

원저

류마티스 관절염 환자의 관절공간 좁아짐 및 침식현상에 관한 연구

강호철¹, 김광기¹, 배장표¹, 정창부¹, 김성준²

국립암센터 기초실용화 연구부 의공학연구과¹, 연세대학교 의과대학 강남세브란스병원 영상의학교실²

A Study of Joint Space Narrowing and Erosion in Rheumatoid Arthritis

Ho-Chul Kang¹, Kwang Gi Kim¹, Jang Pyo Bae¹, Chang Bu Jeong¹, Sungjun Kim²

Biomedical Engineering Branch, Division of Cancer, National Cancer Center¹,
Dept. of Radiology, Yonsei Univ. College of Medicine, Gangnam Severance Hospital²

Abstract

Objective: This study was conducted to measure radiographic joint space width and to estimate erosion in the hands of patients with rheumatoid arthritis. It showed that joint space width, homogeneity, and invariant moments are parameters to discriminate between the normal and the rheumatoid joint. **Methods:** In order to measure the joint space width and to estimate erosion in the finger joint, 32 radiographic images were used - 16 images for training and 16 images for testing. The joint space width was measured in order to quantify the joint space narrowing. Also, homogeneity and invariant moments was computed in order to quantify erosion. Finally, artificial neural networks were constructed and tested as a classifier distinguishing between the normal and the rheumatoid joint. **Results:** The joint space width of normal was 1.04 ± 0.15 mm and the width of patients with rheumatoid arthritis was 0.94 ± 0.15 mm. The Homogeneity of normal was 16568.83 ± 2669.83 and invariant moments were 6843.45 ± 2937.55 . They were statistically difference ($p < .05$). Using these characteristics, artificial neural networks showed that they discriminate between normal and rheumatoid arthritis ($AUC=0.91$). **Conclusion:** Measuring joint space width, estimating homogeneity, and invariant moments provide the capability to distinguish between a normal joint and a rheumatoid joint. (*Journal of Korean Society of Medical Informatics 15-4, 483-492, 2009*)

Key words: Rheumatoid Arthritis, Joint Space Narrowing, Erosion, Computer-aided Diagnosis, Image Processing

Received for review: August 5, 2009; **Accepted for publication:** December 11, 2009

Corresponding Author: Kwang Gi Kim, Biomedical Engineering Branch, Division of Cancer, National Cancer Center, 111, Jeongbalsal-ro, Madu 1-dong, Ilsandong-gu, Goyang 410-769, Korea

Tel: +82-31-920-2241, **Fax:** +82-31-920-2242, **E-mail:** kimkg@ncc.re.kr

* This research was supported by the National Research Foundation of Korea (NRF) funded by the Ministry of Education, Science and Technology (2007-313-D00969) and by a research grant from the National Cancer Center in Korea (0810122)

DOI:10.4258/jksmi.2009.15.4.483

I. 서론

류마티스 관절염(RA, Rheumatoid Arthritis)은 다발성 관절염을 특징으로 하는 만성 염증성 질환이다. 관절 안에 활막(synovia)에 염증성 증식(판누스, pannus)이 생기고 관절액(joint fluid)이 증가하여 관절이 부으면서 통증이 나타난다. 이러한 판누스가 지속되면 뼈의 침식(erosion) 현상이 나타나고 시간이 지나면 연골의 손상이 동반되어 관절의 공간 좁아짐(joint space narrowing)이 나타난다(Fig. 1). 그러므로 관절 좁아짐과 침식현상을 정확하게 영상적으로 정량화 하는 작업은 질병을 진단하고 치료효과를 판정하는데 필수적인 요소이다¹²⁾.

류마티스 관절염은 초기부터 손가락, 손목, 발가락 관절 등에 침범하고 병이 진행됨에 따라 팔꿈치 관절, 어깨관절, 발목관절, 무릎관절 등에도 침범한다. 증상은 전구증상, 조조강직, 관절 증상, 관절 외 증상으로 구분된다. 류마티스 관절염을 특정 방법으로 정확히 진단하는 것은 불가능하고, 특징적인 증상, 검사결과, 방사선학적 징후 등을 통하여 전문의가 종합적으로 판단하여 진단한다. 관절염을 진단하기 위해 사용되는 영상들은 일반방사선촬영, 초음파(US, ultrasound), 동적 조영증강법(DEMRI, dynamic enhanced MRI)을 포함한 자기공명 영상법(MRI, magnetic resonance imaging) 등이 있다¹⁾. 이들 영상방법 중 류마티스 관절염의 진단과 치료효과 판정에 가장 일반적이고도 널리 이용되는 방법은 일반방사선촬영법이다.

그동안 영상을 통한 류마티스 관절염의 질병 진행 정도 판단에 대한 연구는 다음과 같이 이루어져 왔다. 류마티스 관절염의 진행 상황 관찰방법으로 영상처리 기법을 활용한 활액막염(synovitis)과 뼈 침식에 대한 연구가 되었다¹²⁾. 관절염을 검출하고 진행상황 관찰 시 초음파와 자기공명 영상법이 염증 초기 발생과 관절의 소멸적 변화에 높은 민감성을 가진다는 결론을 도출하였지만 정확한 진단과 재현성 및 신뢰도를 높여서 임상에 적용하기 위해서는 장비의 표준화 및 검증작업이 필요한 것으로 나타났다. 또한 손가락 관절 공간의 너비를 정량화 한 후 인공신경망 알고리즘을 적용하여 손의 관절염 여부를 판단하는 연구가 진행되었다. 입력 영상에서 관절부분의 관심영역을 추출하고 회전시켜 정렬한 후 경사도(gradient)를 이용하여 관절의 후보군들을 추출하였다. 30개의 영상을 학습(training) 시키고 인공 신경망 분류기(classification)를 이용하여 관절의 너비를 자동으로 측정한 결과, 학습 영상의 종류, 개수 및 품질 등에 따라 성능이 좌우되는 것으로 나타났다³⁾. 영상처리 기반으로 손가락 관절의 침식현상을 평가 하는 연구가 진행되었는데 관절의 각 마디의 경계(edge)를 검출하고 곡선 정합(curve-fitting)을 수행하여 관절 마디의 간격을 측정하였다. 그러나 이 방법은 경계 검출이 어려운 영상에서는 관절의 간격을 측정하기가 어려운 것으로 나타났다⁴⁾.

손가락 마디의 침식정도를 정량화하는 방법과 컴퓨터 기반의 자동 스코어링(scoring) 방법의 성능을 비교

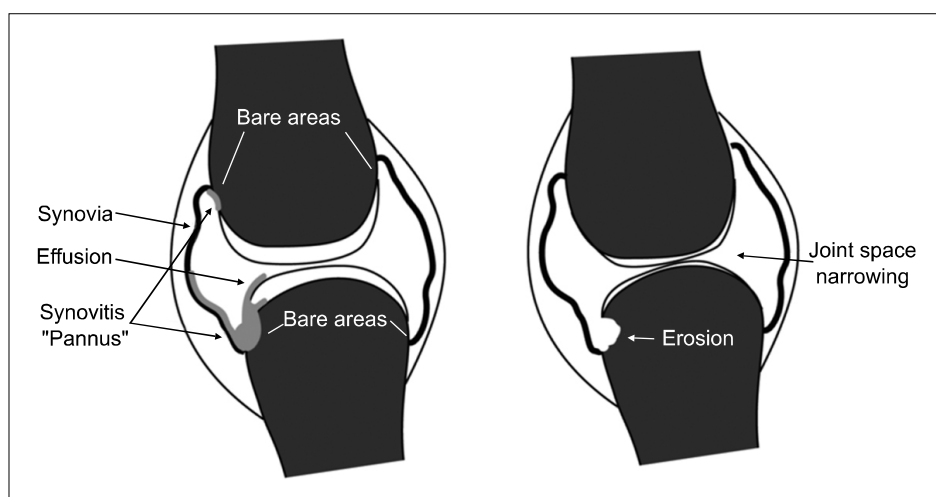


Figure 1. Joint space narrowing and erosive destructions¹¹⁾. An early stage (left), rheumatoid arthritis progression (right)

한 연구가 수행되었고 두 방법의 비교 결과, 자동 스코어링 방법이 침식정도를 정량화한 방법보다 관절공간의 너비 측정 시 분별력이 있는 것으로 나타났다^{5,6)}. MRI를 이용한 영상 분석으로 관절염의 뼈 손상 평가에 관한 연구도 소개되었다⁷⁾. 자기공명 영상에서의 침식을 정의하고 비정상적인 부분의 정량화 및 적용 방법에 대하여 소개 하였다. 능동 형태 모델(ASM, active shape model)을 이용하여 관절의 형태를 검출하고 검출된 마디 사이를 연결하여 관절의 공간을 측정하는 연구가 진행되었고, 또한 능동 형태 모델과 지역 선형 맵핑(LLMs, local linear mappings)을 적용하여 관절을 추출한 후 관절염의 정량화 연구가 진행되었다⁸⁻¹¹⁾. 그러나 능동 형태 모델 방법은 학습을 위한 영상이 필요하고 영상에 수동으로 경계표(landmark)를 설정해야 하는 단점이 있다.

본 논문에서는 가장 일반적이고 널리 이용되는 단순방사선영상을 이용하여 얻어진 수부영상을 이용하고, 류마티스 관절염의 정량화를 위해 관절공간 좁아짐과 침식 현상의 분석을 활용한 새로운 방법을 제안하였다. 관절공간 좁아짐에 관한 분석은 영상에 라플라시안(Laplacian) 연산자를 적용하고 관절의 마디를 자동으로 검출하여 마디 사이의 간격을 측정하였다. 침식 현상을 분석하기 위해 침식이 일어난 부분과 일어나지 않은 부분의 값을 비교 분석하였다.

II. 재료 및 방법

본 연구에서는 학습을 위한 영상과 테스트를 위한

영상 각각 16장을 그룹으로 나누어 실험 하였다. 실험에 사용된 영상은 연세대학교 강남 세브란스 병원으로부터 제공되었다. 류마티스 관절염 환자의 단순방사선 영상에 대하여 관절공간의 좁아짐 현상과 관절의 침식 현상을 분석하였다. 관절 공간의 좁아짐 현상은 영상 전처리 및 LoG (Laplacian of Gaussian) 필터를 적용하고, 관절 사이의 수직방향 프로파일을 분석하여 좁아짐 정도를 측정하였다. 관절의 침식 현상은 동질성(homogeneity)과 불변의 모멘트(invariant moments)를 측정하여 정상 부분과 비교 분석하였다.

1. 영상의 전처리

입력 영상의 잡음을 없애기 위하여 3×3 중간값 필터(median filter)를 적용하였다. 중간값 필터는 영상으로부터 얻은 주변 화소값들을 정렬하여 중앙에 있는 값을 현재 화소값으로 설정하는 방법이다. 이 논문에서는 3×3의 이웃 화소들을 이용하여 필터를 적용하였다(Fig. 2).

중간값 필터를 적용하여 잡음을 제거한 후 관절의 공간을 관심영역(region of interest)으로 지정한다(Fig. 3). 관심영역은 관절의 중심으로부터 최대 길이의 75%로 설정하였다.

2. LoG 필터

관심영역에서 공간의 거리를 구하기 위해 경계를 추출하여 관절의 마디 사이의 거리를 측정하기 전에



Figure 2. (A) Original image. (B) The result of median filter

경계를 추출하기 위해 라플라시안 연산자를 사용하였다. 영상은 2차원 함수로 표현되며 2차원 함수의 라플

라시안은 다음 2차 미분으로 정의된다.

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (1)$$

$f(x, y)$ 는 2차원 영상의 화소값을 나타내는 함수이다. 라플라시안을 영상에 바로 적용하면 잡음에 민감하기 때문에 가우시안(Gaussian) 연산자를 적용하여 영상의 잡음을 제거한 후에 라플라시안을 적용한다. 이를 LoG (Laplacian of Gaussian) 이라고 하고 식(2)와 같이 정의된다(Fig. 4).

$$LoG(x, y) = -\frac{1}{\pi\sigma^4} \left[1 - \frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right] e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

식(2)를 이용하여 이산적으로 근사시킨 후 컨볼루션(convolution)을 적용할 커널(kernel)을 구한다. Figure



Figure 3. An articulation ROI image

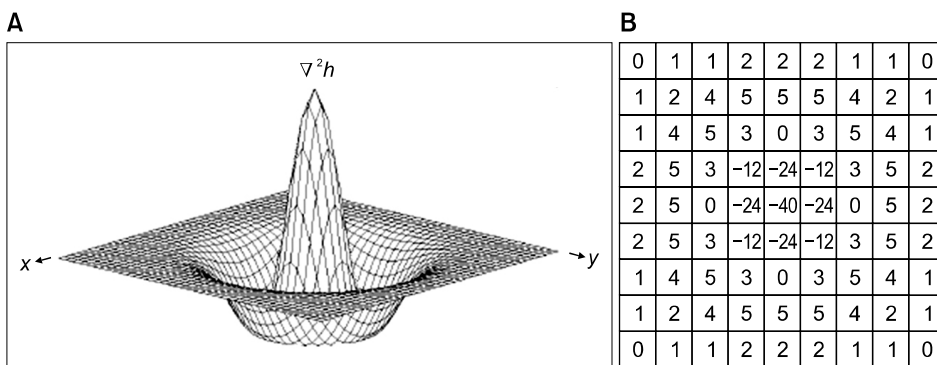


Figure 4. (A) The 2-D LoG function. (B) Discrete approximation to LoG function ($\sigma=1.4$)

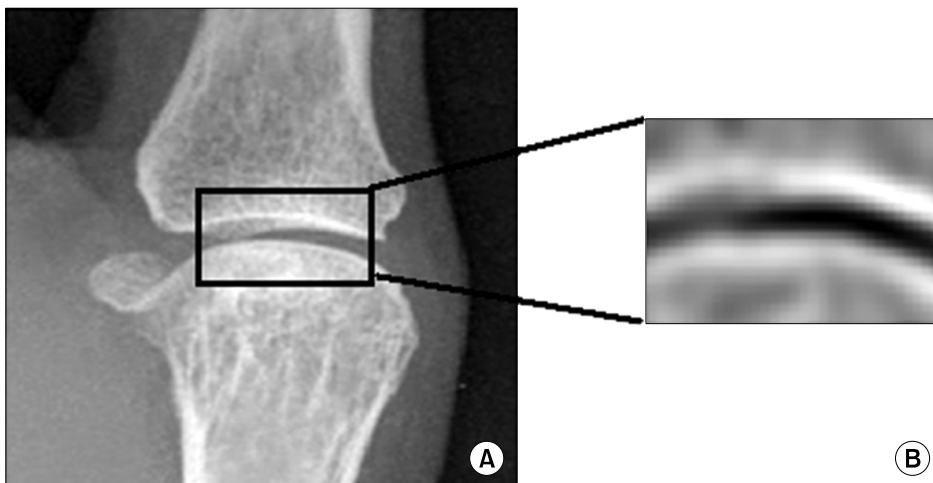


Figure 5. (A) The ROI input image. (B) The result of LoG filter in ROI

3은 시그마 값이 1.4일 때의 커널을 나타낸다. LoG 필터를 적용한 결과는 다음과 같다(Fig. 5).

3. 관절 공간의 좁아짐 분석

관절 공간의 간격을 측정하기 위해 LoG 필터를 적용한 영상을 이용한다. LoG 필터 영상의 수직방향의 프로파일을 이용하여 각 관절의 연결 부위를 자동으로 추출하여 관절 공간의 거리를 측정한다. 프로파일의 화소값은 영상의 2차 미분 값을 의미한다.

Figure 6은 LoG 영상의 프로파일의 일부를 나타낸다. 세 점선은 종방향으로의 프로파일을 나타내며 영상의 각 횡방향 화소별로 프로파일의 분포를 추출한다. (B-D)는 각각 (A)의 점선으로 표시된 프로파일의 화소값 분포를 표현한 그래프이다. 이 그래프에서 점선의 기울기가 0이 되는 극점을 추출한 후 관절 연결

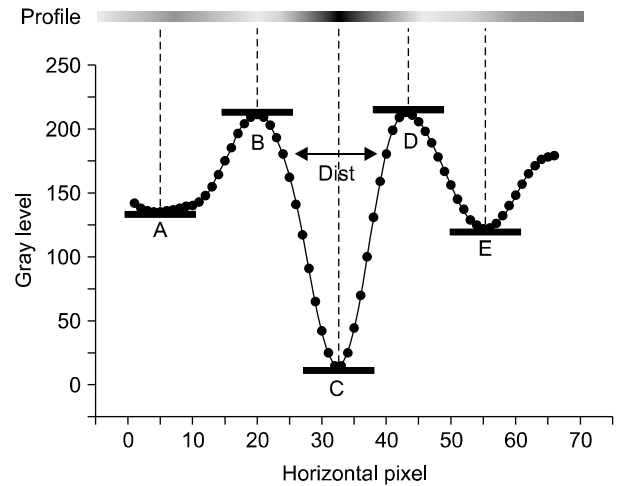


Figure 7. The distance of a profile

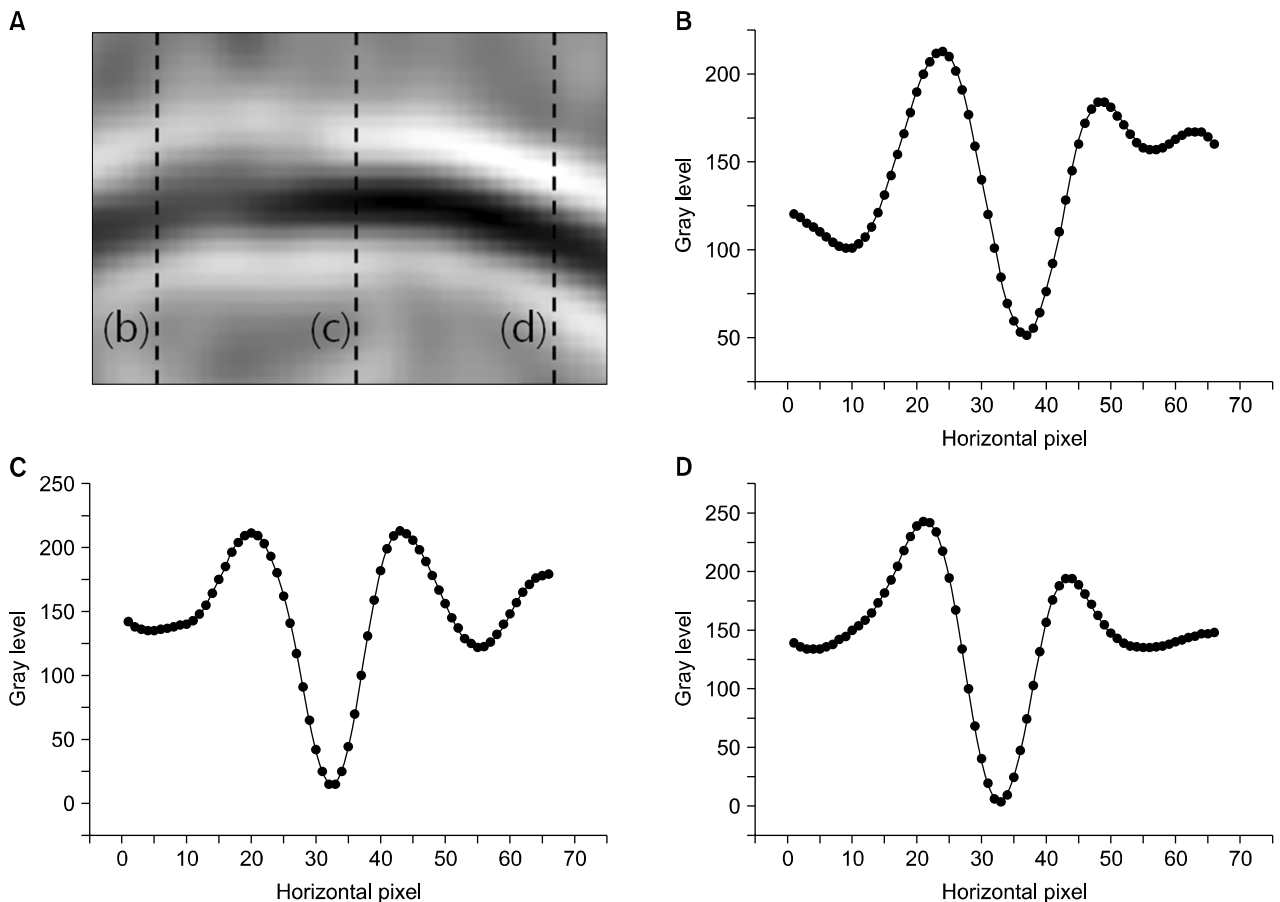


Figure 6. The profiles of ROI. (A) The dot lines are vertical profiles. (B) The profile of the first dot line. (C) The profile of the second dot line. (D) The profile of the third dot line

부위의 거리를 측정한다.

Figure 7에서 A-E는 각각 극점을 나타낸다. 이 값들 중 최소값을 포함하고 있는 구간을 찾는다. 관절 연결 부위의 화소값은 가장 낮은 값을 포함하기 때문에 화소값의 최소값은 연결 부위의 한 점을 나타낸다. 최소값을 포함하는 극점 구간을 찾으면 B와 D 구간이 된다. 따라서 B-D 구간이 관절 연결 부위의 거리가 된다.

류마티스 관절염이 발생한 영상과 발생하지 않은 영상의 연결 부위 거리를 구하여 류마티스 관절염이 발생하였을 경우, 연결 부위의 좁아짐 정도를 자동으로 측정할 수 있다. Figure 8은 본 연구에서 구현한 관절염 분석 프로그램으로 관절 공간을 측정하는 예이다. Figure 8에서 (A)는 본 실험에서 사용된 관절 공간 측정 프로그램이다. (A)의 좌측은 관절 영상의 관심영역을 나타내고 우측은 관심영역의 LoG 영상과 평균 연결부위 거리를 자동으로 측정하는 값을 나타낸다. (B), (C)는 입력 영상의 관심영역을 나타낸다. (B)는 원 영상에 LoG를 적용한 영상이며 (C)는 LoG영상의 프로파일을 분석하여 관절공간의 거리를 측정하고 검정색으로 표시한 결과이다.

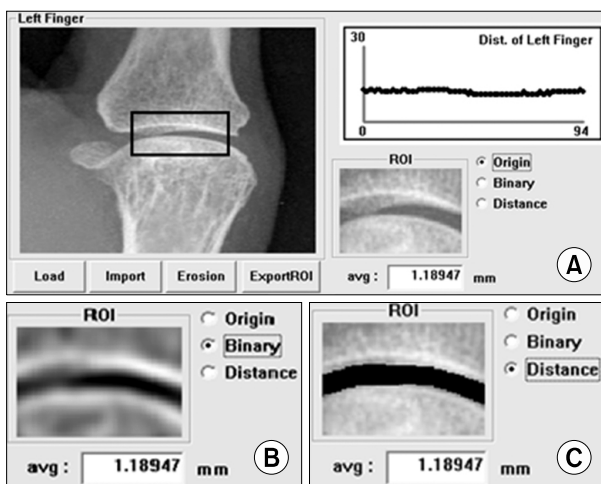


Figure 8. The example of measuring joint space narrowing. (A) The proposed system. (B) The LoG image of the input image. (C) The result image

4. 관절의 침식 분석

관절의 침식 현상을 분석하기 위하여 관절 영상에서 정상 부분과 침식이 진행된 부분을 각각 관심 영역으로 지정하고 텍스처값을 비교한다. 본 연구에서는 정상영역과 비정상영역(침식이 진행된 영역)에서 GLCM (gray level co-occurrence matrix)의 동차성(homogeneity)과 불변의 모멘트(invariant moments)값의 분포를 구한다.

GLCM은 비슷한 명암값(gray level)을 갖는 화소들의 위치 정보를 가지고 있다. GLCM을 나타내는 기술자(descriptor) 중 동차성은 다음과 같이 정의된다.

$$G = \sum_i \sum_j \frac{P[i, j]}{1 + |i - j|} \quad (3)$$

i 와 j 는 각각 영상의 가로, 세로의 명암값을 의미하고 P 는 각 명암값의 확률을 정규화한 행렬(Normalized Probability Density Function)이다. 영상의 명암값 확률은 다음과 같다.

$$P[i, j] = \frac{V_{i, j}}{\sum_{i, j} V_{i, j}} \quad (4)$$

V 는 영상의 명암값 빈도수를 나타낸다. 위의 식(3)과 (4)를 이용하여 주어진 관절 영상으로부터 정상 영역과 비정상 영역에 대한 동차성을 구하고 각각의 분포를 구하게 된다.

예를 들어 관심영역의 명암값 세트를 A 라고 하고 명암값의 최대값을 256이라고 하면 A 의 명암값을 이용하여 V 를 구하게 되고 식(4)를 이용하여 256×256 크기의 확률분포 P 를 구한다. 이 확률분포 값을 식(3)에 대입하여 G 를 계산한다. 이때 i, j 의 크기는 256이 되고 P 에 저장되어 있는 확률값과 명암값의 차이를 이용하여 계산된 각 명암값의 계수를 구한 후 그 값들을 모두 더하여 A 의 동차성 G 를 구한다. 이 동차성을 실험에 사용된 모든 영상의 정상과 비정상 관심영역에 대해 계산하여 그 분포를 비교하였다.

2차원 영상의 모멘트(moment)는 모든 화소 좌표의 정보를 이용하여 객체의 모양을 기술하는 방법이다.

Hue는 정규화된 중심 모멘트(central moment)의 조합으로 만들어진 크기, 회전, 이동 변환에 대해 변하지 않는 7개의 모멘트를 제안하였다. 7개의 불변의 모멘트에 대한 정의는 다음과 같다.

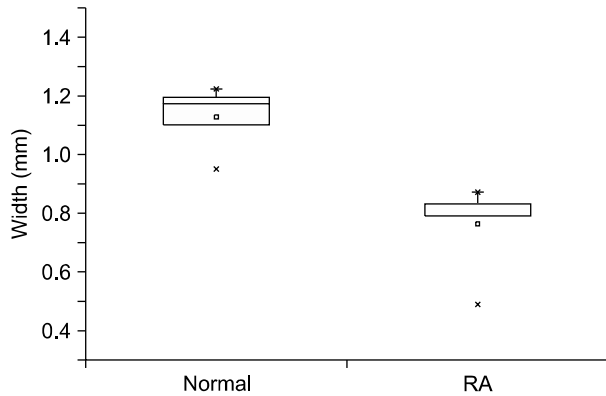


Figure 9. The box charts of joint space mean width (mm)

$$\begin{aligned}
 I_1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\
 I_2 &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + (2\eta_{11})^2 \\
 I_3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\
 I_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \\
 I_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + \\
 &\quad (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\
 I_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\
 I_7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] - \\
 &\quad (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]
 \end{aligned} \quad (5)$$

η_{pq} 는 정규화된 중심 모멘트(normalized central moments)이다. 동차성과 마찬가지로 정상과 비정상 영역에 대한 불변의 모멘트 값을 구하고 그에 대한 각각의 분포를 구한다. Hu가 제안한 불변의 모멘트는 실제 영상의 기하학적 변환에 대해 큰 변화가 없기 때문에 영상 안에서 특정 영상을 찾거나 한 영상에서 특정 오브젝트의 영역을 추출하고 싶을 때 사용할 수 있다. 본 실험에서는 관절 영상에서의 정상 영역과 비

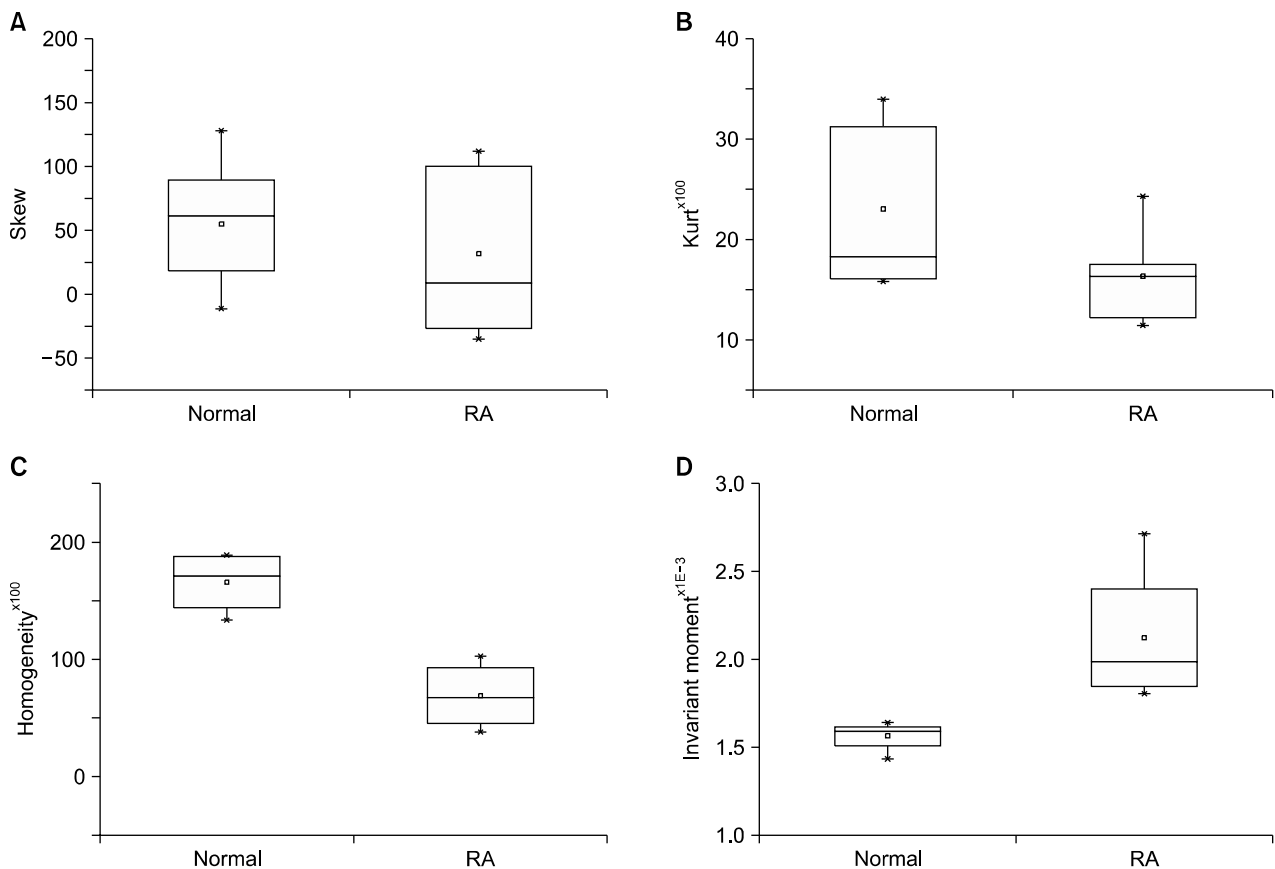


Figure 10. (A) Skewness (B) Kurtosis (C) Homogeneity (D) Sum of invariant moments

정상영역에 대한 불변의 모멘트 값을 구하고 각 모멘트의 값이 가지는 분포를 구하였으며 두 영역의 모멘트를 비교하기 위해 7개 모멘트의 총합을 사용하였다.

III. 결과

Figure 9는 류마티스 관절염이 진행중인 관절과 정상 관절의 공간 간격을 비교한 그래프이다.

Figure 9에서 Normal은 정상인 관절 공간의 간격을 나타내고 RA는 관절염이 진행되어 좁아진 공간의 간격을 나타낸다. 정상 공간의 간격은 1.04 ± 0.14 mm였고 RA 공간의 간격은 0.94 ± 0.15 mm였다.

Figure 10은 침식이 일어난 관절과 정상인 관절을 각각 관심영역으로 지정하여 영역의 텍스처 값들을 비교한 그래프 이다. 각 영역의 왜도(skewness), 첨도(kurtosis), 동질성, 불변의 모멘트의 총합을 구하고 정상인 부분과 비정상인 부분의 차이의 정도를 박스차트로 표현 하였다. 관심영역의 텍스처 값들은 비모수 통계분석을 이용하여 Mann-Whitney 검정을 수행하였다. 통계 분석에 사용한 툴은 SPSSTM version 12.0 (SPSS Inc., Chicago, IL, USA)이다.

Figure 10에서 (A)는 왜도의 분포를 나타낸다. 정상 부분은 56.67 ± 55.5 였고 침식 부분은 31.88 ± 69.74 였으며 $p > 0.05$ 로 유의한 차이가 없었다. (B)는 첨도의 분포를 나타낸다. 정상 부분은 2306.05 ± 879.70 이었고 침

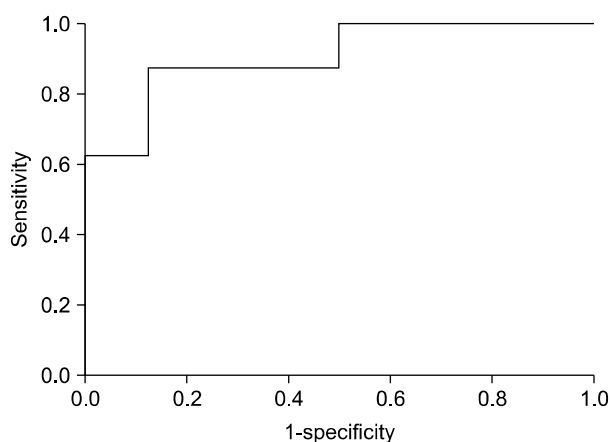


Figure 11. The ROC Curve of ANNs with spatial distance, homogeneity and invariant moments

식 부분은 1637.93 ± 513.51 이었으며 $p > 0.05$ 로 왜도와 마찬가지로 유의한 차이가 없었다. (C)는 동질성의 분포를 나타낸다. 정상 부분은 16568.83 ± 2669.83 이었고 침식 부분은 6843.45 ± 2937.55 였으며 $p < 0.05$ 로 유의한 차이를 보였다. (D)는 불변의 모멘트 총합을 나타낸다. 정상 부분은 $1.5E-3 \pm 9E-5$ 였고 침식 부분은 $2.1E-3 \pm 4.1E-4$ 였으며 $p < 0.05$ 로 유의한 차이를 보였다. 이는 정상 부분의 모멘트와 비정상 부분의 모멘트 값의 분포가 서로 상이함을 나타내기 때문에 영상에서 특정 영역에 대한 관절염의 침식 여부를 판단 할 수 있는 근거가 됨을 보였다.

Figure 11은 인공 신경망(ANN, Artificial Neural Network)을 이용하여 도식화한 ROC 곡선 (Receiver Operating Characteristic Curve)이다. 신경회로망은 독립적인 다층 퍼셉트론(multi-layer perceptron)으로 구성하였다. 인공 신경망의 입력 파라미터로 관절 공간의 길이, 동질성값, 불변의 모멘트 값이 사용되었고 0~1 사이의 값을 정규화하여 3개의 파라미터가 사용되었다. 출력은 하나로 구성하였다. 은닉층의 뉴런수는 3개부터 시작하여 점차 늘려가고 최적의 개수를 선택하였으며 초기 가중치와 바이어스 값은 랜덤한 값을 갖게 하였다. 출력단은 한 개의 출력값으로 0과 1사이의 값을 사용하였고, 0.5에서 문턱치 값을 데이터에 적용하여 정상 부분과 비정상 부분을 구분하였다. 뉴런의 활성화 함수는 시그모이드(sigmoid) 함수를 사용하였다. 학습 데이터와 테스트 데이터 두 세트 로 분리하였고 각각 16장의 영상이 사용 되었다. 학습 수행 시 최대 반복횟수는 1,000으로 설정하였고 오류 문턱치(Error Threshold)값은 0.01로 설정하였다. 정상인과 류마티스관절염으로 기 판정된 환자들에 대하여 ROC 곡선 분석법을 적용한 결과 곡하면적(AUC, Area Under the Curve)이 0.906이었다. 비모수 ROC 통계 분석에 사용한 툴은 SPSS version 12.0 (SPSS Inc., Chicago, IL, USA)이다.

IV. 고찰

본 논문은 류마티스관절염의 정량화를 위하여 관절 공간 좁아짐과 침식 현상의 분석을 위한 방법을 제안 하였다. 관절공간 좁아짐 분석을 위하여 관절 공간의

간격을 측정하였다. 입력 받은 영상에 중간값 필터를 적용하여 잡음을 제거하고 LoG 필터를 적용하여 관절의 마디 끝을 검출하고 마디 사이를 연결하는 프로파일을 분석하여 공간의 간격을 반자동으로 측정하였다. Figure 9는 관절염에 걸린 부분과 걸리지 않은 부분의 간격을 비교한 박스 그래프로 관절염에 걸린 공간 간격의 분포가 정상인 공간 간격의 분포보다 낮게 나타나는 것을 볼 수 있었다. 또 각 평균과 표준편차를 비교했을 때 관절염에 의해서 공간이 좁아졌음을 알 수 있었다(Figure 9). 침식 현상을 분석하기 위하여 침식이 일어난 부분과 일어나지 않은 부분을 설정하고 각각의 동질성과 불변의 모멘트 값을 구하여 값의 분포를 비교하였다. 침식이 발생한 뼈와 발생하지 않은 뼈의 관심영역을 지정하고 각각의 왜도, 첨도, 동질성, 불변의 모멘트를 계산한 결과 동질성과 불변의 모멘트값이 Mann-Whitney 검정 결과 정상과 침식 부분의 유의한 차이를 보였기 때문에 침식 여부를 판별하는데 가장 적합하다는 결과를 얻을 수 있었다(Fig. 10).

인공 신경망을 이용한 ROC 분석 결과 기준타당도의 지표로 사용되는 곡하면적이 0.91으로 나타났다. 이를 통해 관절 사이의 공간 간격과 동질성 그리고 불변의 모멘트 값은 정상 관절의 경우와 류마티스 관절염이 진행된 관절을 구별하는데 높은 성능을 보임을 알 수 있었다(Fig. 11).

본 연구는 인공 신경망 알고리즘 기반의 관절염 여부를 판단하는 연구³⁾에서 성능이 입증된 인공 신경망 분류기를 적용함으로써 유용한 결과를 도출할 수 있었다. 또한 경계(edge) 검출을 이용한 관절염 정량화에 대한 연구결과⁴⁾ 비하여 잡음에 민감하지 않고, 경계 검출이 어려운 부분도 관심영역 지정을 통하여 관절의 간격을 정확하게 측정할 수 있었다. 그리고 능동 형태 모델을 기반으로 하는 방법들은 여러 형태의 학습 데이터가 필요하고 학습 데이터에 수작업으로 경계표의 지정이 필요하지만⁸⁻¹¹⁾, 본 연구에서는 입력 영상에 대하여 필터를 적용하여 분석하기 때문에 학습 데이터에 대한 능동 형태 모델을 위한 경계표 지정 작업이 불필요하다.

그러나 2차 미분값의 프로파일을 분석하여 마디 끝을 검출하기 때문에 마디가 붙어 있는 경우는 검출이

잘 되지 않았고, 품질이 좋지 않은 영상의 미분값이 민감하여 검출이 실패한 경우도 있다. 이렇게 붙어 있는 마디의 검출을 위하여 붙어있는 미세혈관을 분리하기 위하여 적용된 워터셰드 알고리즘(watershed algorithm)과 모폴로지 연산(morphology operation) 등¹²⁾에 대한 추가 연구가 필요하다. 그리고 경계가 모호한 동공과 홍채의 분할을 위한 연구에서 제안된 능동 외곽선 모델(active contour model)과 프랙탈 모델(fractal model) 등¹³⁾을 이용하여 경계 검출의 정확성을 향상시킬 수 있다.

본 연구에서는 류마티스관절염의 영상소견인 관절 공간 좁아짐과 침식 현상을 분석하기 위하여 관절 공간의 간격 및 동질성, 불변의 모멘트값을 비교 분석하였고 인공 신경망과 ROC 곡선 분석을 이용하여 관절염 여부를 구분하는데 통계적인 유의성을 입증하였다. 향후 본 연구의 결과로 류마티스관절염을 진단 및 추적, 관찰하는데 도움을 줄 것으로 판단된다.

참고문헌

1. Farrant J, Grainger A, O'Connor P. Advanced imaging in rheumatoid arthritis: part 1: synovitis. *Skeletal Radiology* 2007;36(4):269-279.
2. Farrant J, Grainger A, O'Connor P. Advanced imaging in rheumatoid arthritis: part 2: erosion. *Skeletal Radiology* 2007;36(5):381-389.
3. Duryea J, Jiang Y, Zakharevich M. Neural network based algorithm to quantify joint space width in joints of the hand for arthritis assessment. *Medical Physics* 2000;27(5):1185-1194.
4. Sharp J, Gardner J, Bennett E. Computer-based methods for measuring joint space and estimating erosion volume in the finger and wrist joints of patients with rheumatoid arthritis. *Arthritis & Rheumatism* 2000;43(6):1378-1386.
5. Finckh A, Pablo P, Katz J. Performance of an automated computer-based scoring method to assess joint space narrowing in rheumatoid arthritis: a longitudinal study. *Arthritis & Rheumatism* 2006;54(5):1444-1450.
6. Sharp J, Bluhm G, Brook Al. Reproducibility of multiple-observer scoring of radiologic abnormalities in the hands and wrists of patients with rheumatoid arthritis. *Arthritis & Rheumatism* 1985;28(1):16-24.

7. Goldbach-Mansky R, Mahadevan V, Yao L. The evaluation of bone damage in rheumatoid arthritis with magnetic resonance imaging. *Clinical and experimental rheumatology* 2003;21(5):S50-53.
 8. Peloschek P, Langs G, Weber M. An automatic model-based system for joint space measurements on hand radiographs: initial experience. *Radiology* 2007; 245(3):855-862.
 9. Langs G, Peloschek P, Bischof H. Determining position and fine shape detail in radiological anatomy. *Lecture Notes in Computer Science* 2003;2781:532-539.
 10. Langs G, Peloschek P, Bischof H. Asm driven snakes in rheumatoid arthritis assessment. *Lecture Notes in Computer Science* 2003;2749:454-461.
 11. Langs G, Peloschek P, Bischof H. Automatic quantification of joint space narrowing and erosions in rheumatoid arthritis. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 2009;28(1):151-164.
 12. Hyunju C. Image analysis quantifying micro-vessel density in renal cell carcinoma. *J Korean Soc Med Informatics* 2009;15:217-225.
 13. Hochul K, Kwanggi K, Whivin O, Jeongmin H. A study on pupil and iris segmentation of the anterior segment of the eye. *J Korean Soc Med Informatics* 2009;15(2):227-234.
-