블이 많다면 그 노드는 우선순위가 낮다고 할 수 있다. 정보의 가치가 낮은 것이다. 이렇게 정의된 confusion set의 원소 수와 그의 역수로 우선순위를 자체적으로 계산하는 것이 Priority-BP이다. Priority-BP를 이미지 완성 분야에 적용할 경우, 이미지의 구조 정보가 우선순위에 포함되게 된다. 예를 들어 경계선, 외곽선 등과 같은 완성 시켜야 할 영역의 주요 구조 정보와 관련한 후보 패치 레이블들은 하늘이나 땅과 같은 지역정보 보다 그 수가 적다(그림5). 즉 confusion set의 원소수가 적다.

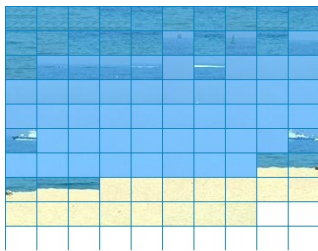


그림 3. 후보 레이블들

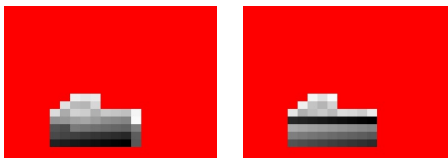


그림 4. 우선순위 맵 - 알고리즘 반복시 정점들의 우선순위의 변화. 검정색일수록 우선순위가 높다(왼쪽부터 반복1회 반복2)

Priority-BP는 다음과 같은 단계로 작동한다.

1단계 : 우선순위 계산

2단계 : 전방향 메시지 전파

1) 우선순위 순서로 정점 방문

2) 역치보다 낮은 relative belief를 가지는 레이블들을 제거

3단계 : 후방향 메시지 전파

- 전방향 메시지 모든 정점에서 끝난 후

그 역순으로. 이 단계에서는 레이블 제거를 하지 않는다.

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

기존 BP에서 총 레이블의 수가 $|L|$ 일 때 한 정점에서 메시지를 전파하는데 걸리는 시간은 $O(|L|^2)$ 이다. Priority-BP에서 레이블 제거 후에 최대 레이블 수를 L_{max} 라고 할 때 한 정점에서 메시지 전파 시간은 $O(L_{max}^2)$ 로 감소한다($L_{max} \ll |L|$).

하지만 Priority-BP는 우선순위를 계산하기 위해 최초에는 BP 알고리즘을 적용하는데 이 때문에 이미지의 크기가 크고, 정교한 완성이 필요한 문제에서는 여전히 비현실적으로 시간이 걸린다는 단점이 있다. 이에 대한 한 대안으로 피라미드 구조로 이미지를 구성하는 방법이 있다. 피라미드 구조로 계층적으로 이미지를 구성하면 다음과 같은 장점이 있다.

첫째, 이미지의 크기가 상위 수준에서 작아지므로

계산량을 줄일 수 있다.

둘째, 이미지의 전역적 특성을 탐지하기 쉬워진다.

셋째, 상위 수준에서 탐지된 정보들을 하위 수준에

전파하고 하위 수준에서 정교화 할 수 있다.

3.4 제안한 Hierarchical Belief Propagation 알고리즘

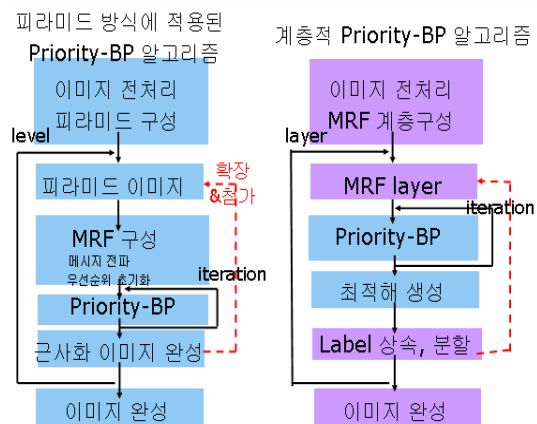


그림 5. 알고리즘 개요도. (왼쪽)기존 pyramid형 이미지에 바로 적용된 Priority-BP[1], (오른쪽) 제안된 HPBP

Priority-BP의 속도를 개선하기 위해 본 논문의 접근은 coarse-to-fine 기법을 적용하여 MRF 모델을 피라미드 구

조와 같이 층위로 나누는 것이다. 최종 층위를 n 이라고 하면 이곳은 가장 크게 군집화되어 있는 층위이다. 수준 0은 원래의 정점 수를 가지는 MRF모델이다.

[1]에서도 Priority-BP를 피라미드 방식으로 적용한 방법을 제시하였다. 하지만 [1]의 방법은 상위 수준에서 완성된 이미지를 근사적으로 참조하고 하위 수준에서는 다시 Priority-BP를 적용하는 방식이었다. MRF 정점의 수는 동일하며, 다음 하위 수준에서 표집되는 레이블의 수도 처음의 설정과 동일하다. 하위 수준에서는 이미지가 커지므로, 패치의 크기가 변하지 않는 [1]의 방식에서는 표집공간에서 표본들의 밀도가 희박해지므로 오히려 표본의 수를 늘여야 한다. 또한 상위 수준에서 대상 영역을 완성시킨 이미지를 참조하므로, 상위 수준에서 국부해에 도달했을 경우 하위수준은 더욱 영향을 받아 시각적으로 부적절한 결과를 얻을 가능성이 높다.

본 논문에서 제안하는 Hierarchical Priority-BP는 다음과 같다.

1) 이미지의 크기를 작게 만드는 것이 아니라, MRF의 정점 수를 상위 수준으로 갈수록 감소시킨다.

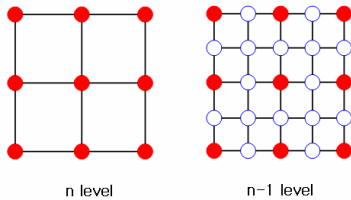


그림 6. Hierarchical MRF

2) 상위 수준에서 MRF 정점간의 거리가 커지므로, 패치의 크기를 크게 한다.

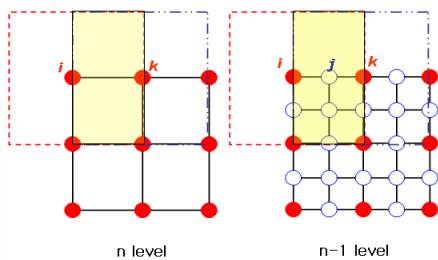


그림 7. Hierarchical MRF에서 레이블 패치의 겹침. 상위수준(왼쪽)에서 정점들(i와 k) 간의 패치의 겹침은 하위수준(오른쪽)에서 세밀한 정점들(i, j, k)에서도 겹치게 된다.

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 상위 수준의 1/4라면, 패치의 크기도 1/4가 되도록 재표집한다.

4) 상위 수준과 바로 대응되는 하위 수준의 MRF 정점들에서 바로 대응되지 않는 주변의 정점들로 레이블을 전파한다.

3)에서 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 4)의 레이블 전파를 실행한다.

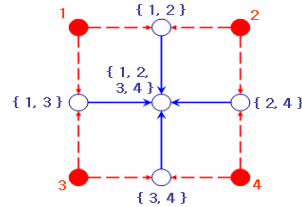


그림 8. 레이블 전파(Label Propagation). 상위수준의 정점과 바로 대응되는 하위수준의 정점들은 바로 상위의 대응정점의 최적해 레이블을 상속받는다. 바로 대응되지 않는 하위수준의 정점들은 이 대응 정점들의 레이블에 해당하는 패치에 겹치는 영역에 속하므로 위와 같은 레이블 전파를 수행하게 된다.

예를 들어 그림 8에서 상위수준과 바로 대응되는 정점들이 1, 2, 3, 4 레이블 번호를 가지는 패치를 상속받았을 때, 레이블 전파의 결과를 보여준다. 가장 가운데 정점이 상위수준의 패치가 가장 많이 겹치는 부분이므로 가장 많은 레이블을 가지게 되는데, 최대 4개의 레이블들을 상속받는다. MRF 모델링은 이미지의 smoothness 가정을 따르므로 한 군집을 형성하는 최외곽 상위-하위 대응 정점들이 같은 레이블을 상속받을 경우도 많다. 그래서 재표집 패치들의 수를 N_r 이라고 하면 최상위 수준에서 표본의 수 N_0 와는 상관없이 한 정점의 레이블 수는 최악의 경우 $4N_r$ 이 된다.

이미지 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 Priority-BP의 초기 계산시간이 걸린다. 본 논문에서 제안하는 HPBP의 경우 $N_0 > 4N_r$ 인 경우엔 [1]보다 더 효율적이다. $4N_r$ 이 상위 수준에서 각 정점들이 레이블 제거 후에 도달한 최대 레이블 수보다 작거나 비슷한 경우엔 Priority-BP의 효율성이 그대로 유지된다. 또 최상위 수준에서 이동한 이후부터는 각 정점들은 상위의 최적해에서 재표집된 패치들을 병렬적으로 가지고 메시지를 전파해가므로 상위수준에서 얻어진 전역적 특징들도 유지할 수 있다.

4. 실험 및 결과

실험환경은 2GHz CPU, Windows XP였으며 실험에 사용된 이미지들의 크기는 256*170으로, MRF격자를 구성하기 위한 격자 크기 w 는 7*7에서 27*27의 범위를 가졌다. 총 10개의 이미지에 적용하였으며, 후처리 과정으로 여러 가지 기법들이 난이도에 따라 적용되었다. HPBP 적용 시 계층수준은 최대 2였으며 알고리즘은 각 10회 반복되었다. 그림 1은 격자 크기 10, 계층수준 2, 패치 크기 20, 최초 표집된 패치 레이블 수 120개, 재표집 패치 레이블 수 30개에서 각 알고리즘별 평균 수행시간을 그래프로 나타낸 것이다. BP와

Priority-BP는 계층적으로 작동하지 않으므로 하위수준에서의 측정값이 없다.

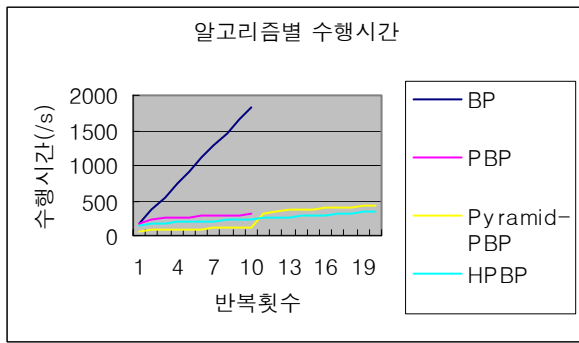


그림 9. 각 알고리즘 적용 후 시간비교

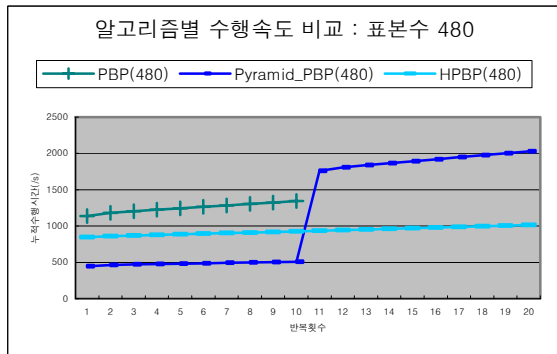
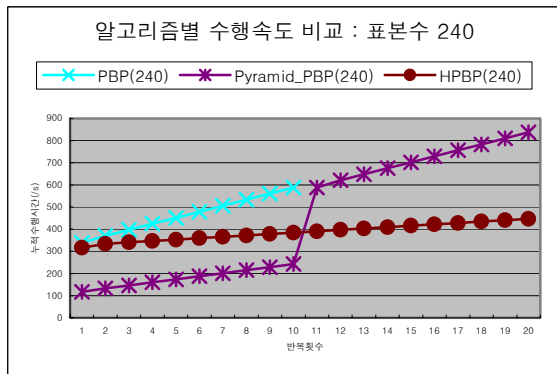
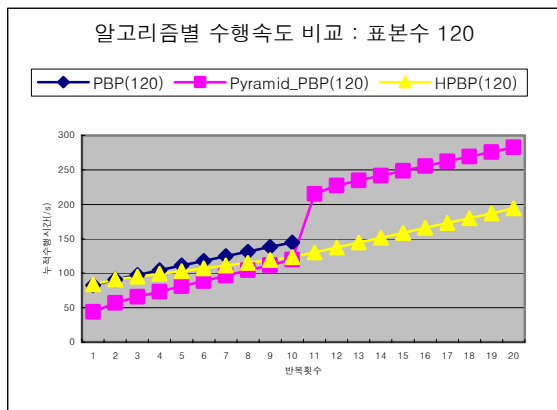


그림 10. 표본수에 따른 알고리즘별 수행속도 비교

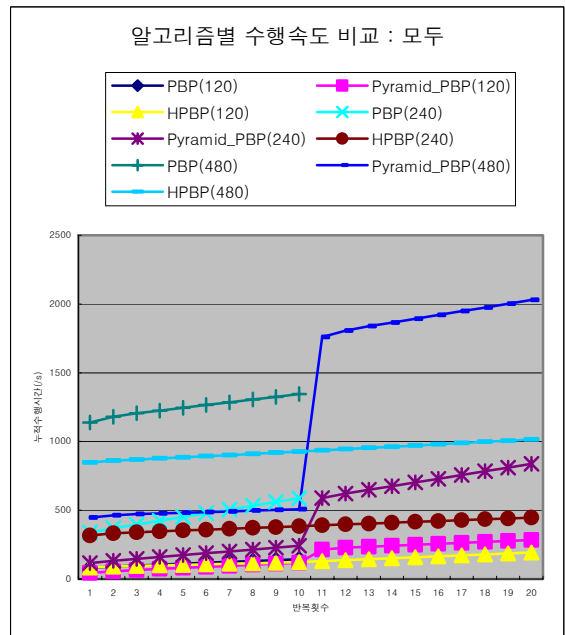


그림 11. 표본수에 따른 알고리즘별 수행속도 비교 : 모두

그림 9에서는 최초 계산 시간은 Pyramid_PBP가 빠르지만 다음 계층으로 이동할 때(반복횟수 10회 이후) 큰 시간차를 보인다. HPBP의 최상위 계층에서 최초 계산시간이 기존의 PBP와 비슷하고 Pyramid_PBP 보다 긴 것은, 최상위 패치의 크기가 4배이기 때문이다. 최소자승제곱을 기반으로 한 차이측정은 패치 크기에 영향을 받는다. 이는 FFT-가속 방법 등과 같은 좀더 효율적인 차이측정 알고리즘을 사용하면 좀더 개선될 수 있을 것이다. 그림 10과 그림 11은 표본 패치의 수가 증가할 때 알고리즘별 수행속도를 비교한 것으로 레이블의 수가 늘어날수록 더욱 계산에 영향을 미쳐서, 최종 계산속도는 HPBP가 효율적이라는 것을 알 수 있다. 레이블 패치 표본의 수가 증가할수록, HPBP 알고리즘의 특징인 시작 계층의 MRF 정점의 수가 작은 것(MRF 계층을 높일 때 마다 1/4씩 줄어든다)과 레이블 상속과 전파에 따른 상수시간에 가까운 계층간 이동이 상승작용을 일으킨다.



그림 12. 이미지 완성 결과들 예. - (위에서부터 아래로) 원래 이미

지, 지운 이미지, 완성된 이미지.

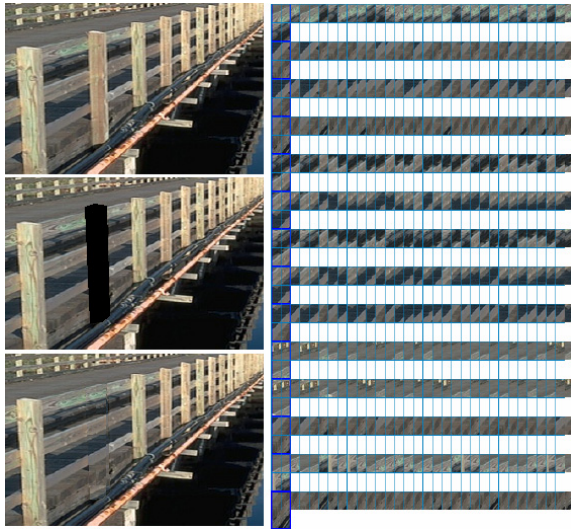


그림 13. 이미지 완성 예(왼쪽) - 상위최적해 재표집(오른쪽)

5. 결론

본 논문에서 제안한 HPBP 알고리즘은 BP 알고리즘의 느린 속도의 원인이 되는 많은 정점의 수와 후보값들의 수를 줄이면서 수렴을 보장하는 알고리즘이다. 이 알고리즘은 Priority-BP를 기본으로 MRF 모델을 계층적으로 구성한다. 피라미드 구조로 계층적으로 이미지를 구성하면 다음과 같은 장점이 있다. 첫째, 이미지의 크기가 상위 수준에서 작아지므로 계산량을 줄일 수 있다. 둘째, 이미지의 전역적 특성을 탐지하기 쉬워진다. 셋째, 상위 수준에서 탐지된 정보들을 하위 수준에 전파하고 하위 수준에서 정교화 할 수 있다. 하지만 기존에 제안된 Priority-BP의 계층적 사용은 계층간 이동간에 불필요한 레이블들의 재표집에 의한 계산시간의 증가, 상위계층에서 이미지를 매우므로써 가시적으로 부적절한 결과가 하위계층으로 전파되었을 때 이를 돌이키기 어렵다는 점과 같은 단점이 있다. 이를 해결하기 위해 본 논문의 HPBP는 이미지의 크기가 아닌 MRF 정점의 감소하도록 계층을 구성하고, 상위계층에서 하위계층으로 최적 레이블을 상속, 이를 전파하고 최적 레이블의 영역 안에서만 재표집하는 방법을 적용하였고 실험결과 좋은 결과를 보였다.

하지만 HPBP에는 다음과 같은 점을 고려해야 한다. 첫째, 기존의 알고리즘과는 다르게 상위 MRF로 갈수록 패치의 크기가 커지므로 완성하고자 하는 대상 영역의 가장자리에 대한 정교도가 떨어질 수 있다. 둘째, 정점의 수를 줄이지만 패치의 크기가 상위층으로 갈수록 커지므로 실시간 응용의 분야에서는 트레이드 오프 관계가 되기 쉽다. 셋째, 기존 Priority-BP의 범용한 특성에 비해, 레이블 상속과 전파를 가능하게 하는 smoothness 가정과 레이블 패치 크기 계층성은 이미지 완성분야에만 한정적인 것처럼 보인다.

이에 대해서 다음과 같은 대안이 가능하다. 첫째 사항을 해결하기 위해서는 상위계층에서 하위계층으로 레이블 상속과 전파 후, 국소해에 빠진 결과를 상속받을 가능성을 막기 위하여 하위계층에 해당하는 패치 크기로(상위계층의 1/4) 대상영역의 주변부를 재표집하는 것이다. 이것은 처음부터 모든 가능한 영역을 재표집하는 방식에 비해 좀더 타당한 영

역을 선정할 수 있다.

두 번째 사항에 대해서는 FFT-기반 차이측정 알고리즘 등을 사용하여 좀더 패치 크기가 차지하는 계산시간을 줄일 수 있다. 세 번째 사항은 응용영역에서 계층성을 어떻게 정의하느냐에 따라 달라지는 문제이므로, 좀더 연구가 이뤄져야 할 것이다.

참고문헌

- [1] N. Komodakis and G. Tziritis, "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] I. Drori, D. Cohen-Or, and H. Yeshurun. "Fragment-based image completion", In SIGGRAPH, 2003.
- [8] A. Criminisi, P. Perez, and K. Toyama. "Object removal by exemplar-based inpainting", In SIGGRAPH, 2000.
- [9] P. F. Felzenszwalb and D. P. Huttenlocher. "Efficient belief propagation for early vision", In CVPR, 2004.
- [11] Kevin P. Murphy, "An Introduction to graphical models", 2001.
- [12] R. Szeliski, R. Zabih, D. Scharstein, O. Veksler, V. Kolmogorov, A. Agarwala, M. Tappen, and C. Rother. "A Comparative Study of Energy Minimization Methods for Markov Random Fields", In Ninth European Conference on Computer Vision (ECCV 2006),
- [13] M. F. Tappen and W. T. Freeman. "Comparison of Graph Cuts with Belief Propagation for Stereo, using Identical MRF Parameters". In Proceedings of the Ninth IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), pages 900-907, 2003