

자연스러운 영상합성을 위한 가우시안 알파 블렌딩 방법

백으뜸, 호요성
광주과학기술원 정보통신공학부
e-mail : {eutteum, hoyo}@gist.ac.kr

Gaussian Alpha Blending for Natural Image Synthesis

Eu-Tteum Baek, Yo-Sung Ho
School of Information and Communications
Gwangju Institute of Science and Technology (GIST)

요약

본 논문은 가우시안 분포와 알파 블렌딩 방법을 사용하여 영상을 합성하는 방법을 제안한다. 최근 영상합성은 방송 시스템, 게임, 미술, 그리고 영화 특수 효과와 같은 다양한 분야에서 쓰이고 있어 중요하게 다루어진다. 이전까지의 영상합성은 색상의 변화나 복잡도에 대해 고려하지 않았기 때문에 좋은 합성 결과를 기대하기 어려웠다. 하지만 본 논문은 배경의 색상과 전경의 변화도를 고려하였다. 우선 배경 영상의 흑백 스케일 히스토그램을 얻고 이를 기반으로 알파 값을 구한다. 그리고 배경의 합성 목표 영역에 가우시안 알파 블렌딩 방법을 수행하여 합성 결과를 얻는다. 실험을 통하여 제안한 방법의 결과가 기존 방법보다 더욱 자연스러운 합성 결과를 얻을 수 있음을 확인할 수 있었다.

1. 서론

분야에서 영상합성은 광범위하게 사용되고 있으며, 영상합성 기술과 영상합성 저작도구도 꾸준히 개발되고 있다. 특히, 객체와 배경을 자연스럽게 합성하는 저작도구가 이미 개발되어 사용되고 있는데, 이때 주된 관심사는 편집 과정에서 사용자의 개입을 감소시키기 위해 자동적으로 영상을 처리하는 기술과 더 자연스러운 편집 기법이다.

영상합성은 크게 전역적(global) 혹은 지역적(local)인 합성방법으로 나눌 수 있고, 여러 가지 다양한 요인을 고려하여 영상을 합성한다. 예를 들어 색상(intensity), 대조(contrast), 텍스처(texture), 잡음(noise), 그리고 변화도(gradient)와 같은 부분에 대해 고려한다. 어떤 요인에 대해 고려하여 합성하느냐에 따라 다양한 합성 결과가 나온다.

Patrick Pérez가 제안한 포아송 이미지 편집(Poisson image editing)은 영상 보정 알고리즘이다 [1],[2]. 배경 영상(background image)과 전경 영상(foreground image)이 주어졌을 때, 배경 영상의 관심 영역(region of interest: ROI)으로 전경 영상을 자연스럽게 합성하는 기법이다. 포아송 이미지 편집은 이차 편미분 방정식인 포아송 방정식을 사용한다. 수학적으로도 포아송 방정식은 영상에 적용하기 쉽다. 하지만 포아송 이미지 편집이 영상을 자연스럽게 합성하는 보간법이지만, 몇 가지 약점이 존재한다. 만약 합성하려는 배경 영상의 색상이 복잡하거나 배경과 전경의 색상 차이가 크면 좋은 합성 결과를 얻을 수 없다.

Daniel Cohen-Or가 제안한 색상 조화를 위한 보간법은 전역적인 색상 조화를 기본으로 하는 알고리즘이다. 전경의 색상을 고려하여 객체의 색상을 바꾸어 전경과 배경의 색상을 조화시킨다. 하지만 본래의 색상을 크게 잃어버리는 단점이 있다 [3].

Rother가 제안한 그래프 컷(Graphcut)은 그래프 컷(graph cut) 알고리즘을 이용한 이진 세그멘테이션 방법이다 [4]. 이 방법은 사용자가 객체를 포함하는 영역을 설정하면, 선택된 영역의 외부를 배경으로 설정하고, 내부 영역과 외부 영역에서 GMM(Gaussian mixture model)을 추정 후 반복적인 그래프 컷 알고리즘을 적용한다. 그래프 컷은 영상합성을 위한 방법은 아니지만, 영상합성 과정의 전처리 방법으로 사용할 수 있다.

본 논문은 가우시안 분포와 알파 블렌딩 방법을 사용한 새로운 영상합성 방법을 제안한다. 일반적으로 영상을 합성할 때 특정 부분에서의 지역적 변화가 전역적 변화보다 많은 영향을 주기 때문에, 본 논문은 지역적 변화에 대한 합성 방법을 사용한다. 영상합성의 결과를 향상하기 위해 이진 세그멘테이션 방법으로 객체를 배경에서 분리하고, 가우시안 콘볼루션을 사용하여 합성할 영상의 자세한 정보를 제거하였다. 마지막으로 예측된 알파 값을 사용하여 영상을 자연스럽게 합성하였다.

2. 관련 연구

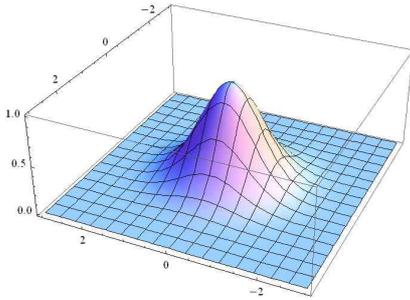
2.1 가우시안 분포

가우시안 분포 또는 정규 분포는 자연과학과 공학의 통계적 방법에서 가장 많이 이용되는 대표적 확률분포로써 자연현상을 매우 잘 표현하는 이상적인 수학적 확률분포이다. 1차원 가우시안 함수는 다음 식 (1)과 같이 나타낸다.

$$f(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

$$f(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp \frac{-x^2-y^2}{2\sigma^2} \quad (2)$$

(1)에서 σ 는 표준편차, 그리고 μ 는 평균을 나타낸다. 식 (1)의 1차원 가우시안 분포의 곱으로 식 (2)의 2차원 가우시안 함수를 구할 수 있다.



(그림 1) 2차원 가우시안 분포

가우시안 분포는 무한한 영역의 크기 분포를 가지는데, 모든 좌표의 값이 0의 값을 가지지 않는다. 실제 알고리즘을 수행할 때는 알고리즘의 효율성을 위해 세배의 표준 편차 값 이상이 되면 확률 값을 0으로 하여 커널을 만든다.

$$\begin{aligned} f(x,y) &= \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp \frac{-x^2-y^2}{2\sigma^2} \\ &= \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp \frac{-x^2}{2\sigma^2} \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp \frac{-y^2}{2\sigma^2} \\ &= f(x)f(y) \end{aligned} \quad (3)$$

실수로 구성된 분포가 아닌 정수로 구성된 콘볼루션 커널을 사용할지라도 실제 알고리즘을 수행할 때 높은 복잡도(complexity)가 예상된다. 그러므로 식 (3)과 같이 2차원 가우시안 함수를 1차원 가우시안 함수로 나누어 계산하여 복잡도를 낮춘다.

2.2 알파 블렌딩

알파 블렌딩(alpha blending)은 투명도를 조절한 객체를 배경과 합쳐 객체와 배경이 합성된 부분에 새로운 색상이 나타나는 방법으로 객체와 배경을 자연스럽게 합성하게 한다. 하지만 적당한 알파 값을 사용하지 않으면 전체적인 색상이 부자연스럽게 된다.

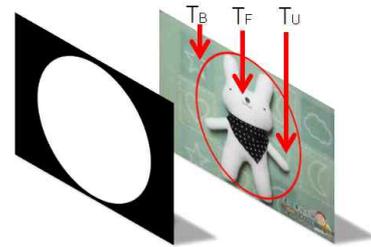
$$image_{blend} = \alpha * image_{fore} + (1 - \alpha) * image_{back} \quad (4)$$

식 (4)는 알파 블렌딩 방법을 표현하는 식으로 α 는 영상에서 객체의 투명도를 나타낸다.

2.3 그래프컷

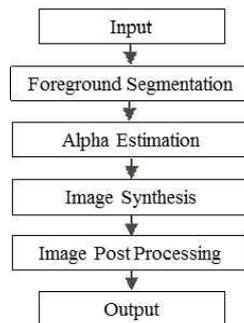
그래프컷 알고리즘은 사용자가 객체를 포함하는 영역을 지정하면

객체가 배경에서 분리되는 방법이다. 사용자가 직접 구분한 트라이 맵(trimap)을 얻고 영상의 객체와 배경영역의 가우시안 분포를 나타내기 위해 GMM(Gaussian mixture model)을 구성한다. 그림 2는 그래프컷과 트라이 맵을 보여 주는데, 물체와 배경의 GMM은 트라이 맵 영역의 배경영역인 T_B , 객체와 배경이 불분명한 영역인 T_U , 객체 영역인 T_F 로부터 각각의 가우시안 요소(Gaussian components)로 구성된다. GMM을 갱신한 후 MRF기반의 에너지 함수를 사용하여 그래프를 구성한다. 그래프 컷을 활용하여 에너지 함수를 최적화하는 그래프 가중치를 구하게 되는데 가중치에 따라 분류되지 않은 화소들에 대해서 양방향 상태 전이를 수행한다. 위의 과정을 반복적으로 수행하여 트라이 맵의 T_F 부분을 원하는 객체 부분과 유사한 모양으로 만들어서 객체와 배경으로 분류한다.



(그림 2) Grabcut 과 trimap

3. 가우시안 알파 블렌딩



(그림 3) 알고리즘 흐름도

그림 3은 제안한 알고리즘 흐름도를 보여준다. 먼저 이진 세그멘테이션 방법을 사용하여 합성할 객체를 구한다. 합성할 영역에 대해 흑백 스케일의 히스토그램을 구하고, 평균과 편차를 구한다. 그리고 알파값을 예측하기 위해 평균값과 값의 범위를 이용하여 최대 편차를 구한다. 예측한 알파 정보를 사용하여 가우시안 알파 블렌딩 방법을 수행하고, 자연스러운 합성을 위해 경계 부근을 개선한다.

3.1 최대 편차

표준 편차를 가질 수 있는 범위와 평균값으로부터 최대 편차를 얻기 위해 최대 자승 값을 얻어야 한다. 최소 P_a 부터 최대 P_b 의 범위와 평균값을 알고 있으면 최대 편차를 쉽게 구할 수 있다. 최

편차의 값은 어디에서 평균과 가장 큰 차이를 나타내는지를 구하면 알 수 있다. 평균을 m 이라고 하면 P_a 에서부터 평균 m 까지의 차이를 $Q_a = m - P_a$, 그리고 P_b 에서부터 평균 m 까지의 차이를 $Q_b = P_b - m$ 로 정한다. 이 차이로부터 얻어진 Q_a 와 Q_b 의 관계로 평균을 도출할 수 있다.

$$m = \frac{Q_a P_a + Q_b P_b}{Q_a + Q_b} \quad (5)$$

식 (5)에서 Q_a 와 Q_b 는 P_a 와 P_b 의 거리의 정도를 나타낸다. 위에서 얻어진 값을 사용하여 최대 표준 편차를 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \sigma_{\max}^2 &= \frac{Q_a(m - P_a)^2 + Q_b(m - P_b)^2}{Q_a + Q_b} \\ &= \frac{Q_a P_a^2 + Q_b P_b^2}{Q_a + Q_b} - m^2 \end{aligned} \quad (6)$$

식 (7)은 식 (5)로부터 직접 유도한다.

$$Q_a P_a = m(Q_a + Q_b) - Q_b P_b \quad (7)$$

식 (8)은 식 (7)과 같이 식 (5)에서 직접 유도한다.

$$Q_b P_b = m(Q_a + Q_b) - Q_a P_a \quad (8)$$

식을 간단하게 정리하기 위해, 식 (7)과 식 (8)을 식 (6)에 대입한다.

$$\sigma_{\max}^2 = (m - P_a)(P_b - m) \quad (9)$$

식 (9)는 최대 표준 편차를 나타낸다. 일반적으로 영상은 8bit의 색상 범위를 가짐으로 P_a 와 P_b 는 각각 0과 255의 값을 갖는다.

3.2 알파값 예측

알파값을 예측하기 위해, 흑백 스케일의 히스토그램을 만들고 목표 영역의 평균과 편차를 얻는다. 전경의 가중치 W_{fore} 와 배경의 최대 표준 편차와 합성될 영역의 표준 편차의 비로 알파 값을 예측한다.

$$\alpha = \frac{\sigma_{image}}{\sigma_{\max}}(1 - W_{fore}) + W_{fore} \quad (10)$$

식 (10)에서 α 는 알파 값이고, σ_{image} 는 선택된 배경 영역의 표준 편차 그리고 σ_{\max} 는 식 (9)로 얻어진 최대 표준 편차 값을 의미한다. 본 논문에서 전경의 가중치 W_{fore} 는 0.5의 값을 사용했다.

3.3 가우시안 알파 블렌딩

영상을 합성할 목표 배경 영역에 가우시안 콘볼루션을 수행하여, 배경 영상의 디테일을 제거한다.

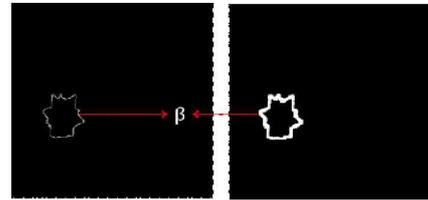
$$g(u, v) = \frac{1}{\sum f(u, v)} \sum_{i=-R}^R \sum_{j=-R}^R I_{back}(u - i, v - j) f(u, v) \quad (11)$$

식 (11)은 목표 영역에 대해 가우시안 콘볼루션을 수행하는 식으로, $\sum f(u, v)$ 는 각 영역에서의 가우시안 확률의 합으로 정규화를 위해 사용되고, $I_{back}(u, v)$ 는 배경 영상, 그리고 $f(u, v)$ 는 가우시안 함수이다. 가우시안 콘볼루션을 수행하는 필터의 크기는 R 을 조절하여 정할 수 있다. 디테일이 제거된 목표 배경 영역과 예측된 알파 값을 사용하여 가우시안 알파 블렌딩 방법을 할 수 있고, 가우시안 알파 블렌딩 식은 다음과 같다.

$$s(u, v) = g(u, v)\alpha + I_{fore}(u, v)(1 - \alpha) \quad (12)$$

식 (12)에서 $s(u, v)$ 는 가우시안 알파 블렌딩 방법으로 얻어진 결과이고, 식 (11)에서 구해진 $g(u, v)$ 와 식 (10)에서 얻어진 α 값으로 식을 만든다.

3.4 경계선 영역 블러링



(그림 4) 경계선 영역 블러링을 위한 팽창화

가우시안 알파 블렌딩 방법을 사용한 영상에 계단화 현상이 생기게 된다. 이런 문제를 해결하기 위해 경계선 영역에 블러링을 적용한다. 경계선 영역은 추출된 객체의 윤곽선 영역을 의미한다. 캐니에지 검출 방법으로 경계선 영역을 검출하고, 경계선 영역에 모폴로지(Morphology) 영상처리 기법인 팽창(Dilatation)을 적용한다 [5]. 얻어진 영역의 좌표에 평균값 필터(Mean filter)를 적용한다. 이로써, 배경과 전경의 색상 톤이 어우러지게 되고, 계단화 현상을 제거된다. 그림 4는 경계선 부분 β 를 팽창을 시킨 영상이다. 이후 이미 합성된 영상에 β 에 속한 모든 픽셀 p 에 평균값 필터를 수행한다.

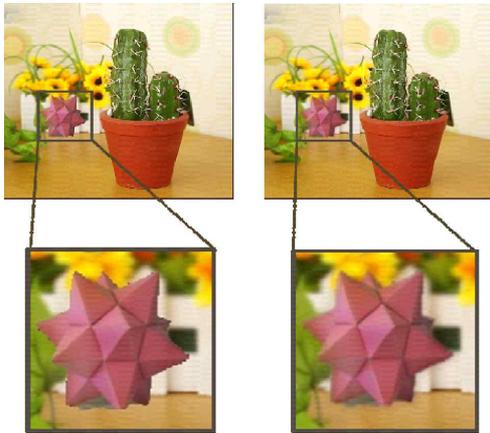
4. 실험 결과

그림 5는 포아송 영상 편집과 알파 블렌딩 방법 그리고 제안한 알고리즘의 결과를 보여준다. 만약 배경 영상에 합성 목표 영역의 색상이 다양하게 분포하고 변화도가 크다면 좋은 합성 결과를 얻기 어렵다. 때문에, 그림 5(b)의 알파 블렌딩 방법의 결과를 보면 배경의 잔상이 많이 남아 있는 것을 확인할 수 있다. 그림 5(c)의 포아송 영상 편집의 결과는 전경의 값을 많이 잃어버리는 것을 알 수 있다. 하지만 그림 5(d)의 제안한 알고리즘의 결과는 객체의 모양과 색상을 보존하면서 자연스럽게 합성하는 것을 볼 수 있다. 그림 5의 제안한 알고리즘의 결과에서 알파 값은 0.85로 예측되었고 평균은 99 그리고 최대 표준 편차는 124.27, 그리고 목표 영역에서의 표준 편차는 87.05의 값을 가졌다.



(a) (b) (c) (d)
 (그림 5) 영상합성 결과. (a) 추출된 객체. (b) 알파 블렌딩 결과. (c) 포아송 영상 편집 결과 (d) 제안한 알고리즘 결과

6은 객체의 부근에서 계단화 현상과 합성의 부자연스러움을 확인할 수 있다. 이를 보완하기 위하여 그림 6과 같이 객체 주변 영역에 블러링을 하여 자연스러운 합성 영상을 얻었다. 그림 7은 가우시안 알파 블렌딩 방법의 결과를 보여준데, 전경 영상이 배경 영상에 자연스럽게 합성되는 것을 볼 수 있다.



(a) (b)
 (그림 6) 객체 주변 영역 블러링



(a) 전경 영상 (b) 배경 영상



(c) 가우시안 알파 블렌딩
 (그림 7) 가우시안 알파 블렌딩 결과

4. 결론

본 논문은 배경 영상의 변화도와 색상 가중치 값을 이용한 새로운 영상합성 방법을 제안한다. 알파 블렌딩 방법을 사용할 때, 적당한 알파 값을 사용하지 않으면 전체적인 색상이 부자연스러워진다. 때문에, 본 논문에서는 배경 영상의 편차와 최대 편차를 구하여 알파 값을 예측하여 가우시안 알파 블렌딩 방법을 수행한다. 실험을 통해, 제안한 알고리즘이 이전 방법에 비해 전경 객체의 모양과 색상을 함께 보존하면서 자연스럽게 합성되는 것을 확인했다. 결론적으로, 제안한 방법이 자연스러운 합성 결과를 만드는 것을 알 수 있고, 다양한 분야에서 사용될 수 있다.

감사의 글

본 연구는 미래창조과학부 ‘범부처 Giga KOREA 사업’의 일환으로 수행하였음. [GK13C0100, 기가 급 대용량 양방향 실감 콘텐츠 기술 개발]

참고 문헌

- [1] P. Pérez, M. Gangnet, and A. Blake, "Poisson image editing," Proc. ACM SIGGRAPH, pp. 313 - 318, 2003..
- [2] X. Li, "The study on digital Image composition by water-wave image," M.S Dissertation, Sungsil University, Korea, 2008.
- [3] D. Cohen-Or, O. Sorkine, T. L. R. Gal, and Y.-Q. Xu. "Color harmonization," ACM Trans. on Graphics, vol. 25, no. 3, pp. 624 - 630, 2006.
- [4] J. Jia, J. Sun, C. Tang, and H. Shum, "Drag-and-drop pasting," ACM Trans. on Graphics, vol. 25, no. 3, pp. 631-637, 2006.
- [5] J. Canny, "A Computational approach to edge detection," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 8, no. 6, pp. 679-698, 1896.