

다중 파라미터 MR 영상에서 텍스처 분석을 통한 자동 전립선암 검출

김영지[†], 정주립^{**}, 홍헬렌^{***}, 황성일^{****}

Automated Prostate Cancer Detection on Multi-parametric MR imaging via Texture Analysis

YoungGi Kim[†], Julip Jung^{**}, Helen Hong^{***}, Sung Il Hwang^{****}

ABSTRACT

In this paper, we propose an automatic prostate cancer detection method using position, signal intensity and texture feature based on SVM in multi-parametric MR images. First, to align the prostate on DWI and ADC map to T2wMR, the transformation parameters of DWI are estimated by normalized mutual information-based rigid registration. Then, to normalize the signal intensity range among inter-patient images, histogram stretching is performed. Second, to detect prostate cancer areas in T2wMR, SVM classification with position, signal intensity and texture features was performed on T2wMR, DWI and ADC map. Our feature classification using multi-parametric MR imaging can improve the prostate cancer detection rate on T2wMR.

Key words: Multi-parametric MRI, Prostate Cancer Detection, Texture Analysis, Support Vector Machine

1. 서 론

영상을 통한 전립선암 진단 시 일반적으로 사용되는 T2강조 MR 영상(T2-weighted MR imaging, T2wMR)은 전립선암 부위의 신호강도가 정상적인 전립선 조직에 비해 떨어지는 것을 이용해 전립선암을 구별할 수 있으며 영상 해상도가 높아 해부학적 정보를 가지는 반면, 전립선암 확진을 위해 시행하는 조직검사로 인해 발생하는 출혈로 인하여 전립선 내의 정상조직도 신호강도가 낮아지게 되어 민감도(sensitivity)가 낮아지는 한계점이 있다. 확산강조

영상(diffusion-weighted imaging, DWI)은 T2강조 MR 영상에 비해 전립선암과 주변 조직의 신호강도 대비가 큰 영상으로, b-value에 따라 전립선암 영역에서 신호강도의 차이를 보인다. 낮은 b-value를 갖는 확산강조 영상에서는 전립선암에서 T2강조 MR 영상과 같이 낮은 신호강도를 갖고, 높은 b-value를 갖는 확산강조 영상에서는 전립선암에서 높은 신호강도를 갖는 특징이 있다. 현상확산계수값을 영상화한 현상확산계수지도(apparent diffusion coefficient map, ADC map)는 확산강조 영상의 낮은 b-value와 높은 b-value의 차이를 지수함수를 이용하여 전립선

※ Corresponding Author : Helen Hong, Address: (01797) 621 Hwarang-ro, Nowon-gu, Seoul Korea, TEL : +82-2-970-5756, FAX : +82-2-970-5981, E-mail : hlhong@swu.ac.kr

Receipt date : Feb. 5, 2016, Approval date : Feb. 26, 2016

[†] Dept. of Multimedia Engineering, Seoul Women's University
(E-mail : kimyoungji@swu.ac.kr)

^{**} Dept. of Multimedia Engineering, Seoul Women's University (E-mail : jjulip@swu.ac.kr)

^{***} Dept. of Multimedia Engineering, Seoul Women's University

^{****} Dept. of Radiology, Seoul National University Bundang Hospital (E-mail : hwangsi49@gmail.com)

※ This work was supported by a research grant from Seoul Women's University(2016)

암과 정상조직간 신호강도 대비가 극대화된 값을 가지며, 전립선암 영역에서 낮은 신호강도를 갖는 특성이 있다. 그러나 확산강조 영상 및 현상확산계수지도는 T2강조 MR 영상에 비해 해부학적 정보가 적고, 잡음이 많을 뿐 아니라 영상의 해상도가 낮아 단독으로 사용하기 어려운 문제점이 있다[1-3]. 따라서 전립선암의 진단능 향상을 위해 T2강조 MR 영상과 같은 해부학적 MR 영상과 확산강조 영상 및 현상확산계수지도의 기능적 MR 영상의 특징 정보를 함께 고려하는 것이 필요하다. Fig. 1은 다중 파라미터 MR 영상의 특성을 나타낸 그림으로 Fig. 1(a)는 T2강조 MR 영상의 전립선암 영역을 화살표로 나타낸 영상, Fig. 1(b)는 T2강조 MR 영상의 출혈부위를 화살표머리로 나타낸 영상, Fig. 1(c)-(e)는 각각 b-value가 0인 확산강조 영상, b-value가 1000인 확산강조 영상 및 현상확산계수지도를 나타낸다.

전립선암의 진단능 향상을 위해 MR 영상의 특징을 이용하여 전립선암을 검출한 기존 연구는 다음과 같다. Nilsson 등은 전문의가 현상확산계수지도와 동적 조영 증강(dynamic contrast enhanced, DCE) MR 영상에서 보이는 전립선암 위치를 육안으로 참조해 T2강조 MR 영상에서 전립선암 영역을 수동분할하고, 분할한 전립선암 영역에서 추출한 신호강도

및 명암도 동시발생 행렬(gray level co-occurrence matrix, GLCM), 명암도 작용 길이(gray level run-length, GLRL), 상관관계(correlation) 등과 같은 텍스처를 특징벡터로 사용하여 서포트 벡터 머신(support vector machine, SVM)을 통해 전립선암을 검출하였다[4]. 그러나 이 방법은 조직검사로 인해 전립선 내 출혈이 있는 경우, 전립선암과 정상조직이 유사한 신호강도를 가지게 되어 T2강조 MR 영상을 단독으로 사용하여 전립선암을 정확하게 검출하기 어려운 한계점을 가진다. Ozer 등은 T2강조 MR 영상과 현상확산계수지도, 동적 조영 증강 MR 영상으로부터 얻은 신호강도를 특징벡터로 사용하여 SVM과 관계성 벡터 머신(relevance vector machine, RVM)을 통해 전립선암 검출 결과를 비교 평가 하였다[5]. Litjens 등은 T2강조 MR 영상과 확산강조 영상, 현상확산계수지도로부터 신호강도 및 고차미분 가우시안(gaussian derivative), Haralick, 가버필터(garbor filter)와 같은 텍스처 특징벡터를 사용하여 전립선암과 양성종양을 분류하였다[6]. Niaf 등은 T2강조 MR 영상과 확산강조 영상, 동적 조영 증강 MR 영상을 통해 117개의 신호강도 및 텍스처 특징벡터를 추출하여 SVM을 통해 전립선암을 분류한 결과, ADMM방식으로 특징벡터를 선별하여 SVM

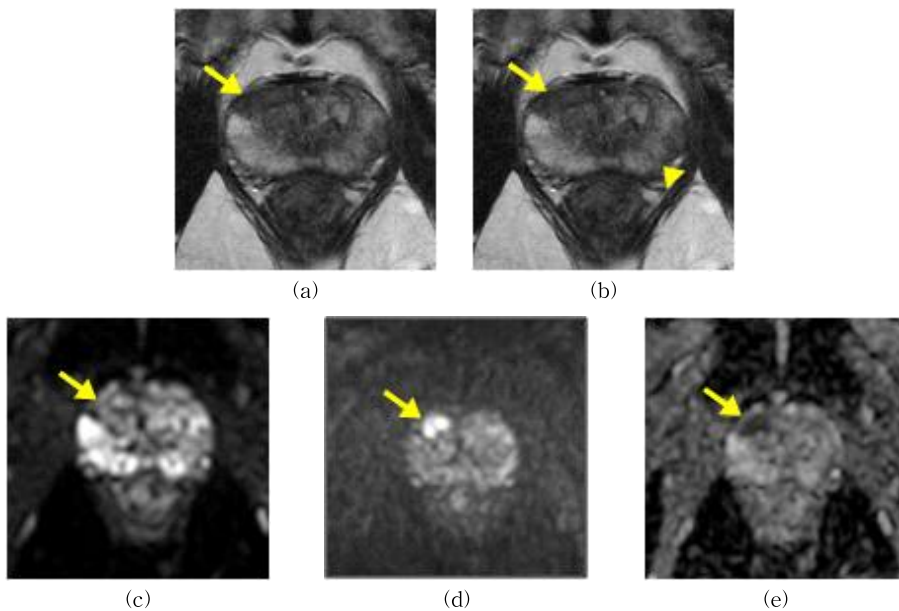


Fig. 1. Characteristics of multi-parametric prostate MR imaging: (a) T2wMR, (b) T2wMR with bleeding, (c) DWI (b-value=0), (d) DWI (b-value=1000), (e) ADC map.

을 통해 전립선암을 분류한 결과, 이웃 화소 간 공간 지도를 통해 위치정보까지 고려하여 전립선암을 검출한 결과를 비교 평가하였다[7]. 이와 같이 단독으로 T2강조 MR 영상을 사용하여 전립선암을 검출하기보다 다중 파라미터 영상으로부터 얻어지는 상호 보완적인 정보를 통해 전립선암 검출 정확도를 개선하려는 연구가 시도되고 있으나 다중 파라미터 MR 영상으로부터 추출한 일부 특징벡터가 전립선암 검출 성능을 저하시키는 한계가 있어 특징벡터를 선별하는 과정이 필요하다.

본 논문에서는 T2강조 MR 영상, 확산강조 영상 및 현상확산계수지도의 신호강도 및 텍스처 특징벡터를 이용한 SVM 기반의 전립선암 자동 검출 방법을 제안한다. 다중 파라미터 MR 영상의 특징정보를 함께 고려하기 위해 전립선의 위치를 공간적으로 정렬할 수 있는 강제정합을 수행하며, 전립선암 검출 정확도를 향상시키기 위해 전립선암과 정상조직간 구별이 어려운 특징벡터의 값을 극대화함으로써 전립선암의 구별이 가능한 새로운 특징벡터를 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 전처리 과정을 통해 서로 다른 MR 영상 간 공간적 위치 정렬 및 신호강도 정규화 과정을 설명하고, 신호강도 및 텍스처 특징벡터 추출 및 SVM을 이용한 분류를 통해 자동으로 전립선암을 검출하는 과정을 설명한다. 3장에서는 본 제안방법을 통해 실험한 결과를 제시하며, 4장에서 결론을 맺는다.

2. 텍스처 분석을 통한 자동 전립선암 검출

Fig. 2는 본 논문에서 제안하는 전립선암 자동 검출 방법의 순서도이다. 제안방법은 크게 두 단계로 구성된다. 첫째, 다중 파라미터 MR 영상 간 강제정합을 통해 영상에서 전립선의 위치를 공간적으로 정렬한 후, 환자와 영상획득 프로토콜에 따라 신호강도의 범위가 다르기 때문에 동일 파라미터 MR 영상 간 신호강도를 정규화 한다. 둘째, 다중 파라미터 MR 영상을 사용하여 전립선암 발병률의 70%를 차지하는 전립선 주변부 영역에서 특징벡터 추출 및 선별을 통해 생성한 SVM 모델을 이용해 전립선암을 자동 검출한다.

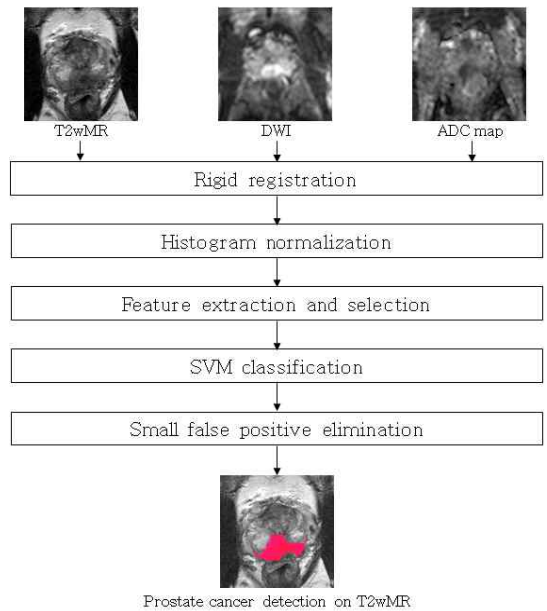


Fig. 2. The pipeline of the proposed prostate cancer detection method.

2.1 다중 파라미터 MR 영상 간 강제정합 및 히스토그램 정규화

본 절에서는 전립선암 검출을 위한 SVM 모델을 생성하기 위해 두 단계의 전처리 과정을 수행한다. 첫째, T2강조 MR 영상과 확산강조 영상 및 현상확산계수지도를 획득하는 과정에서 발생하는 환자의 움직임 때문에 대응되는 전립선의 위치가 동일하지 않은 단점이 있어 이를 보정하기 위해 강제정합을 수행한다[8]. 둘째, 동일 파라미터 MR 영상에서 환자 간 신호강도 히스토그램 범위에 차이가 있어 일관성 있는 특징벡터를 획득하기 어렵기 때문에 이를 동일 범위로 정규화 한다.

다중 파라미터 MR 영상 간 강제정합을 위해 유사성 측정으로 정규화 상호정보(normalized mutual information, NMI)를 사용한다. 정규화 상호정보는 두 영상에서 대응되는 위치의 밝기값 간 통계적 의존관계나 정보 중복성을 평가하는 유사성 측정 지수로 영상분할이나 특징점 추출 등의 전처리 과정 없이 영상 정보를 기반으로 수행함으로써 사용자와 상호작용이 필요 없고 잡음에도 견고하다. 또한, 상호정보를 구하기 위해 계산되는 엔트로피(entropy)는 정보의 양을 나타내는 값으로 변수가 임의성을 많이가질수록 수치가 높고 결합엔트로피(joint entropy)

는 두 영상의 유사성이 클수록 수치가 낮아지기 때문에 정합이 잘되었을 때 정규화 상호정보는 높은 수치를 가지며 식 (1)과 같이 기준영상과 부동영상의 엔트로피의 합과 결합 엔트로피를 통해 계산한다[9-10].

$$NMI(A, B) = \frac{H(A) + H(B)}{H(A, B)} \quad (1)$$

이 때, NMI(A, B)는 정규화 상호정보를 나타내며, H(A)와 H(B)는 각각 기준영상과 부동영상의 엔트로피를 나타내며, H(A, B)는 기준영상과 부동영상의 결합 엔트로피이다.

확산강조 영상의 현상확산계수값을 영상화한 현상확산계수지도는 높은 b-value를 갖는 확산강조 영상과 낮은 b-value를 갖는 확산강조 영상의 차이를 통해 획득되기 때문에 확산강조 영상과 현상확산계수지도에서 전립선의 위치가 동일한 특징이 있다. 따라서 T2강조 MR 영상과 확산강조 영상의 정합 결과로 얻어진 변환매개변수를 현상확산계수지도에 적용하여 T2강조 MR 영상과 융합한 결과를 얻어 이를 통해 다중 파라미터 MR 영상에서 대응되는 전립선의 위치를 쉽게 획득 할 수 있다.

동일 파라미터 MR 영상에서 환자 간 신호강도의 범위를 동일하게 사용하기 위해 히스토그램 스트레칭을 식 (2)를 통해 수행하여 신호강도 범위를 정규화 한다.

$$I'_{normalization} = (I - I_{min}) \cdot \left(\frac{I'_{max} - I'_{min}}{I_{max} - I_{min}} \right) + I'_{min} \quad (2)$$

이 때, I는 원본 영상의 신호강도를 나타내며, I_{max} 는 원본 영상에서 신호강도의 최대값, I_{min} 는 원본 영상에서 신호강도의 최소값을 나타내고, I'_{max} 는 정규화하고자 하는 신호강도 범위의 최대값, I'_{min} 는 정규화 하고자 하는 신호강도 범위의 최소값을 나타낸다.

Fig. 3은 T2강조 MR 영상의 전립선 주변부 영역에서 신호강도 정규화 예를 나타낸 그림이며 Fig. 3(a)는 T2강조 MR 영상으로 전립선암 영역을 화살표로 나타내었고, Fig. 3(b)는 T2강조 MR 영상의 신호강도 히스토그램을 나타내며, Fig. 3(c)는 히스토그램 스트레칭을 통해 정규화 된 T2강조 MR 영상의 신호강도 히스토그램을 나타낸다. Fig. 3(d)는 히스토그램 정규화를 수행한 T2강조 MR 영상으로 전립선암 영역을 화살표로 나타내었다. 히스토그램 정규화는 신호강도 범위를 0에서 500사이 값으로 정규화 하였으며, 이를 통해 영상에서 환자에 따른 전립선암 영역 및 정상조직 영역에서 특징벡터를 일관성 있게 추출할 수 있다.

2.2 다중 파라미터 MR 영상에서 특징벡터 추출 및 선별

전립선 주변부 영역에서 전립선암과 정상조직에

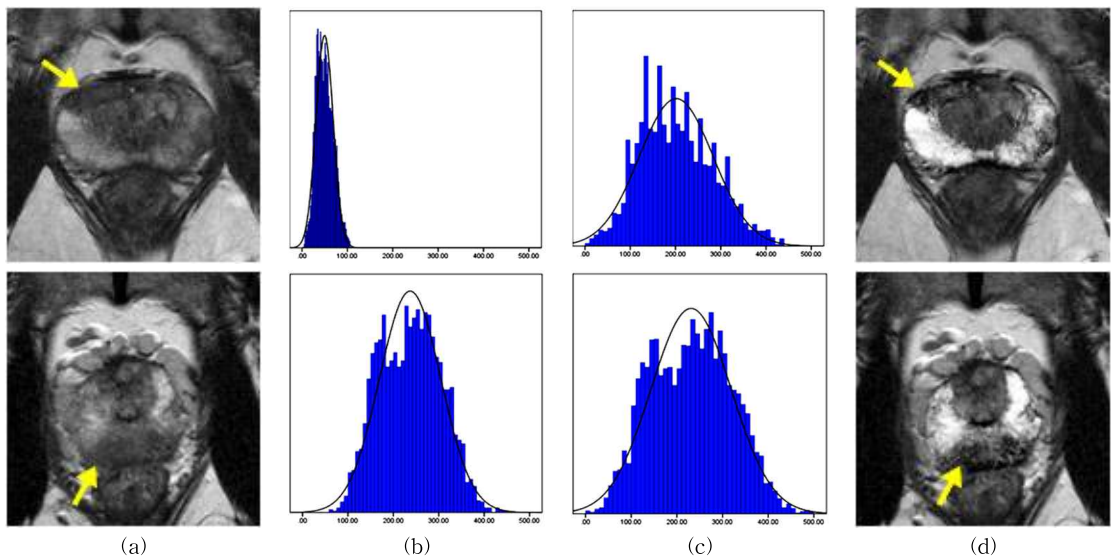


Fig. 3. Histogram normalization on T2wMR: (a) T2wMR, (b) Histogram of T2wMR, (c) Normalized histogram (d) Normalized T2wMR.

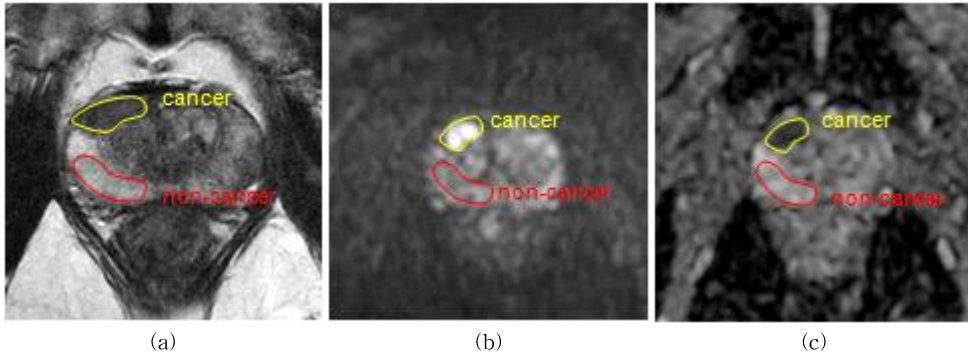


Fig. 4. The normal tissue and cancer regions selected by a radiologist: (a) T2wMR, (b) DWI, (c) ADC map.

대한 특징벡터를 추출하고, 검출률을 향상시키기 위해 전립선암과 정상조직을 구별 할 수 있는 특징벡터 선별이 필요하다. 특징벡터를 추출하기 위해 Fig. 4와 같이 T2강조 MR 영상과 확산강조 영상 및 현상 확산계수지도에서 전문의에 의해 선별된 동일한 크기의 정상조직 영역과 전립선암 영역에서 5×5 크기의 윈도우를 적용한다. 특징벡터로는 신호강도(signal intensity), 평균(mean), 분산(variance), 비대칭도(skewness), 첨도(kurtosis), 엔트로피를 사용하고, 전립선암 검출 성능을 향상시키기 위해 극대화 엔트로피(maximized entropy)를 제안한다.

평균과 분산은 전립선암 부위와 정상조직 부위에 대하여 각각 식 (3)과 식 (4)과 같이 계산하였으며 전립선암 영역에서 신호강도의 특성 및 그 분포를 확인할 수 있다.

$$mean = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n X_i \quad (3)$$

$$variance = \frac{1}{n-1} \sum_{i=0}^n (X_i - \bar{X})^2 \quad (4)$$

이 때, n 은 윈도우의 크기를 의미하며, X_i 는 전립선 주변부 내에 위치하는 윈도우의 i 번째 화소에서 영상의 신호강도를 의미하고, \bar{X} 는 윈도우 내 영상의 신호강도 평균값을 의미한다.

비대칭도는 식 (5)와 같이 평균과 표준편차 간의 3차 표준 모멘트(standardized moment)로 정의되며, 신호강도 분포의 비대칭성을 의미한다. 비대칭도가 음수이면 밝기값의 분포가 오른쪽으로 치우쳐 있으며 왼쪽으로 길게 꼬리가 나타나는 형태를 가지며, 양수일 때는 반대로 신호강도의 분포가 왼쪽으로 치우쳐 있으며 오른쪽으로 길게 꼬리가 나타난다.

$$variance = \frac{1}{n-1} \sum_{i=0}^n (X_i - \bar{X})^2 \quad (5)$$

첨도는 식 (6)과 같이 4차 표준 모멘트로 정의되며, 윈도우 내에 신호강도의 분포가 평균에 집중된 정도를 나타낸다. 첨도가 음수이면 정규분포보다 평균에서의 집중도가 완만함을 의미하며, 양수이면 정규분포보다 집중도가 높음을 의미한다.

$$kurtosis = \frac{1}{n-1} \sum_{i=0}^n (X_i - \bar{X})^4 \quad (6)$$

엔트로피는 식 (7)과 같이 정의되며, 신호강도 분포의 다양성을 나타내는 것으로 영상의 엔트로피 수치가 낮으면 영상 내 대비가 적고 거의 동일한 밝기 값을 갖는 것을 의미하며, 엔트로피 수치가 높으면 영상 내의 대비가 크고 복잡한 텍스처를 갖는 것을 의미한다.

$$kurtosis = \frac{1}{n-1} \sum_{i=0}^n (X_i - \bar{X})^4 \quad (7)$$

이 때, x_i 는 영상에 적용되는 윈도우 내 i 번째 신호강도를 의미하며, $p(x_i)$ 는 영상 히스토그램에서 x_i 의 신호강도 확률을 의미한다.

극대화 엔트로피는 식 (8)과 같이 정의되며, 엔트로피와 동일하게 신호강도분포의 다양성을 나타내면서 신호강도와 상관관계를 갖는 것으로 극대화 엔트로피의 수치가 낮으면 낮은 신호강도에서 균일한 분포를 갖는 것을 의미하고, 극대화 엔트로피의 수치가 높으면 높은 신호강도에서 다양한 분포를 갖는 것을 의미한다.

$$maximized\ entropy = e^{mean * entropy} \quad (8)$$

T2강조 MR 영상, 확산강조 영상 및 현상확산계수지도에서 전립선암 영역과 정상조직 영역에서 신호

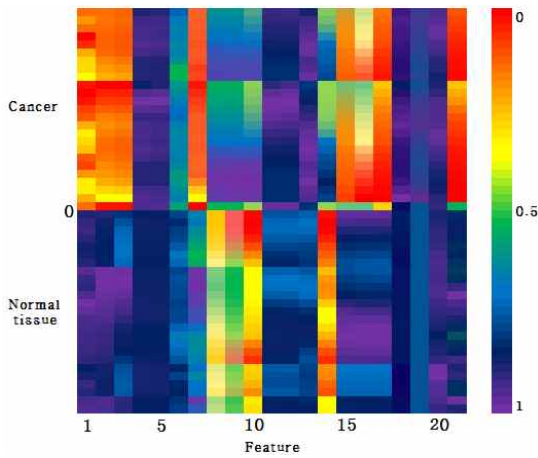


Fig. 5. Feature color map for feature selection.

강도 및 텍스처 특징벡터를 추출한 후, 전립선암 검출률을 향상시키는 결과를 보인 특징벡터를 선별한다. Fig. 5는 다중 파라미터 MR 영상에서 전립선암 영역과 정상조직 영역에서 추출한 21개의 특징벡터의 수치를 컬러맵으로 나타낸 결과로 T2강조 MR 영상과 현상확산계수지도에서 전립선암은 낮은 신호강도를 갖는 특징이 있어 컬러맵에서 붉은색에 가깝게 나타나며, 확산강조 영상에서 전립선암은 높은 신호강도를 갖는 특징이 있어 컬러맵에서 보라색에 가깝게 나타난다. x축은 특징벡터를 의미하며, y축은 전립선암과 정상조직의 데이터를 의미한다. Fig. 5의 x축에서 1, 2, 3, 7번째 특징벡터, 8, 9, 10, 14번째 특징벡터와 15, 16, 17, 21번째 특징벡터는 각각 T2강조 MR 영상, 확산강조 영상 및 현상확산계수지도에서 신호강도, 평균, 분산과 극대화 엔트로피 특징벡터를 의미하며 총 12개의 특징벡터가 전립선암 영역과 정상조직 영역에서 구별 가능한 수치를 갖는다. 6, 13, 20번째 특징벡터는 다중 파라미터 MR 영상의 엔트로피 특징벡터를 의미하고 전립선암 영역과 정상조직 영역에서 유사한 수치를 가져 전립선암과 정상조직을 분류할 수 있는 특징벡터로 사용하기 어려운 한계점이 있다. 따라서 엔트로피와 신호강도를 함께 고려한 극대화 엔트로피를 제안하여 전립선암 영역과 정상조직 영역의 수치 차이를 극대화시킴으로써 전립선암 검출을 위한 특징벡터로 이용 할 수 있다.

2.3 SVM 모델 생성을 위한 훈련 및 전립선암 검출

본 절에서는 전립선암 검출을 위해 전립선암 영역

과 정상조직 영역을 분류하기 위한 SVM 알고리즘과 이용방법에 대해 간략히 설명하고, 전립선암 검출률을 향상시키기 위해 전립선암 검출 결과 정확도를 저하시키는 거짓양성(false positive) 영역을 줄이는 후처리 과정을 수행한다.

SVM은 Vapnik이 제안한 알고리즘으로 이진분류에 최적화된 학습기법으로 2개의 클래스에 대해 선형분리가 가능한 샘플들에 대하여 어느 정도 오차를 허용하면서 클래스 간 최대 마진을 갖는 초평면(hyperplane)을 구하는 것을 목적으로 한다[11]. 최적의 위치를 갖는 초평면은 경계로부터 최단거리에 있는 서포트 벡터에 의해 정의가 되며 각 클래스의 서포트 벡터의 거리가 최대가 되도록 식 (9)에서 w 를 구하는 것으로 SVM을 학습한다.

$$w \cdot x + b = 0, w = \sum_{i=0}^n \alpha_i y_i x_i \quad (9)$$

이 때, x 는 특징벡터, b 는 상수, \cdot 는 벡터 간 내적을 의미하며, α_i 는 가중치, n 은 서포트 벡터의 개수이며, y_i 는 -1 또는 1의 값을 갖는 클래스 라벨로 입력되는 특징벡터 x 가 속하는 클래스를 의미한다.

특징벡터의 개수가 증가함에 따라 선형분류가 불가능한 경우, 고차원 공간에 매핑함으로써 선형분할 가능성을 높이도록 하며 식 (10)을 통해 계산된다.

$$w \cdot x + b = 0, w = \sum_{i=0}^n \alpha_i y_i x_i \quad (10)$$

$$w \cdot x + b = 0, w = \sum_{i=0}^n \alpha_i y_i x_i \quad (11)$$

이 때, α_i 는 가중치, y_i 는 클래스 라벨, b 는 상수를 의미하고, $K(x_i, y_i)$ 는 커널함수, σ 는 커널 파라미터를 의미한다. 본 논문에서 사용한 SVM 커널함수는 RBF이고, 커널함수를 위한 파라미터 γ 는 0.5, 오차허용치를 의미하는 파라미터 C 는 50.0으로 설정하였다.

전립선암 검출률을 향상시키기 위해 0.5cm³이상의 전립선암을 MR 영상을 통해 전립선암 진단이 가능하다는 전립선 영상보고 및 데이터 시스템(PI-RADS: Prostate Imaging Reporting and Data System)에 따라 연결요소 레이블링(Connected Component Labeling)을 통해 0.5cm³이하 거짓양성 검출영역을 제거하고, 검출 영역 내 홀 제거 및 경계를 부드럽게 하기 위하여 팽창(Dilation) 및 침식(Erosion)을 수행한다.

3. 실험 및 결과

본 제안방법은 C++를 이용하여 구현하였으며, SVM은 LIBSVM[12] 오픈 소스 패키지를 사용하여 Intel (R) Core(TM) 3.40GHz CPU와 4GB 메모리를 장착한 PC에서 실험하였다. 실험을 위해 Philips Achieva 3.0T 스캐너를 통해 전립선암을 가진 7명의 환자로부터 촬영된 T2강조 MR 영상, 확산강조 영상, 현상 확산계수지도와 병리영상을 획득하였고, 전문의를 통해 전립선암이 있는 13개 영상 슬라이스를 선별하여 사용하였다. T2강조 MR 영상은 512×512 화소의 영상 해상도에 0.31×0.31mm²의 화소 크기를 가진 영상으로 획득되었다. 확산강조 영상과 현상 확산계수지도는 320×320 화소의 영상 해상도에 0.75×0.75mm²의 화소크기를 가진 영상으로 b-value는 0과 1000을 사용하여 획득되었다. 병리영상은 Fig. 6(b)와 같이 전립선절제술을 통해 얻어진 전립선을 얇게 잘라 슬라이드글라스에 올려 현미경으로 관찰한 후 획득된 영상으로, 한 장에 해당하는 조직이 2장 또는 4장으로 분리되어 있고 자동 스티칭을 통해 한 장의 전립선 병리영상으로 획득하였다[13]. 획득된 병리영상은 Fig. 6(c)와 같이 T2강조 MR 영상과 비강체정합을 통해 융합되며 제안방법을 통한 전립선암 검출 결과와 비교하기 위해 Fig. 6(d)와 같이 T2강조 MR 영상을 전문의에 의해 수동 분할되었다.

제안방법의 성능평가를 위해 육안평가와 정확성평가를 수행하였고, 실험은 단일잔류 교차검증법(Leave-one-out cross validation)으로 수행하였다. 이 때, 확산강조 영상이 전립선 주변부 영역 전체에서 높은 신호강도를 갖는 영상일 경우, 전립선암이 명확하지 않아 정상조직과 구별이 어려워 자동 전립선암 검출을 위한 SVM 훈련 과정에서 제외한다.

Fig. 7은 제안방법을 통한 전립선암 검출 결과이다. Fig. 7(a)는 T2강조 MR 영상에서 특징벡터를 이용한 전립선암 검출 결과이고, Fig. 7(b)는 T2강조 MR 영상과 확산강조 영상의 특징벡터를 이용한 전립선암 검출 결과, Fig. 7(c)는 T2강조 MR 영상과 현상 확산계수지도의 특징벡터를 이용한 전립선암 검출 결과, Fig. 7(d)는 T2강조 MR 영상, 현상 확산계수지도 및 확산강조 영상의 특징벡터를 이용한 전립선암 검출 결과이며, Fig. 7(e)는 전문의가 수동 분할한 전립선암 영역이다. T2강조 MR 영상에서 전립선

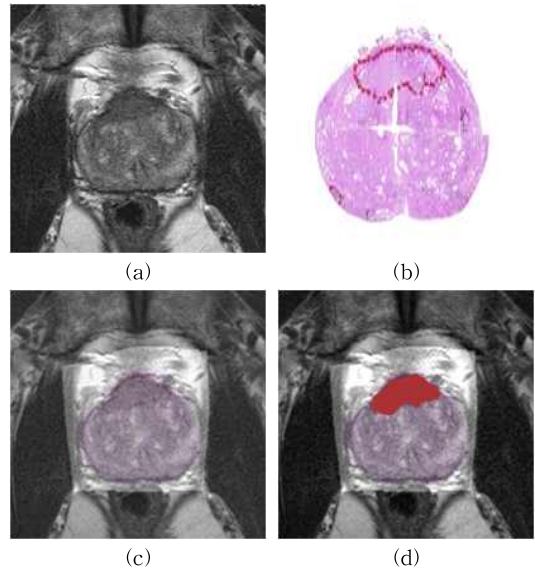


Fig. 6. Fusion of T2wMR and pathology image for comparison with ground-truth of prostate cancer: (a) T2wMR, (b) Pathology image, (c) Co-registration of T2wMR pathology image, (d) Ground truth.

암 주변 정상조직도 전립선암과 유사한 어두운 신호강도를 갖는 특징이 있어 T2강조 MR 영상을 이용한 검출 결과에서 거짓양성이 많이 나타나는 것을 확인할 수 있었다. 그러나 T2강조 MR영상과 현상 확산계수지도를 함께 고려하였을 때 T2강조 MR 영상만 고려하였을 때 보다 전립선암 검출 결과에 거짓양성이 감소한 것을 확인할 수 있었으며, T2강조 MR 영상과 현상 확산계수지도, 확산강조 영상을 함께 고려하였을 때 전립선암 검출 결과가 가장 향상된 것을 확인할 수 있었다.

정확성평가를 위해 영상 별 검출 결과를 통한 정확도(accuracy), 민감도, 특이도(specificity), 중복 영역 비율(dice similarity coefficient, DSC)을 식 (12)를 통해 계산하였다. 정확도는 전립선 전체 영역에 대한 수동 분할한 전립선암 영역, 정상조직 영역과 제안방법을 통해 검출된 전립선암영역, 정상조직영역의 교집합의 확률값을 의미한다. 민감도는 검출한 전립선암 영역에 대한 수동 분할한 전립선암 영역의 확률값을 의미하며, 특이도는 검출된 정상조직영역에 대한 수동 분할한 정상조직영역의 확률값을 의미한다. 또, 중복영역비율은 수동 분할한 전립선암 영역과 검출한 전립선암 영역의 합집합에 대한 교집합

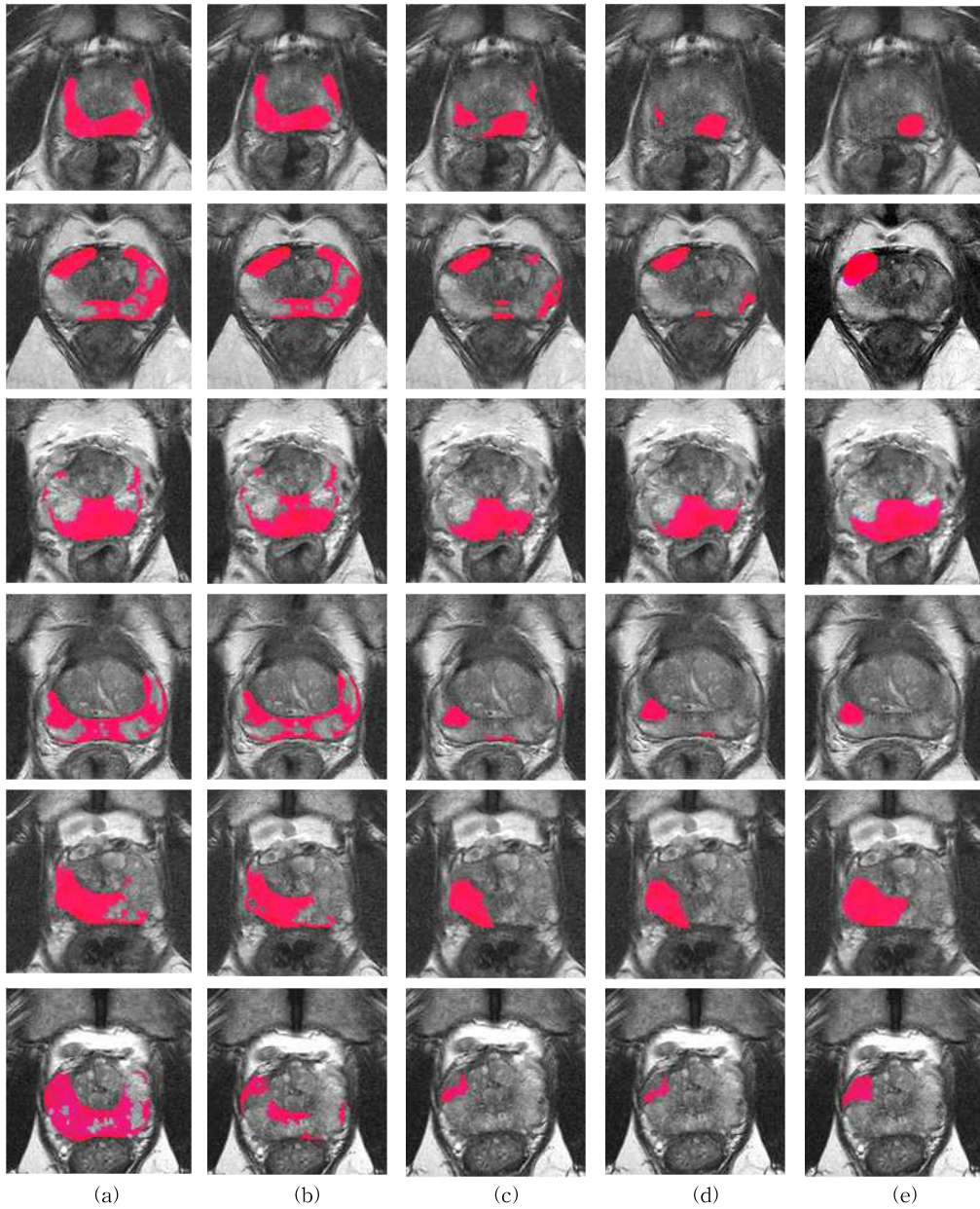


Fig. 7. The results of prostate cancer detection in peripheral zone of T2wMR: (a) T2wMR features (b) T2wMR and DWI features (c) T2wMR and ADC map features (d) T2wMR, DWI and ADC map features (e) Ground truth.

의 확률값을 의미한다.

이 때, True Positive는 수동 분할한 전립선암 영역에서 전립선암으로 검출된 영역의 화소 개수를 의미하며, True Negative는 수동 분할한 정상조직 영역에서 정상조직으로 검출된 영역의 화소 개수이며, False Positive는 수동 분할한 정상조직 영역에서 전

립선암으로 검출된 영역의 화소 개수를 의미하고, False Negative는 수동 분할한 전립선암 영역에서 정상조직으로 검출된 영역의 화소 개수를 의미한다.

Table 1은 다중 파라미터 MR 영상을 이용한 자동 전립선암 검출 결과를 평균 수치로 나타낸 것이다. T2강조 MR 영상을 단독으로 사용하였을 때 정확도

Table 1. Accuracy evaluation of prostate cancer detection on multi-parametric MR

	Accuracy	Sensitivity	Specificity	DSC
T2wMR feature	66.86±19.81	92.34±7.70	58.89±23.07	59.94±26.10
T2wMR and DWI features	71.97±14.75	75.49±26.10	70.16±18.80	57.53±28.07
T2wMR and ADC map features	84.81±6.92	71.77±15.81	90.30±8.55	70.04±14.90
T2wMR, DWI and ADC map features	86.45±6.15	65.30±18.37	94.37±3.98	71.07±12.20

$$Accuracy = \frac{True\ Positive + True\ Negative}{True\ Positive + False\ Positive + True\ Negative + False\ Negative}$$

$$Sensitivity = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Negative}$$

(12)

$$Specificity = \frac{True\ Negative}{True\ Negative + False\ Positive}$$

$$DSC = \frac{2 \times True\ Positive}{2 \times True\ Positive + False\ Positive + False\ Negative}$$

와 특이도는 각각 66.86%, 58.89%로 나타났고, T2강조 MR 영상과 확산강조 영상의 특징벡터를 함께 사용하였을 때 각각 71.97%, 70.16%로 나타났으며, T2강조 MR 영상과 현상확산계수지도의 특징벡터를 함께 사용하였을 때 84.81%, 90.30%로 나타났다. 반면, T2강조 MR 영상과 현상확산계수지도 및 확산강조 영상의 특징벡터까지 함께 사용하였을 때 86.45%, 94.37%로 나타났다. T2강조 MR 영상과 현상확산계수지도의 특징벡터를 함께 고려했을 때 T2강조 MR 영상을 단독으로 사용하였을 때보다 정확도와 특이도는 각각 26.52%, 53.33%가 향상되었고, T2강조 MR 영상, 확산강조 영상 및 현상확산계수지도의 특징벡터를 함께 고려하였을 때 T2강조 MR 영상을 단독으로 사용하였을 때보다 정확도와 특이도는 각각 29.30%, 60.24%가 향상되었다.

4. 결 론

본 논문에서는 다중 파라미터 MR 영상에서 위치, 신호강도 및 텍스처 특징벡터를 이용한 SVM 기반의 전립선암을 자동 분류하는 방법을 제안했다. T2강조 MR 영상에서 정상조직의 신호강도가 전립선암과 유사한 한계점을 전립선암과 정상조직간 대비가 큰 확산강조 영상과 현상확산계수지도를 함께 사용함으로써 전립선암과 정상조직의 특징벡터를 이용하여 전립선암 검출률을 향상시킬 수 있었다. 실험을 통해 T2강조 MR 영상, 확산강조 영상 및 현상확

산계수지도 간 강제정합으로 전립선암의 위치화 성능을 높일 수 있음을 확인하였고, 다중 파라미터 MR 영상을 사용하여 전립선암을 자동으로 검출한 결과가 T2강조 MR 영상 단독으로 사용하여 전립선암을 자동으로 검출한 결과보다 정확도와 특이도가 각각 29.30%, 60.24%가 향상된 것을 확인할 수 있었다. 또한, T2강조 MR 영상과 병리영상 간 비강제정합을 통해 획득한 전립선암 수동 분할 영역과 제안 방법을 통해 구한 전립선암 검출 결과 간 전립선암 검출 성능 평가를 효과적으로 수행할 수 있었다.

REFERENCE

- [1] J.V. Hegde, R.V. Mulkern, L.P. Panych, F.M. Fennessy, A. Fedorov, S.E. Maier et. al, "Multiparametric MRI of Prostate Cancer: An Update on State-of-the-Art Techniques and Their Performance in Detecting and Localizing Prostate Cancer," *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, Vol. 37, No. 5, pp. 1035-1054, 2013.
- [2] N.C. Katelaris, D.M. Bolton, M. Weerakoon, L. Toner, P.M. Katelaris, and N. Lawrentschuk, "Current Role of Multiparametric Magnetic Resonance Imaging in the Management of Prostate Cancer," *Korean Journal of Urology*, Vol. 56, No. 5, pp. 337-345, 2015.

- [3] M. Rothke, D. Blondin, and H.P. Schlemmer, "PI-RADS Classification: Structured Reporting for MRI of the Prostate," *Journal of Radio*, Vol. 158, No. 3, pp. 253-261, 2013.
- [4] J. Nelsson, *Texture Analysis and Computer Aided Diagnosis for Prostate MRI*, Master Thesis of University College London, 2011.
- [5] S. Ozer, M. A. Haider, D.L. Langer, V. Kwast, T.H. Evans, and A.J. Wernick, "Prostate Cancer Localization with Multispectral MRI based on Relevance Vector Machines," *Proceeding of International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro*, pp. 73-76, 2009.
- [6] G.J.S. Litjens, R. Elliot, N. Shih, M. Feldman, J.O. Barentsz, C.A. Hulsbergen, et al., "Distinguishing Prostate Cancer from Benign Confounders via a Cascaded Classifier on Multi-parametric MRI," *The International Society for Optical Engineering*, Vol. 3095, pp. 903512, 2014.
- [7] E. Niaf, R. Flamary, A. Rakotomamonjy, and O. Rouviere, "SVM with Feature Selection and Smooth Prediction in Images: Application to CAD of Prostate Cancer," *Proceeding of International Conference on Image Processing*, pp. 2246-2250, 2014.
- [8] Y. Kim, J. Jung, and H. Hong, "Multiparametric Image Fusion Using Signal Intensity Correction and Mutual Information-based Rigid Registration in Prostate MR Images," *The Korean Institute of Information Scientist and Engineer*, Vol. 2014, No. 6, pp. 713-715, 2014.
- [9] C.E. Shannon. "A Mathematical Theory of Communication," *ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review*, Vol. 5, No. 1, pp. 3-55, 2001.
- [10] H. Ji and H. Hong, "Automatic Detection of Foreign Body through Template Matching in Industrial CT Volume Data," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 16, No. 12, pp. 1376-1384, 2013.
- [11] V.N. Vapnik, "An Overview of Statistical Learning Theory," *Neural Networks, IEEE Transaction*, Vol. 10, No. 5, pp. 988-999, 1999.
- [12] C.C. Chang and C.J. Lin, LIBSVM, <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>, (accessed 2001).
- [13] J.U. Lee, J. Jung, and H. Hong, "Automatic Stitching of the Prostate in Pathology Image Using Position Correction and Rigid Registration," *The Korean Institute of Information Scientist and Engineer*, Vol. 37, No. 1C, pp. 469-473, 2010.



김 영 지

2014년 2월 서울여자대학교 멀티미디어학과 학사. 2014년 3월~현재 서울여자대학교대학원 멀티미디어 및 콘텐츠디자인학과 석사과정 재학 중. 관심분야는 의료영상처리, 영상매칭, 영상분할



정 주 립

2007년 2월 서울여자대학교 멀티미디어학과 학사. 2009년 2월 서울여자대학교 대학원컴퓨터학과 석사. 2009년3월~현재 서울여자대학교대학원 컴퓨터학과 박사수료. 관심분야는 의료영상처리, 영상매칭, 영상분할



홍 헬 렌

1994년 2월 이화여자대학교 전자계산학과 학사. 1996년 2월 이화여자대학교 전자계산학과 석사. 2001년 8월 이화여자대학교 컴퓨터학과 박사. 2001년 9월~2003년 7월서울대학교컴퓨터공학부 BK 박사후연구원. 2003년8월~2006년 2월서울대학교컴퓨터공학부BK 계약조교수. 2006년3월~현재 서울여자대학교 멀티미디어학과 부교수. 관심분야는 의료영상처리, 영상매칭, 컴퓨터그래픽스, HCI



황 성 일

1996년 2월 서울대학교 의과대학 학사. 2005년 2월 강원대학교 의과대학 석사. 2009년 8월 서울대학교 의과대학 박사. 2007년 3월~현재 분당서울대병원 영상의학과 부교수. 관심분야는 비노 생식기 영상 의학, 자기 공명 영상, 기능적 이미징