

내용 기반 영상 크기 변환 기법

I. 서론

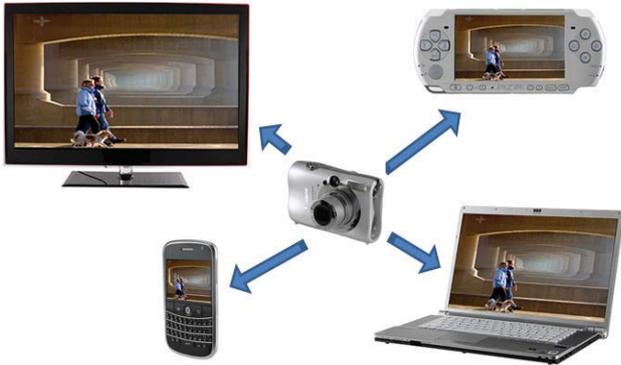
우리는 현재 디지털 멀티미디어 기기들의 급속한 성장과 대중화를 기반으로, 다양한 통신 수단을 통해, 사진이나 영화, 드라마를 포함하는 모든 종류의 멀티미디어 콘텐츠들이 쉽게 공유되는 시대에 살고 있다. 따라서 사용자들은 그들이 가장 많이 사용하고 있는 대표적인 멀티미디어 소비 형태인 3 스크린, 즉 TV, 컴퓨터, 휴대단말기를 이용해 어디서든 자신이 원하는 콘텐츠를 사용하고자 한다. 예를 들어, <그림 1>과 같이 고해상도의 카메라로 찍은 사진을 다양한 기기들을 통해 어디서든 보기를 원한다. 하지만 각 기기마다 다른 하드웨어 특성을 지니고 있고, 특히 멀티미디어 콘텐츠를 화면에 표시함에 있어 가장 중요한 디스플레이 패널의 해상도가 서로 다른 문제로 인해, 해당 기기의 해상도에 맞게 콘텐츠의 크기를 변환하는 기술이 필수적이다.

이때 두 가지 문제점이 발생 가능하다. 첫째는 콘텐츠의 고유 가로세로비 (Aspect Ratio)와 디스플레이 패널의 화면 가로세로비가 다른 경우로 <그림 2>와 같이 콘텐츠의 일부분을 잘라 내거나 동일한 가로세로비를 맞추기 위해 검은 레터박스 (Letterbox)를 추가하여 디스플레이 화면의 공간을 낭비하게 된다. 이러한 각각의 방식 모두 사용자들에게 높은 만족감을 주지 못하는 문제를 안고 있다. <그림 2(b)>에서는 건물의 화려한 상단부가 잘려져 나감을 알 수 있고, <그림 2(c)>에서는 영상의 전체적인 크기가 줄어들고 양 옆으로 검은 박스가 나타나 화면에 몰입하기 어렵게 하는 요인이 될 수 있다.

다음으로는 각 디스플레이 패널 간의 큰 해상도 차이로 인해, 기존의 균일한 스케일링 기법을 이용하여 크기를 줄일 경우, 영상 내 주요 관심 대상 물체의 크기도 함께 축소되어 실제 화면에 보일 때 주



최강선
한국기술교육대학교



〈그림 1〉 다중 디스플레이 기기 간 콘텐츠 공유 시나리오



(a)



(b)

(c)

〈그림 2〉 화면 가로세로비의 차이에 의한 콘텐츠 크기 변환 시 문제점 (a) 원 영상 (b) 화면의 일부가 잘려 나감 (c) 레터박스 추가로 인한 디스플레이 공간의 낭비 발생

요 물체임에도 불구하고 알아보기 어렵게 되어 사용자의 만족감을 떨어뜨리는 문제가 발생하게 된다.

이러한 문제를 개선하기 위해, 최근 영상을 분석하여 부분별 중요도를 파악하고 이 중요도에 따라 부분별로 불균등하게 크기를 조절하는 “내용 기반 영상 크기 변환 기법” (Content-Aware Image Retargeting, CAIR) 연구가 활발히 개발되고 있다. 본 연구에서는 여러 종류의 내용 기반 영상 크기 변환 기법의 구조들에 대해 소개하고, 앞으로의 동향에 대해 살펴보려고 한다.

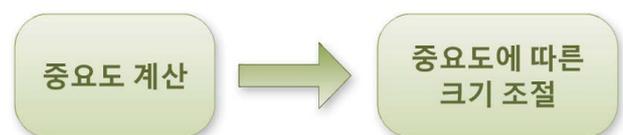
II. 내용 기반 영상 크기 변환 기법

입력된 영상에 대해, 변화되고자 하는 목표 크기가 정해지고 해당 크기로 조절될 때, 특히 축소되는 경우, 영상 내 모든 부분은 원래 영상이 갖고 있던 정보를 표현함에 있어 왜곡이 발생된다. 사람은 영상을 인식함에 있어, 동일한 정도의 왜곡이 발생되더라도, 영상을 구성하는 내용들의 배치 및 색상에 따라 왜곡을 느끼는 정도가 다른 특성을 갖고 있다. 즉, 작은 왜곡에도 민감하게 인식되어, 보는 사람에게 쉽게 불편함을 유발할 수도 있고, 혹은 왜곡이 발생했음에도 자연스러운 결과를 얻어 왜곡됨을 인식하지 못하는 경우도 있게 된다. 일반적으로 작은 왜곡에도 민감하게 반응하게 되는 영역으로는 영상 내 주요 객체들로, CAIR 방식은 해당 영역에 대해 가능한 크기를 유지시켜주는데 반해, 왜곡이 잘 인식되지 않는 배경 부분에 대해 상당한 크기 변화를 주도록 하여 최종 목표 크기로 영상을 변화시킨다.

이러한 효과적인 영상 크기 변환을 위해 최근 수년간 개발되어 온 다수의 내용 인식에 기반을 둔 영상 크기 변환 기법은 〈그림 3〉과 같이 크게 두 부분으로 구성되어 있다.

우선, 입력 영상 내 각 픽셀에 대해 사람이 영상을 인식하는데 있어서의 민감도/중요도를 수치화한다. 이후, 영상의 크기를 변화하는 과정에서 각 부분의 중요도를 기반으로 영상 전체에 대해 사람이 인식하는 왜곡량이 최소가 되도록 영상 내 각 부분을 다른 비율로 변화시키는 최적화 과정이 수행된다. 이를 통해 인간의 시각에 민감한 부분은 최대한 유지를 시키고, 덜 민감한 부분을 많이 축소/확대시킴으로, 매우 자연스럽게 만족할 만한 영상을 생성시키게 된다.

〈그림 4〉은 입력 영상을 균일한 스케일링을 이용하여 축소한 것과 Seam Carving^[1]이라는 하나의 CAIR



〈그림 3〉 내용 인식 기반 영상 크기 변환 기법의 개요도



〈그림 4〉 원 영상 및 Uniform Scaling과 Seam Carving 기법을 통한 영상 축소 결과 비교

방식을 사용해 축소하여 비교한 예로, 균일한 스케일링과 달리, 배경이 되는 육지와 해변이 많이 축소된 반면, 윈드서핑 배와 사람은 원래의 크기를 유지함으로써, 사용자에게 영상의 내용을 충분히 만족스럽게 전달함을 볼 수 있다.

1. 중요도 수치화 기술에 따른 분류

CAIR 기술을 분류함에 있어서, 먼저 각 픽셀에 대한 중요도를 수치화하는 방법으로 나뉘 볼 수 있다. 이는 영상 이해 분야에 있어 영상 특징 (Image Features)의 수준 (Level)으로 표현될 수 있다.

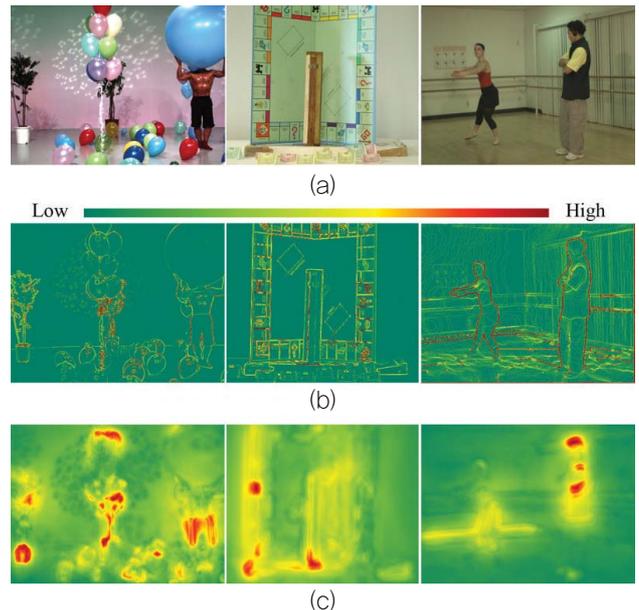
중요도 수치화 방법의 분류

- ▶ 저수준 (Low-Level) 영상 특징 이용 방식
 - 그래디언트 크기, 픽셀의 위치 등
- ▶ 고수준 (High-Level) 영상 특징 이용 방식
 - Computational Visual Saliency, 얼굴 검출 등

저수준 특징 이용 방식 중 가장 간단한 방법으로, 영상 내 정보를 전달하는데 매우 중요한, 객체의 윤곽선을 기술하는 그래디언트 크기 (Gradient Magnitude)를 이용하는 방법이 있다^[1]. 그래디언트 크기가 큰 것은 매우 이질적인 물체의 윤곽이 되기 때문에 왜곡이 발생할 경우, 쉽게 인식될 수 있다.

고수준 영상 특징 이용 방식 중 많이 이용되는 것으

로 Computational Visual Saliency 모델을 이용하는 방식이 있다^[2-3]. 사람이 하나의 영상을 볼 때, 영상 내 모든 부분을 동시에 인식하지 않고, 밝기나 색상 영역에서 주변과 상이하게 달라 두드러지게 보이는 영역 (Salient Regions) 위주로 빠르게 관심을 이동하며 영상의 내용을 파악하게 된다. Computational Visual Saliency 모델은 이러한 생물학적 현상을 수치적 모델



〈그림 5〉 다양한 중요도 수치화 방법에 의한 중요도 맵 구성에 (a) 원 영상 (b) 그래디언트 크기를 이용하여 구성된 중요도 맵 (c) Computational Visual Saliency 모델을 이용하여 구성된 중요도 맵

로 만든 것으로 사람이 영상을 인식할 때 느끼는 중요도와 매우 높은 상관관계를 갖고 있다.

영상 내 사람이 있다면, 일반적으로 다른 객체보다 더 중요한 객체라 할 수 있기 때문에 얼굴을 검출하여 해당 영역의 중요도를 높일 수도 있다^[4].

〈그림 5〉는 주어진 입력 영상에 대해 각각 그래디언트 크기와 Visual Saliency 모델을 이용해 중요도 맵을 구성한 예를 보여준다. 그래디언트 크기로 얻어진 중요도 맵에는 물체의 윤곽선이 잘 표현되어 있음을 볼 수 있으며, Visual Saliency 모델로 계산된 중요도 맵은 두드러진 주요 객체들이 중요하다고 표시됨을 볼 수 있다.

2. 영상 크기변화 방법에 따른 분류

CAIR 기술을 분류하는 다른 기준으로, 영상의 크기를 변화시키는 방법을 들 수 있다. 이는 크게 다음의 세 가지 방법으로 나뉜다.

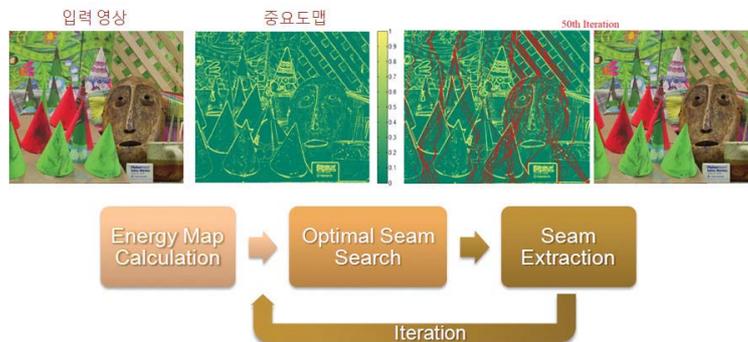
크기 변화 방법에 따른 CAIR 기술 분류

- ▶ Seam Carving 방식^[1]
 - 영상 내 일부 선형 영역을 삭제 또는 추가
- ▶ Warping 방식^[3, 5]
 - 영상 내 일부 영역을 와핑 (Warping)을 통해 축소 또는 신장
- ▶ Object-based Scaling 방식^[6]
 - 영상 분할을 통해 영상을 구성하는 객체들을 구하고 각 객체마다 독립적으로 축소 또는 신장

Seam Carving 방식은, 영상의 가로 또는 세로 방향을 가로지르며 선형으로 인접하여 연결된 픽셀들의 집합을 Seam이라 정의하고, 영상 내에 존재하는 무수히 많은 Seam 중 알맞은 Seam들을 선택하여 삭제 또는 추가하는 방법으로 영상의 크기를 조절한다. 예를 들어, 원 영상에서 세로 방향의 Seam 하나를 제거하면, 영상의 폭이 하나 줄어들게 된다. 마찬가지로 가로 방향의 Seam을 제거하면 영상의 높이가 줄어들게 된다.

이를 위해 Dynamic Programming 최적화 방법을 이용해 효율적으로 각 Seam을 구성하는 픽셀들의 중요도를 합하여 각 Seam의 중요도를 얻고, 모든 Seam 중 최소의 Seam 중요도를 갖는 Optimal Seam이 제거되게 된다. 〈그림 6〉에서 오른쪽 그림에 보이는 빨간 선들이 선택된 50개의 Optimal Seam과 해당 Seam이 제거되어 가로 방향으로 50 픽셀 크기가 작아진 결과 영상을 보여주고 있다. Optimal Seam은 영상 내에서 잘 인식되지 않는 영역으로 생각될 수 있기 때문에, 반복적으로 Optimal Seam을 제거함으로써 효과적으로 영상의 크기를 줄이게 된다. 이 Seam Carving 기법은 포토샵 CS4에서부터 “Content-Aware Scaling”이란 기능으로 추가되어 사용자들에게 쉬우면서도 효과적인 영상 크기 변환 기능으로 제공되고 있다.

Seam Carving 방식은 항상 일부 영역을 삭제하기 때문에, 영상 내 물체들의 배치에 따라 물체의 외형을 매우 왜곡시키는 현상이 발생할 수 있다. CAIR 기법 자체가 영역에 따라 불균등하게 크기를 변화시키기 때



〈그림 6〉 Seam Carving 알고리즘의 블록도 및 수행 예

문에 영상 내 왜곡은 피할 수 없지만, 발생한 왜곡이 사람에게 잘 인식되지 않을 수 있다면 좋은 기법으로 평가될 수 있다. <그림 6>에서 맨 앞 오른쪽 고깔의 외곽선을 뚫고 지나가는 Optimal Seam들이 제거됨으로써 고깔의 외형이 왜곡되어 끊겨 보이는 문제가 발생한다. Warping을 이용한 방식들은 영상을 작은 패치들로 나누고, 각 패치의 꼭짓점을 조정하여, 패치 내의 픽셀들이 선형 보간되기 때문에 이와 같이 외곽선이 어긋나는 문제가 발생하지 않고 전반적으로 더 나은 결과를 보여준다.

하지만 Warping 방식에서도 마찬가지로 원 영상의 크기 대비 큰 크기 변화를 주게 되면, 영상 내 객체들의 모양이 왜곡되게 된다. 최근 이를 개선하기 위해, 영상 분할을 통해 영상 내 객체들을 분리하고, 각 객체의 중요도에 따라 객체(레이어, Layer)마다 알맞게 균일한 크기 변화, 스케일링 (Scaling)을 수행한 후, 최종적으로 크기 변화된 레이어들을 다시 정합하여 결과 영상을 얻는 객체 기반 스케일링 방식이 개발됐다. 이 방식은 각 객체마다 균일한 크기 변화를 수행하기 때문에, 객체의 외형이 왜곡되는 문제가 발생하지 않는 장점이 있다. 하지만, 각 객체를 얻어내는 영상 분할 기술 자체가 완벽하지 못하여, 정확한 객체 추출이 쉽지 않다. 또한, 각 레이어의 객체가 임의의 외형을 가지고 있기 때문에, 각 레이어마다 다른 비율로 크기를 변화한 후, 포개어 정합하게 되면, 빈 공간(Hole)이 발생될 수 있어 이를 효과적으로 채우기 위한 Hole Filling 기법이 추가로 필요한 문제가 있다.

Ⅲ. 3차원 영상을 위한 내용 기반 영상 크기 변환 기법

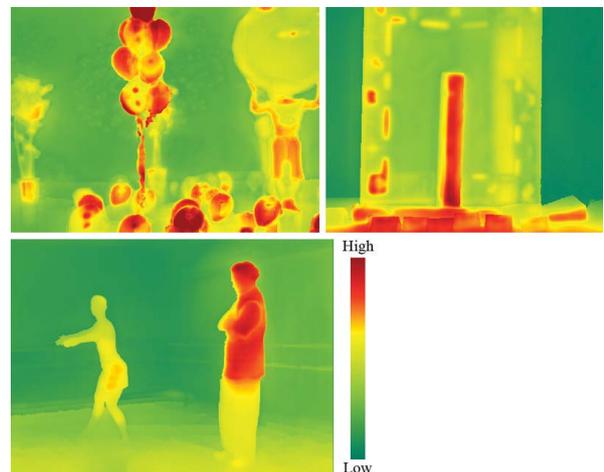
지금까지 소개된 CAIR 기법들은 기본적으로 일반 2차원 영상을 변환하는데 사용되어 왔다. 최근에는 3차원 멀티미디어 콘텐츠가 크게 주목을 받고 사용되고 있으며, 특히 3차원 콘텐츠를 보여주는 장비 뿐 아니라, 3차원 영상을 획득하는 장비 또한 점차 대중화하고 있기 때문에, 3차원 영상을 변환/편집하는 기술이 매우

필요한 시점이며 그 중에서 영상의 크기를 변환하는 기술은 기본적으로 가장 빈번히 사용되는 중요 기술이다. 따라서 이번 장에서는 이러한 요구에 따라 최근 나타나고 있는 3차원 영상을 위한 내용 기반 영상 크기 변환 기법을 소개하고자 한다.

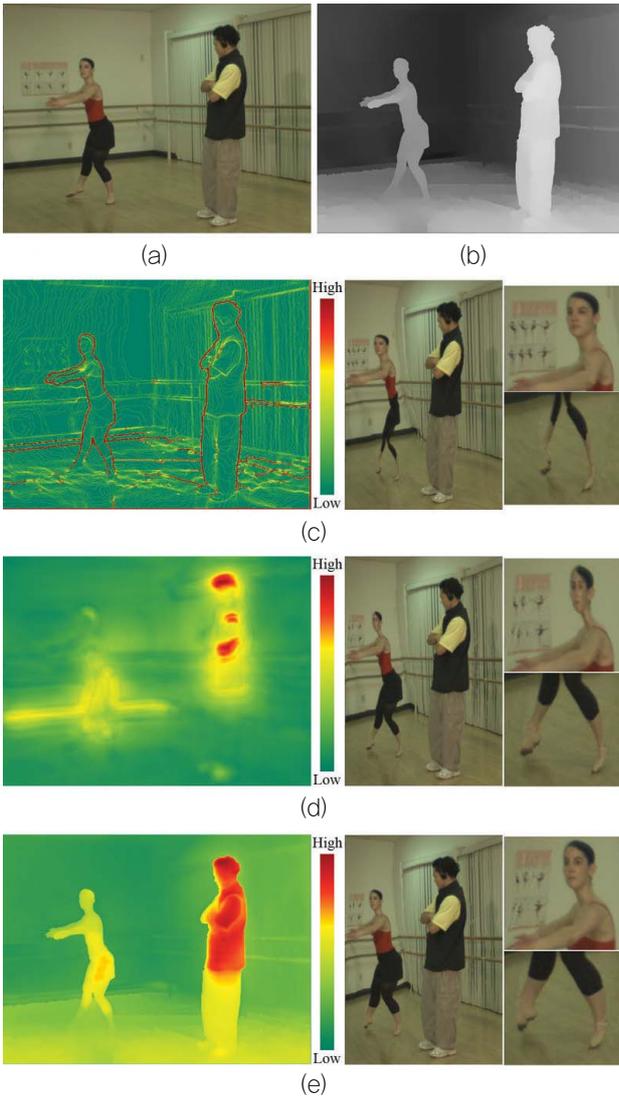
1. 3차원 특징 정보를 이용한 중요도 수치화 기술

앞서 설명한 바와 같이 CAIR 기법에는 먼저 영상의 각 픽셀에 대한 중요도를 수치화하는 과정이 필요한데, 이때 이 중요도 수치화 과정은 인간의 인식 과정을 잘 반영하여야 한다. Itti의 Visual Saliency 모델에서도 이를 위해 인간의 인식 과정을 분석하여, 밝기 및 색상, 방향성 정보(Cue)에서 두드러진 영역을 찾고 있다^[2]. 하지만, 실제 인간의 인식에는 칼라의 변화, 물체의 움직임, 거리 등 다양한 형태의 정보가 함께 이용되는데 반해, 지금까지의 연구들은 2차원 컬러 영상을 대상으로 하기 때문에, 인간의 인식에 필요한 정보들 중 2차원 영상에서 얻어지는 제한된 정보만을 이용하여, 인식 과정을 정확히 수치화하는데 한계를 갖고 있었다. 3차원 영상을 변환 또는 편집하는 환경에서는, 3차원 영상으로부터 인간의 인식 과정에 영향을 주는 “깊이 관련 정보”를 추출하여 이용할 수 있다.

<그림 7>은 <그림 5>의 원 영상에 대해 기존의 2차원 컬러 영상에서 얻어지는 정보와 함께, 3차원 영상



<그림 7> <그림 5> 영상에 대한 3차원 특징 정보 기반 중요도 맵 구성 예



〈그림 8〉 다양한 중요도 수치화 방법에 의한 중요도 맵과 Seam Carving을 이용한 크기 변환 결과 (a) 원 영상 (b) 깊이 영상 (c) 그래디언트 크기를 이용하여 구성된 중요도 맵과 변환 결과 (d) Computational Visual Saliency 모델로 구성된 중요도 맵과 변환 결과 (e) 3차원 정보 이용 Visual Saliency 모델로 구성된 중요도 맵과 변환 결과

에서 추출된 깊이 및 깊이 대조 정보를 추가로 사용하는 확장된 Visual Saliency 모델을 이용하여 얻어진 중요도 맵을 보여주고 있다^[7]. 기존의 2차원 특징 정보만을 이용한 Visual Saliency 모델로 얻어진 중요도 맵에서는 주요 객체가 중요한 것으로 표시는 되지만, 객체의 외형을 명확히 표현해 주지 못하기 때문에, 이를 이

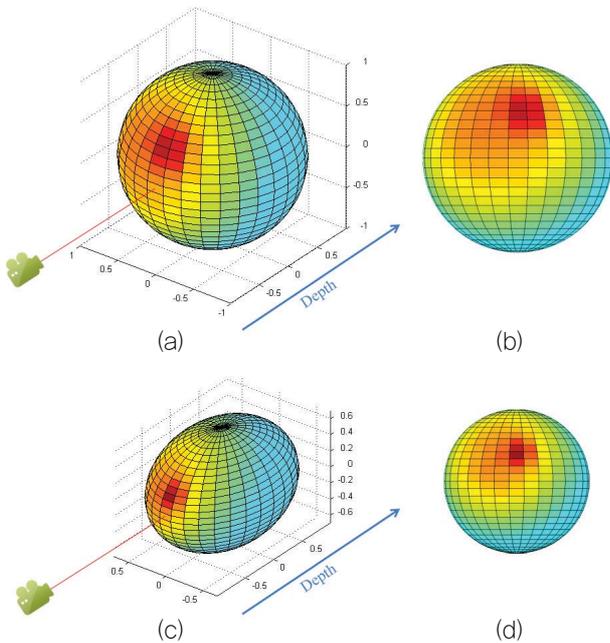
용하여 크기 변환을 하게 되면 객체들의 외형이 왜곡되기 쉽다. 이에 반해, 깊이에 관련된 정보를 추가적으로 이용하게 되면, 〈그림 7〉의 첫 중요도 맵에서의 풍선들과 사람, 왼쪽의 화분, 두 번째 중요도 맵의 게임판과 막대, 세 번째 맵의 두 사람과 같이, 중요도 맵에 장면 내 주요 객체들의 고유 외형이 유지된 결과를 얻을 수 있다.

이 같은 결과는 인간의 인식 과정을 더욱 정확히 반영하고 있기 때문에 〈그림 8〉에서와 같이, 동일한 크기 변환 기법에 사용되더라도 보다 향상된 크기 변환 결과를 얻을 수 있게 된다. Seam Carving 방식은 변화되는 크기가 커질 경우, 찾아진 Optimal Seam들이 주요 객체를 통과하는 경우가 찾아지며, 이는 〈그림 8〉에서 보이듯, 댄서의 다리나 머리 부분을 심하게 왜곡시키게 된다. 하지만 사람이 인지하는 것과 유사한 중요도 맵이 구성될 경우, 주요 객체가 잘 보존됨을 볼 수 있다.

2. 깊이 정보에 대한 변환

〈그림 9〉에서 보이듯 3차원 공간에 하나의 구가 있다고 가정할 때, x, y 좌표에 대한 평면적 크기를 변화시켜 2차원적으로 만족할만한 결과를 얻더라도, 깊이 측면에서도 그에 알맞은 변화가 없으면 구가 아닌 럭비공과 같은 모양이 되어, 객체의 3차원 형태가 왜곡되는 문제가 발생한다.

최근의 연구 결과로는 크기 변환 과정을 통해 사라지는 영역의 깊이 히스토그램을 이용하여, 깊이 정보를 재조정함으로써 〈그림 9〉와 같은 3차원 객체의 표면 형태 왜곡을 줄이는 방법이 제시됐다^[7]. 〈그림 10〉에서는 원 2차원 영상과 깊이 정보를 이용해 3차원 공간 상에 복원한 모습을 보여준다. 여기서 붉은 선으로 표시된 특정한 높이에서의 단면을 보게 되면, 〈그림 10(b)〉와 같이 뒷벽은 회색 선으로 표시되고 게임판이 약간 접힌 것을 볼 수 있다. 이 3차원 영상을 수평, 수직 방향으로만 크기 변화 후 3차원 공간에 복원 시, 〈그림 10〉의 가운데 결과와 같이 게임판이 평평하지 못하고, 휘어져 있음을 볼 수 있다. 이는 3차원 객체의

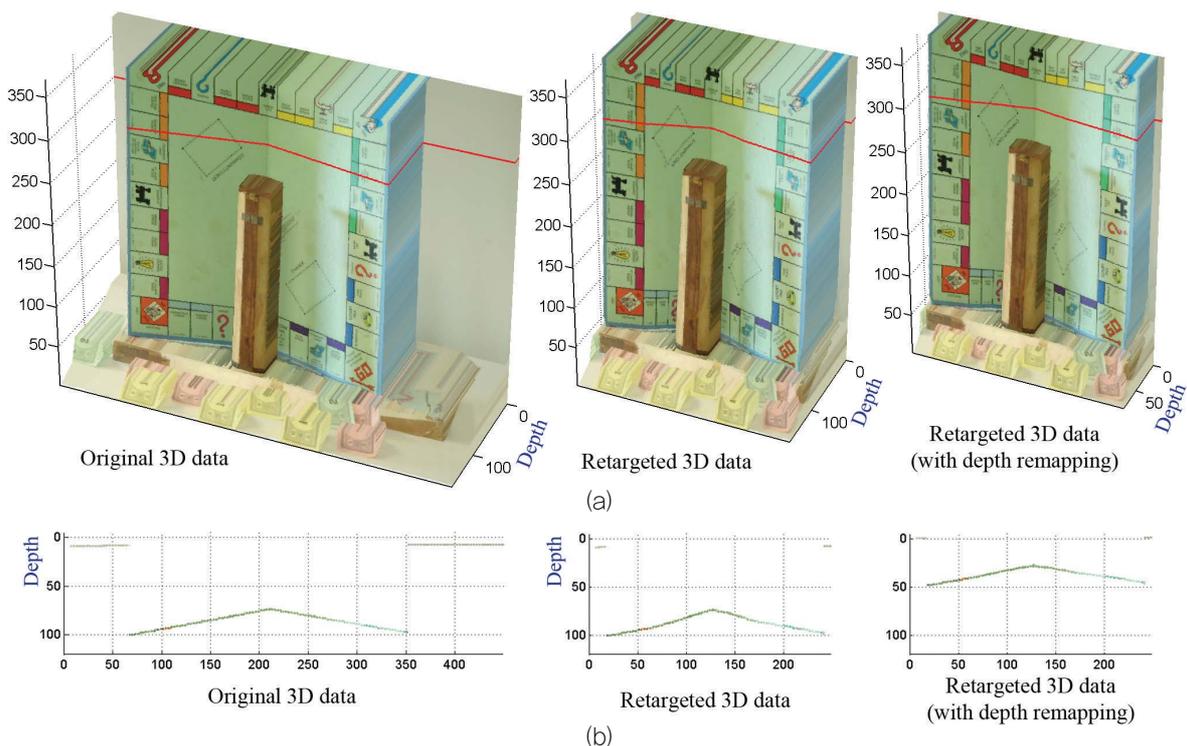


〈그림 9〉 평면적 크기 변환에 의한 3차원 객체의 표면 형태 왜곡 예 (a) 3차원 공간 상의 구 (b) 카메라에서 바라보이는 2차원 뷰 (c) 수평, 수직 방향 크기 변환 후 2차원 영상 (d) 3차원 복원 결과

형태가 왜곡되어 있음을 의미한다. 〈그림 10〉의 오른쪽 결과는 깊이 히스토그램을 이용하여 깊이 정보를 변화시킨 후 구성된 3차원 장면으로 동일한 높이의 단면을 볼 때, 게임판이 원 객체의 형상과 같이 평평하게 펼쳐져 있어 만족스러운 결과를 보여주고 있다.

3. 좌우 대응 관계를 고려한 크기 변환

3차원 영상은 크게 두 종류의 형태로 사용되고 있다. 2차원 칼라 영상과 그에 연관된 깊이 맵(영상)의 형태와 두 개의 약간의 시차를 가지고 얻어진 2차원 칼라 영상, 즉, 스테레오 영상 (Stereoscopic image)이다. 스테레오 영상에서는, 3차원 공간상의 동일한 객체에 대해 좌안과 우안에서 각각 보이는 위치의 수평적 위치차 (Disparity)를 통해 깊이를 인식하게 된다. 따라서 스테레오 영상에 대해 CAIR 방식을 적용하려면, 대응 관계 (Correspondence)에 대한 고려가 필수적이다. 두 영상에 대해 독립적으로 기존의 CAIR 방식을 각각 적



〈그림 10〉 깊이 정보 변환의 효과 (a) 3차원 원 영상과 수평 방향 크기 변환 결과 및 수평 방향 크기 변환 후 깊이 정보 변환을 수행한 결과의 3차원 재구성 모습 (b) 재구성된 3차원 공간 내 y=300 위치에서의 단면 모습

용하게 되면, 각자의 중요도 맵에 기반을 두어 낮은 중요도 영역이 제거, 축소되기 때문에, 동일한 객체를 표시하는 부분임에도 한쪽 영상에만 나타나고, 다른 쪽 영상에는 사라질 수 있다. 이는 폐색 (Occlusion) 영역과 같이 인식되어 3차원 객체를 인식할 때, 불편함과 혼란을 유발하는 문제가 있다.

최근의 연구에서는 이런 대응 관계를 고려하여 Seam Carving 이용 시, 먼저 스테레오 영상으로부터 대응 관계를 수집하고, 양쪽 영상의 중요도 맵을 함께 이용하는 방법이 고안됐다^[8]. 두 개의 중요도 맵을 함께 고려하여 Optimal Seam을 선택하고 대응 관계를 유지하며 Seam을 제거함으로써, 양쪽 영상 간의 불일치가 발생하는 것을 막게 된다.

IV. 향후 연구 방향 및 결론

CAIR 기법은 인간의 인식 과정을 모방하여 주어진 영상에 대해 인식 측면의 중요도를 수치화하여 덜 중요하다 판단되는 영역을 처리함으로써 영상의 크기를 조절한다. 따라서 기법 자체로 흥미롭기도 하지만, 빠르게 영상을 편집하기 위한 수단으로도 활용 가치가 매우 높기 때문에, 단기간에 많은 연구가 수행되어 다양한 결과를 이끌어 냈다.

하지만 아직 3차원 영상에 대한 연구가 많이 진행되지 않은 상황으로, 3차원 영상에 대해서도 마찬가지로 고급 편집 툴로써 효과적으로 사용될 수 있기 때문에 많은 연구를 필요로 한다. 특히 3차원 영상은 사용자에게 의해 3차원 공간에 구성되는 3차원 객체로서 인식되기 때문에 입체감 있는 객체의 3차원적 형태를 효과적으로 유지하기 위한 방법에 대한 연구가 더욱 진행되어야 할 것으로 보인다.

참 고 문 헌

- [1] S. Avidan and A. Shamir, "Seam carving for content-aware image resizing," *ACM Trans. on Graphics*, Vol. 26, no. 3, pp. 10:1-9, Jul. 2007.
- [2] L. Itti, C. Koch, and E. Niebur, "A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis," *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol. 20, no. 11, pp. 1254-1259, Nov. 1998.
- [3] Y.-S. Wang, C.-L. Tai, O. Sorkine, and T.-Y. Lee, "Optimized scale-and-stretch for image resizing," *ACM Trans. on Graphics*, Vol. 27, no. 5, pp. 118:1-8, Dec. 2008.
- [4] D.-S. Hwang and S.-Y. Chien, "Content-aware image retargeting using perceptual seam carving with human attention model," *IEEE Intl. Conf. on Multimedia & Expo*, pp. 1029-1032, 2008.
- [5] Y. Guo, F. Liu, J. Shi, Z.-H. Zhou, and M. Gleicher, "Image retargeting using mesh parametrization," *IEEE Trans. on Multimedia*, Vol. 11, no. 5, pp. 856-867, Aug. 2009.
- [6] A. Mansfield, P. Gehler, L. V. Gool, and C. Rother, "Scene carving: Scene consistent image retargeting," *European Conf. on Computer Vision*, Sep. 2010.
- [7] K.-S. Choi, "Content-aware three-dimensional image retargeting for mobile devices," *Optical Engineering*, Vol. 51, no. 6, pp. 067014:1-10, Jun. 2012.
- [8] T. Basha, Y. Moses, and S. Avidan, "Geometrically consistent stereo seam carving," *IEEE Intl. Conf. on Computer Vision*, pp. 1816-1823, 2011.



최강선

1997년 2월 고려대학교 전자공학과(공학사)
 1999년 2월 고려대학교 전자공학과(공학석사)
 2003년 2월 고려대학교 전자공학과(공학박사)
 2003년 11월~2005년 5월
 University of Southern California 박사후 연구원.
 2005년 6월~2008년 8월 삼성전자(주) 무선사업부
 책임연구원
 2008년 11월~2011년 2월 고려대학교 전자공학부
 연구교수
 2011년 3월~현재 한국기술교육대학교 전기전자통신
 공학부 조교수

〈관심분야〉
 영상처리 및 3차원 신호처리