

# A Parametric Image Enhancement Technique for Contrast-Enhanced Ultrasonography

Ho Joon Kim<sup>†</sup> · Seong Hoon Gwak<sup>††</sup>

## ABSTRACT

The transit time of contrast agents and the parameters of time-intensity curves in ultrasonography are important factors to diagnose various diseases of a digestive organ. We have implemented an automatic parametric imaging method to overcome the difficulty of the diagnosis by naked eyes. However, the micro-bubble noise and the respiratory motions may degrade the reliability of the parameter images. In this paper, we introduce an optimization technique based on MRF(Markov Random Field) model to enhance the quality of the parameter images, and present an image tracking algorithm to compensate the image distortion by respiratory motions. A method to extract the respiration periods from the ultrasound image sequence has been developed. We have implemented the ROI(Region of Interest) tracking algorithm using the dynamic weights and a momentum factor based on these periods. An energy function is defined for the Gibbs sampler of the image enhancement method. Through the experiments using the data to diagnose liver lesions, we have shown that the proposed method improves the quality of the parametric images.

**Keywords :** Image Enhancement, Motion Tracking, Parametric Imaging, Ultrasonography

## 조영증강 의료 초음파 진단에서 파라미터 영상의 개선 기법

김 호 준<sup>†</sup> · 곽 성 훈<sup>††</sup>

### 요 약

의료 초음파 영상에서 조영제의 전이시간과 조영효과 변화 곡선 특성에 대한 파라미터는 각종 소화기 질환을 진단하는 중요한 인자가 된다. 이러한 진단인자들에 대한 육안판별의 어려움을 극복하기 위하여 파라미터 영상의 자동 생성 기법을 구현할 수 있는데 이 과정에서 마이크로 버블형태의 노이즈와 호흡에 의한 흔들림 현상은 추출된 영상의 신뢰도를 저하 시킨다. 이에 본 연구에서는 MRF(Markov Random Field) 모델을 기반으로 하는 최적화 기법을 적용하여 파라미터 영상을 개선하는 방법을 고찰하며, 호흡에 의한 영상의 흔들림을 보정하기 위한 영상추적 기법을 제시한다. 세부적으로 초음파 동영상 원시 데이터로부터 호흡주기 추출 기법을 구현하였으며, 추출된 주기를 기반으로 모멘텀 요소와 동적 가중치를 반영하는 ROI(Region of Interest) 추적 알고리즘을 적용하였다. 또한 영상 개선 기법에 적용되는 Gibbs 샘플러의 에너지 함수를 정의하고 실제 간질환 진단 데이터를 대상으로 영상 개선 효과를 실험적으로 평가하였다.

**키워드 :** 영상 개선, 움직임 추적, 파라미터 영상, 초음파 진단

### 1. 서 론

전형적인 소화기 내과의 의료 진단 초음파 동영상에서 조영제의 전이는 매우 빠른 형태로 진행되어 그 특성을 육안으로 판별하기가 매우 어렵다. 이에 최근의 연구에서 간 심

유화 진단 등 병변 진단을 위하여 조영제의 전이 속도와 조영효과의 변화 특성을 자동으로 분석하고 이를 가시화 하는 연구가 이루어지고 있다[1-2]. 특히 간 질환 진단을 위한 초음파 동영상에서 특정위치에 대한 조영효과 변화 곡선의 형태를 분석하여 화소값을 분류함으로써 영상을 생성하는 이른바 파라미터 영상생성(parametric imaging) 기법이 연구된 바 있다[3]. 그런데 이러한 진단과정에서 환자의 호흡에 의한 흔들림(respiratory motion) 현상과, 조영증강 초음파 영상에서 일반적으로 수반되는 마이크로 버블 형태의 노이즈는 진단의 신뢰도를 저하시키는 요인이 된다. MRF 모델은 영상에서 화소들 간의 종속성을 반영하는 영상 모델링

※ 이 연구는 한동대학교 교내연구지원사업 제 20130059호에 의한 것임.  
※ 본 연구는 교육부와 한국연구재단의 지역혁신인력 양성 사업으로 수행된 연구결과임(No. 2012H1B8A2025800).  
† 종신회원: 한동대학교 전산전자공학부 교수  
†† 준 회원: 한동대학교 정보통신공학과 석사과정  
Manuscript Received: February 4, 2014  
First Revision: May 13, 2014  
Accepted: May 13, 2014  
\* Corresponding Author: Ho Joon Kim(hjkim@handong.edu)

기법으로, 영상처리 분야의 다양한 문제에 적용되어 왔으며 특히 영상분할 및 복원 등의 응용에서 많은 연구사례가 발표된 바 있다[4-5]. 본 논문에서는 간 병변 진단을 위한 파라미터 영상의 생성과정에서 영상의 흔들림과 노이즈의 영향을 개선하는 방법론을 제안한다. 이를 위하여 원 영상으로부터 호흡주기를 추출하고 이를 기반으로 모멘텀 요소를 고려하는 ROI 추적 기법을 적용한다. 또한 Gibbs 분포로 정의되는 MRF의 가정으로부터 에너지 함수를 정의하고 이에 대한 최적화 과정을 통하여 초음파 데이터의 파라미터 영상을 개선하는 기법을 제시한다. 에너지 함수에서 영상의 흔들림 현상과 노이즈 및 에지(edge) 성분을 반영하는 요소와 MRF의 정의를 반영하는 클릭(clique)의 포텐셜 함수(potential function)를 상호 결합하고 이를 최적화하는 과정으로서 개선된 영상을 생성한다. 실제 임상 데이터에 적용한 실험결과를 통하여 제안된 이론의 타당성을 평가한다.

**2. 초음파 신호에서 파라미터 영상 생성 기법**

조영증강 초음파 영상에서 전이시간(transit time)은 병변 진단의 중요한 파라미터가 된다. 그러나 초음파 동영상에서 각 위치별로 조영제의 도달시점(arrival time)의 변화를 육안으로 파악하는 것은 매우 어렵다. 이에 본 연구에서는 영상에서 각 위치별로 명도변화 곡선(TIC: Time-Intensity Curve)을 분석하여 조영제의 도달시점을 산출하고 이를 영상으로 표현하는 방법을 적용하였다. Fig. 1은 실제 진단영상에서 조영제 도달 시점을 영상으로 표현한 것이다. 그림에서 적색 색상이 강할수록 빠른 조영제 전이를 의미하는데, 이는 혈관의 분포 변화와 연관하여 질환 진단에 중요한 파라미터가 된다.

또 다른 파라미터영상 생성 방법으로서 각 화소에 대하여 참조영역의 TIC 형태와 비교하여 4종류의 화소값으로 분류하는 방법이 제안된 바 있다[3]. 본 논문에서는 이러한 기존의 방법에서 영상의 질을 개선하기 위한 방법론으로서 Fig. 2와 같은 구조의 다단계 기법을 제안한다.

전형적인 조영증강 초음파 동영상은 진단과정의 특성상 상당수의 비정상 프레임을 포함한다. Fig. 2에 보인 바와 같이 원 동영상 입력으로부터 우선 이러한 비정상 프레임을 제거한다. 이어서 호흡에 의한 흔들림을 추적하여 보정함으로써 ROI에 대한 경계선의 오류를 개선한다. 보정된 영상에

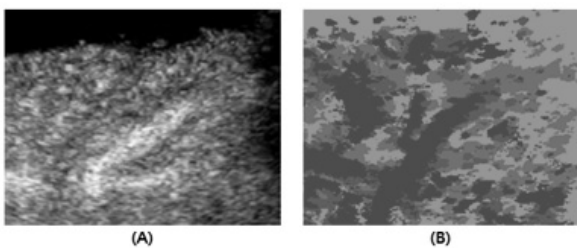


Fig. 1. (A) Saturation stage of Contrast Enhanced Ultrasonography and (B) its arrival time in image representation

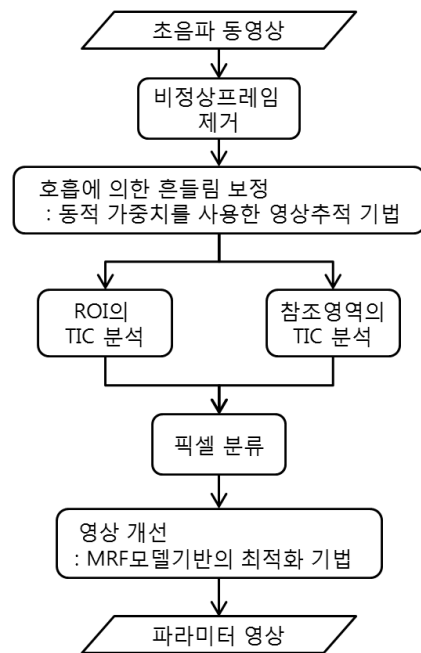


Fig. 2. Production process of parametric image

이더는 설정한 ROI와 정상 조직의 참조 영역에 대하여 각각의 TIC 특성을 분석하고 세부 화소별로 4가지 분류값을 생성하게 된다. 이 화소 분류과정은 Table 1에 보인 바와 같이 기존의 Rognin 등이 연구[3]에서 제안한 기법을 그대로 적용한다.

Fig. 3은 이러한 분류기법으로부터 생성된 파라미터 영상의 예이다. 그림에 보인 바와 같이 이와 같은 파라미터 영상은 버블형태의 노이즈 잔재를 포함하며, 영역의 가장자리에서 윤곽선을 모호하게 만드는 현상을 수반한다. 이에 본 연구에서는 이러한 노이즈와 윤곽선 정보를 보다 정확하게 추출하기 위한 방법론을 제안한다. 이에 대한 세부적인 내용을 다음 절에서 기술하였다.

Table 1. Pixel classification by deviation analysis with standard pattern

화소클래스	신호편차형태	신호구분	색상
단극성(+)		Hyper-enhanced	녹색
단극성(-)		Hypo-enhanced	청색
양극성(+/-)		Hyper-enhancement 이후 hypo-enhancement	적색
양극성(+/-)		Hypo-enhancement 이후 hyper-enhancement	황색

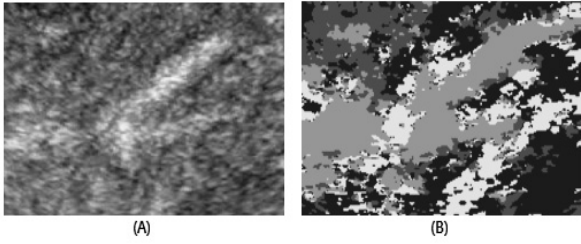


Fig. 3. (A) Ultrasound image and (B) its parametric image result

### 3. 비정상 프레임 제거 및 흔들림 보정

의료 초음파 진단 과정에서 진단기기의 특성, 시전자의 습관과 경험, 환자의 상태에 따라 다양한 형태의 영상데이터 변형이 발생할 수 있는데, 그 중의 하나가 동영상에서 비정상 프레임이 포함되는 현상이다. 이는 ROI에 대한 TIC의 형태를 심각하게 왜곡시킬 수 있으며, 파라미터 분석과정의 신뢰도를 저하시키는 요인이 된다. 이에 본 논문에서는 호흡에 의한 흔들림 보정 과정에 앞서 전처리 과정으로 비정상 프레임을 제거하는 과정을 수행한다. 이는 연속 프레임간의 일치도를 평가하고 이를 기준으로 비정상 프레임을 판단하는 과정과 이를 제거하여 동영상을 재구성하는 과정으로 이루어진다. 세부적으로 동영상에서 프레임간의 연속성과 일관성을 판단하게 되는데 이 때 적용되는 비유사도 척도  $D$ 는 식 (1)에 보인 바와 같이 두 프레임에서 일치하는 모든 화소에 대한 평균편차로서 산출된다. 식에서  $N$ 은 프레임의 전체 화소수를 의미한다. 비정상 프레임의 판별은 식 (2)에 보인 바와 같이 비유사도가 임계값  $\theta$ 를 초과하는가 여부로서 판정하게 된다.

$$D(X^t, X^{t'}) = \frac{\sum_i |x_i^t - x_i^{t'}|}{N} \quad (1)$$

$$D(X^t, X^{t'}) > \theta \quad (2)$$

Fig. 4는 이러한 과정을 적용한 동영상에서 비정상 프레임의 제거 효과를 시각적으로 보인 것이다. 그림에서 보인 바와 같이 측정과정에서 포함되는 비정상 프레임에 의한 TIC 형태의 왜곡이 개선될 수 있음을 알 수 있다.

이어서 호흡에 의한 영상의 흔들림을 보정하는 과정을 수행한다. 저자의 이전 연구에서 초음파 진단 영상에서 흔들

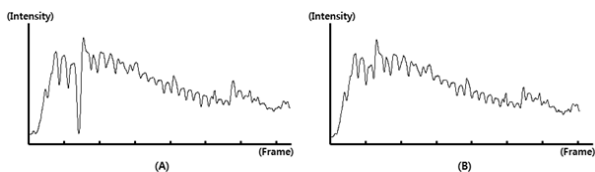


Fig. 4. Result of abnormal frame elimination  
(A) TIC of original image sequence.  
(B) TIC after frame elimination.

림을 보정하는 방법론을 제안한 바 있다[6]. 본 논문에서는 기존에 제안한 방법을 기초로 하여 호흡주기의 자동 추출 기법과 동적 가중치를 결정하는 모멘텀 요소의 정의를 보완하고 이를 파라미터 영상의 생성과정에 적용하였다.

호흡에 의한 영상의 위치변화에 대한 추적 기법은 ROI에 속한 화소 위치를 기준으로 120개의 이웃(neighbor) 화소에 대한 위치 이동을 고려하여 일치하는 영상의 유사도(similarity) 척도를 기반으로 이루어진다. 본 연구에서 사용한 유사도 함수는 식 (3)과 같다.

$$S(X^t, X^{t+1}, k) = \frac{1}{M_{i,j \in ROI}} \sum (1 - |x_{ij}^t(0) - x_{ij}^{t+1}(k)|) \quad (3)$$

식에서  $X^t$  및  $X^{t+1}$ 은 각각  $t$  및  $t+1$ 시점의 영상 데이터이고,  $k$ 는 120-neighbor 화소 중의 임의의 위치를 의미한다. 상수  $M$ 은 ROI에 속한 화소의 수를 의미하며,  $x_{ij}$ 는  $(i, j)$  위치의 화소 값을 의미한다. 다시 말해서 위 식은 표준 영상과 비교 영상에 대하여 각 화소를 기준으로  $k$ 의 위치만큼 이동한 영상의 유사도를 의미한다. 유사도를 산출한 후 ROI의 위치 추적은 식 (4)와 같이 각 위치 별로 가중치를 적용하여 결정한다.

$$v^t = \operatorname{argmax}_k (W_k^t \cdot S(X^t, X^{t+1}, k)) \quad (4)$$

$k = 1, 2, 3, \dots, 120$

식에서  $v^t$ 는 현 시점에서 ROI의 움직임 정보를 의미하며, 인접한 120개의 방향 코드 중의 한 값으로 결정되게 된다. 아래 Fig. 5는  $x_{ij}$ 에 대한 120-neighbor를 나타낸 그림이다.

초음파 영상에서 호흡에 의한 흔들림의 특성은 주기성과 방향성을 갖는다. 이러한 특성을 영상추적과정에 활용함으로써 노이즈에 의한 추적과정의 오류를 개선한다. 다시 말해서 영상에서 호흡주기를 추출하고 이를 기반으로 모멘텀 요소를 산출하여 동적 가중치 설정에 반영한다. 이러한 기

$x_{ij}(90)$	$x_{ij}(91)$	$x_{ij}(92)$	...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	$x_{ij}(4)$	$x_{ij}(5)$	$x_{ij}(6)$	...	...	...	...
...	...	...	...	$x_{ij}(3)$	$x_{ij}(0)$	$x_{ij}(7)$	...	...	...	...
...	...	...	...	$x_{ij}(2)$	$x_{ij}(1)$	$x_{ij}(8)$	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	$x_{ij}(9)$	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	$x_{ij}(108)$
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	$x_{ij}(109)$
$x_{ij}(120)$	$x_{ij}(119)$	$x_{ij}(118)$	...	...	...	...	...	...	...	$x_{ij}(110)$

Fig. 5. 120-neighbor of  $x_{ij}$

법은 마이크로버블 형태의 노이즈 비율이 높은 환경에서도 영상추적의 정확도를 개선할 수 있게 한다. 식 (4)에서 동적 가중치  $W_k^t$ 의 값은 다음의 식 (5), (6) 및 (7) 과 같이 결정 된다.

$$W_k^t = W_k^{t-1} + \Delta W_k^t \quad (5)$$

$$\Delta W_k^t = \begin{cases} P(t) \cdot (D_{max} - d(v^t, k)) & \text{if } d(v^t, k) < D_{th} \\ 1.0 - W_k^{t-1} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

$$P(t) = \eta \cdot \sin\left(\frac{t - T_0}{\tau}\right)\pi \quad (7)$$

식에서  $\Delta W_k^t$ 는 시점  $t$ 에서 적용하는 가중치 변화분을 의미하며, 이 값은 이전 프레임에서 판단한 이동 정보와의 차이에 반비례하고, 호흡주기에 따라 사인(sign)함수 형태에 비례하는 모델링 요소를 반영한다. 식 (5)와 식 (6)은 윈도우 상의 특정위치  $k$ 에 대한 가중치 설정 규칙을 의미한다. 즉 매 반복마다 결정되는 가중치 증가분  $\Delta W_k^t$ 는 식 (6)에 의해 결정되는데 식에서  $D_{max}$  및  $D_{th}$ 는 각각 가중치 설정범위를 결정하는 최대거리와 기준거리이며,  $d(v^t, k)$ 는 두 위치점 간의 유클리드 거리이다.  $v^t$ 는 이전 단계에서 검출한 상대적 이동위치를 의미한다.  $P(t)$ 는 현 시점을 호흡주기와 연관하여 가중치의 크기를 결정하는 요소인데 식 (7)로부터 결정된다. 식 (7)에서  $T_0$ 는 호흡주기의 시작지점을 의미하며 EOI(End-point of Inspiration) 및 SOD(Start-point of Dynamic-phase)와 일치하여 매 주기마다 재설정된다.  $T$ 와  $\tau$ 는 호흡주기와 이에 대한 추정치로서 매주기마다 갱신되도록 하였다. 본 연구에서는 원시 동영상으로부터 호흡주기의 기준 시점을 자동으로 파악하는 방법을 구현하였다. 앞서 언급한 SOD, EOI 및 EOD(End-point of Dynamic-phase)의 추출 과정은 다음과 같은 방법을 적용하였다. 우선 SOD는 정적 단계에서 일정량 이상의 움직임이 시작되는 시점으로 식 (8)의 조건을 만족하는 시점  $t$ 로서 결정하였다. 반면 EOD는 동적 단계에서 일정기간 동안 움직임이 일정량 이하로 감소하는 시점으로 식 (9)의 조건식으로 결정하였다. 식에서 파라미터  $h$ 와  $\lambda$ 는 각각 움직임을 판단하는 일정기간과, 움직임을 판단하는 기준 값이다. EOI는 SOD시점의 위치에서 최대 거리를 갖는 시점을 판단하여 결정한다.

$$\sum_{k=t-h}^t d(0, v^k) > \lambda \quad (8)$$

$$\sum_{k=t-h}^t d(0, v^k) < \lambda \quad (9)$$

#### 4. MRF 모델 기반의 영상 개선 기법

초음파 동영상에서 조영제의 전이시간 정보를 영상화한 결과는 앞 절에서 보인 바와 같이 다량의 노이즈를 포함한다. 본 연구에서는 이를 효과적으로 제거하고 왜곡된 영상

을 보정하기 위하여 MRF에 기반을 둔 영상개선 기법을 제안한다. 우선 조영제 확산 패턴에 대한 영상은 식 (10)과 같은 MRF 모델의 조건을 만족한다고 가정한다. 식에서  $\eta_s$ 는 임의의 위치  $s$ 의 이웃(neighborhood) 화소 집합을 의미한다.

$$P(X_s = x_s | X_r = x_r, r \neq s) = P(X_s = x_s | X_r = x_r, r \in \eta_s) \quad (10)$$

즉 영상 내 임의 화소에 대한 값이 주변 화소로부터 영향을 받는 확률로서 결정됨을 의미한다. 이 가정으로부터  $\{s, \eta_s\}$ 에 연관되는 Gibbs 분포를 식(11)의 확률로 나타낼 수 있다.

$$\pi(\omega) = \frac{1}{Z} \times \exp\left(-\sum_c V_c(\omega)/T\right) \quad (11)$$

식에서  $c$ 는 영상에서 인접하는 화소 쌍의 집합 즉 클릭(clique)을 의미하며,  $Z$ 는 정규화를 위한 상수이다.  $V_c$ 는 포텐셜 함수로서 인접하는 화소의 값과 연관성을 반영하도록 식 (12)와 같이 설정된다.

$$V_c = \begin{cases} +\alpha & \text{if } (x_s \neq x_r) \text{ and } L(x_s, x_r) < \gamma \\ -\alpha & \text{if } (x_s = x_r) \text{ and } L(x_s, x_r) < \gamma \\ +\beta & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

식에서  $L(x_s, x_r)$ 은 해당 영상을 화소 값의 정보와 에지(edge) 값의 정보를 이중 행렬(dual matrix) 구조로 표현했을 때, 두 화소 사이의 위치에서 에지 정보 값을 의미한다. 다시 말해서 이 포텐셜 함수는 영상개선 과정에서 MRF 요건을 고려하여 영상 내 세부 영역의 연속성(continuity) 요소뿐만 아니라 영역 간의 경계선 요소를 반영하게 된다. 전체 에너지 함수는 모든 화소에 대하여  $V_c$ 함수 값의 합으로 결정된다. Gibbs 샘플러에 의하여 에너지 함수를 최소화시키는 최적화 알고리즘을 적용하여 노이즈를 제거하고 영상을 개선한다.

#### 5. 실험 결과 및 고찰

본 논문에서 제안한 이론의 타당성을 고찰하기 위하여, 실제 의료 초음파 영상을 대상으로 실험 하였다. 간 질환 진단을 위한 조영증강 초음파 영상으로서 초당 8개의 프레임으로 구성되는 동영상이다. Fig. 6은 원영상에서 호흡주기를 자동으로 추출한 결과의 예이다. 기존의 많은 연구에서 호흡주기를 일정범위의 상수 값으로 결정하는 경우가 있으나 그림에 보인 바와 같이 호흡주기가 일부 편차를 보이는 경우가 있다. 그러므로 이러한 호흡주기를 추출하여 동적 가중치 값을 결정하는 방법은 상수값을 적용하는 경우에 비하여 그 정확도를 개선할 수 있게 할 것이다.

Fig. 7은 MRF 기반의 영상 개선 실험에서 에너지함수 값의 변화를 보인 것이다. 최적화 과정의 종료 조건은 30회 단위의 전체 화소처리(full sweep) 동안 총 에너지 값의 변

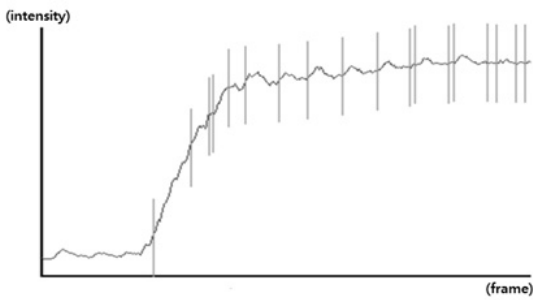


Fig. 6. Extraction result of respiratory motion period



Fig. 7. Energy function graph of image enhancement procedure

화가 0.1%이하인 경우로 판정하였다.

Fig. 8 및 Fig. 9는 각각 전이시간 영상과 파라미터 영상에 대한 영상개선 실험 결과이다. 각 그림에서 (A)는 영상개선 및 흔들림 보정을 적용하지 않은 최초 영상이며, (B)는 흔들림 보정을 적용한 실험결과이다. (C)는 흔들림 보정 없이 MRF 기반 영상개선기법을 적용한 결과이며, (D)는 두 방법을 모두 적용한 결과이다. 그림에서 보인 바와 같이 영상개선 기법의 적용 결과 노이즈가 현저하게 제거됨을 알 수 있으며, 영상의 흔들림 보정 기법은 영역의 윤곽선 정보를 보다 정확하게 추출함을 알 수 있다.

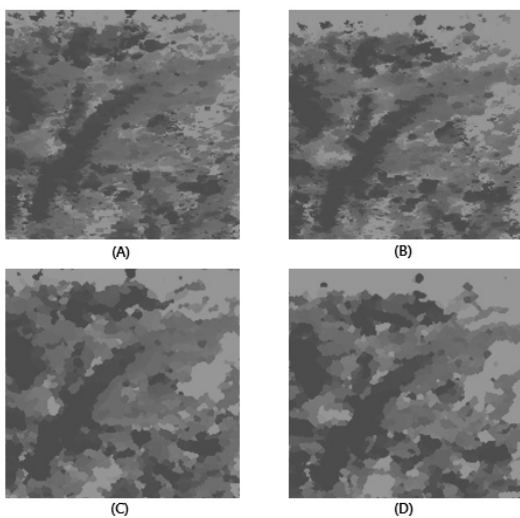


Fig. 8. Result of image enhancement experiment about arrival time image

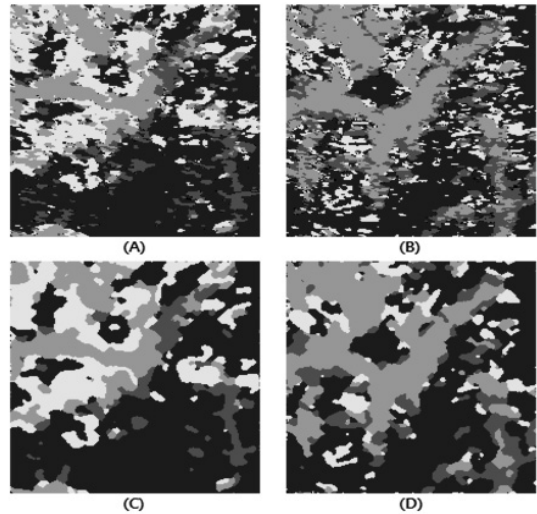


Fig. 9. Result of image enhancement experiment on parametric image

## 6. 결 론

초음파 진단영상에서 흔들림 현상은 호흡주기와 연동하여 방향성과 주기성을 갖는다. 또한 조영제의 전이로 인한 영상의 변화는 다량의 마이크로 버블을 발생시킨다. 본 연구에서는 이러한 두 가지 특성을 고려하여 파라미터 영상의 질을 개선하는 방법론을 고찰하였다. 모멘텀 요소를 반영한 영상추적 기법은 다량의 노이즈가 포함되는 환경에서도 움직임의 일관성을 유지하게 하여 정확도를 개선시키며, MRF 모델을 기반으로 하는 에너지함수에서 노이즈 제거 효과와 윤곽선 추출효과를 동시에 고려하도록 클릭함수를 정의함으로써 병변의 형상을 왜곡시키지 않도록 하였다. 호흡주기의 자동추출 과정은 영상변화의 동적 단계를 정적 단계를 구분함으로써 이루어지는데 이는 고정된 값으로 가정하여 적용하는 경우에 비하여 보다 정확한 모멘텀 요소를 산출할 수 있게 한다. 이러한 연구는 의료진단에서 질환부의 혈관분포 변화를 관찰하고 혈류의 형태를 시각적으로 판단할 수 있게 함으로써 의료전문가의 진단과정을 보조할 수 있는 실용적 기술이라 할 수 있다. 향후 연구에서는 미세한 ROI의 추적 기법에 관한 연구와 조영제의 속도와 방향정보를 표현하는 기술에 관한 연구를 수행할 예정이다.

## Reference

- [1] Na Li, Hong Ding, Peili Fan, Xiuan Lin, Chen Xu, Wenping Wang, Zhizhang Xu, and Jiyao Wang, "Intrahepatic Transit Time Predicts Liver Fibrosis in patients with Chronic Hepatitis B : Quantitative Assessment with Contrast-Enhanced Ultrasonography," *Ultrasound in Med. & Biol.* Vol.36, No.7, pp.1066-1075. 2010.

- [2] A K P Lim, S D Taylor-Robinson, N Patel, R J Eckersley, R D Goldin, G Hamilton, G R Foster, H C Thomas, D O Cosgrove, M J K Blomley, "Hepatic Vein Transit Time using a Microbubble Agent Can Predict Disease Severity Non-invasively in Patients with Hepatitis C," *Liver*, Vol.54, pp.128-133, 2005.
- [3] Nicolas G. Rognin, Marcel Arditi, Laurent Mercier, Peter J. A. Frinking, Michel Schneider, Genevieve Perrenoud, Anass Anaye, Jean-Yves Meuwly, and Francois Tranquart, "Parametric Imaging for Charactering Focal Liver Leisions in Contrast-Enhanced Ultrasound," *IEEE Transaction on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*. Vol.57, No.11, pp.2503-2511, 2010.
- [4] Lei Lin, Litao Zhu, Faguo Yang, Tianzi Jiang, "A Novel Pixon-Representation for Image Segmentation Based on Markov Random Field," *Image and Computing*, Vol.26, pp.1507-1514, 2008.
- [5] S. Yousefi, N. Kehtarnavaz, Y. Cao, A.R. Razlighi, "Bilateral Markov Mesh Random Field and Its Application to Image Restoration," *Journal of Visual Communication and Image Representaton*," Vol.23, pp.1051-1059, 2012.
- [6] H. J. Kim, S. H. Gwak, S. K. Lee, "A Dynamic Weight-Based Respiratory Motion Tracking in Ultrasound Image Sequence," *Journal of Pattern Recognition & Image Processing*, Vol.4, No.3, pp.365-372, 2013.



### 김 호 준

e-mail : hjkim@handong.edu

1987년 경북대학교 전자공학과(학사)

1995년 KAIST 전산학과, 공학박사

1987년~1991년 한국원자력연구소 연구원

2003년, 2010년 미국 캘리포니아주립대

방문교수

1996년~현 재 한동대학교 전산전자공학부

교수

관심분야: 컴퓨터비전, 영상처리, 패턴인식



### 곽 성 훈

e-mail : trt67@lycos.co.kr

2012년 한동대학교 전산전자공학부(학사)

2013년~현 재 한동대학교 정보통신공학과

석사과정

관심분야: 컴퓨터비전, 영상처리