

## 3차원 방향성 보간 기법

허 신, 이 봉 준, 이 철 희  
연세대학교 전기·컴퓨터 공학과  
전화 : (02) 361-2779 / 팩스 : (02) 312-4584

### 3D directional Interpolation Algorithm

Shin Hur, Bongjun Lee and Chulhee Lee  
Dept. of Electric and Computer Engineering, Yonsei University  
E-mail : chulhee@yonsei.ac.kr

#### Abstract

In this paper, we present a new interpolation algorithm for three-dimensional images. Generally, image interpolation is carried out along the three orthogonal coordinates. However, such a interpolation algorithm along orthogonal coordinates do not utilize the contour of 3 dimensional objects. In this paper, we propose a new directional interpolation algorithm that searches the best interpolation direction for 3-dimensional objects. Experiments with brain MR images show promising results.

#### I. 서론

영상 보간은 디지털 영상을 처리하는 기본적인 기법 중 하나이며, 의료영상의 회전, 슬라이스 보간 그리고 3차원 재구성 등에 적용되고 있다. 그 동안 다수의 보간 기법들이 제안되었으며 [1], 이러한 보간 기법에서는 서로 수직인 축을 따라 1차원 데이터 열에 대한 보간을 순차적으로 적용한다. 이러한 직교 좌표계에 근거한 순차적 보간 기법은 3차원 물체의 형태를 적절히 사용하지 않으므로 정보의 손실이 발생한다. 본 논문에서는 이러한 문제를 보완하기 위하여 3차원 방향성 보간 기법을 제안한다.

#### II. 기존 보간 기법을 이용한 3차원 영상 보간과 문제점

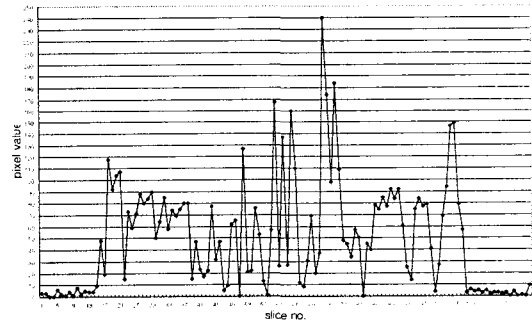


그림 1. z축 방향 데이터.

기존 방법으로 3차원 영상을 보간하는 경우, 2차원 영상의 수직인 방향 즉, z축 방향으로 보간될 데이터 열을 얻게 된다. 이렇게 얻은 데이터 열에 보간 기법을 적용한다. 그러나 보간될 데이터 열의 편차가 큰 경우에는 기존 보간 기법을 이용하면 aliasing 문제가 발생한다. 일례로, 그림 1은 3차원 시상 두뇌 자기공명 영상의 z축을 따라 얻은 실제 데이터 열을 나타내고 있으며, 매우 큰 편차를 보이고 있어 aliasing 문제가 발생할 것으로 예측된다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 3차원 물체의 모양 변화를 적응적으로 반영할 수 있는 방향성 보간 기법을 제안한다.

### III. 3차원 슬라이스 보간

#### 3.1. 제안된 보간기법

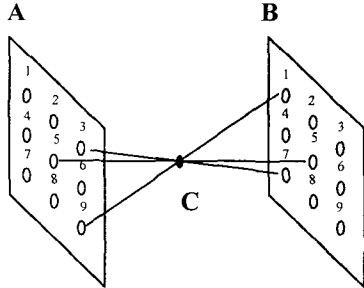


그림 2. 방향성 보간기법

그림 2는 새로 제안된 보간 기법에서 고려하는 방향을 나타낸 것이다. 기존 보간기법은 C의 픽셀값을 보간하기 위하여 A 슬라이스와 B 슬라이스 간의 직교하는 픽셀값을 이용한다. 본 논문에서는 A 슬라이스와 B 슬라이스 사이에 픽셀 C를 보간할 경우 모두 9가지 방향을 고려하며 가장 적절한 방향을 선택한다. 위와 같은 방향성 보간 기법을 사용하였을 때 얻을 수 있는 성능향상의 가능성을 조사하기 위하여 124개의 2차원으로 이루어진 두뇌 자기공명 영상을 사용하여 다음과 같은 실험을 수행하였다. 실험 데이터를 영상 수가 62장이 되도록 1/2로 down sampling한 후 이를 다시 2배로 보간하여 보간된 영상을 원영상과 비교하여 PSNR을 계산하였다. 그림 3에서, 9가지의 방향 중 가장 좋은 보간 방향을 택한 결과 기존의 직교 좌표계에 근거한 방법보다 약 6-10dB의 성능 향상이 가능함을 관찰할 수 있다. 위 실험에서는 가장 좋은 보간 방향은 원영상과 비교하여 선택하였으므로, 이러한 보간 기법이 실제 적용되기 위해서는 3차원 공간에서 가장 적절한 보간 방향을 찾는 알고리즘 개발이 선행되어야 한다.

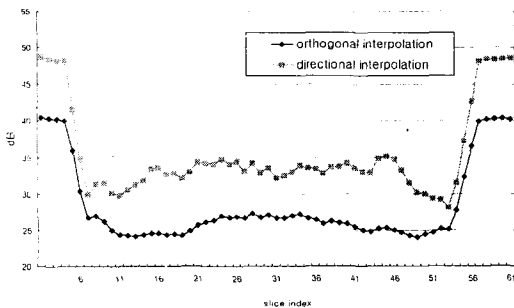
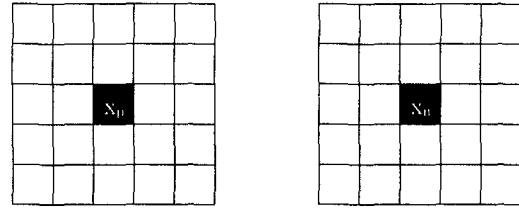
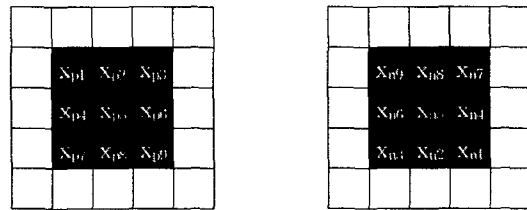


그림 4. 기존 보간기법과 방향성 보간기법간의 성능비교



j-1번째 슬라이스      j+1번째 슬라이스

(a) 기존 보간기법



j-1번째 슬라이스      j+1번째 슬라이스

(b) 제안된 보간기법

그림 4. 기존 보간기법과 제안된 보간기법

일반적으로 선형 보간 기법에서는 그림 4와 같이 j번째 슬라이스를 보간하기 위해서는 j-1번째 슬라이스와 j+1번째 슬라이스를 사용한다. 기존의 보간 기법에서는 보간되는 픽셀값 y를 얻기 위해, j-1번째와 j+1번째의 해당 픽셀, 즉 x와 y의 위치가 같은 픽셀들을 이용한다 (그림 4a). 이 때, 보간에 사용되는 픽셀을 각각  $x_p$ ,  $x_n$ 이라 하면 선형 보간법을 이용하여 보간되는 값 y는 다음과 같은 식으로 얻을 수 있다.

$$y = \frac{x_p + x_n}{2} \dots\dots (1)$$

그러나 제안된 방향성 기법에서는 3차원 물체의 모양 변화를 적응적으로 반영하기 위해 해당 픽셀뿐 아니라 그 주변 픽셀까지도 고려하여 보간을 수행한다. 즉 그림 4b의 경우 모두 9쌍의 j-1번째 슬라이스의  $x_{pi}$ 와 j+1번째 슬라이스의  $x_{ni}$ 를 사용하여 보간을 수행하고 최선의 값을 선택한다. 이 때, 선형 보간 기법을 이용하여 보간되는 값  $y_i$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$y_i = \frac{x_{pi} + x_{ni}}{2} \dots\dots (2)$$

본 논문에서는 보간값 선택을 위해 비용함수를 사용한다.

3.2. Cost Function 설정

최적의 보간 값을 선택하기 위하여 사용되는 비용함수는 다음과 같은 두 가지 제약조건을 사용하여 설정한다. 첫째 보간에 사용되는 두 데이터는 서로 유사한 값을 가지며, 둘째 보간되는 값은 전후 슬라이스의 해당픽셀과 이웃픽셀들의 평균값과 유사하다는 제약조건을 설정한다. 위의 제약조건에 의하여 제안된 비용함수는 다음과 같다.

$$C = \alpha \|x_m - x_n\|^2 \dots (3)$$

$$C = \alpha \|x_m - x_n\|^2 + \beta \|P_m - y_i\|^2 + \gamma \|Q_m - y_i\|^2 \dots (4)$$

$$C = \alpha \|x_m - x_n\|^2 + \beta \|R_m - y_i\|^2 \dots (5)$$

위 식에서  $\alpha, \beta, \gamma$ 는 각기 상수를 의미하며  $P_m$ 과  $Q_m$ 은 각기 전후 슬라이스의 해당 픽셀을 포함한 4 neighbor 픽셀의 평균값,  $R_m$ 은  $P_m$ 과  $Q_m$ 의 평균을 의미한다. 본 논문에서는 이러한 비용함수를 최소화하는 보간값을 최적의 보간값으로 선택하였다. 즉, 제안된 알고리즘에서 선택하는 보간값은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$y_{mi} = \underset{y_i}{MIN} C \dots (6)$$

IV. 실험 및 결과

본 논문에서는 두 개의 3차원 시상 두뇌 자기공명영상에 제안된 알고리즘을 적용하여 실험하였다. 실험에 사용된 데이터는 모두 124장의 영상으로 구성되어 있다. 또한, 영상간의 간격은 1.5mm이며 각 영상의 크기는 256X256이다. 실험 결과를 비교하기 위해서는 원영상이 필요하기 때문에 우선 각 실험 데이터를 영상 수가 62장이 되도록 1/2로 down sampling하여 영상 간격이 3mm인 영상을 얻은 후 이를 다시 2배로 보간하여 보간된 영상을 원영상과 비교하였다.

그림 5는 전체 124개의 영상 중 90번째 영상을 나타낸다. 그림 6와 8은 각각 기존 보간법을 적용하여 얻은 영상과 제안된 방법 중 식 (4)의 비용함수( $\alpha=0.3, \beta=0.35, \gamma=0.35$ )를 적용하여 얻은 영상을 나타내며, 그림 7과 그림 9는 상응하는 차영상을 나타낸다. 그림 7과 그림 9에서 볼 수 있듯이, 제안된 기법이 기존 보간 기법보다 향상된 성능을 보여준다.

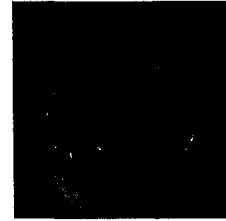


그림 5. 원영상.

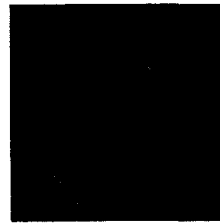


그림 6. 기존보간기법에 의한 보간 영상.

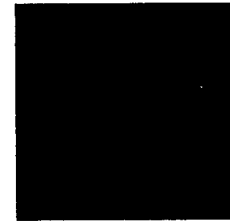


그림 7. 기존보간기법에 의한 차영상.



그림 8. 제안된 보간기법에 의한 보간영상.



그림 9. 제안된 보간기법에 의한 차영상.

기존 보간기법과 제안된 기법을 적용하여 얻은 영상의 PSNR을 표 1에 나타내었다. 표 1에 나타난 PSNR은 62장의 보간된 영상 각각의 PSNR 평균값을 나타낸다. 또한, 마지막 영상은 경계 문제로 인하여 PSNR 계산 시 제외하였다. 표 1에서 볼 수 있듯이, 단순히 식 (3)에 나타난 비용함수에 의해서 보간한 결과는 오히려 기존의 방법보다 전체 PSNR이 낮게 나왔으나, 식 (4)와 (5)에 나타난 비용함수를 적용하여 실험한 경우 기존의 방법보다 대략 0.6dB정도 좋은 결과를 얻을 수 있었다. 따라서, 비용함수 설정 시에 두 번째 제약조건을 적용한 것은 좀 더 타당한 것으로 추정된다. 한편 실험 시 각각의 비용함수에 대한 계수는 임의로 설정하였다. 각 계수값에 따라 차이가 미비한 것을 관찰하였으나 최적의 계수를 설정할 수 있다면 보다 좋은 성

능을 기대할 수 있을 것으로 기대된다. 본 논문에서는 단지 선형 보간기법에 대해서만 고려하였으나 이를 cubic interpolation 등으로 확장한다면 보다 좋은 성능을 나타낼 것으로 예상되며 이에 대한 연구가 필요하다. 또한 향후 비용 함수에 대한 심도있는 연구가 요구된다.

표 1. 보간기법에 따른 PSNR 비교(dB).

데이터		ex1	ex2
보간 기법	기존 방법	24.8894	25.2464
	식 (3)	23.8690	24.5023
식 (4)	$\alpha=1$	25.4661	25.8735
	$\beta=1$		
	$\gamma=1$		
	$\alpha=0.2$	25.4129	25.8818
	$\beta=0.4$		
	$\gamma=0.4$		
	$\alpha=0.3$	25.4719	25.8784
	$\beta=0.35$		
$\gamma=0.35$			
식 (5)	$\alpha=1$	25.4229	25.8331
	$\beta=1$		
	$\alpha=0.2$	25.4808	25.8817
	$\beta=0.8$		

## V. 결론

본 논문에서는 3차원 영상을 보간하기 위한 새로운 기법을 제안하였다. 제안된 알고리즘에서는 다수의 방향에 대하여 보간 값을 얻은 후, 각 보간 값에 대해 비용함수를 적용하여 최적의 보간 값을 선택하여, 3차원 물체의 모양변화를 적절히 반영하도록 도모하였다. 실험결과, 제안된 보간 기법은 방향성 보간기법의 최적의 결과(그림 3)에는 미치지 못하였지만 기존의 직교 좌표계에 근거한 3차원 영상의 보간보다 우수한 성능을 나타내었다. 그러나 성능향상이 최적치에 비해 크게 부족함으로 향후 심도있는 연구가 요구된다. 특히, 비용함수에 대한 계속된 연구와 영상에 대한 분석을 통해 좀 더 향상된 결과를 얻을 수 있을 것으로 예측된다. 또한 제안된 보간기법은 3차원 영상의 재구성뿐만 아니라 2차원 영상 보간에도 유용할 것으로 기대되며, 이를 최근 발표된 oblique projection 기법을 적용하는 것을 고려할 수 있다 [2].

## 참고문헌

- [1] M. Unser, A. Aldroubi, and M. Eden, "B-spline signal preprocessing: Part I-Theory," IEEE Trans. Signal Processing, vol. 41, pp. 821-833, 1993.
- [2] C. Lee, M. Eden and M. Unser, "High quality image resizing using oblique projection operators," IEEE Trans. on Image Processing, vol. 7, no. 5, pp. 679-692, 1998.