

유방 초음파 영상에서 도메인 경험 지식 기반의 노이즈 필터링 알고리즘을 이용한 ROI(Region Of Interest) 추출

구락조*[†] · 정인성** · 최성욱* · 박희봉*** · 왕지남**

*아주대학교 산업공학과
**아주대학교 산업정보시스템 공학부
***박희봉외과 유방클리닉

The Extraction of ROI(Region Of Interest)s Using Noise Filtering Algorithm Based on Domain Heuristic Knowledge in Breast Ultrasound Image

Lock-Jo Koo*[†] · In-Sung Jung** · Sung-Wook Choi* · Hee-Boong Park*** · Gi-Nam Wang**

*Dept. of Industrial Engineering in Ajou University
**Div. of Industrial and Information System Engineering in Ajou University
***Park Breast Clinic

The objective of this paper is to remove noises of image based on the heuristic noises filter and to extract a tumor region by using morphology techniques in breast ultrasound image. Similar objective studies have been conducted based on ultrasound image of high resolution. As a result, efficiency of noise removal is not fine enough for low resolution image. Moreover, when ultrasound image has multiple tumors, the extraction of ROI (Region Of Interest) is not accomplished or processed by a manual selection. In this paper, our method is done 4 kinds of process for noises removal and the extraction of ROI for solving problems of restrictive automated segmentation. First process is that pixel value is acquired as matrix type. Second process is a image preprocessing phase that is aimed to maximize a contrast of image and prevent a leak of personal information. In next process, the heuristic noise filter that is based on opinion of medical specialist is applied to remove noises. The last process is to extract a tumor region by using morphology techniques. As a result, the noise is effectively eliminated in all images and a extraction of tumor regions is possible though one ultrasound image has several tumors.

Keywords : Image Processing, Ultrasound Image, Extraction of ROI, Noise Removal

1. 서 론

세계적으로 유방암의 발생빈도는 1990년 이후 연간 2%

이상의 증가율을 보이며 급증하고 있다. 한국의 보건 복지부와 미국 암협회 조사 결과에 따르면, 유방암은 전체 여성암 중 2위를 차지하고 있을 뿐 아니라, 세계 각

[†] 교신저자 lockjo9@ajou.ac.kr

※ 본 연구는 21세기 프론티어 연구개발사업의 일환으로 추진되고 있는 정보통신부의 유비쿼터스컴퓨팅 네트워크 원천 기술 기반 개발 사업의 지원에 의한 것입니다.

국의 여성암 인자 중에서 높은 순위를 차지하고 있다 [보건 복지부, 2007; Paulo et al., 2006; SAMUEL et al., 2001]. 이와 같이 발생률이 높은 유방암을 치료하기 위해서는 무엇보다 유방암의 초기 발견이 매우 중요하다. 하지만 가장 보편적으로 사용되고 있는 유방 촬영술의 경우 치밀 유방, 젊은 여성 및 동양 여성에게 그 효용성이 떨어지며 초음파 영상 분석에 있어서 실질적인 암 종양을 단순한 생체 조직으로 오인하는 경우도 70%에 이르는 것으로 나타났다. 게다가 그 영상 또한 매우 단순하여 병견에 대한 기본 정보 제공에 한정되고 있다 [Madabhushi and Metaxas, 2002; 류기선, 2003].

초음파는 안전하고 실시간 영상획득이 가능하여 최근 의료 영상 획득 방법으로 각광 받고 있다[김용선 외, 2005]. 이런 초음파를 유방암 분야에 적용함으로써 유방 촬영술을 이용한 진단 시 발생 할 수 있는 X-선 방출에 의한 위험 요인 억제, 해부조직과의 유사한 영상 획득, 검사 시 통증 억제, 치밀 유방에서의 정확성 증대 등의 효과를 발생 시킬 수 있다[정수영 외, 2001; 정인성 외, 2004]. 하지만 초음파 간섭에 의해 발생하는 speckle은 유방암 이미지의 해상도를 저해하여 유방암 영역의 추출 및 진단을 방해 한다[정문기, 2004]. 또한 실제 전문의가 행하는 초음파 이미지 상에서의 종양 부분에 대한 해석은 전문의의 경험과 지식에 기반하며 암 영역 추출과 해석이 악성·양성의 판단이 다르게 나타나는 결과를 초래한다[Madabhushi and Metaxas, 2002].

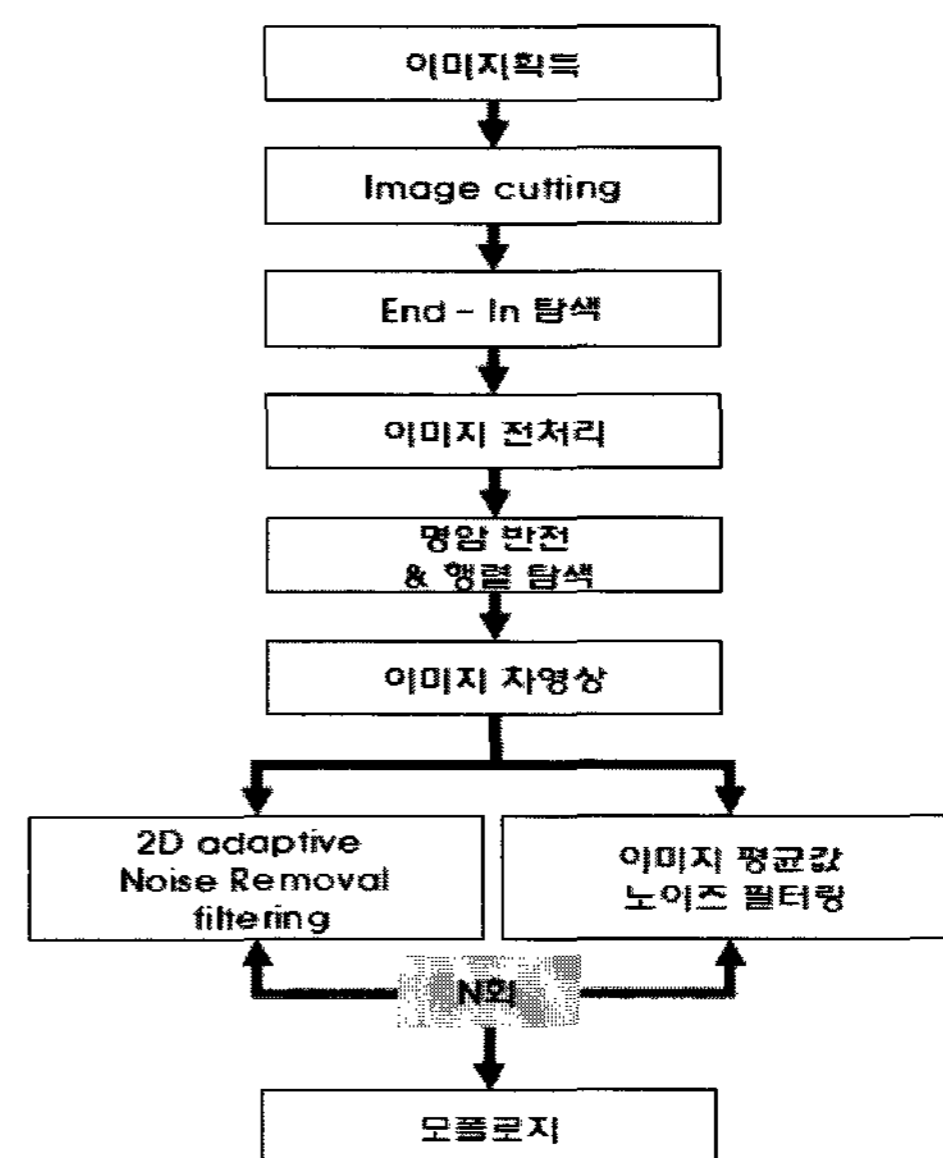
유방 초음파의 CAD(Computer Aided Diagnosis)는 의사의 주관적인 영상 판독의 문제점을 보완하기 위한 시스템이다. CAD의 적용을 위해서는 불필요한 생체조직 이미지 및 노이즈를 제거가 선행되어야 한다. 이와 관련된 여러 선행 연구 사례들을 살펴보면, 노이즈 및 초음파 이미지의 자연적 특성을 제거하기 위해 유방 초음파 이미지의 5가지 특성인 area, circularity, protuberance, homogeneity, acoustic shadow을 고려하여 anisotropic diffusion filter, second order Butter-worth filter, watershed transform 등을 적용하였다[Madabhushi and Metaxas, 2002; Chang et al., 2003; Huang and Chen, 2005; Liu et al., 2005]. 비록 대부분의 선행 연구들이 노이즈 제거가 목적이 아닌 종양의 segmentation에 그 목적을 두고 종양 영역을 추출 하였을지라도, 2가지 문제점을 안고 있다. 첫 번째는 노이즈 제거 시 종양의 특징 및 픽셀 값의 차이만을 고려하여 노이즈를 제거함으로써, 실제 진단 시에 고려되는 종양의 위치적인 특성을 고려하지 못해 노이즈가 완전히 제거되지 못한 것이다. 두 번째 문제는 종양의 위치적인 특성에 근거하였을지라도, 각 종양의 위치가 이미지 종양에 존재한다는 가설을 설정함으로써, 제약이 따르고 해상도(Resolution)가 낮은 이미지에 대해서는

수동적인 ROI(Region Of Interest)의 선택이 필요로 한 것이다.

따라서 본 연구에서는 모든 해상도의 초음파 영상에서 영상의 위치와 관련된 경험적 알고리즘을 노이즈 필터를 통해 적용하여 불필요한 노이즈를 제거하고 종양 및 종양 의심 영역만을 남겨 두고자 한다. 또한 모폴로지 방법을 통하여 기본적인 종양의 모양을 복원하여 진단학자 및 방사선의의 초음파 영상 판단을 돕고자한다. 이를 위해 본 연구에서 사용된 알고리즘을 순서대로 설명하고 이를 적용한 결과와 실제 전문의가 판단하는 ROI와 비교해 보았다.

2. Proposed methods

본 연구에서는 현 유방암 외과 전문의로부터 지난 5년간의 진단 데이터 중 무작위로 양성·악성의 종양 이미지 30개 및 진단 동영상을 획득하였다. 획득한 각 이미지의 종양 크기는 0.5~3cm이며 본 연구는 획득한 이미지 30개 중 24개를 대상으로 노이즈 제거를 실시함으로써 종양부분에 해당하는 영역의 이미지만을 남겨두고자 하였다. 이는 30개중 6개의 이미지는 원본 영상이 아닌 두 개의 이미지를 합쳐놓은 것이기 때문이다. 또한 이미지 제거 과정을 통해 훼손된 이미지에 대하여 모폴로지 기법을 적용함으로써, 원본 이미지에 가까운 형상으로 복원하였다. 기본적으로 4가지 가정 하에 본 연구는 진행되었으며 각각의 가정은 현재 초음파 영상을 통해 직접 확인이 가능하고, 전문의와의 인터뷰를



〈그림 1〉 전체적인 기본 Framework

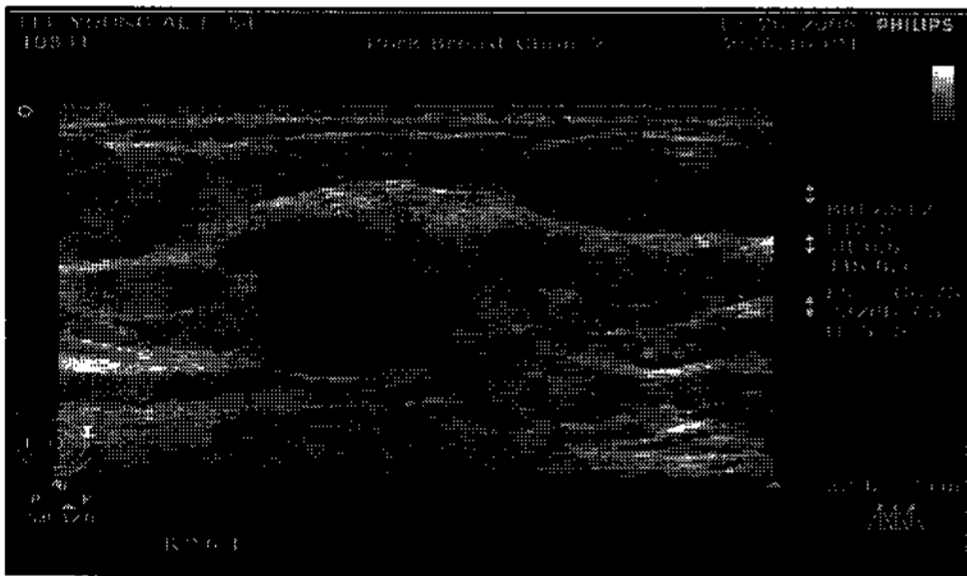
통해 사실로 확인되었다. 가정은 다음과 같다.

- ① 이미지 상에서 종양은 어둡게 나타난다.
- ② 이미지의 각 픽셀의 명암은 컴퓨터상에서 0~255로 표현되며 종양과 노이즈 및 배경의 픽셀 값은 차이가 있다.
- ③ 전문의가 판독하는 종양의 이미지는 초음파 이미지 상에 완전한 형태로 표현되어야만 한다.
- ④ 하나의 이미지에는 복수개의 종양이 나타날 수 있다.

전체적인 연구 진행 과정은 <그림 1>과 같이 구성되었고 Matlab 6.5로써 구현되었다. 그리고 본 논문에서는 이미지 획득 및 발췌(image cutting), 이미지 명암 향상 및 도메인 경험 지식 기반의 노이즈 필터링, 명암 반전 및 행렬탐색, 차 영상 및 최종 필터링, 모폴로지 기법 적용으로 나누어 5단계로 설명한다.

2.1 Data acquisition and image cutting

본 연구를 위해 현 유방암 외과 전문의로부터 획득한 양성·악성의 종양 이미지 30장은 모두 <그림 2>와 같이 각 영상의 대하여 환자의 이름, 나이, 성별, 종양의 크기 등 영상에 대한 정보가 기록되어 있다. 이와 같은 영상을 CAD 시스템으로 활용하기 위해서는 <그림 3>과 같이 각 픽셀의 정보를 매트릭스 형태로 저장하여야 한다.



<그림 2> 획득한 원본 이미지

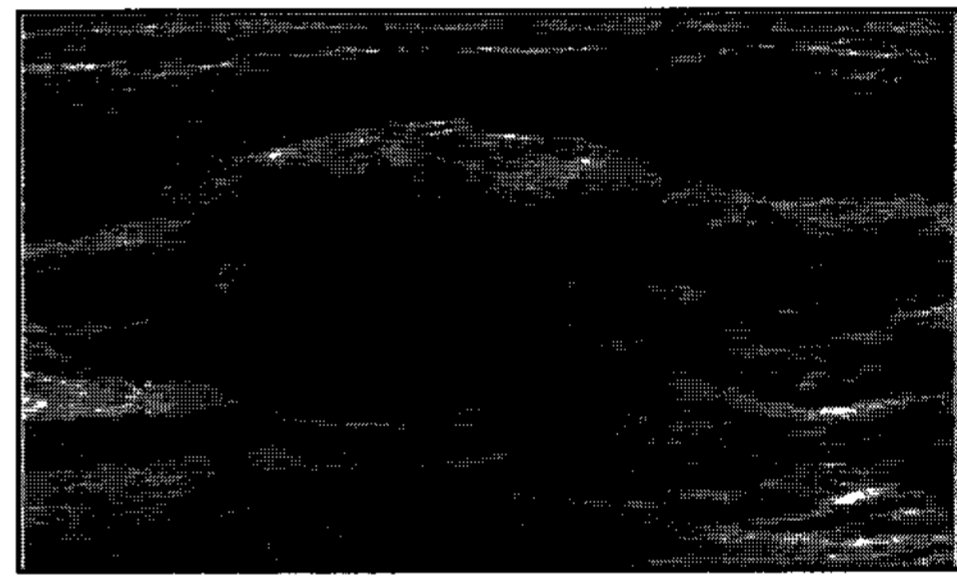
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	5	5	5	5	5	5	5	5	5
2	5	5	5	5	5	5	5	5	5
3	5	5	5	5	5	5	5	5	5
4	5	5	5	5	5	5	5	5	5
5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
6	5	5	5	5	5	5	5	5	5
7	5	5	5	5	5	5	5	5	5
8	5	5	5	5	5	5	5	5	5
9	5	5	5	5	5	5	5	5	5
10	5	5	5	5	5	5	5	5	5

<그림 3> 컴퓨터에 저장된 영상의 픽셀 정보

하지만 컴퓨터에 저장된 픽셀 값에는 영상의 명암 값 뿐 만 아니라, 영상에 대한 부연 정보가 포함되어 있다. 이는 이미지에서 노이즈 제거 시 불필요한 부분인 동시에, 개인 정보 보호 차원에서 제거 되어야 하는 부분이다. 따라서 본 연구에서는 이미지에 해당하는 영역만을 다음과 같은 식을 통해 추출하였다.

$$I_{re_org} = I_{org}(100 : C-100, 80 : R-180) \quad (1)$$

이 알고리즘에서 I_{re_org} 는 초음파 이미지 영역만을 발췌한 이미지, I_{org} 는 획득한 이미지, 그리고 R은 픽셀 정보를 저장한 매트릭스의 열의 총 크기, C는 행의 총 크기를 의미한다. 다시 말해, 기본적으로 100번째 행에서 C-100번째까지 행의 정보와 80번째에서 R-180까지의 열의 정보가 초음파 이미지에 관한 정보를 나타내고 있음을 의미하며 이에 대한 결과는 <그림 4>과 같으며 그에 해당하는 픽셀정보는 <그림 5>와 같다.



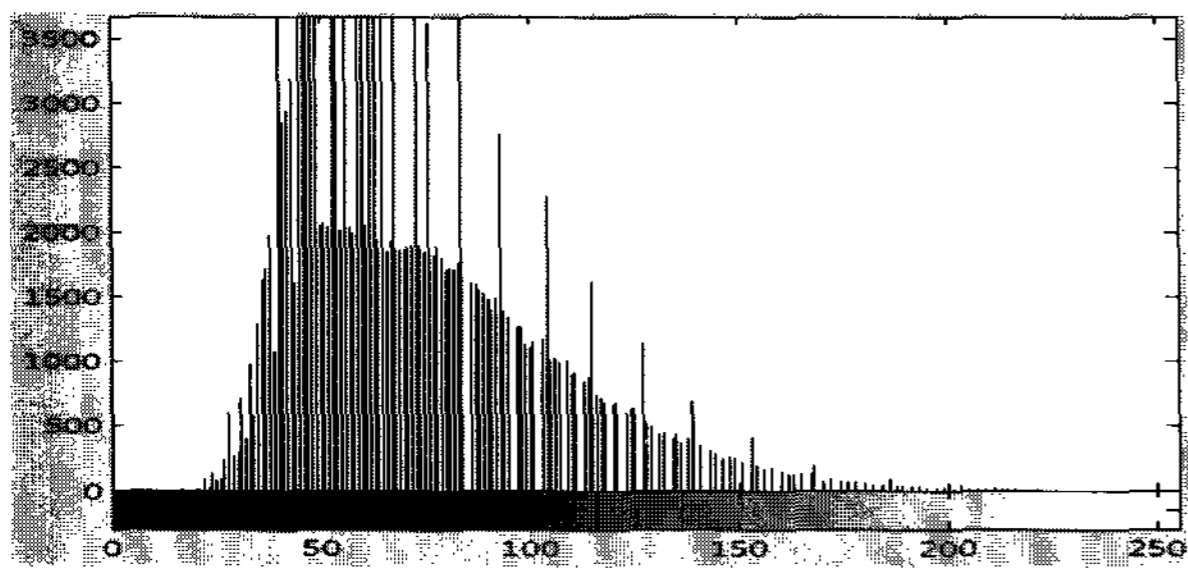
<그림 4> 초음파 부분만 발췌한 이미지

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	81	83	84	84	83	79	76	73	67
2	71	68	65	65	65	67	68	72	73
3	73	75	76	73	71	71	72	73	76
4	68	73	78	82	82	82	81	79	78
5	67	69	73	77	79	79	76	73	71
6	66	65	64	63	63	64	66	67	69
7	72	75	81	89	95	101	106	109	111
8	113	115	123	128	135	141	149	151	153
9	148	153	153	149	139	135	135	136	139

<그림 5> 그림 3에 대한 픽셀 정보

2.2 Image enhancement and noise filtering based domain heuristic knowledge

초음파 영상에서 각 픽셀 값의 분포를 분석해 보면 <그림 6>과 같이 전체적으로 고루 분포하고 있지 않고 특정 값에 집중되어 있음을 알 수 있다.

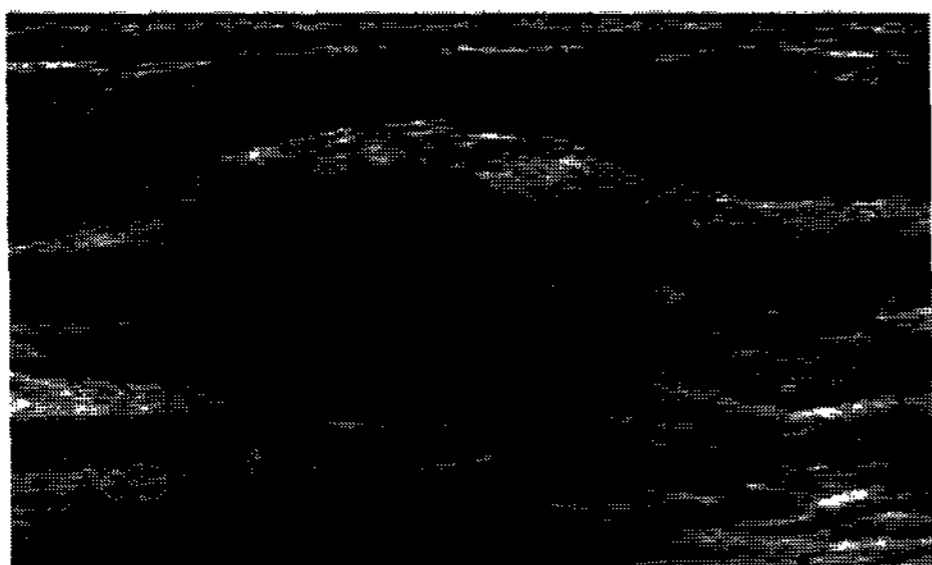


<그림 6> 이미지 픽셀 값에 대한 히스토그램

이는 각 픽셀 값의 차이가 적어 명암으로 이미지의 특정부분을 처리하기가 어려움을 의미한다. 이를 해결하기 위하여 본 연구에서는 End-In 탐색을 실시하였다. End-In 탐색은 픽셀 값이 모든 범위의 명암 값을 가지지만 히스토그램의 특정부분에 화소들이 치우쳐 있을 때 사용하는 방법으로써, 히스토그램 평활화와 명암대비 스트레칭 방법과는 달리 이미지가 왜곡되지 않는다는 장점이 있다[이필규, 2005; Green, 1989]. End-In 탐색에 대한 공식은 다음과 같다.

$$I_{Endin} = \begin{cases} 0 & (:: x \leq low) \\ 255 * \frac{x - low}{high - low} & (:: low \leq x \leq high) \\ 255 & (:: high \leq x) \end{cases} \quad (2)$$

위 식에서 x , low , $high$ 는 각각 I_{re_org} 의 각 픽셀 값과 픽셀 값 중 최소값과 최대값을 의미한다. 하지만 본 연구에서는 low 를 I_{re_org} 의 최소 픽셀 값과 I_{re_org} 의 전체 픽셀 값의 표준편차의 합으로, $high$ 를 I_{re_org} 의 최대 픽셀 값과 I_{re_org} 의 전체 픽셀 값의 표준편차의 차로 설정하여 적용함으로써 <그림 7>과 같이 영상의 선명도가 더욱 향상되고 픽셀 값의 구분이 편하게 되었다.



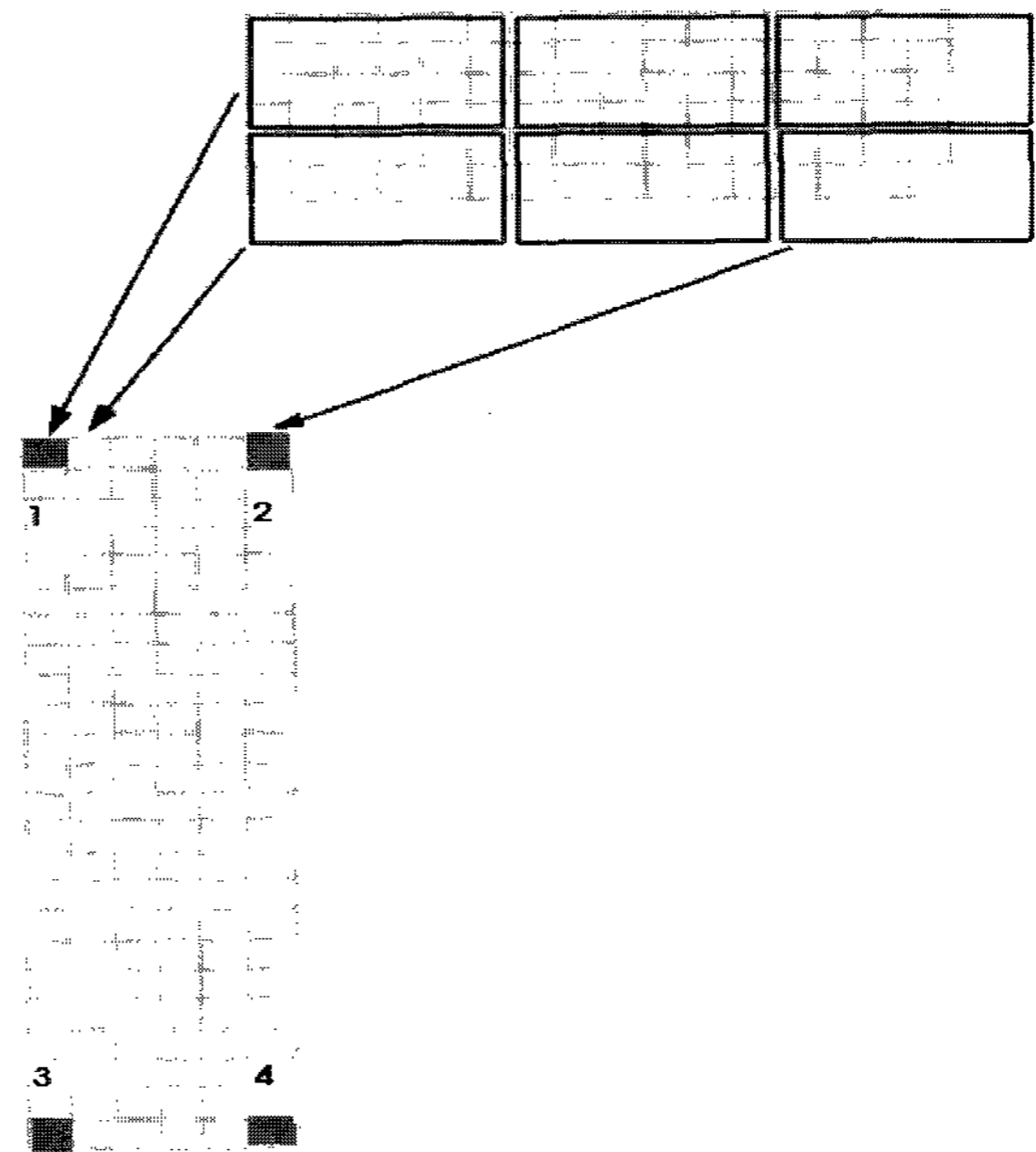
<그림 7> End-In 탐색이 적용된 이미지

End-In 탐색을 이후 본 연구에서는 도메인 경험 지식 기반의 노이즈 필터링을 적용하였다. 이는 많은 선행 연구들[Madabhushi and Metaxas, 2002; Madabhushi and Metaxas, 2003; Huang and Chen, 2005; Perona and Malik,

1990; Yap et al., 2006]이 배경 이미지와 종양 이미지의 픽셀 값의 차이가 크지 않아 종양의 위치를 가정하거나 수동적으로 선택해야만 했던 제약을 해결하기 위한 것으로 다음과 같은 두 가지의 가정을 전제로 하며, 이는 각각 전문의와 각 픽셀 값의 비교를 통해 사실임을 확인했다.

- 가정 1 : 종양은 초음파 이미지 상에 완전히 표현된다.
- 가정 2 : 종양과 기타 생체 조직으로 나타나는 이미지의 픽셀 값은 비슷한 영역에 포함된다.

도메인 경험 지식 기반의 노이즈 필터링의 목적은 이미지에서 완전하게 표현되지 않고 넓게 횡·종 방향으로 나타나는 노이즈를 제거함에 있다. 이를 위해 <그림 8>과 같이 13×13 형태의 Distinct blocks operation을 End-In 탐색 후의 이미지에 적용하며 구체적인 process는 다음과 같다.



<그림 8> Distinct blocks의 원리

- Step 1 : End-In 탐색이 적용된 이미지의 평균값과 표준편차의 차를 경계 값으로 설정한다.
- Step 2 : Distinct blocks 평균값을 계산하고 이를 기준으로 경계 값과 비교 한다.
- Step 3 : Distinct blocks 평균값이 작다면, Distinct blocks의 위치에 해당하는 이미지의 픽셀의 값들을 255로 변환한다. 그리고 <그림 8>의 1과 4에서 시작된 Distinct blocks는 열 방향으로, 2와 3에서 시작된 Distinct blocks는 행 방향으로 이동한다.

Distinct blocks 평균값이 크다면, 이미지의 픽셀 값을 변화시키지 않고 1과 4에서 시작된 Distinct blocks는 행의 위치를 이동 후 초기 열의 위치부터 Step 2를 반복한다. 2와 4에서 시작된 Distinct blocks는 열을 이동 후, 초기 행의 위치에서부터 Step2를 반복한다.

Step 4 : 1과 시작 된 Distinct blocks는 3까지, 2는 1까지, 3은 4까지, 4는 2까지 Step 2와 3을 반복한다.

이를 표현하면 식 (3)~식 (6)과 다음과 같다.

< Figure 7 > 의 1에서 시작할 때,

$$I_{noi} = \begin{cases} 255 & (\text{if } x \leq Tres \text{ then } r = r + 13) \\ I_{Endin} & (\text{if } x > Tres \text{ then } r = 1, c = c + 13) \end{cases} \quad (3)$$

< Figure 7 > 의 2에서 시작할 때,

$$I_{noi} = \begin{cases} 255 & (\text{if } x \leq Tres \text{ then } c = c + 13) \\ I_{Endin} & (\text{if } x > Tres \text{ then } c = 1, r = r - 13) \end{cases} \quad (4)$$

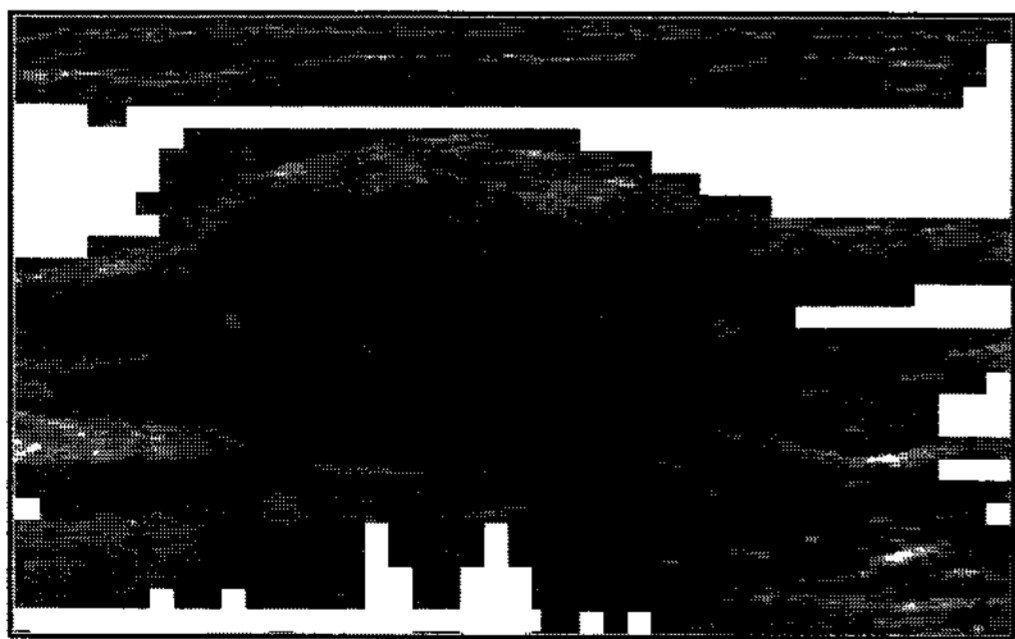
< Figure 7 > 의 3에서 시작할 때,

$$I_{noi} = \begin{cases} 255 & (\text{if } x \leq Tres \text{ then } c = c_{end} - 13) \\ I_{Endin} & (\text{if } x > Tres \text{ then } c = c_{end}, r = r + 13) \end{cases} \quad (5)$$

< Figure 7 > 의 4에서 시작할 때,

$$I_{noi} = \begin{cases} 255 & (\text{if } x \leq Tres \text{ then } r = r - 13) \\ I_{Endin} & (\text{if } x > Tres \text{ then } r = r_{end}, c = c - 13) \end{cases} \quad (6)$$

위 식의 I_{Endin} 는 End-In 탐색이 적용된 이미지, x 는 Distinct blocks의 평균값, $Tres$ 는 경계 값을 의미한다. 그리고 c, r, c_{end}, r_{end} 은 I_{Endin} 의 행과 열 그리고 행의 크기, 열의 크기를 의미한다. 이를 적용한 결과는 <그림 9>과 같으며 완전하지 못한 이미지는 제거되었음을 알 수 있다.



<그림 9> 노이즈 필터링이 적용된 이미지

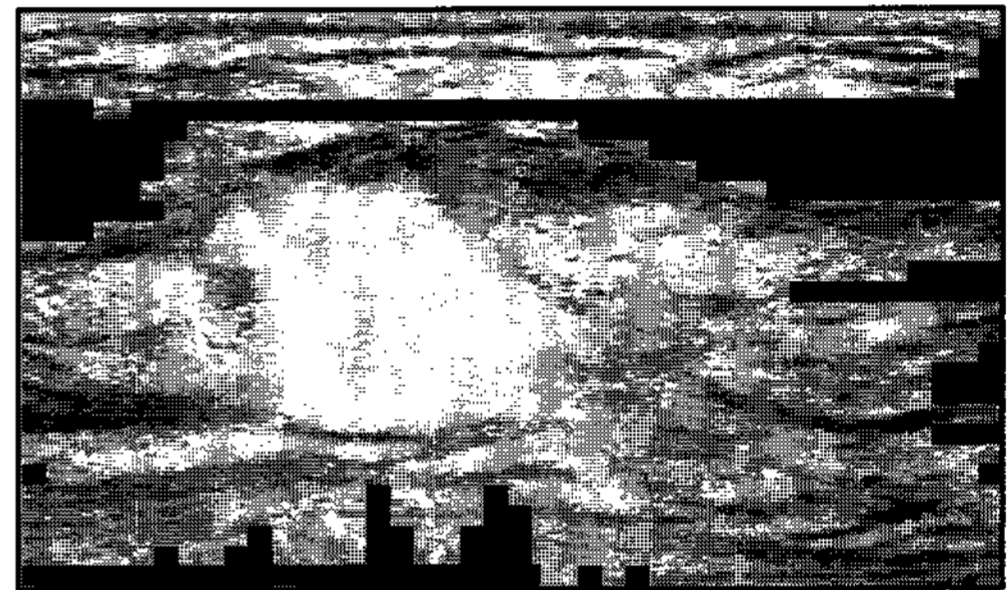
2.3 Image negative transformation and matrix search filtering

각 이미지의 픽셀 값을 좀 더 쉽고 명확하게 계산하기 위해 명암 반전을 시행하였다. 이는 일반적으로 중

양의 픽셀 값이 0에 가까운 수치를 가지기 때문이다. 이에 대한 수식은 다음과 같다.

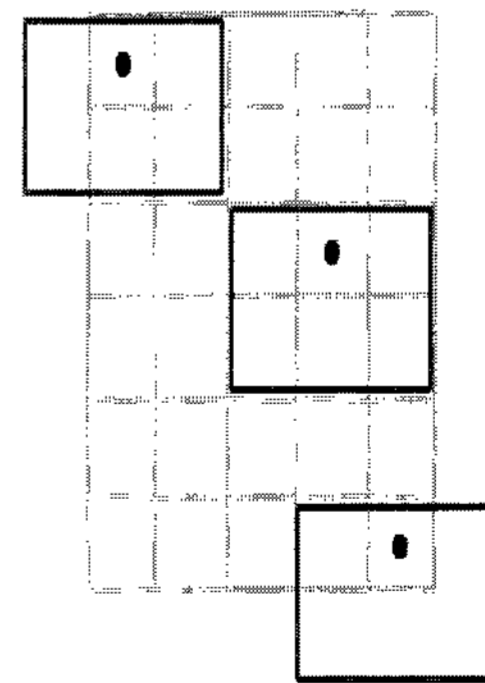
$$I_{trans} = 255 - I_{noi} \quad (9)$$

이미지의 명암 반전을 수행함으로써 중앙 이미지의 픽셀 값이 255에 가까워지게 된다. 이로 인해 각 픽셀 값의 사칙연산이 자유로워지며 명암 반전의 결과는 <그림 10>와 같다.



<그림 10> 명암 반전 이후 이미지

명암 반전 이후, 행렬 탐색을 시행함으로써 작은 노이즈를 제거 할 수 있다. 이는 명암 반전이 시행된 이미지를 대상으로 13×13 매트릭스를 Sliding Neighborhood operation을 적용한다. Sliding Neighborhood blocks는 <그림 11>과 같이 해당 픽셀과 픽셀을 둘러싸고 있는 이웃 픽셀 값과의 비교를 통해 해당 픽셀의 값을 변화시키는 것으로, 이미지의 모든 픽셀에 대하여 시행된다.



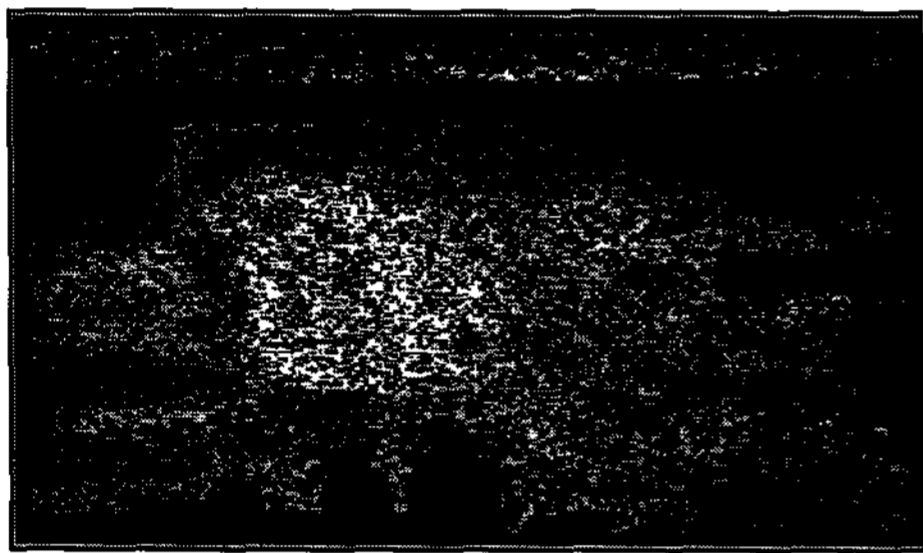
<그림 11> Sliding Neighborhood operation의 원리

본 연구에서는 Sliding Neighborhood operation을 해당 픽셀과 전체 이미지의 픽셀 값과 비교하는 방법으로 적용하였다. 즉, Neighborhood blocks의 평균값이 명암 반전 된 이미지의 전체 평균값과 표준 편차와의 차와 합의 값과 비교하여 해당 픽셀의 값을 결정하게 된다. 또한 Sliding Neighborhood operation의 실행 시간이 긴 점

은 이미지를 축소하여 적용하고, 이를 다시 본래 크기로 복구함으로써 해결하였다. 본 연구에서 해당 픽셀의 값을 결정하는 수식은 다음과 같다.

$$I_{search} = \begin{cases} 0 & (X < Tres_{min}) \\ I_{trans} & (Tres_{min} < X < Tres_{max}) \\ 0 & (X > Tres_{max}) \end{cases} \quad (8)$$

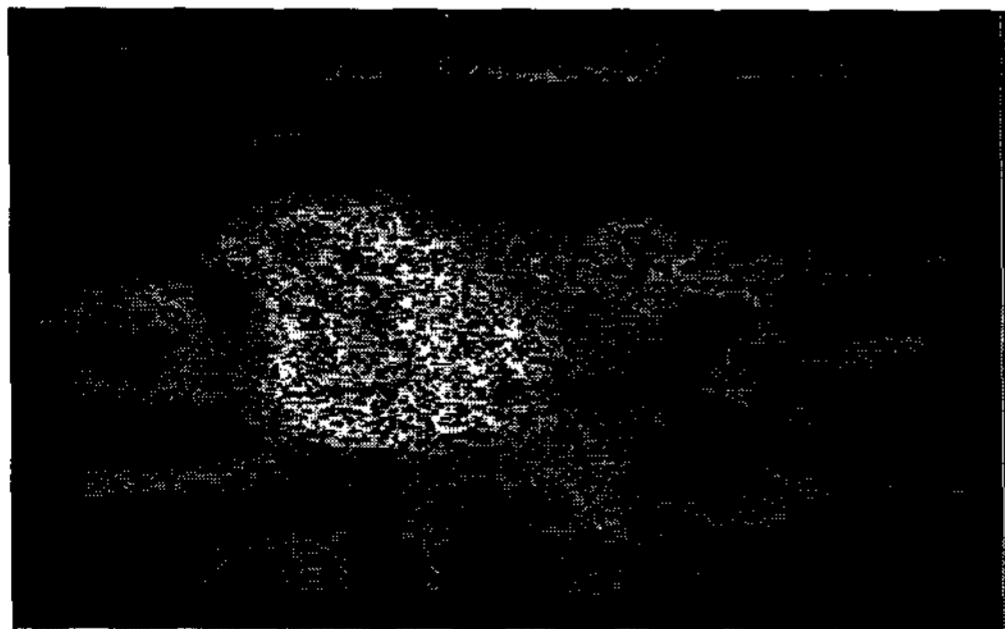
위 식에서 X는 명암 반전이미지를 대상으로 적용된 Neighborhood blocks의 평균값을 의미하며 TresMin과 TresMax는 명암 반전이미지의 평균값과 표준편차의 차와 합을 의미한다. 행렬 탐색이 적용된 이미지는 <그림 12>와 같다.



<그림 12>행렬 탐색이 적용된 이미지

2.4 Differential image and filtering

행렬 탐색을 통해 많은 노이즈가 제거되었음에도 불구하고, 여전히 노이즈와 종양 부분의 픽셀 값을 컴퓨터로 처리하기에는 어려움이 따른다. 따라서 본 연구에서는 종양 부분의 픽셀 값이 행렬 탐색 이후에는 255, End-In 탐색 이후에는 0에 가깝다는 점에 착안하여 두 이미지의 차 영상을 구하였다. 그 결과는 <그림 13>와 같다.



<그림 12> 차 영상

차 영상 이후에도 종양 주변에 많은 노이즈가 여전히 존재한다. 하지만 ROI 부분은 노이즈 보다 더 밝고 영

상이 밀집되어 있음을 알 수 있다. 따라서 본 연구는 노이즈 제거의 마지막 단계로써 two-dimensional(2D) adaptive noise removal filter와 local mean filter를 적용하였다.

2D adaptive noise removal filter는 국지적인 평균과 분산에 기반한 통계적 기법을 적용하여 노이즈를 제거하는 방법이다. 본 연구에서는 100*100의 Neighborhood blocks를 바탕으로 pixel-wise Wiener filter를 적용하였다 [Lim, 1990]. 이는 앞서 언급하였듯이, 노이즈는 영상이 산재되어 있는 반면, ROI의 해당 부분은 영상이 밀집되어 있는 특성을 고려하였기 때문이다. Neighborhood blocks의 평균과 분산을 구하는 식은 다음과 같다.

$$\mu = \frac{1}{NM} \sum_{n_1, n_2 \in \eta} a(n_1, n_2) \quad (9)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{NM} \sum_{n_1, n_2 \in \eta} a^2(n_1, n_2) - \mu^2$$

위 식에서 η 은 Neighborhood blocks의 각 픽셀을 의미한다. 또한 $a(n_1, n_2)$ 은 Neighborhood blocks의 각 픽셀 값을 의미한다. Pixel-wise Wiener filter의 대한 식은 다음과 같다.

$$I_{2D} = \mu + \frac{\sigma^2 - v^2}{\sigma^2} (a(n_1, n_1) - \mu) \quad (10)$$

위 식에서 v는 기본적으로 이미지에 산재된 노이즈의 편차를 의미하나 본 연구에서는 차 영상 이후 이미지의 전체 표준 편차를 적용하였다. Pixel-wise Wiener filter가 적용된 결과는 <그림 12>과 같다.

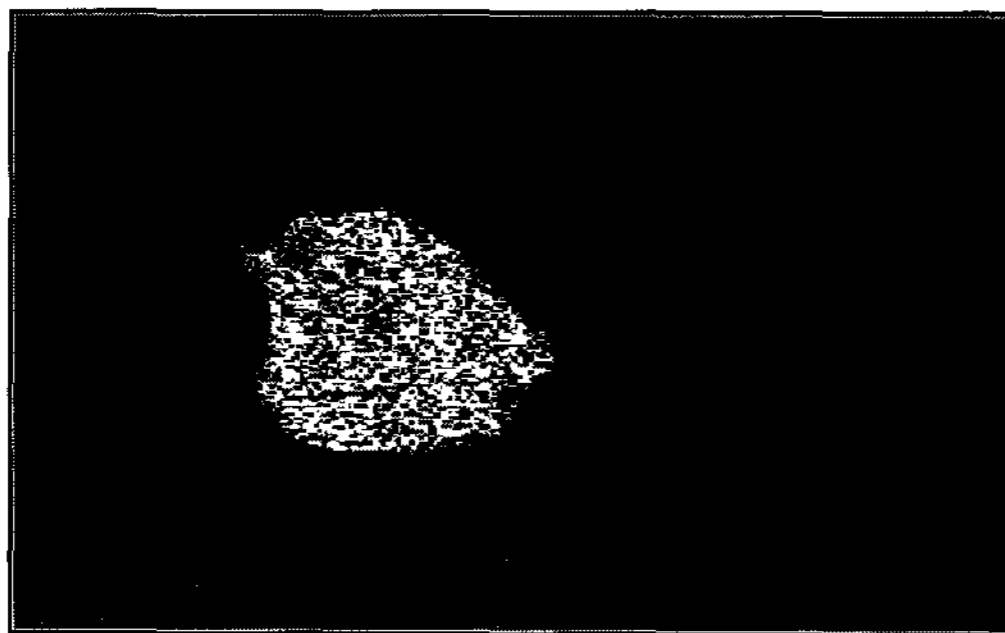


<그림 13> pixel-wise Wiener filter 적용된 이미지

Pixel-wise Wiener filter를 적용한 결과 노이즈가 일부 제거되었을 뿐 아니라, 노이즈와 ROI 영역간의 명암차이 또한 더 분명해진다. 따라서 노이즈 특성을 이용하여 Local mean filter를 적용한다. Local mean filter는 0보다 큰 픽셀 값들의 평균값과 표준편차의 2.5배수의 차를 경계

값으로 설정하여, 이미지의 각 픽셀 값이 경계 값보다 작을 시 0으로 변환하는 방법이다. 경계 값으로 평균에서 표준 편차의 2.5배수를 빼준 것은 ROI의 훼손을 최대한 막기 위해서이다.

일반적으로 해상도에 따라 노이즈가 제거되는 정도는 다르다. 하지만 본 연구에서 획득한 모든 초음파를 대상으로 시행한 결과, 2회 실시 시 모든 노이즈가 제거됨을 알 수 있었으며 모폴로지 방법을 위해 최종 이미지에서 0보다 큰 픽셀 값을 255로 변환하였다. 이 결과는 <그림 14>와 같다.

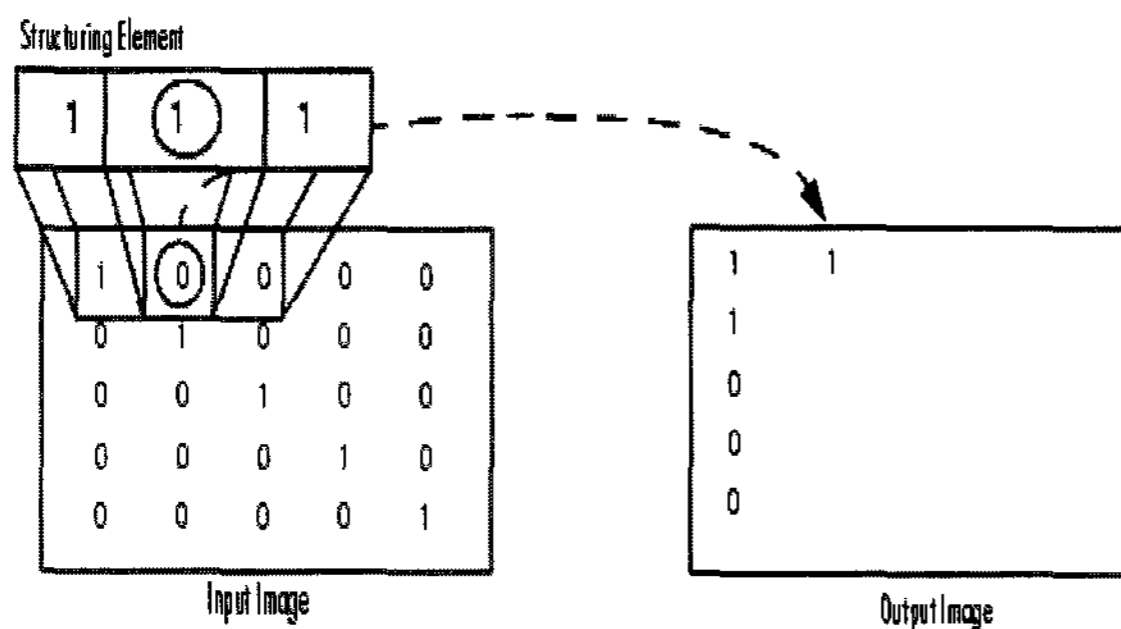


<그림 14> 노이즈가 제거 된 최종 이미지

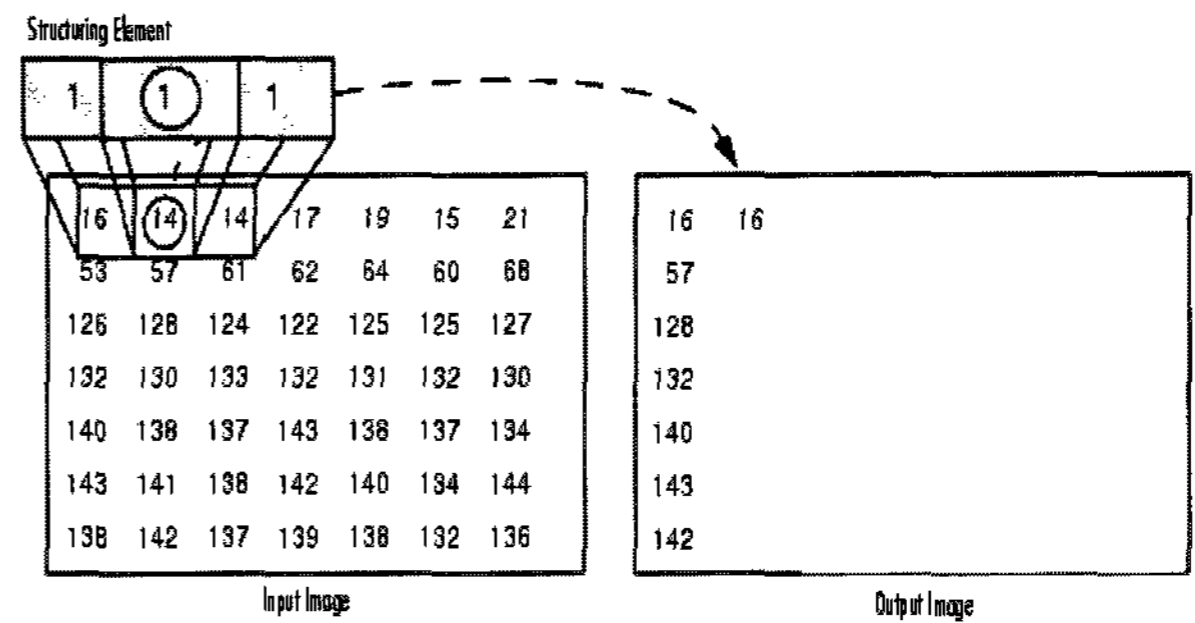
2.5 Reconstruction of tumor area

앞서 제시된 노이즈 제거 과정을 거치면서 유방 초음파 영상에서 ROI(Region Of Interest) 또한 손상되었다. 따라서 본 연구에서 모폴로지 기법을 이용하여 원 영상에 최대한 가깝게 복구하고자 한다.

모폴로지는 침식 연산과 팽창연산으로 이루어져 있다. 침식 연산과 팽창 연산은 모두 Distinct blocks operation을 통해 이루어진다. 이 과정에서<그림 15>, <그림 16> 와 같이 Distinct blocks에 포함된 픽셀 값 중, 가장 작은 값으로 모두를 변환하는 것이 침식 연산이며, 이와는 반대로 가장 큰 값으로 변환하는 것이 팽창 연산이다[윤현주 외, 2004].

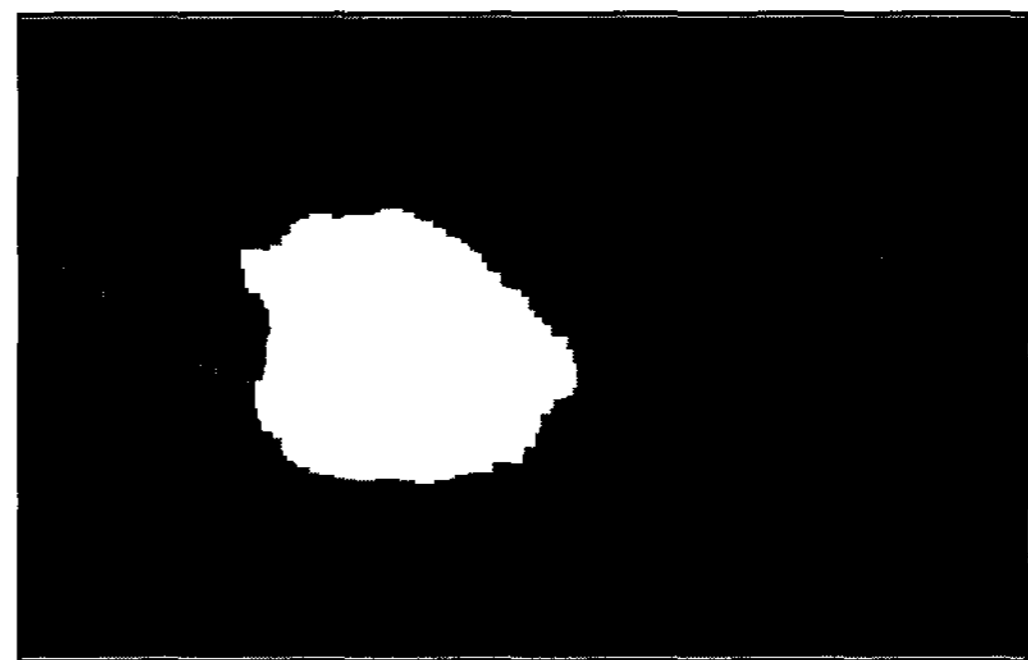


<그림 15> 침식 연산의 원리



<그림 16> 팽창 연산의 원리

본 연구에서는 침식, 팽창을 통하여 노이즈제거 과정에서 제거하지 못했던 작은 영상을 삭제하고, 팽창, 침식 연산을 통하여 ROI에 해당하는 종양 초음파 영상을 복구하였다. 그 결과는 <그림 17>에 나타나 있다.



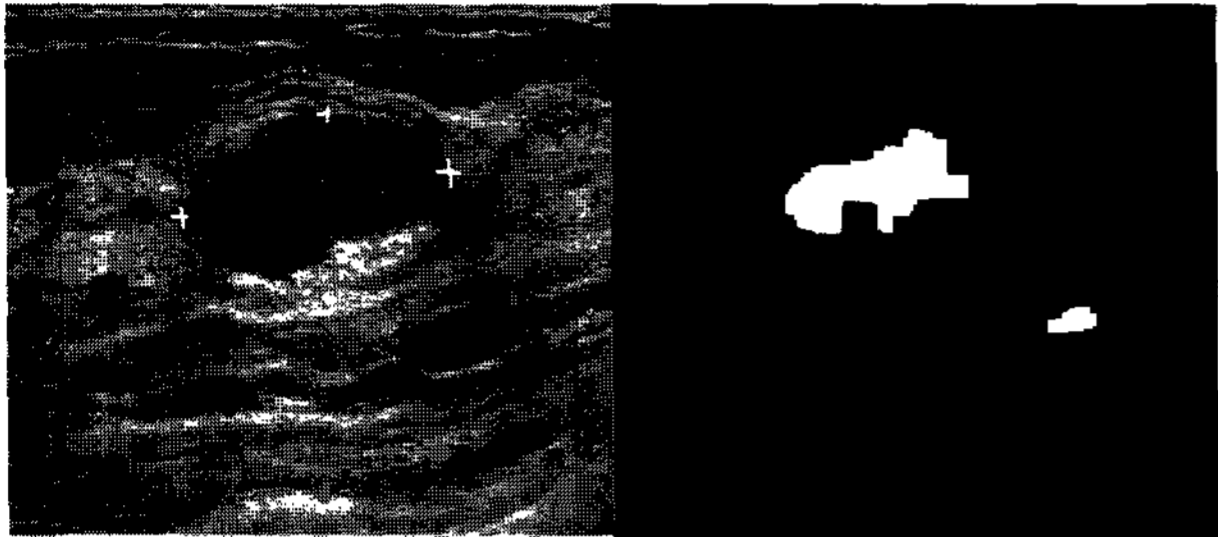
<그림 17> 모폴로지를 이용해 복구된 이미지

3. Result and Discussion

우선 획득한 24개의 이미지를 분석해보면, ROI는 대부분 중앙에 위치하지만 초음파 이미지의 상단 혹은 측면에 분포한 것도 일부 있었다. 종양 수는 1개가 대부분을 차지하고 3개의 유방 초음파 영상에서는 2개의 종양이 있었다.

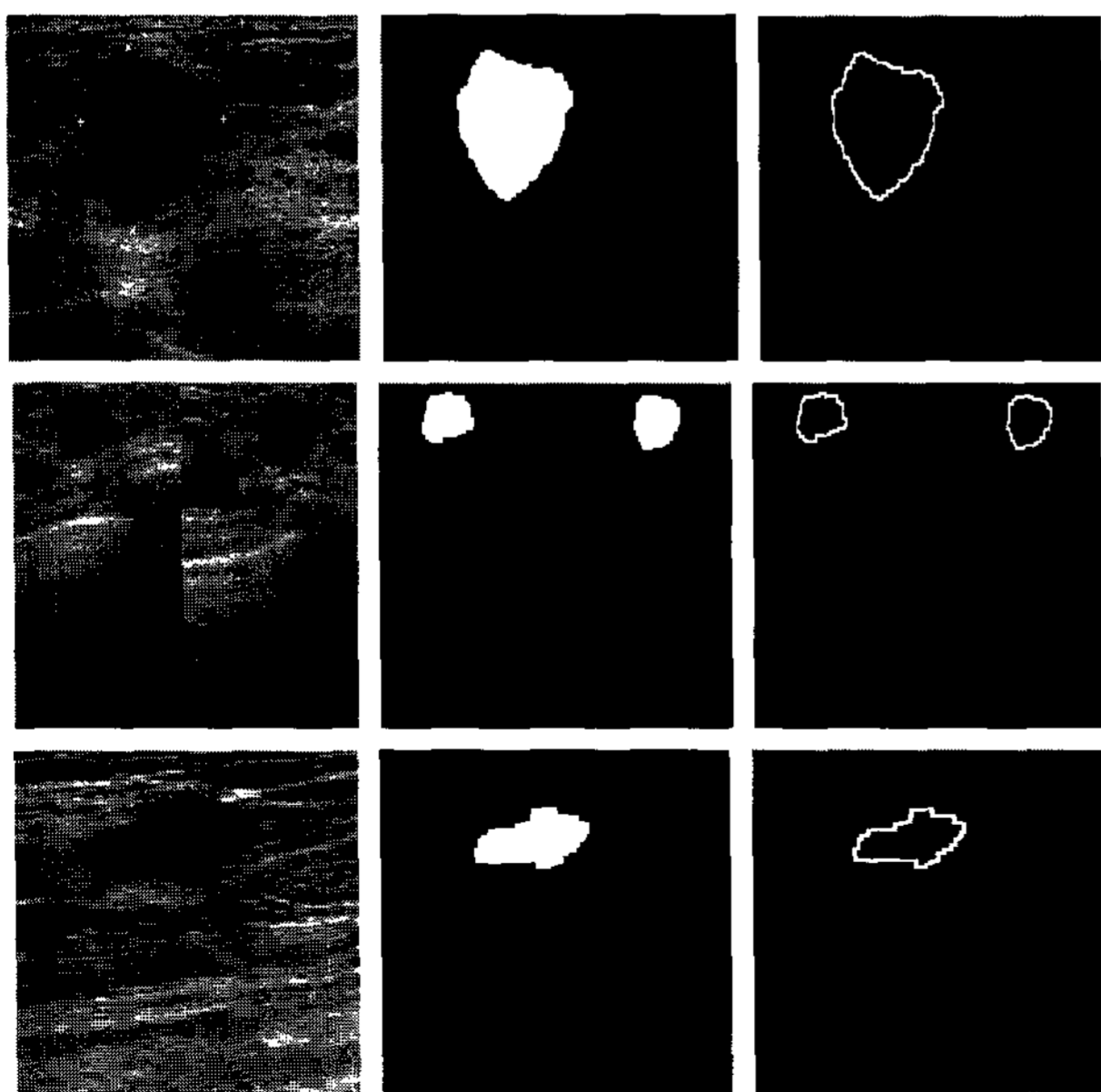
본 연구를 통해 나타난 결과와 전문의에 의해 선택된 ROI를 비교해 보았다. 또한 비교한 방법은 유방암의 진단 결과에 대한 확실한 기준이 존재하지 않고 전문의의 따라 그 진단도 달라질 수 있기 때문에 한 전문의의 의견을 100% 따랐음을 밝혀 둔다. 비교 결과, 23개의 영상에서 일치하는 것으로 나타났지만 1개의 영상에서는 <그림 18>과 전문의가 선택한 부분을 포함하여 종양 의심 부분을 더 찾아내는 결과를 보였다. 이는 CAD 시스템의 최종 진단 결과는 의사의 몫이며 추가적으로 찾아낸 결과는 긍정적이라는 전문의의 의견에 따라 충분히 활용 가능하리라 판명된다. 이는 본 연구에서 제안

하는 유방 초음파 이미지에서 노이즈 제거와 유방 영역 부분의 추출은 다른 선행연구에서처럼 ROI의 segmentation을 목적으로 하는 것이 아니라, 이미지의 유방영역에서 종양의 위치를 알려주는 보조 수단으로써의 역할을 하기 때문이다.



<그림 18> 전문의와 본 연구의 결과 비교

본 연구에서는 다른 선행 연구들과 같이 이미지 segmentation을 시도해 보았다. 이는 본 연구에서 노이즈 제거 후, 이미지 복구를 위해 사용한 모폴로지 기법을 이용한 것으로 팽창연산과 축소 연산의 차 영상으로 표현된다. 그 결과 <그림 19>처럼 표현되었다. 총 24개의 영상에서 segmentation으로 적합한 결과는 18개의 영상이었으며 6개의 영상에서는 Segmentation의 정확성을 향상 시켜야 한다고 전문가에 의해 판명되었다. 하지만 본 연구에서 시도한 segmentation은 종양 판별 시에 전문의의 의사결정에 도움을 줄 수 있을 것으로 사료는 되나, 전적으로 segmentation의 결과는 종양의 모양과 일치하지 않는다. 이는 지금까지의 선행연구에서 segmen-



<그림 19> segmentation 시도 결과

tation은 종양 부분의 seed point를 찾고 이를 바탕으로 시행되었던 것과는 달리 모폴로지를 사용하여 시행했기 때문이다. 이런 모폴로지에 의한 segmentation은 본 연구에서 제안한 노이즈 제거 방법에 의해 ROI가 훼손된 결과를 반영했기 때문이라 사료된다.

4. 결 론

CAD(Computer Aided Diagnosis) 시스템은 진료에 대한 정확도를 높이고 병에 대한 조기 진단 할 수 있도록 연구되고 있다. 이는 선진국뿐 아니라, 국내에서도 연구가 활발히 진행 되고 있으며 많은 선행 연구들은 이를 위해 초음파 이미지에서의 종양 부분 추출과 segmentation을 대상으로 연구되어 지고 있다. 하지만 CAD는 의사의 보조수단으로써 의사의 경험 및 지식을 활용하여 연구되어야 한다. 또한 이는 절대적인 초음파 영상 판단의 기준이 아니며, 이는 전문의는 경험과 지식에 근거하여 그 결과를 판명하여야 한다.

본 연구는 다른 선행연구들과는 달리 유방 초음파 영상에 나타난 노이즈 및 기타 생체조직의 의한 불필요한 이미지를 제거하기 위한 목적으로 진행되었다. 비록 본 연구의 결과가 초음파 영상의 CAD 활용에 있어서 기본적인 종양 위치를 알려주는 보조수단으로써 활용은 가능할지라도, 다른 선행연구들과 같이 종양 부분의 영역을 segmentation을 하지 못함으로써 그 활용에는 제한이 있다. 하지만 기존에 많은 segmentation에 관한 연구들이 노이즈를 충분히 제거하지 못해 seed point를 직접 설정하거나 많은 제약이 주어진 것은 본 연구에서 진행된 방법을 바탕으로 해결 될 수 있을 것이라 생각한다. 이를 위해 본 연구는 제안한 방법을 바탕으로 seed point를 설정하고 segmentation을 수행하는 연구가 계속 되어야 할 것이다. 그리고 본 연구의 최종적인 컴퓨팅 타임은 8 ± 1.4 초로써, <표 1>과 같이 다른 선행 연구 결과에 비해, 빠른 것은 사실이나 현업에서 사용 중인 초음파 진단 기기의 속도에는 못 미친다. 이는 본 연구에서 제안한 도메인 지식 경험 알고리즘의 목적이 처리속도의 개선이 아닌 불필요한 노이즈 제거에 있기 때문이다. 하지만 실질적인 CAD 시스템으로의 활용을 위해서는 Computing 시간을 줄일 수 있는 방안 또한 향후 연

<표 1> 선행 연구와의 컴퓨팅 타임 비교

제안된 알고리즘의 처리 시간		기존 연구 사례[15]의 처리 시간	
종양 1개(초)	종양 다수(초)	종양 1개(초)	종양 다수(초)
8 ± 1.4	9 ± 0.8	72 ± 1.3	73 ± 2

구되어야 한다. 그리고 이와 함께 기존 연구에서 종양의 수를 하나로 가정한 제한을 해결하고 범용적인 CAD 시스템으로 활용을 위한 방안도 더불어 진행되어야 할 것이며 가능할 것이라 생각한다.

참고문헌

- [1] 김용선, 이덕운, 나종범; “2차원 초음파 B모드 영상의 주관절 화질 개선”, 제17회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵 발표 논문집, 2005.
- [2] 류기선, “한국인 유방암의 특징”, 방사선 기술 과학, 26(1) : 16-21, 2003.
- [3] 보건 복지부, “암 통계”, 2007, http://211.114.9.232/nci/apps/user/basicinfo/gcancer_main.jsp.
- [4] 윤현주, 김명희, 최연현, “초음파 이미지에서의 경동맥 내 플라크 측정을 위한 효과적인 컴퓨터 보조 기법”, 대한 초음파의학회지, 23 : 105-111, 2004.
- [5] 이필규, “영상처리 및 생체인식”, 홍릉과학, 2005.
- [6] 정문기, “내시경 초음파 기기 및 원리”, 대한소화기내시경학회지, 29 : 27-42, 2004.
- [7] 정수영, 이경원, 양익, 김홍대, 신상준, 정봉화, 심정원, 김학회, 김현숙, “유방 파켓트병에서 유방 초음파 검사의 유용성 : 유방 촬영술 소견과의 비교”, 대한 초음파의학회지, 20 : 137-142, 2001.
- [8] 정인성, 구락조, 왕지남, “초음파를 이용한 진단 및 자동 분할 및 진단 알고리즘”, 인간공학/HCI, 추계 학술대회 논문집, 2004.
- [9] Madabhushi, A. and Metaxas, D. N.; “Automatic boundary extraction of ultrasonic breast lesions,” *EEE International Symposium on Biomedical Imaging* : 601-604, 2002.
- [10] Madabhushi, A. and Metaxas, D. N., “Combining Low-, High-Level and Empirical Domain Knowledge for Automated Segmentation of Ultrasonic Breast Lesions,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 22(2), 2003.
- [11] Yap, M. H., Edirisinghe, E. A., and Helmut, E. Bez; “Object Boundary Detection in Ultrasound Images,” *Computer and Robot Vision, The 3rd Canadian Conference on*, 2006.
- [12] Lim, Jae S.; “Two-Dimensional Signal and Image Processing,” Englewood Cliffs, NJ : Prentice Hall : 536-540, 1990.
- [13] Paulo, S. Rodrigues, Gilson A. Giraldo, Marcia Provenzano, Marcelo D. Faria, Ruey-Feng Chang, and Jasjit S. Suri; “A New Methodology Based on q-Entropy for Breast Lesion Classification in 3-D Ultrasound Images,” *Proceedings of the 28th IEEE EMBS Annual International Conference*, 2006.
- [14] Perona, P. and Malik, J.; “Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(7), 1990.
- [15] Chang, R. F., Wu, W. J., Tseng, C. C., Chen, D. R., and Moon, W. K.; “3-D Snake for US in Margin Evaluation for Malignant Breast Tumor Excision Using Mamotome,” *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 7(3), 2003.
- [16] Samuel, K. Moore; “Better Breast Cancer Detection,” *IEEE SPECTRUM*, 38 : 50-54, 2001.
- [17] Green W. B., “Digital Image Processing-A System Approach,” Van Nostrand Reinhold : 69-72, 1989.
- [18] Xu, Liu, Zhimin Huo, and Jiwu Zhang, “Automated segmentation of breast lesions in ultrasound images,” *27th Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society*, 2005.
- [19] Huang, Y. L. and Chen, D. R., “Automatic Contouring for Breast Tumors in 2-D Sonography,” *Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society*, 2005.