
디지털 영상 객체의 불투명도 추정을 위한 SOM Matting

박현준* · 차의영*

SOM Matting for Alpha Estimation of Object in a Digital Image

Hyun-jun Park* · Eui-young Cha*

이 논문은 부산대학교 자유과제 학술연구비(2년)에 의하여 연구되었음

요 약

본 논문은 인공지능망을 이용한 새로운 매팅 기법을 제안한다. 매팅이란 영상에서 객체의 불투명도를 추정하는 기술이다. 매팅 기법을 이용하면 객체를 자연스럽게 추출할 수 있다. 먼저 **trimap**을 이용하여 영상을 배경 영역, 전경 영역, 미지 영역으로 구분한다. 배경 영역과 전경 영역의 정보를 이용하여 미지 영역 화소의 불투명도를 추정한다. 제안하는 알고리즘은 배경 영역과 전경 영역의 정보를 **SOM**을 이용하여 학습하고 그 결과를 이용하여 미지 영역의 각 화소의 불투명도를 추정한다. 본 논문에서는 배경 영역과 전경 영역의 정보를 학습하는 방법에 따라서 전역적 **SOM matting**과 지역적 **SOM matting**으로 구별한다. 제안하는 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 영상에 적용해보았다. 이를 통해 제안하는 알고리즘이 객체를 영상에서 분리 가능함을 확인 할 수 있다.

ABSTRACT

This paper presents new matting techniques. The matting is an alpha estimation technique of object in an image. We can extract the object in an image naturally using the matting technique. The proposed algorithms begin by segmenting an image into three regions : definitely foreground, definitely background, and unknown. Then we estimate foreground, background, and alpha for all pixels in the unknown region. The proposed algorithms learn the definitely foreground and definitely background using self-organizing map(SOM), and estimate an alpha value of each pixel in the unknown region using SOM learning result. SOM matting is distinguished between global SOM matting and local SOM matting by learning method. Experiment results show the proposed algorithms can extract the object in an image.

키워드

SOM matting, Alpha estimation, Neural network

I. 서론

영상 처리 기술 중 합성 또는 특정 객체의 분리란 여러 분야에서 사용 가능한 기술이다. 쉽고 정교하게 객체를 분리 해 낼 수 있는 방법으로 디지털 매팅(digital matting) 기법이 존재한다. 이는 물체와 배경의 불투명도(α) 추정을 통해 특정 물체를 분리 하는 기법이다. 기존의 매팅 방법들은 확률 및 통계에 의존하여 불투명도를 추정하는 방법을 사용한다.

하지만 본 논문에서는 새로운 접근 방식인 신경회로망 학습 알고리즘을 이용한 SOM 매팅 기법을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 자기 조직화 지도(Self-Organizing Map, SOM) 학습 알고리즘을 이용하여 디지털 영상 객체의 불투명도를 추정한다.

또한 본 논문에서 제안하는 알고리즘은 전처리과정으로 automatic unsharp mask 기법을 사용한다. 이를 통해 특정 객체와 배경의 경계 영역의 대비를 높여주는 효과를 얻을 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 SOM과 샤프닝(sharpening) 기법에 대해서 설명하고, 특정 객체를 분리하기 위한 기존의 매팅 알고리즘들을 살펴본다. 3장에서는 본 논문에서 제안하는 SOM을 이용한 매팅 기법에 대해서 설명한다. 4장에서는 실험을 통해 제안하는 알고리즘의 성능을 평가하고 마지막으로 5장에서는 결론 및 향후 연구 방향을 제시한다.

II. 관련연구

1. SOM(Self-Organizing Map) 학습 알고리즘

비지도 학습(unsupervised learning)을 하는 신경회로망 모델로서 Self-Organizing이란 주어진 입력패턴에 대하여 정확한 해답을 미리 주지 않고 자기 스스로 학습할 수 있는 능력을 가졌다는 뜻이다.

SOM은 입력 층(input layer)과 경쟁 층(competitive layer)의 이 층(2 layer) 구조로 구성이 되며, 입력 층에서 경쟁 층 방향으로 완전 연결(fully connected)되어 있다. 입력 층에 n 개의 뉴런과 경쟁 층에는 $m \times m$ 개의 뉴런이 존재한다.

경쟁 층의 각 뉴런들은 학습할 수 있는 특권을 부여 받기 위해 경쟁을 하고 승자 뉴런과 승자 뉴런과 일정 거

리 안의 뉴런들만이 학습이 허용되어 입력 층과의 연결 강도가 조정된다. 이런 과정이 반복되며 연결강도가 조정되고 결과적으로 학습이 이루어진다.

SOM은 구조상 수행이 상당히 빠른 모델이며 입력 데이터의 통계적 분포가 시간에 따라 변해도 자동적으로 이러한 변화에 적응이 가능하며 자기 조직화를 통한 정확한 통계적 모델이다[7].

본 논문에서 SOM을 이용하여 영상의 색깔을 학습하고 학습된 결과를 이용하여 매팅을 수행한다.

2. Automatic Unsharp Mask

Unsharp mask는 가장 많이 쓰이는 샤프닝 기법 중 하나로, unsharp mask를 생성하고, 그 마스크를 이용하여 영상을 개선하는 방법이다[1].

기존의 unsharp mask를 개선하여 3가지 인자(Amount, Radius, Threshold)를 자동으로 설정해 주고, 영상을 그룹화하여 unsharp mask를 차등 적용하는 알고리즘이다[2]. Unsharp mask를 차등 적용함으로써 기존의 방법보다 덜 강조됨으로 노이즈를 적게 발생시키고 더욱 자연스러운 영상을 얻을 수 있다.

본 논문에서는 원영상에 automatic unsharp mask를 적용하여 특정 객체와 배경의 차이가 커짐으로써 SOM 학습에 더욱 좋은 결과를 얻을 수 있도록 하는 효과를 가진다.

3. 기존의 매팅 방법

일반적인 영상 합성은 아래의 합성식(compositing equation)에 의해 요약된다.

$$C = \alpha F + (1 - \alpha)B \tag{2.1}$$

C: 합성된 화소 (Pixel's composite)

F: 전경 화소 (Foreground)

B: 배경 화소 (Background)

α : 불투명도(opacity)

매팅은 영상에서 불투명도를 추정하여 특정 객체를 분리 해내는 과정으로, 합성의 역과정이다. 합성식을 α 에 대해서 다시 정리하면 식 (2.2)와 같고 불투명도 추정식으로 사용할 수 있다.

$$\alpha = \frac{B - C}{B - F} \tag{2.2}$$

불투명도는 배경과 전경의 선택에 따라 결과가 달라짐을 알 수 있다. 그러므로 매팅의 성능은 어떤 배경과 전경을 사용할지, 어떤 불투명도 추정식을 사용할지에 따라 성능이 결정된다.

3.1. Blue Screen 매팅 기법

Blue screen 매팅은 고정 색상 배경을 이용하여 객체를 분리하는 방법이다[3]. 이는 객체가 배경과 같은 색을 가지고 있지 않다면 가장 확실하고 빠르게 객체를 분리해 낼 수 있는 방법 중 하나이다. 그러나 불투명도를 이용하지 않으므로 합성 후의 결과 영상이 객체와 배경의 경계 영역에서 부자연스럽다는 것과 특수한 환경에서 얻어진 영상만을 대상으로 한다는 단점이 있다.

3.2. Knockout 기법

Knockout 기법은 일반적인 영상에서도 매팅이 가능한 알고리즘이다[4]. 이 기법은 불투명도를 추정하기 위하여 먼저 사용자로부터 trimap을 입력받는다.

Knockout 기법의 불투명도 추정식은 다음과 같다.

$$\alpha = \frac{f(C) - f(B)}{f(F) - f(B)} \quad (2.3)$$

$f(\cdot)$ 는 RGB 3차원 색공간 중 하나의 값을 뺀 RG, GB, RB 중 하나의 2차원 공간으로 프로젝션 해주는 함수이다. 즉 2차원 공간에서 전경 F, 배경 B, 현재 화소 C의 거리를 이용하여 불투명도를 계산한다.

Knock out 기법은 일반영상에서 빠르게 불투명도를 추정할 수 있지만, 정확도가 떨어지고 노이즈가 많이 발생하는 단점을 확인할 수 있다.

3.3. Ruzon and Tomasi의 기법

Ruzon and Tomasi는 “Alpha estimation in natural images”라는 논문을 통해 확률적인 관점으로 매팅 기법을 제안하였다[5].

Ruzon and Tomasi는 먼저 불투명도 추정을 위해 미지 영역을 다시 하위 영역으로 분할한다. 하위 영역들은 배경과 전경 영역을 어느 정도 포함할 수 있도록 사각 영역을 생성하고, 사각 영역 내의 배경과 전경의 분포를 활용하여 불투명도를 추정한다. 따라서 하위 영역이 겹치는 부분이 많아 속도가 느리다.

3.4. Bayesian 매팅

Bayesian 매팅은 현재 좋은 결과를 보여주는 매팅 기법 중 하나로, 확률적인 관점으로 접근한다[6].

Bayesian 매팅 역시 trimap을 사용하며, Ruzon and Tomasi의 방법과 비슷하게 미지 영역의 배경과 전경을 이용하여 생성된 확률 분포를 이용한다.

Bayesian 매팅은 추정식으로 식 (2.4)를 사용한다.

$$\alpha = \frac{(C - B) \cdot (F - B)}{\|F - B\|^2} \quad (2.4)$$

Bayesian 매팅은 자연스러운 결과를 보여주나 느린 수행속도를 보인다. 본 논문에서는 Bayesian 매팅에서 제안하고 있는 불투명도 추정식을 사용하였다.

III. 제안한 SOM 매팅 알고리즘

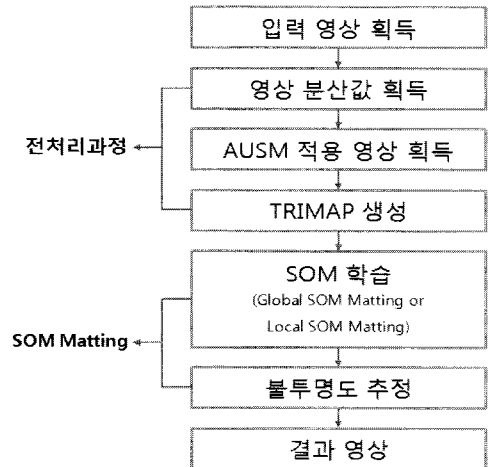


그림 1. SOM 매팅 시스템 전체 흐름도
Fig. 1 Flow chart of a SOM matting system

1. SOM 매팅을 위한 전처리과정

1.1. 영상의 분산 계산

영상에서 변화가 심한 곳의 분산 값이 크게 나타나는 것은 당연하다. 즉 각 개체를 구분하는 경계선, 영상에서 세부적인 묘사가 많은 부분에서 분산 값이 크게 나온다는 것을 확인할 수 있다.

SOM 학습에 영상의 RGB값에 분산을 추가하여 같이

학습하는 것은 각 픽셀의 배경과 전경을 선택할 때 경계 영역과 세부적인 묘사가 많은 부분의 픽셀에 좀 더 가중치를 주는 효과를 얻을 수 있다.

1.2. Automatic Unsharp Mask 적용

Automatic unsharp mask을 적용한 영상은 객체와 배경 영상과의 색깔 차이를 더 많이 나게 만들어 SOM이 영상의 RGB 값을 이용하여 학습할 때 배경색과 전경색의 대비를 크게 해 줌으로써 좀 더 효과적인 학습을 할 수 있도록 도와주는 역할을 한다.

1.3. Trimap 생성

Trimap은 영상을 명확한 전경(definitely foreground), 명확한 배경(definitely background), 미지(unknown) 영역으로 구분하는 역할을 한다. 미지 영역이란 전경과 배경이 함께 존재하는 영역으로 불투명도 추정을 통해서 배경을 제거해야 하는 영역이다[4].

2. SOM 매팅 알고리즘

본 논문에서 명확한 배경과 명확한 전경의 R, G, B와 각 픽셀의 3x3 분산을 이용하여 SOM 학습을 하였다. 이때 SOM의 학습 데이터를 수집하는 방법에 따라서 전역적(global) SOM 매팅과 지역적(local) SOM 매팅으로 구분하였다. 전역적 SOM 매팅은 이미지 전체를 대상으로 데이터를 수집, 학습을 수행하고, 하나의 학습 결과를 이용하여 전체 미지 영역 각 픽셀의 불투명도를 추정한다. 지역적 SOM 매팅은 미지 영역을 일정 크기의 사각영역으로 분할하고 각 사각 영역을 대상으로 데이터를 수집, 학습, 불투명도를 추정한다.

표 1. SOM 매팅의 의사 코드
table 1. Pseudo code of SOM Matting

```

SOM Matting
{
  if(Global_SOM_Matting)
  {
    영상 전체를 대상으로 학습 데이터 수집
    SOM 학습
    미지 영역의 각 픽셀의 불투명도 추정
  }
  else // Local_SOM_Matting
  {
    미지 영역을 사각 영역으로 분할
    while(모든 사각 영역에 대해)
    {
  
```

사각 영역 내의 픽셀을 대상으로
학습 데이터 수집
SOM 학습
사각 영역 내의 미지 영역의 각
픽셀의 불투명도 추정

2.1. 전역적 SOM 매팅

영상 전체에서 trimap을 이용하여 명확한 배경과 명확한 전경의 데이터를 수집하고, 그들의 R, G, B값과 분산을 이용하여 학습을 한다. SOM은 25x25의 노드를 가지며, 초기 학습율은 0.8로 설정하였다[7].

하나의 학습된 결과를 이용하여 영상 전체의 미지 영역의 각 픽셀에 불투명도를 추정한다. 불투명도를 추정하기 위해서 배경과 전경을 결정해야하고, 이를 위해 SOM 학습 결과를 이용한다. 학습된 SOM 모델에 배경과 전경의 대푯값, 분산을 입력 패턴으로 주면 학습된 결과에서 가장 유사한 패턴을 알 수 있다. 이를 이용하여 배경과 전경을 결정 할 수 있다.

이 때 배경과 전경의 대푯값은 불투명도 추정 대상 화소 주변의 배경과 전경의 평균값을 이용한다. 구해진 배경과 전경 값을 이용하면 불투명도를 얻을 수 있다.

2.2. 지역적 SOM 매팅

전체적인 흐름은 전역적 SOM 매팅과 동일하나 미지 영역을 미지 영역을 명확한 배경과 명확한 전경을 일정 개수 포함 하도록 가변 크기의 사각 영역으로 분할을 한다. 생성된 각 사각 영역들에 대해서 명확한 배경과 명확한 전경 데이터를 수집하고, 전역적 SOM 매팅과 동일한 방법으로 SOM 학습을 수행한다. 학습된 결과를 이용하여 사각 영역 내의 미지 영역의 각 픽셀의 불투명도를 추정한다. 모든 사각 영역에 대해서 불투명도 추정이 완료 되면 종료한다.

2.3. 불투명도 추정

Bayesian 매팅은 가장 좋은 성능을 가진 매팅 알고리즘 중 하나로 실험결과 만족할만한 수준의 결과를 얻을 수 있었고, 여러 영상에서 안정적인 결과를 얻을 수 있었다. 그러므로 본 논문에서는 Bayesian 매팅에서 제안된 불투명도 추정식을 사용한다.

IV. 실험 및 결과 분석

본 논문에서 제안하는 SOM 매팅 알고리즘은 Intel Core2 CPU 1.86GHz, 2,048 MB 메모리, Windows XP professional 환경에서 Visual Studio .NET 기반으로 구현하고 실험하였다.

제안된 알고리즘의 성능을 평가하고 분석하기 위하여 다양한 해상도의 인물, 동물, 곤충, 사물 등이 있는 영상을 대상으로 실험하였다.

1. 전역적 SOM 매팅과 지역적 SOM 매팅 비교 분석

먼저 그림 2는 지역적 SOM 매팅과 전역적 SOM 매팅 결과 예시이다. 대부분의 영상에서 두 알고리즘은 큰 성능 차이 없이 분리하고자 하는 객체를 자연스럽게 분리할 수 있었다.

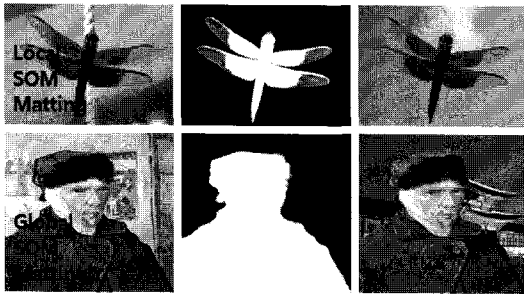


그림 2. 지역적 SOM 매팅과 전역적 SOM 매팅 결과
Fig. 2 The results of global and local SOM matting

알고리즘의 특성상 전역적 SOM 매팅은 학습을 한 번 수행하므로, 수행 속도가 빠르고, 많은 데이터를 학습하므로 좀 더 자연스러운 결과를 얻을 수 있다. 지역적 SOM 매팅은 학습을 여러 번 수행하므로 수행 속도가 느리지만 지역적인 정보만을 사용하므로 세부 영역의 표현이 뛰어난 것을 알 수 있다.

실험 결과 SOM 매팅이 부분적으로 자연스럽게 잘 적용될 때가 있었다. 이는 배경과 전경에 비슷한 색이 많이 존재하는 경우 정확히 분리해내지 못하여 정확한 불투명도 추정에 실패하였다.

2. 기존의 방법과 SOM 매팅 실험 및 결과 분석

그림 3은 기존의 방법과 SOM 매팅 실험 결과를 비교한 것이다. Knockout 알고리즘은 노이즈가 많이 발생하

였고, 비방향성(unoriented) 가우시안 분포를 사용하는 Ruzon and Tomasi 알고리즘은 방향성(oriented) 가우시안 분포를 사용하는 Bayesian 알고리즘에 비해 불투명도 추정의 정확도가 떨어졌다.

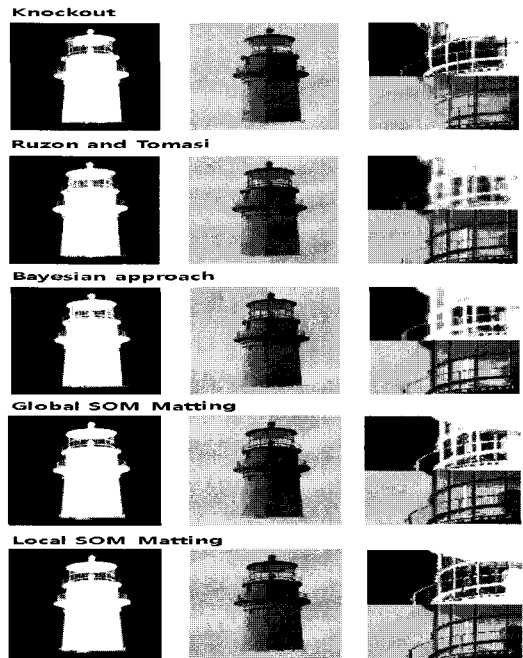


그림 3. 기존의 방법과 SOM 매팅
Fig. 3 Existed methods and SOM matting comparison

SOM 매팅은 Bayesian 알고리즘에 비해서 세부적인 영역의 불투명도 추정 능력이 뛰어났으나 약간의 부자연스러운 추정 결과를 얻었다. 이는 좀 더 좋은 세부적인 부분의 불투명도 추정 성능을 얻기 위하여 영상의 분산치를 사용하였고, 주변 픽셀과의 관계를 이용하지 않으므로 불투명도 추정치의 변동 폭이 큰 부분이 발생하기 때문에 사료된다.

3. Ground Truth와의 비교

매팅 결과는 개인의 주관에 따라 차이가 많고, 영상의 불투명도에 대한 ground truth 작성이 불가능하므로 수치적인 비교가 쉽지 않다. 그러므로 그림 4와 같은 불투명도를 계산할 수 있는 영상을 생성하여 실험하였다. 영상에서 불투명도는 1에서 0으로 선형적으로 감소한다. Bayesian 알고리즘은 ground truth와의 평균 오차가

0.0312로 거의 유사한 결과를 보여주었다. SOM 매팅 역시 평균 오차는 0.0396으로 거의 유사한 결과를 보여주었지만, 미세한 오차가 발생함을 확인할 수 있었다.

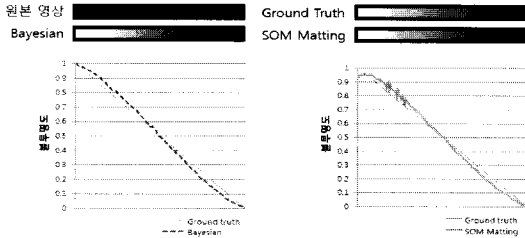


그림 4. SOM 매팅 결과와 Ground truth
Fig. 4 SOM matting result and ground truth

V. 결 론

본 논문에서 제안된 기법은 기존의 확률 및 통계에 기반한 매팅 기법들과 다른 새로운 접근 방법인 인공신경망 학습 알고리즘을 매팅에 적용한 기법으로써 그 가치가 있고 이 기법을 통해 새로운 매팅 기법들이 많이 파생되어질 것으로 판단된다.

제안한 SOM 매팅 알고리즘은 사용자로부터 입력받은 trimap의 명확한 전경과 배경을 SOM 학습데이터로 수집한다. 이 때 영상 전체를 대상으로 학습데이터를 수집하는 방법을 global SOM 매팅이라 하고, 미지 영역을 사각 영역으로 분할하여 학습 데이터를 수집하는 방법을 local SOM 매팅이라 한다. 학습한 결과와 Bayesian 매팅의 추정식을 활용하여 객체의 불투명도를 추정한다.

실험 결과 제안된 SOM 매팅 알고리즘을 이용하여 영상에서 특정 객체를 분리하는데 성공하였다. 지역적 SOM 매팅과 전역적 SOM 매팅 모두 영상에서 자연스럽게 원하는 객체를 분리할 수 있었고, 큰 성능 차이를 보이지는 않았으나 전역적 SOM 매팅은 좀 더 빠른 수행 속도를 가졌고, 지역적 SOM 매팅의 경우 미세하지만 세부적인 부분의 묘사가 뛰어나다. 기존의 방법과 비교해서 SOM 매팅은 세부적인 부분의 묘사가 뛰어나나, Bayesian 매팅에 비해서 자연스러움은 떨어졌다.

정확성 향상을 위한 배경과 전경 구분에 대한 연구, SOM 매팅에 특화된 추정식의 개발, 매팅 기법에 다른 신경망 알고리즘 적용에 대한 연구를 향후과제로 남기겠다.

참고문헌

- [1] Andrea Polesel, Giovanni Ramponi, V. John Mathews, "Image Enhancement via Adaptive Unsharp Masking," IEEE Transactions on Image Processing, Vol.9, No.3, pp.505-510, Mar. 2000
- [2] 박현준, 김미경, 차의영 "Automatic Unsharp Masking을 이용한 영상 개선", 해양정보통신학회 추계학술대회, Vol.11, No.2, Oct. 2007
- [3] A. R. Smith and J. F. Blinn. "Blue screen matting," Proceedings of SIGGRAPH96, pp.259-268, Aug. 1996
- [4] C. CORPORATION. "Knockout user guide," 2002
- [5] Ruzon, M.A. Tomasi, C., "Alpha Estimation in Natural Images," Proceedings of IEEE CVPR, Vol.1, pp.18-25, Jun, 2000
- [6] Chuang, Y.-Y., Curless, B., Salesin, D. H., Szeliski, R. "A Bayesian Approach to Digital Matting," Proceedings of IEEE CVPR, pp.264-271, 2001
- [7] T. Kohonen, Self-Organization and Associative Memory, Second Edition, Springer-Verlag, Berlin, 1988

저자소개



박현준 (Hyun-Jun Park)

2007년 부산대학교
정보컴퓨터공학과 졸업.
2009년 부산대학교 컴퓨터공학과
석사 졸업.

2009년 부산대학교 컴퓨터공학과 박사과정 재학 중.
※관심분야: 영상처리, 패턴인식, 로봇 비전, 컴퓨터 비전, 인공신경망.



차의영 (Eui-Young Cha)

1979년 경북대학교 전자공학과
졸업.
1982년 서울대학교 전자계산학과
석사 졸업.

1998년 서울대학교 컴퓨터공학과 박사졸업.
1981년~1985년 한국전자기술연구소 연구원.
1995년~1996년 University of London 방문교수.
1985년~현재 부산대학교 컴퓨터공학과 교수
※관심분야: 인공신경망, 패턴인식, 영상처리, 로봇비전, 컴퓨터비전.