

<http://dx.doi.org/10.7236/JIIBC.2014.14.4.107>

JIIBC 2014-4-16

## 클라우드 소싱을 이용한 변환함수 최적화

### Transfer Function Optimization Using Crowd Sourcing

남진현\*, 남두희\*\*

Jinhyun Nam\*, Doohee Nam\*\*

**요약** 본 연구에서는 다중 사용자 환경의 볼륨 가시화(Volume Rendering)에서 변환 함수(Transfer Function)의 최적화 방안을 연구한다. 볼륨 데이터에 따라 필요한 변환 함수의 형태가 다르기 때문에 여러 번의 시행착오를 겪어야 필요한 변환 함수를 얻을 수 있는데, 이를 방지하기 위해 클라우드 소싱 기법을 이용하여 변환 함수의 파라미터를 최적화 하는 방안을 제안한다. 다중 사용자 환경에서 각 사용자마다 신뢰도에 따른 레벨을 지정하여 가중치로 사용한다. 이전 사용자가 사용했던 변환 함수 파라미터는 가중치만큼 다음 사용자에게 제공되기 때문에 다음 사용자는 변환 함수의 최적 파라미터를 찾기 위한 시도횟수를 줄일 수 있다.

**Abstract** This Study is Transfer function optimization plan of volume rendering of multi user environment. Each volume data, for appropriate transfer function, they should be adjusted parameter many times. To prevent this, we propose transfer function optimization plan using crowd sourcing. In multi user environment, we use weight value for reliability level for each user. Because transfer function parameter used previous users is provided next users, they can be used effectively optimized transfer function and can reduce attempts.

**Key Words** : Volume rendering, Transfer function, Crowd sourcing.

## 1. 서 론

볼륨 가시화(Volume Rendering)란 3차원 볼륨 데이터의 가시화를 위해 개발된 방법<sup>[1]</sup>으로 물체를 미세한 정육면체나 미립자의 합으로 표현하는 기술이다. 볼륨 가시화는 주로 의학적, 공학적 가시화에 사용되며 의학용으로는 임상진단이나 수술 모의실험 등에 사용할 수 있다.

3차원 볼륨 데이터에는 수많은 복셀들이 가지고 있는 밀도 값이 있다. 볼륨 가시화 시 이 밀도 값들이 각각 나타내는 영역 또는 부위는 3차원 볼륨 데이터 마다 다르므로 변환 함수를 이용하여 사용자가 보고 싶은 영역 또는

부위를 찾아내야 한다.<sup>[2]</sup> 예를 들어 의학용 샘플 인체 3차원 볼륨 데이터라고 생각했을 때, 이 볼륨 데이터의 밀도 값의 범위가 0-4096라고 가정하자. 그렇다면 밀도 값의 범위, 즉 0-4096사이의 밀도 값들이 공기, 피부, 근육, 뼈 등의 특정 부위를 나타 낼 수 있다. 300-420 정도의 밀도를 가진 복셀들이 뼈를 나타낸다면 그 아래인 200-300 정도의 밀도를 가진 복셀들은 근육을 나타낼 것이다.

사용자들은 이러한 밀도 범위에서 특정 영역에 대한 정보를 알 수 없기 때문에 보통 변환함수(Transfer Function)를 GUI(Graphic user interface)형태로 제공 받는다. 하지만 특정 영역의 미세한 범위는 여전히 모르기

\*정희원, 한성대학교 정보시스템공학과

\*\*정희원, 한성대학교 정보시스템공학과 (교신저자)

접수일자 : 2014년 6월 19일, 수정완료 : 2014년 7월 20일

게재확정일자 : 2014년 8월 8일

Received: 19 June, 2014 / Revised: 20 July, 2014

Accepted: 8 August, 2014

\*Corresponding Author: doohee@hansung.ac.kr

Dept. of Information Systems Eng., Hansung University, Korea

때문에 사용자가 직접 변환 함수를 조작해가면서 여러 번의 시행착오 과정을 겪어야 한다. 이 때, 변환 함수 조작 과정에서 가시화 하고자 하는 부분의 밀도를 누락하기도 한다.

따라서 이번 연구에서는 다중 사용자 환경에서의 크라우드 소싱을 이용한 볼륨데이터 최적 변환함수를 만들기 위한 구조를 제안한다.

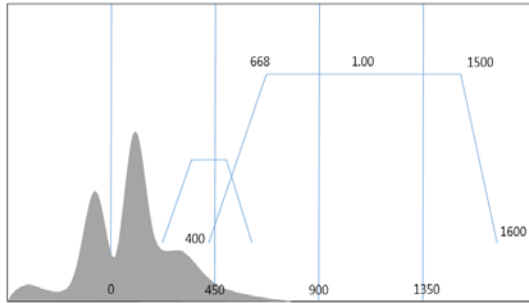


그림 1. 데이터의 밀도 범위에 따른 변환함수 GUI  
Fig. 1. Transfer function GUI for density range of volume data

## II. 관련 연구

### 1. 크라우드 소싱

깊이보다 넓이를 기반으로 문제를 해결하는 방법 중 하나로서, 다수의 지성에 중심을 두고 있다.<sup>[3]</sup> 정보의 활용을 극대화 할 수 있기 때문에 전문가가 없이도 일반 대중이 원하는 정보는 일반 대중에게 얻을 수 있다는 취지에서 시작하였다.

전문가가 아니지만 다수의 지성을 활용하기 때문에 그에 따른 장단점이 생기게 된다. 장점으로는 먼저 자료 수집의 속도가 높아지는 것이다. 수많은 자료들이 동 시간에 수집되기 때문에 그만큼 자료의 양이 많아져서 전문가 인력이 없이도 방대한 자료들을 수집할 수 있다. 그리고 비전문가인 대중들에 의해 수집되기 때문에 비용이 절감되는 효과 또한 생기게 된다. 한편, 대중들에 의해 수집된 자료의 신뢰성에 문제가 생기게 된다. 특정 분야의 전문가가 아닌 일반 대중들에게 수집된 자료들은 정확하지 않은 못한 정보가 포함될 수 있다. 신뢰성 문제를 해결하기 위한 방안으로 대중을 구분하여 각각의 신뢰도를 다르게 평가하는 방안<sup>[4][5]</sup> 이 연구되고 있다.

### 2. 변환 함수

변환함수(Transfer Function)는 볼륨 가시화 방법에서 사용자(Client)가 직접 조작해야 하는 불편함을 가지고 있다. 볼륨 데이터마다 밀도 값의 범위가 다르고, 밀도 값의 분포 또한 다르기 때문에 일반적인 공식을 대입할 수 없기 때문이다.

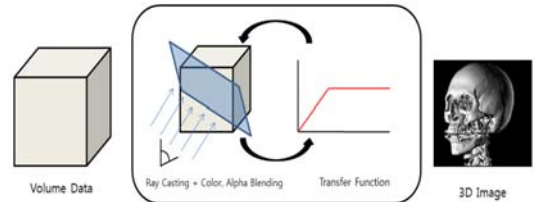


그림 2. 볼륨 가시화의 구조  
Fig. 2. Volume rendering frame work

위의 그림2는 광선 추적법[6]을 기반으로 한 볼륨 가시화의 전체적인 구조이다. 해당 볼륨 데이터에 대해 광선이 진행하면서 색상, 투명도 변환함수를 통하여 반복적인 혼합연산을 한다. 그 이후 얻어진 색상 값을 해당 픽셀에 저장하여 결과 영상을 얻는다.

색상, 투명도의 혼합연산 과정에 변환함수의 간략한 모습이 있는데, 변환함수의 x축은 밀도 값의 범위, y축은 색상 값 또는 투명도 값의 범위로 정하여 사용한다. 얻고자 하는 영상이 흑백영상이라면 변환함수는 색상 값(gray color) 변환함수, 투명도 값(alpha) 변환함수를 사용하고, 얻고자 하는 영상의 색상에 따라 변환함수를 더 추가하여 사용할 수 있다. 즉, 변환함수의 주 목적은 볼륨데이터의 각 복셀이 가지고 있는 밀도 값에 색상과 투명도를 지정하여 사용하는 것이다.

의료영상 분야에서는 환자의 CT영상을 이용하여 볼륨가시화를 한다. 환자마다 각각 부상당한 부위, 즉 치료받아야 할 특정 부위가 있기 때문에 변환함수의 필요 파라미터가 다양하지 않다. 또한, 특정 밀도를 누락하지 않고 가시화해야 하기 때문에 변환함수의 정확한 파라미터 조정은 중요하다.

## III. 변환함수 최적화

### 1. 개요

다중 사용자 환경에서 각 사용자들이 볼륨 가시화를

사용할 때마다 변환함수를 필요에 의해 조정하기 때문에, 특정 의료 볼륨 데이터에 대해 각 사용자들은 각자 변환함수를 조정하여 사용하는 불편함을 겪는다. 클라우드 소싱을 적용하기 위해 변환함수의 데이터를 저장할 서버 공간이 필요하다. 서버는 크기가 큰 볼륨데이터를 저장하는 용도뿐만 아니라 각 사용자들과 상호작용을 하며 변환함수를 가공하여 제공하는 역할을 한다.

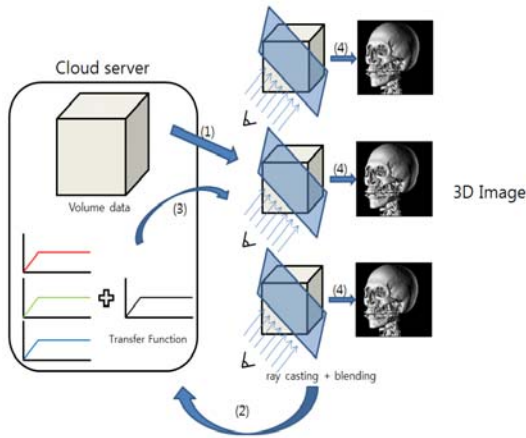


그림 3. 서버와 다중사용자의 데이터 전달구조  
 Fig. 3. Transmission frame work between server and multi user environment

그림 3처럼 서버 환경을 대입한다면 먼저 이전의 사용자가 사용했던 변환함수를 재사용할 수 있다. 왜냐하면 새로운 사용자가 새롭게 변환함수를 조정하는 불필요한 수고를 덜 수 있기 때문이다. 그리고 재사용뿐만 아니라 사용자에게 필요한 부위를 볼 수 있도록 다수의 사용자에 의해 변환함수를 최적화 할 수 있다. 특정 데이터에 대해 사용자들이 볼륨가시화를 통해 변환함수를 계속해서 조정하기 때문에 첫 사용자가 누락한 밀도 또한 이후 사용자들이 사용할수록 바로잡을 수 있다.

## 2. 가중치를 통한 평균

그림 3에서보면 다중 사용자가 서버와 서로 변환함수 데이터를 주고받는다. 서버는 각 사용자들이 사용한 파라미터를 받아서 가공하는 과정이 필요하다. 본 연구에서는 대표적인 통계 방법인 평균을 사용하는데, 사용자들의 볼륨 가시화 또는 볼륨 데이터에 대한 이해도가 각각 다르므로 사용자마다 레벨(Level)을 지정하여 서버가 평균 연산을 진행할 때 이를 가중치로 사용한다. 예를 들

어 레벨이 높은 사용자는 직책이 높거나 경력이 많은 사용자일 것이며 이 사용자가 제공한 파라미터는 평균에 가중치만큼 많은 영향을 주게 된다.

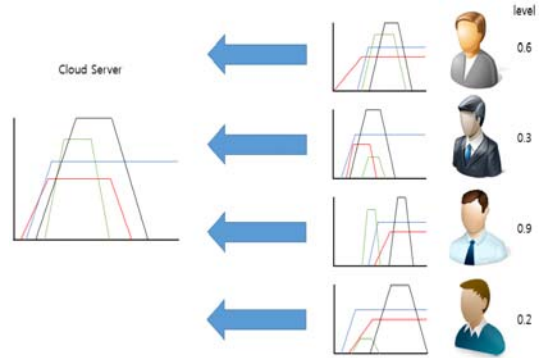


그림 4. 다중 사용자의 변환함수 제공 형태  
 Fig. 4. Transmission of transfer function frame work of multi user environment

서버는 다중 사용자로부터 변환함수 데이터를 제공받아 추후에 다시 제공할 변환함수를 가공한다. 다중 사용자의 가중치를 적용한 평균을 이용하여 제공받은 변환함수의 파라미터를 조정한다. 특정 데이터를 처음 볼륨 가시화하여 사용한 사용자는 기초 데이터가 없기 때문에 필요한 변환함수의 파라미터를 직접 조정해야 하지만 N명의 사용자가 그 데이터에 접근하게 되면 N+1번째 데이터에 접근한 사용자는 N명이 사용했던 파라미터들의 평균값으로 만들어진 변환함수를 초기에 제공받게 된다.

$$\text{if } \begin{cases} N=1 & TF = TF_k \\ N>1 & TF = TF_{k-1} + (TF_k - TF_{k-1}) * L_k \end{cases} \quad (1)$$

누적된 N명의 각 사용자는 직책 또는 신뢰도에 따라 레벨( $L_k$ )이 0부터 1까지 정해지고, 이 값이 가중치 역할을 한다. 예를 들어 신뢰도 레벨이 0.3인 사용자는 서버에서 변환함수 파라미터를 가공할 때, 0.3명의 역할을 하는 것이다. 식 1은 서버에서 이루어지는 가공방법이다. 누적 사용자 수 N이 1일 경우(즉, 초기사용자), 조정된 파라미터 그대로 변환함수가 가공된다. 그리고 N이 1보다 클 경우, 이전의 변환함수 파라미터( $TF_{k-1}$ )와 변환함수 파라미터( $TF_k$ )의 차에 가중치( $L_k$ )를 곱한 값이 더해져서 제공된다.

## IV. 실험 및 결과

### 1. 가시화 실험

사용자의 레벨에 따라 변환함수 파라미터의 변화율을 알아보기 위한 실험으로 볼륨 가시화를 통해 레벨에 따른 가중치를 다르게 지정하여 진행하였다.

실험에 사용한 데이터는 크기가 256\*256\*225인 머리 데이터이다. 한 복셀의 크기가 2바이트 이므로 복셀이 가지는 밀도의 범위는 0~65535이다. 여기에서 뼈를 나타내는 밀도는 대략 1500~1900이므로 뼈 부분의 가시화를 위해서는 투명도 변환함수의 파라미터가 1500,1900 정도가 되어야 한다. 하지만 여전히 뼈 부분을 나타내는 밀도 범위를 정확하게 모르기 때문에 크라우드 소싱을 이용한 제안방법을 통해 파라미터가 조정되는 것을 나타내었다.

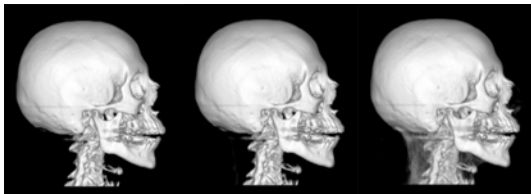


그림 5. 두개골 데이터 가시화 결과  
Fig. 5. Rendering result of head data

그림5 에서 왼쪽 그림은 초기 사용자가 파라미터를 1500,1900으로 제공했을 때, 만들어진 변환함수에 의해 가시화를 한 결과이다. 여기에서 변환함수를 조정하기 위해 두 번째 사용자가 파라미터를 1400,2000으로 조정했을 때, 가운데 그림은 레벨이 0.2인 사용자가 조정한 결과이고 오른쪽 그림은 레벨이 0.8인 사용자가 조정한 결과이다. 사용자의 레벨에 따라 파라미터 조정에 적용되는 가중치가 달라진다. 그리고 파라미터의 변화의 폭이 다르기 때문에 가시화 되는 영역이 가중치만큼 변하는 것을 볼 수 있다.

### 2. 시도횟수 분포 실험

사용자들의 각 레벨에 따라 변환함수의 최적 파라미터를 찾기 위해 시도하는 횟수를 가정하고, 제안 방법을 통한 시도횟수의 변화를 알아보기 위해 실험을 진행하였다.

$$y = -20x + 20 (0 < x < 1) \quad (2)$$

식 2는 각 레벨에 따른 시도횟수를 나타낸 식이다. 레벨(x)이 0에서 1까지의 실수일 때, 이에 따라 시도횟수(y)는 0에서 20까지 반비례한다는 가정을 하였다.

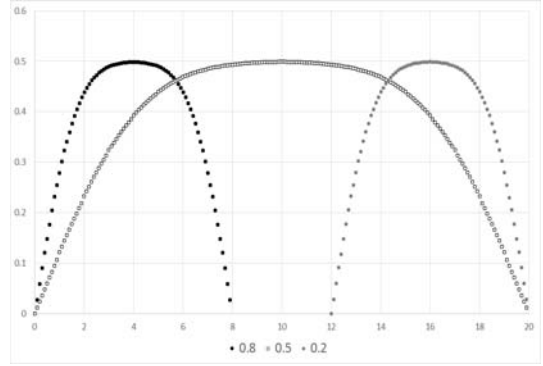


그림 6. 레벨에 따른 시도횟수 분포  
Fig. 6. Distribution of attempt number following levels

그림 6은 사용자들의 레벨이 각각 0.8, 0.5, 0.2 인 집단의 시도횟수가 정규분포를 따른다고 가정하여 나타낸 분포 그래프이다. 사용자 집단은 총 10000명으로 가정하고 실험을 진행하였다. 집단의 레벨이 0.8일 때 평균 시도횟수는 4회 이고, 레벨이 0.5일 때 평균 시도횟수는 10회, 레벨이 0.2일 때 평균 시도횟수는 16회인 것을 볼 수 있다.

식1은 현재 사용자의 레벨에 따라 다음 사용자의 초기 제공 파라미터에 레벨 가중치만큼 영향을 주는 것이 주목적이기 때문에, 그림 6의 그래프와 제안 식1을 이용하여 시도횟수 변화량을 알아보기 위한 실험을 하였다. 레벨이 높은 집단(레벨 0.8)이 먼저 시도하고 난 뒤, 이후에 상대적으로 레벨이 낮은 집단(레벨 0.5)이 시도했을 때 시도횟수 변화량과 레벨이 낮은 집단(레벨 0.2)이 먼저 시도하고 난 뒤, 이후에 상대적으로 레벨이 높은 집단(레벨 0.5)이 시도했을 때 시도횟수 변화량을 중점으로 실험을 진행하였다.

그림 7과 그림 8은 총 10000명의 사용자 집단에서 각각 레벨이 0.8, 0.2인 2000명이 먼저 시도 후, 레벨이 0.5인 나머지 8000명의 사용자의 시도횟수 실험 그래프이다. 레벨이 0.5인 집단의 분포는 정규분포를 따른 그래프1에서 볼 수 있지만 사용자 레벨에 따른 가중치를 적용한 제안 방안에 따라서 분포가 달라진다. 그림 7에서는 레벨이 0.8인 집단의 영향을 받아 레벨이 0.5인 집단의 시도횟

수가 가중치비율 만큼 줄어든 것을 알 수 있고, 그림 8 에서는 레벨이 0.2인 집단의 영향을 받아 레벨이 0.5인 집단의 시도횟수가 가중치비율 만큼 커진 것을 알 수 있다.

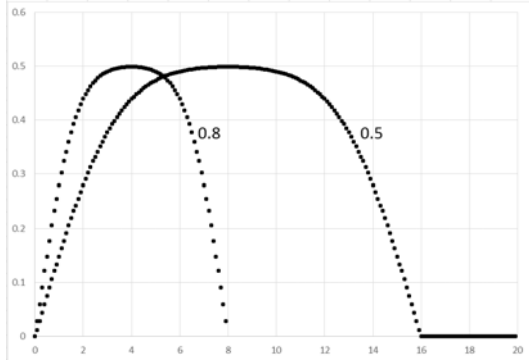


그림 7. 0.8레벨 집단의 시도 후 0.5 레벨 집단의 시도횟수 분포

Fig. 7. Distribution of attempt number of 0.5-level users after attempt number of 0.8-level users

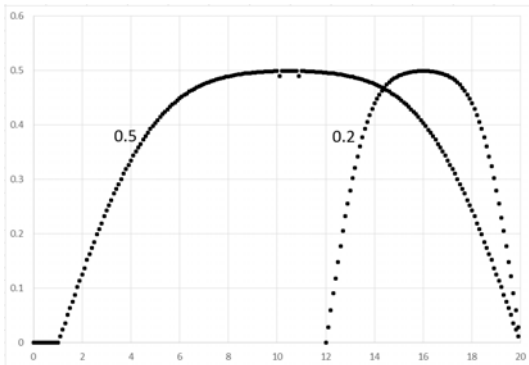


그림 8. 0.2레벨 집단의 시도 후 0.5 레벨 집단의 시도횟수 분포

Fig. 8. Distribution of attempt number of 0.5-level users after attempt number of 0.2-level users

레벨이 높은 집단은 시도횟수가 적을 뿐만 아니라 레벨에 따른 가중치가 레벨이 낮은 집단보다 높기 때문에, 초기에 레벨이 높은 사용자가 많은 시도를 하면 다음 사용자에게 더 많은 영향을 주므로 전체적인 시도횟수를 효과적으로 감소시킬 수 있다.

## V. 결론

다중 사용자 환경에서 볼륨 가시화를 수행 할 때, 변환 함수는 매번 사용자 파라미터 또는 GUI를 통해 조정되기 때문에 사용할 때 불편함을 겪게 된다. 특정 볼륨 데이터를 가시화 할 때, 각 사용자들이 볼륨데이터의 밀도 정보에 대한 지식이 없기 때문에 변환함수 파라미터를 매번 조정하는 시행착오를 겪는다. 이러한 시행착오를 줄이기 위해 클라우드 소셜 기법을 이용하여 이전 사용자들이 사용한 변환함수 파라미터를 누적한다. 이 후에 누적된 데이터를 관리, 조정하여 다음 사용자에게 최적화 된 변환함수 파라미터를 기본 값으로 제공할 수 있는 구조를 제안한다.

## References

- [1] K. Engel, M. Hadwiger, J.M. Kniss, C. Rezk-Salama and D. Weiskopf, Real-Time Volume Graphics, Wellesley, Massachusetts, 2006
- [2] Andreas König and Eduard Groller. Mastering Transfer Function Specification by Using VolumePro Technology. In Toshiyasu L. Kunii editor, Spring Conference on Computer Graphics 2001, volume 17, pp 279-286, April 2001.
- [3] Man-Ching Yuen, Irwin King, and Kwong-Sak Leung, A Survey of Crowdsourcing Systems, The Chinese University of HongKong, Hong Kong, AT&T Labs Research, San Francisco, USA, 2011.
- [4] Flávio Ribeiro, Dinei Florencio and Vítor Nascimento, CrowdSourcing Subjective image Quality Evaluation, Universidade de Sao Paulo, Brazil, 2011.
- [5] Man-Ching Yuen, Irwin King, and Kwong-Sak Leung, Task Recommendation in Crowdsourcing Systems, The Chinese University of Hong Kong, Shatin, NT, Hong Kong, 2012
- [6] M. Levoy, "Efficient Ray Tracing of Volume Data", ACM Transactions on Graphics, Vol.9, No.3, pp. 245-261. 1990

저자 소개

남 진 현 (정회원)



- 2014년 2월 : 한성대학교 정보시스템 공학과(공학사)
  - 2014년 3월 ~ 현재 : 한성대학교 정보시스템공학과 석사과정
- <주관심분야: Volume Rendering,>

남 두 희(정회원)



- Univ. of Washington 공학박사
  - 경력
- 미국 워싱턴주 교통계획 감독관  
한국교통연구원 책임연구원  
한성대학교 교수
- <주관심분야: ITS기술, U-City, 통방 융합기술>