

논문 2011-48SP-5-9

컨텐츠 기반 영상 리타겟팅을 위한 실시간 처리 기법

(A Real Time Processing Technique for Content-Based Image Retargeting)

이 강 희*, 유 재 옥*, 박 대 현*, 김 윤**

(Kang-Hee Lee, Jae-Wook Yoo, Dae-Hyun Park, and Yoon Kim)

요 약

본 논문에서는 영상이 가지는 컨텐츠를 보호하면서 영상의 크기를 실시간으로 변환하는 영상 리타겟팅 방법에 대하여 제안한다. 기존의 컨텐츠 기반의 영상 리타겟팅 기법인 seam carving은 영상의 크기 조절 시 다이내믹 프로그래밍(Dynamic Programming) 기법을 사용하기 때문에 반복적인 누적 최소 에너지 맵의 갱신 과정이 반드시 필요하다. 이 갱신 과정에서 전체 영상을 탐색해야 하므로 많은 연산량이 요구되며, 이로 인한 처리 시간 지연이 불가피하다. 제안하는 방법은 이러한 누적 최소 에너지 맵의 갱신으로 인한 처리 시간 지연을 개선하기 위하여, 우선 계산된 누적 최소 에너지 맵에서 seam이 될 수 있는 모든 후보들이 영향을 미치는 영역을 계산한다. 이 후보들의 영역을 이용하여 여러 개의 seam을 동시에 추출함으로써 누적 최소 에너지 맵의 갱신 횟수가 줄어들기 때문에, 전체 연산량이 줄어들어 빠른 처리가 가능하면서도 영상의 화질은 기존의 seam carving 기법과 비슷하게 유지할 수 있다. 실험 결과는 제안하는 방법이 영상이 가지고 있는 컨텐츠를 보존하면서 실시간으로 영상의 크기를 조절할 수 있음을 보여준다.

Abstract

In this paper, we propose a new real time image retargeting method which preserves the contents of an image. Since the conventional seam carving which is the well-known content-based image retargeting technology uses the dynamic programming method, the repetitive update procedure of the accumulation minimum energy map is absolutely needed. The energy map update procedure cannot avoid the processing time delay because of many operations by the image full-searching. The proposed method calculates the diffusion region of each seam candidates in the accumulation minimum energy map in order to reduce the update processing time. By using the diffusion region, several seams are extracted at the same time and the update number of accumulation energy map is reduced. Therefore, although the fast processing is possible, the quality of an image can be analogously maintained with an existing method. The experimental results show that the proposed method can preserve the contents of an image and adjust the image size on a real-time.

Keywords : 컨텐츠 기반 영상 리타겟팅, Content-Based Image Retargeting, Seam carving, Real Time Processing

I. 서 론

무선 통신의 발전으로 인하여 많은 종류의 휴대용 단말이 개발되었고, 각 단말들의 디스플레이 크기와 해상도는 매우 다양하다. 따라서 각각의 단말들에서 올바른 영상을 보려면 디스플레이의 해상도에 맞도록 영상의

크기를 변환하는 과정이 필수적이다. 하지만 bilinear^[1]나 bicubic^[2]과 같은 컨텐츠를 고려하지 않은 크기 변경 기법은 영상의 모든 부분을 동일한 비율로 변경하기 때문에 영상이 가지고 있는 컨텐츠의 왜곡이 발생한다. 따라서 효과적인 영상 크기 변환을 위해서는 영상이 가지고 있는 컨텐츠를 보존하면서 영상의 크기를 변경하는 컨텐츠 기반의 영상 리타겟팅이 필요하다.

대표적인 크기 변환 방식인 보간법에서는 원본 영상의 비율과 다른 비율로 크기 변환을 할 때에 영상이 가지는 컨텐츠의 변형이 발생한다(그림 1(b))^[1~2]. 이러한

* 학생회원, ** 정회원-교신저자, 강원대학교 컴퓨터정보통신공학과

(Dept. of Computer and Communications

Engineering, Kangwon National University)

접수일자: 2011년1월12일, 수정완료일: 2011년6월23일

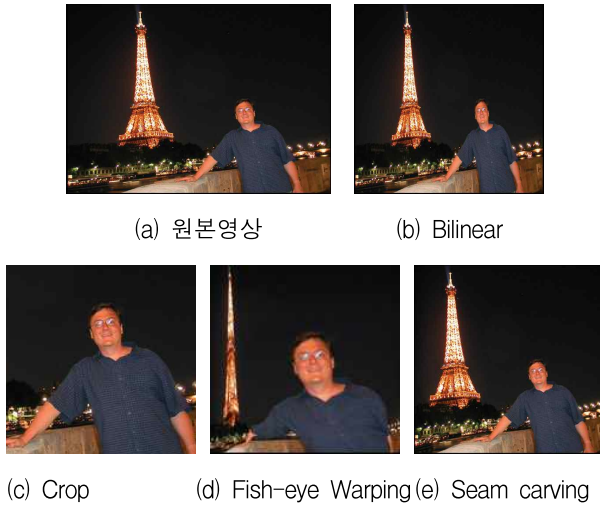


그림 1. 여러 가지 영상 크기 변환 방법 비교.

Fig. 1. Comparison of several methods to resize the image.

현상을 방지하기 위해 연구된 것이 컨텐츠 기반의 영상 리타겟팅 기법들^[3~7]이다. 가장 단순한 방법으로 영상내의 주요 컨텐츠를 찾고, 찾아낸 컨텐츠만을 잘라 보여주는 crop 기법^[3,6~7]이 있다(그림 1(c)). 하지만 이 기법은 컨텐츠 이외의 영상 정보가 삭제된다는 단점이 있다. 이를 개선하여 주요 컨텐츠를 보존하고 이외의 정보를 축약하여 보여주는 Fish-eye Warping 기법^[4]이 있다(그림 1(d)). Fish-eye Warping 기법은 영상의 주요 컨텐츠를 최대한 보존하지만, 주요 컨텐츠 이외의 영상정보들은 매우 심하게 왜곡된다는 단점이 있다. 최근에 소개된 seam carving 기법^[5]은 영상 내에서 중요도가 낮은 픽셀들을 삭제 혹은 추가하는 방법으로 높은 컨텐츠 보존율을 보여준다(그림 1(e)). 하지만 중요도 계산에 많은 시간이 소요되는 단점이 있다. 이 밖에도 컨텐츠를 보존하면서 크기를 변경하는 방법에 대한 연구들이 진행되고 있다^[8~13].

본 논문에서는 seam carving 기법을 이용하여 영상이 가지는 컨텐츠를 보호하면서 영상의 비율을 실시간으로 변환하는 영상 리타겟팅 방법에 대하여 제안한다. 기존의 seam carving 방법은 다이나믹 프로그래밍(Dynamic Programming) 기법^[14~15]을 사용하여 영상내의 컨텐츠에 적은 영향을 미치는 가장 낮은 최적의 seam을 추출한다. 하지만 이러한 다이나믹 프로그래밍 기법은 한 번에 하나의 seam 검색에만 유효하다는 단점이 있다. 따라서 여러 개의 seam을 찾기 위해서는 반복적인 누적 최소 에너지 맵의 갱신 과정이 필요하다.

이 과정은 누적 최소 에너지 맵에서 앞서 구한 최적의 seam에 대한 에너지를 제외해야 하므로, 전체 영상 크기에 가까운 영역을 탐색해야 한다. 따라서 전체 연산량은 영상의 크기와 크기 변환 정도에 의하여 결정되고, 전체 연산시간은 해상도가 높은 영상을 처리할수록 길어진다.

이 논문에서는 이러한 누적 최소 에너지 맵의 갱신으로 인한 속도 지연을 개선하기 위하여, 후보 seam들의 분포도를 계산하고, 분포도를 이용하여 한번 계산한 누적 최소 에너지 맵에서 다수의 seam을 추출하여 누적 최소 에너지 맵의 갱신 횟수를 줄이는 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 전체 연산 시간을 줄이므로 실시간 처리를 가능하게 하면서도, 기존의 seam carving 기법과 비슷한 정도로 영상내의 컨텐츠를 보존할 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서 seam carving 방법에 대한 전체적인 구성과 문제점에 대하여 기술하고, III장에서는 제안한 알고리즘을 기술한다. IV장에서는 기존의 알고리즘과 제안한 알고리즘의 화질 및 속도를 비교하는 실험을 통하여 본 알고리즘의 우수성을 입증한다. 최종적으로 V장에서 결론을 맺는다.

II. 기존의 Seam carving

Seam carving은 영상 내에서 에너지의 변화가 가장 낮은 seam을 추출하고, 해당 seam의 좌표에 영상정보를 추가하거나 제거함으로써 영상의 크기를 조절한다. Seam이란 영상에서 가로 또는 세로로 연결되어 있으며 하나의 열 또는 행에서 하나의 요소(픽셀)로만 획득한 라인이다. $W \times H$ 크기의 영상에서 seam은 식 (1)과 같이 정의된다.

$$\mathbf{s}^v = \{(\mathbf{X}(j), j)\}_{j=1}^H, \\ \text{s.t. } \forall j, |\mathbf{X}(j) - \mathbf{X}(j-1)| \leq 1,$$

$$\mathbf{s}^h = \{(i, \mathbf{Y}(i))\}_{i=1}^W, \\ \text{s.t. } \forall i, |\mathbf{Y}(i) - \mathbf{Y}(i-1)| \leq 1,$$

$$\mathbf{X}: \{1, \dots, H\} \rightarrow \{1, \dots, W\}, \\ \mathbf{Y}: \{1, \dots, W\} \rightarrow \{1, \dots, H\}. \quad (1)$$

\mathbf{s}^v 는 세로 방향의 seam, \mathbf{s}^h 는 가로 방향의 seam을 나타내고 \mathbf{X} 는 영상의 행좌표, \mathbf{Y} 는 열좌표를 나타낸다. 즉, 세로 seam은 영상의 행좌표가 중복없이 세로로 연결된 좌표 집합이고, 마찬가지로 가로 seam은 영상의

열좌표가 중복없이 가로로 연결된 좌표 집합이다.

전체 영상에는 다수의 seam들이 존재하고, 그 중에 seam carving 과정에서 얻고자하는 최적의 seam S^* 은 식 (2)와 같이 정의한다.

$$e_{min} = \min_{a \in S} \{E(a)\}, S^* = E^{-1}(e_{min}). \quad (2)$$

S 는 영상에서 얻을 수 있는 전체의 seam이고, $E(\cdot)$ 는 하나의 seam에 대한 누적 에너지 함수이다. 즉, 최적의 seam이란 영상 내의 모든 seam중에서 에너지가 최소가 되는 seam이다. 최적의 seam을 찾기 위하여 영상 내의 모든 seam을 계산한다면 많은 연산량이 필요하다. 이러한 연산을 줄이기 위하여 다이내믹 프로그래밍 기법을 적용하여 최적의 seam을 구한다. 식 (3)은 $W \times H$ 크기의 영상에서 식 (1)의 세로 방향 seam의 조건과 영상의 행렬 구조를 이용하여 다이내믹 프로그래밍의 첫 번째 단계인 누적 최소 에너지 맵 M 을 구하는 방법이다.

$$M(i, j) = e(i, j) + \min \begin{cases} M(i-1, j-1), \\ M(i, j-1), \\ M(i+1, j-1) \end{cases}, \quad (3)$$

$$0 \leq i < W, 0 \leq j < H.$$

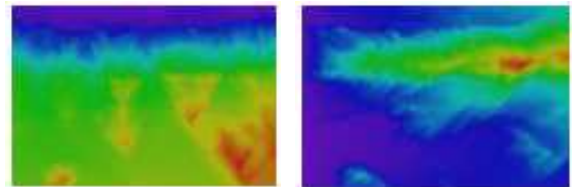
여기서 $e(\cdot)$ 는 영상에서 해당 좌표의 에너지를 구하는 함수이다. 영상에 식 (3)을 적용하여 구한 M 의 마지막 행에 영상 세로 방향의 누적 최소 에너지 값들이 저장되고, 각 누적 최소 에너지 값들로부터 역탐색을 통하여 세로 방향 seam을 구한다. 누적 최소 에너지 값이 영상의 가로 크기만큼 있으므로 세로 방향 seam의 후보의 개수는 영상의 가로 크기와 동일하다. 이 중에 영상 세로 방향의 누적 최소 에너지 값이 최소가 되는 픽셀로부터 역탐색을 통하여 최적의 seam을 구한다. 가로 방향의 누적 최소 에너지 맵도 식 (3)과 유사한 방법으로 구할 수 있다.

그림 2는 다이내믹 프로그래밍 기법을 이용하여 생성한 누적 최소 에너지 맵 M 을 도식화한 것과 이를 이용하여 추출한 가로, 세로 방향의 최적의 seam을 나타낸다. 그림 2의 (b)와 (c)는 각각 세로 방향과 가로 방향의 M 을 도식화한 것이고, 붉은색은 높은 에너지 분포를 푸른색은 낮은 에너지 분포를 나타낸다. 그리고 그림 2의 (a)는 (b)와 (c)에서 구한 누적 최소 에너지로부터 최적의 seam을 구한 것이다.

실질적인 영상의 크기 조절은 seam에 해당하는 좌표



(a) 최적의 seam(가로, 세로)



(b) 누적 최소 에너지(세로) (c) 누적 최소 에너지(가로)

그림 2. 최적의 seam과 누적된 에너지.

Fig. 2. The optimal seam and the accumulated energy.

에 영상 데이터를 추가하거나 삭제하여 이루어진다. 영상의 크기를 여러 픽셀로 조절할 경우에는 다수의 seam이 필요하며, 각 seam의 좌표는 독립적이다. 즉, 먼저 추출한 seam 좌표에 해당하는 픽셀들을 영상에서 제외한 뒤 다시 M 의 갱신을 통하여 다음 seam을 추출해야 한다. 새로운 seam을 찾기 위하여 이전 seam 좌표에 해당하는 픽셀을 제외하는 이유는 추출한 seam들의 정의를 만족시키기 위함이다. 최적의 seam을 구성하는 픽셀들의 에너지 분포는 낮기 때문에 이미 선택되었던 seam 좌표에 해당하는 픽셀들을 제거하지 않는다면 그 픽셀들이 다시 선택될 가능성이 높고, seam간에 겹치는 부분이 형성되어 seam의 정의를 만족시킬 수 없게 된다. 각 seam이 정의를 만족하지 않는다면, 영상의 크기 변환 시 같은 픽셀을 계속 참조하게 되어 결과 영상의 왜곡이 발생한다. 이러한 왜곡 현상을 방지하기 위하여 M 의 갱신이 필요하고 갱신으로 인한 전체 처리 시간 지연은 불가피하다. 만약 조절해야 할 영상의 해상도가 크다면 속도 지연 시간은 기하급수적으로 늘어난다.

III. 제안하는 실시간 영상 크기 변환 알고리즘

기존의 seam carving에서 다수의 seam을 검색할 경우에 M 의 갱신이 반복적으로 이루어진다. 제안하는 방법은 한번 생성한 M 에서 다수의 seam을 획득함으로써 M 의 갱신에 사용되는 반복과정을 줄여 전체 처리 시간을 단축한다. 실제로 M 에서 얻을 수 있는 seam의

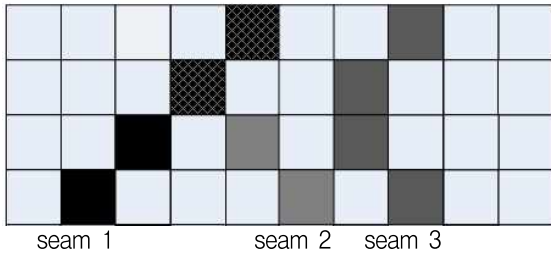


그림 3. Cost map에서 얻을 수 있는 seam들의 예시.
Fig. 3. Example of the seams that can get cost map.

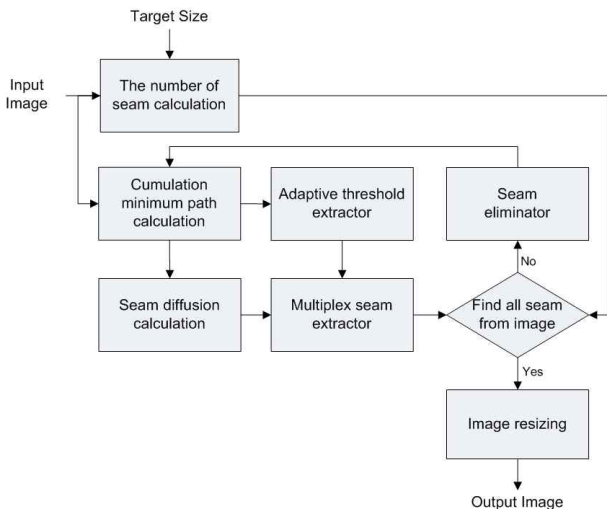


그림 4. 전체 시스템 블록 다이어그램.
Fig. 4. Overall system block diagram.

개수는 영상의 가로(또는 세로) 크기와 동일하다. 하지만 M 에서 얻은 모든 seam을 선택하게 될 경우, 각 seam은 식 (1)의 조건을 만족시킬 수 없으므로 영상의 전체 왜곡이 발생한다. 또한, 식 (1)의 조건을 만족하더라도 선택된 seam의 에너지 값이 크다면, 영상의 중요도가 높은 곳으로 seam이 지나갈 확률이 커지므로 콘텐츠 형태의 왜곡에 원인이 된다. 따라서 본 논문에서는 추출할 수 있는 모든 seam들 중에서 seam의 조건(식 (1))을 만족하고 seam의 에너지 값이 작은 seam을 다중으로 선택한다. 그림 3은 M 에서 얻을 수 있는 모든 seam들 중에 3 가지의 예시를 보여주고 있다.

그림 3의 seam 1과 seam 2를 동시에 선택하면 1행, 2행(체크 무늬)에서 같은 픽셀들을 선택하므로 둘 중 하나의 seam은 식 (1)의 조건을 만족시키지 못한다. 따라서 seam 1과 seam 2는 동시에 선택될 수 없다. 반면에 seam 1과 3 또는 seam 2와 3이 이 동시에 선택될 경우 각 seam에 대해 식 (1)의 조건이 충족되므로 다중 seam으로서 선택이 가능하다.

본 논문에서는 누적 최소 에너지 맵 M 으로부터 다

수의 seam을 찾기 위하여 후보 seam들의 확산도와 누적 최소 에너지의 적응적 임계값이라는 개념을 제안한다. 확산도는 추출하는 seam들이 겹쳐지는 현상을 막기 위한 것이고, 적응적 임계값은 콘텐츠의 심한 왜곡을 방지하기 위한 것이다. 그림 4는 제안하는 알고리즘의 전체 구성도를 나타낸다.

3.1. 적응적 임계값 추출

누적 최소 에너지 맵 M 에서 seam을 영상의 가로(또는 세로) 크기만큼 얻을 수 있지만, 영상의 왜곡 및 화질 저하를 최대한 막는 최적 seam은 누적 최소 에너지 값이 가장 낮은 하나의 seam이다. 따라서 한번 생성한 M 에서 여러 개의 seam을 추출 할 경우 속도 개선의 효과를 얻을 수 있지만, 어느 정도 화질 저하는 감수해야만 한다. 심각한 화질 저하를 막기 위하여 일정한 값 이상의 누적 최소 에너지 값을 갖는 seam은 추출을 방지해야 하며, 이를 위하여 임계값을 추출한다. 본 논문에서는 데이터 그룹의 분산을 이용하는 Otsu의 이진화 알고리즘^[16-18]을 사용하여 누적 최소 에너지 값이 작은 부분과 큰 부분으로 분리하는 적응적인 임계값을 구한다. 적응적 임계값은 3.3절에서 구한 seam후보의 유효성을 판단하는 기준이 된다.

3.2. Seam의 확산도

계산한 누적 최소 에너지 맵 M 에서 다수의 seam을 추출할 때, seam의 정의인 식 (1)을 만족시키지 못하는 경우가 있다. 식 (1)을 만족시키는 seam들을 추출하기 위하여 각 seam의 확산도를 계산한다. Seam의 확산도란 seam의 x 방향(세로 방향의 seam) 또는 y 방향(가로 방향의 seam)으로 분포된 정도를 말한다. 세로 방향의 seam을 예를 들면, 해당 seam의 시작좌표 또는 끝좌표를 기준으로 좌, 우의 확산도를 따로 계산한 것이다. 이

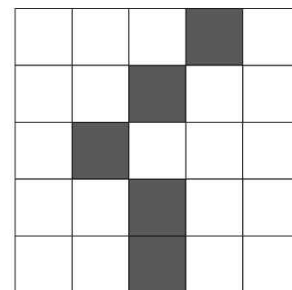


그림 5. Seam의 확산도 예시.
Fig. 5. Examples of the diffusion of the seam.

때, 기준보다 좌측으로 참조하는 x 좌표가 많을수록 좌측의 확산도가 커지고, 반대로 우측으로 참조하는 x 좌표가 많을수록 우측의 확산도가 커진다. 본 논문에서는 최종 누적 에너지의 최소값에서 역탐색을 통하여 seam을 추출하므로 seam의 끝좌표를 기준으로 확산도를 계산한다. 그림 5는 seam의 확산도의 예시를 보여준다.

그림 5는 seam의 끝좌표를 기준으로 확산도 λ_L 와 λ_R 를 나타내며, 이 때 $\lambda_L = 1, \lambda_R = 1$ 의 값을 갖는다. 식 (4)는 $W \times H$ 크기의 영상에서 세로 방향의 seam의 좌우 확산도를 구하는 식이다.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{if } m_e \equiv e(i-1, j-1) \text{ then} \\ \lambda_R(i, j) = \lambda_R(i-1, j-1) - 1, \\ \lambda_L(i, j) = \lambda_L(i-1, j-1) + 1 \\ \text{else if } m_e \equiv e(i, j-1) \text{ then} \\ \lambda_R(i, j) = \lambda_R(i, j-1), \\ \lambda_L(i, j) = \lambda_L(i, j-1) \\ \text{else if } m_e \equiv e(i+1, j-1) \text{ then} \\ \lambda_R(i, j) = \lambda_R(i+1, j-1) + 1, \\ \lambda_L(i, j) = \lambda_L(i+1, j-1) - 1 \end{array} \right. \quad (4)$$

$$\text{where } m_e = \min \left\{ \begin{array}{l} e(i-1, j-1), \\ e(i, j-1), \\ e(i+1, j-1) \end{array} \right\}$$

$$0 \leq i < W, 0 \leq j < H.$$

λ_L 는 기준 픽셀로부터 좌측의 확산도, λ_R 는 우측의 확산도이다. $j-1$ 행에서 좌표 (i, j) 와 인접한 좌표의 에너지 값 중 최소 에너지 값을 가지는 좌표에 의하여 λ_L, λ_R 는 계산한다. 최종 확산도는 M 과 동일하게 마지막 행(또는 열)에 값이 계산된다. 그림 6은 확산도를 계산하는 예를 보여준다.

그림 6의 (a)는 각 pixel별 에너지 값의 예를 나타내고, (b)와 (c)는 (a)로부터 구한 확산도를 표시한다. 화살표는 이전 행 중 에너지 값이 최소인 좌표를 표시한다.

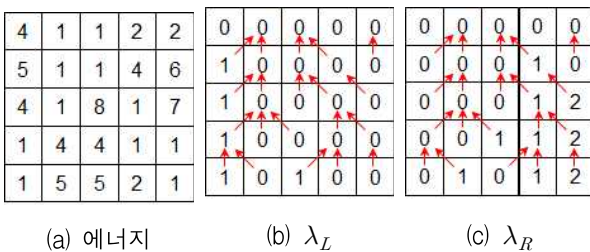


그림 6. 확산도 계산 예시.
Fig. 6. Example of calculating the diffusion of the seam.

3.3. 다중 seam 추출

적응적 임계값과 확산도를 이용하여 M 으로부터 식 (1)을 만족하는 다중 seam들을 탐색한다. 아래의 식 (5)는 $W \times H$ 크기의 영상에서 적응적 임계값 T 와 확산도 λ_L 와 λ_R 를 이용하여 M 으로부터 세로 seam의 추출 가능 여부를 확인하는 과정이다.

Initialize :

$$\mathbf{F}_0 = \{0, \dots, W-1\}$$

Search :

$$t_e = \min_{k \in \mathbf{F}_n} \{M(k, H-1)\},$$

$$c_k = \arg \left\{ \min_{k \in \mathbf{F}_n} \{M(k, H-1)\} \right\},$$

$$\lambda_c = \left\{ \begin{array}{l} c_k - \lambda_L(c_k, H-1), \\ c_k - \lambda_L(c_k, H-1) + 1, \\ \dots, c_k - 1, c_k, c_k + 1, \dots, \\ c_k + \lambda_R(c_k, H-1) - 1, \\ c_k + \lambda_R(c_k, H-1) \end{array} \right\} \quad (5)$$

if $t_e \leq T$ and $\lambda_c \subset \mathbf{F}_n$ Then
seam extraction
else if $t_e > T$ or $\mathbf{F}_n \equiv \emptyset$ Then
termination

Update :

$$\mathbf{F}_{n+1} = \mathbf{F}_n - \lambda_c$$

\mathbf{F} 는 이미 추출한 seam들이 침범하지 않은 가로 영역으로써 또 다른 seam을 추출할 수 있는 영역이다. 그리고 \mathbf{F} 내에서 가장 작은 누적 최소 에너지 값을 t_e , 그때의 x 좌표는 c_k 이다. 최적의 seam은 가장 작은 누적 최소 에너지 값(t_e)의 좌표(c_k)로부터 역탐색을 통하여 얻으므로 t_e 와 c_k 는 \mathbf{F} 내의 최적 seam 정보이다. λ_c 는 좌표 c_k 로 시작하는 seam이 차지하는 x 좌표 영역으로 확산도 λ_L 와 λ_R 에 의하여 구한다. 마지막으로 n 은 한번 갱신한 M 내에서 추출한 seam의 개수이다.

처음에는 어떤 seam도 추출되지 않았기 때문에 M 에서 seam을 추출할 수 있는 영역은 전체 가로 영역이다. 따라서 Initialize 과정에서는 \mathbf{F} 를 모든 x 좌표 ($0 \leq x < W$)로 초기화한다. Search 과정은 실질적인 seam을 추출하는 부분으로서, \mathbf{F} 를 이용하여 이미 추출한 seam이 차지하는 x 좌표 영역에 대한 탐색을 배제한다. 그리고 \mathbf{F} 내의 최적 seam을 구한 뒤, 그 seam의 누적 에너지 값인 t_e 가 적응적 임계값 T 보다 작고 좌표 c_k 로 시작하는 seam이 차지하는 영역 λ_c 를 \mathbf{F} 가 포

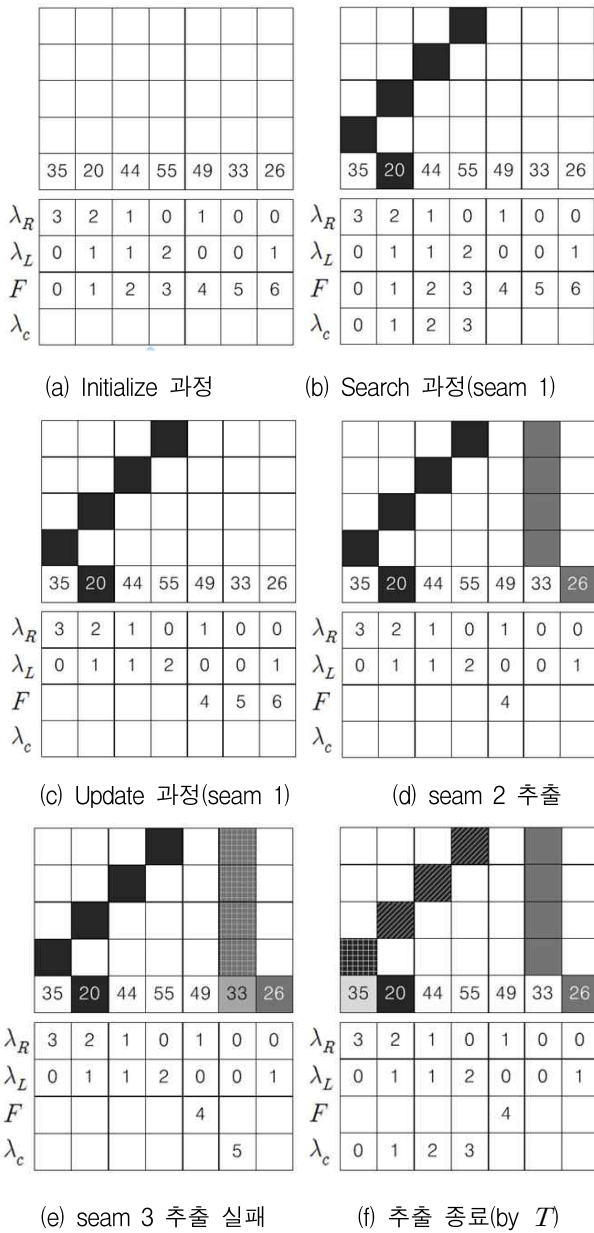


그림 7. 다중 seam 추출 예시.
Fig. 7. Example of multi seam extraction.

함하면 최종 seam으로서 추출한다. 이 때, F 가 λ_c 를 포함한다는 것은 이미 추출한 seam과 추출하려는 seam의 영역이 겹치지 않는다는 것이며, 추출한 모든 seam들은 seam의 조건인 식 (1)을 만족함을 의미한다. 마지막으로 Update 과정은 M 에서 추가적인 seam 추출을 위하여 F 로부터 추출한 seam의 λ_c 를 배제하는 과정이다. 이러한 Search 과정과 Update 과정의 반복적으로 수행하여 한번 계산된 M 으로부터 다중의 seam을 얻을 수 있다. 한번 계산된 M 에서 얻을 수 있는 최대 seam의 개수는 일정하지 않으며, $F \equiv \emptyset$ 이거나

$t_e > T$ 가 되면 M 에서 추가적인 seam을 얻을 수 없다.

그림 7은 식 (5)를 이용하여 여러 seam들을 구하는 예시를 보여준다. 아래의 예시에서 적응적 임계값 T 는 33이다.

그림 7 (a)는 M 과 좌표의 확산도이며, Initialize 과정을 통해 F 를 초기화한다. F 내의 최적 seam을 탐색하고 λ_c 를 구성하는 과정이 그림 7 (b)에 나타나 있으며, λ_c 를 이용하여 seam을 추출하는 과정이 그림 7 (c)이다. 즉, 그림 7 (b)~(c)은 Search 와 Update 과정을 거치면서 하나의 seam을 추출한 것이다. 그림 7 (d)는 또 다른 seam이 추출한 모습을 보여주고, 그림 7 (e)는 추가적인 seam을 추출하려고 하였으나 확산도에 의하여 seam 추출에 실패한 것을 보인다. 마지막으로 그림 7 (f)는 적응적 임계값 T 에 의하여 추가적인 seam 추출을 종료하는 것을 나타낸다.

IV. 실험

제안하는 실시간 컨텐츠 기반의 영상 리사이징 알고리즘의 성능 평가를 위해서 다양한 크기로 영상 변환을 하면서 실험을 수행하였다. 실험 영상으로는 240×200, 400×280, 500×760 크기의 영상을 사용하였고, 가로 방향으로 30%(312×200, 520×280, 650×760)를 확대하였다. 기존 알고리즘과의 성능 비교를 위해 bilinear를 통한 방법과 seam carving 방법, 마지막으로 제안하는 방법의 결과를 비교함으로써 제안하는 알고리즘의 우수성을 입증한다. 먼저 실시간 처리에서 중요한 요소인 수행시간을 통하여 평가하였다. 실험에 사용된 컴퓨터의 사양은 아래와 같다.

CPU : Intel Core2 6320 1.86GHz

RAM : 2 GB

OS : Windows XP Professional Service Pack 2

표 1. 기존 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 실행 시간 비교

Table 1. Comparing run-time of the proposed algorithm with those of other algorithms.

	240x200 →312x200	400x280 →520x280	500x765 →650x760
Bilinear	5 ms	12 ms	42 ms
Seam carving	137 ms	470 ms	3157 ms
Proposed	132 ms	324 ms	2426 ms
속도 증가량(%)	3.64%	31.06%	23.15%



그림 8. 240×200 → 312×200 결과영상.
 Fig. 8. The resulting image of 240×200 → 312×200.

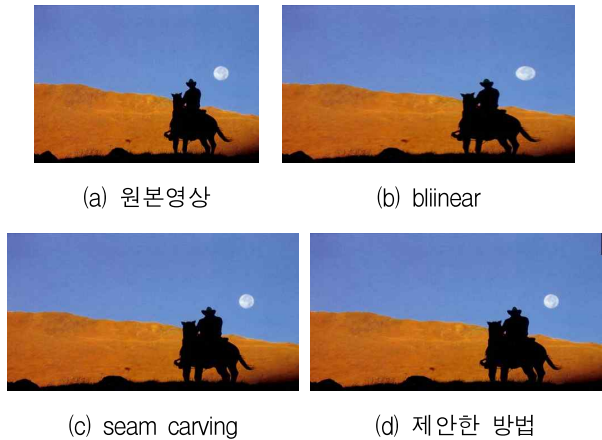


그림 9. 400×280 → 520×280 결과영상.
 Fig. 9. The resulting image of 400×280 → 520×280.

실험 결과의 신뢰도를 높이기 위해서 동일한 과정을 10번 반복하고, 모든 결과 값의 평균치를 최종 값으로 하였다. 표 1은 kernel time은 무시하고 user time만을 측정하여 계산한 실행속도 결과이다.

표 1은 각 알고리즘들의 실행 시간을 측정한 것이다. 제안한 방법이 bilinear 방법 보다는 느리지만, seam carving한 결과보다 매우 빠른 처리 속도를 가지고 있음을 알 수 있다.

두 번째로, 콘텐츠 형태의 유지 여부를 각각 결과 영상을 통하여 비교한다. 그림 8, 9, 10은 각 알고리즘들의 결과를 나타낸 것이다. 그림 8, 9, 10에서 bilinear interpolation의 결과는 원본영상이 가진 주요 콘텐츠(돌고래, 달, 타워)의 형태가 왜곡되어 가로 방향으로 길게 나타남을 보여준다. 반면에 기존의 seam carving 기법



(a) 원본영상 (b) bilinear



(c) seam carving (d) 제안한 방법

그림 10. 500×765 → 650×760 결과영상.
 Fig. 10. The resulting image of 500×765 → 650×760.

과 제안하는 방법에서는 원본 영상의 주요 콘텐츠를 효율적으로 보존하여 왜곡이 일어나지 않는다.

V. 결 론

본 논문에서는 seam carving 기법을 이용하여 영상이 가지는 콘텐츠를 보호하면서 영상의 비율을 실시간으로 변환하는 영상 리타겟팅 방법에 대하여 제안한다. 기존의 seam carving에서 사용된 다이나믹 프로그래밍 기법은 여러 개의 seam을 찾기 위하여 반복적인 누적 최소 에너지 맵의 갱신 과정이 필요하다. 이러한 누적 최소 에너지 맵의 갱신으로 인한 속도 지연을 개선하기 위하여 한번 갱신된 누적 최소 에너지 맵에서 다수의 seam을 추출한다. 따라서 전체 누적 최소 에너지 맵의 갱신 횟수가 줄어들어 처리속도가 향상된다. 또한 후보 seam의 누적 에너지 값을 고려하여 영상이 가지고 있는 콘텐츠의 형태를 최대한 보존한다. 영상에 따라 속도 개선 차가 다르지만 기존의 seam carving기법보다 최대 30% 빠른 결과를 보여준다. 또한 bilinear 기법에 의해 영상을 변환할 때 발생하는 콘텐츠의 왜곡 문제도

해결할 수 하였다. 실험 결과에서 본 연구를 통해 개발한 기술이 실시간 처리와 컨텐츠 보존에 대해 객관적인 성능과 주관적 화질 비교에서 모두 우수함을 확인할 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] K. T. Gribbon and D. G. Bailey, "A Novel Approach to Real-time Bilinear Interpolation", Proc. Second IEEE International Workshop on Electronic Design, Test and Application, Perth, Australia, pp. 126, 2004.
- [2] R. Keys, "Cubic convolution interpolation for digital image processing", IEEE Transactions on Acoustics Speech And Signal Processing, Vol. ASSP-29, No. 6, pp. 1153-1160, 1981.
- [3] A. Santella and M. Agrawala and D. Decarlo and D. Salesin and M. Cohen, "Gaze-based interaction for semi-automatic photo cropping," ACM Human Factors in Computing Systems, pp. 771-780, 2006.
- [4] F. Liu and M. Gleicher, "Automatic Image retargeting with fisheye-view warping," ACM Multimedia, pp. 153-164, Oct. 2005.
- [5] S. Avidan and A. Shamir, "Seam Carving for Content-Aware Image Resizing," ACM Trans. on Graphics, Vol. 26, Issue 3, Jul. 2007.
- [6] I. S. Amrutha and S. S. Shylaja and S. Natarajan and K. N. Balasubramanya Murthy, "A smart automatic thumbnail cropping based on attention driven regions of interest extraction", Proc. ICIS on Computational Attention and Applications, 2009.
- [7] M. Nishiyama and T. Okabe and Y. Sato and I. Sato, "Sensation-based photo cropping", Proc. ACM on Multimedia, pp. 957-962, 2009.
- [8] V. Setlur and S. Takagi and R. Raskar and M. Gleicher and B. Gooch, "Automatic Image retargeting," Proc. ACM, Vol. 154, pp. 59-68, 2005.
- [9] C. Tao and J. Jia and H. Sun, "Active window oriented dynamic video retargeting," ICCV Proc. Workshop on Dynamical Vision, 2007.
- [10] S. Cho and Y. Matsushita and S. Lee, "Image Retargeting with Importance Diffusion," KIISE, vol. 35, pp. 236-239, Jun. 2008.
- [11] Y. Guo and F. Liu and J. Shi and Z. H. Zhou, "Image retargeting using mesh parametrization", IEEE Trans. on Multimedia, Vol. 11, No. 5, pp. 856-867, 2009.
- [12] Y. S. Wang and C. L. Tai and O. Sorkine and T. Y. Lee, "Optimized scale-and-stretch for image resizing", ACM Trans. on Graphics, Vol. 25, No. 5, 2008.
- [13] H. Liu and S. Jiang and Q. Huang and C. Xu and W. Gao, "Region-based visual attention analysis with its application in image browsing on small displays", Proc. of the 15th ACM international conference on Multimedia, pp. 305-308, 2007.
- [14] A. Amini, S. Tehrani, and T. Weymouth, "Using dynamic programming for minimizing the energy of active contours in the presence of hard constraints", Proc. Second international conference Computer Vision, Tarpon Springs, FL, 1988.
- [15] A. A. Amini and T. E. Weymouth and R. C. Jain, "Using dynamic programming for solving variational problems in vision", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 12, No. 9, pp. 885-867, 1990.
- [16] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histogram", IEEE Transactions on System Man Cybernetics, Vol. SMC-9, No. 1, pp. 62-66, 1979.
- [17] M. Sezgin and B. Sankur, "Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation", J. Electron. Imaging Vol. 13, No. 1, pp. 146-165, 2004.
- [18] P. K. Sahoo, S. Soltani, A. K. C. Wong, "A survey of thresholding techniques", Comput. Vision, Graphics Image Processing, Vol. 41, No. 2, pp. 233-260, 1988.

— 저 자 소 개 —



이 강 희(학생회원)
2009년 강원대학교
컴퓨터정보통신공학과
학사 졸업.
2009년~현재 강원대학교
컴퓨터정보통신공학과
석사 과정.

<주관심분야 : 영상 신호처리, 컴퓨터 비전>



유 재 옥(학생회원)
2009년 강원대학교
컴퓨터정보통신공학과
학사 졸업.
2011년 강원대학교
컴퓨터정보통신공학과
석사 졸업.

2011년~현재 KIST 연구원.

<주관심분야 : 영상 신호처리, 코덱>



박 대 현(학생회원)
1997년 강원대학교
컴퓨터정보통신공학과
학사 졸업.
2009년 강원대학교
컴퓨터정보통신공학과
석사 졸업.

2009년~현재 강원대학교 컴퓨터정보통신공학과
박사 과정.

<주관심분야 : 영상 신호처리, 영상 압축, 멀티미
디어통신>



김 윤(정회원)-교신저자
1993년 고려대학교 전자공학과
학사 졸업.
1995년 고려대학교 전자공학과
석사 졸업.
2003년 고려대학교 전자공학과
박사 졸업.

1995년~1999년 LG-Philips LCD 연구소
주임연구원

2002년~2003년 (주)달리텍 선임연구원

2004년~현재 강원대학교 컴퓨터정보통신공학과
부교수.

<주관심분야 : 영상 신호처리, 멀티미디어 통신
및 신호처리>