

CT 영상을 이용한 골다공증 분류 방법의 구현

정 성 태[†]

An Implementation of Classification Method of Osteoporosis using CT images

Sung-Tae Jung[†]

ABSTRACT

In this paper, we propose a method of measuring bone mineral density in a peripheral-type clinical X-ray CT using a phantom, and we propose a method of classifying osteoporosis using bone mineral density and bone structure parameters together. It segments the trabecular bone region and cortical bone region for the six sections of the phantom and calculates the average HU value of the segmented regions. By using these values, it derives an expression converting HU value to bone mineral density. It segments trabecular bone of 1 cm region in the end part of distal radius and extracts the bone mineral density and structural parameters for the trabecular bone region. We extracted bone mineral density and structural parameters for the 18 subjects each of normal and osteoporotic group. We carried out classification experiments using three classification methods; SAD, SVM, ANN. The sensitivity, specificity, accuracy, positive predictive value, negative predictive value, likelihood ratio of the classification was improved in the order of ANN, SVM and SAD. Also, The sensitivity, specificity, accuracy, positive predictive value, negative predictive value, likelihood ratio of the classification was improved when we use the bone mineral density and structural parameters together.

Key words: Osteoporosis Classification, Bone Mineral Density, Structural Parameters

1. 서 론

뼈의 양이 감소하고 질적인 변화로 인해 뼈의 강도가 약해지는 골다공증은 고령화에 따라 계속 늘어가고 있다. 골다공증은 골절 위험도를 크게 증가시킨다. 골절은 삶의 질을 떨어뜨리고 의료 비용을 증가시키므로 골다공증은 중요한 건강 문제로 받아들여지고 있다. 골다공증의 진단을 위한 방법들이 개발되었으며, 현재 가장 널리 사용되는 방법이 이중에너지 X선 흡수 계측법(Dual energy X-ray Absorptiometry; DXA)을 이용한 골밀도 검사 방법이다[1,2].

이중에너지 X선 흡수 계측법에서는 골다공증 환자에게서 골절이 가장 흔하게 발생하는 요추와 대퇴골 2군데에 대하여 촬영을 하고 골밀도를 구한다. 측정된 골밀도 값이 20~30대 동일 성별 정상인의 골밀도와 비교하여 어느 정도의 차이를 보이는지를 수치화한 T값을 구한다. T 값은 정상인의 골밀도 평균으로부터 표준편차의 몇 배의 차이가 있는지를 나타낸다. 즉, 정상인들의 골밀도 평균이 100이고 표준편차가 10이라고 할 때에, 새로운 피검자의 골밀도 값이 90이 나왔다면 T 값은 -1이 되고 80이 나왔으면 T 값이 -2가 되는 것이다. 세계 보건 기구에서는 T 값이

※ Corresponding Author: Sung Tae Jung, Address: (54538) Insandae-ro 460, Iksan, Jeonbuk, Korea, TEL: +82-63-850-6886, FAX: +82-63-850-7314, E-mail: stjung@wku.ac.kr

Receipt date: Oct. 2, 2015, Revision date: Nov. 7, 2015

Approval date: Nov. 11, 2015

[†] Dept. of Computer Engineering, Wonkwang University

※ This paper was supported by Wonkwang university in 2014.

-2.5 이하이면 골다공증으로 진단하도록 권고하고 있다[3]. 이러한 골밀도 검사는 골다공증의 초기 진단은 물론, 골다공증 환자를 치료하면서 주기적으로 이 검사를 시행하여 T값의 변화 추이를 살펴봄으로써 치료에 대한 효과를 판정할 수 있게 해준다.

초음파를 이용한 방법도 사용되고 있는데, 이 방법은 기계의 이동이 쉽고 공간을 적게 차지하여 간편하게 이용할 수 있으며 방사선 노출이 없는 장점이 있지만 종종 이중에너지 X선 흡수 계측법에 의한 결과와 상이하게 나타날 수 있다[4,5].

이중에너지 X선 흡수 계측법은 해면뼈와 치밀뼈가 모두 포함된 2차원 영상을 획득하여 단위 면적당 무게로 표현되는 골밀도를 계산하는데, 3차원 영상에서 골밀도를 측정하는 방법으로 정량적 컴퓨터 단층촬영(quantitative computed tomography) 방법이 사용되고 있다[6,7]. 정량적 컴퓨터 단층촬영 방법에서는 해면뼈 영역만 추출하여 단위 부피당 무게로 표현되는 골밀도를 계산한다. 정량적 컴퓨터 단층촬영은 주로 요추(lumbar spine)에 대한 골밀도를 측정하는데, 주위 조직의 영향을 받지 않고 해면뼈에 대해서만 골밀도를 검사할 수 있으므로 이중에너지 X선 흡수 계측법에 비하여 보다 정확하다. 같은 실험 대상군에 대한 이중에너지 X선 흡수 계측법과 정량적 컴퓨터 단층촬영에 의한 골다공증 진단 비교 실험에서는, 척추 변성이나 복부 대동맥 석회화증을 가진 사람의 경우 이중에너지 X선 흡수 계측법이 골밀도를 과대평가하는 것으로 조사되었다[8].

기존의 방법들이 골밀도를 이용하여 골다공증을 진단하고 있는데, 본 논문에서는 CT 영상에서 추출된 골밀도와 함께 다른 구조적 지표자를 함께 사용함으로써 골다공증을 진단하는 방법을 제안한다. 본 논문에서 사용된 CT는 국내에서 개발된 국소부위형 임상용 X선 CT로, 머리, 손, 발 부위 등을 촬영할 수 있다. 이 CT는 정량적 CT가 아니므로 복셀의 값을 HU(Housefield Unit) 단위로 생성한다. HU 값을 골밀도 값으로 변환하기 위해서 팔뚝 관절에 대해서 HU 값을 골밀도 값으로 변환하는데 사용될 수 있도록 만들어진 팬텀을 사용하였다. 팬텀 영상에서 여섯 개의 영역별로 해면뼈와 치밀뼈를 분할하여 평균 HU 값을 구하고, 이를 이용하여 HU 값을 골밀도 값으로 변환하는 식을 유도하였다. 본 논문에서는 요골 원위부(distal radius)를 촬영하여 골밀도와 함께 구

조적 지표자들을 검출하였다. 정상인 18명과 골다공증 환자 18명에 대한 영상을 취득한 다음 골밀도와 구조적 지표자들을 검출하였다. 여러 가지 지표자를 이용한 분류를 위해서 SAD(Sum of Absolute Difference), SVM(Support Vector Machine), 인공신경망(ANN: Artificial Neural Network)을 이용하였다. 분류 실험을 수행한 결과, 골밀도 하나의 값만 사용하는 것보다 여러 지표자를 함께 사용함으로써 민감도, 특이도, 정확도, 양성예측도, 음성예측도, 우도비가 향상되는 것을 확인할 수 있었다.

본 논문의 2장에서는 치밀뼈와 해면뼈의 분할 방법을 기술하고 3장에서는 골밀도 추출 방법을 기술한다. 4장에서는 구조적 지표자 추출 방법을 기술하고 5장에서는 실험결과를 기술하며 6장에서는 결론을 맺는다.

2. 치밀뼈와 해면뼈의 분할

본 논문에서 사용한 CT 영상은 PHION(나노포커스레이, 대한민국) 장비를 사용하여 촬영되었다. X-ray 소스의 전압은 130kVp로 설정하였고 전류는 10mA로 설정하여 촬영하였으며, 복셀의 크기는 $216 \times 216 \times 216 \mu\text{m}^3$ 로 설정하여 1024×1024 해상도의 슬라이스 797장을 촬영하였다. 촬영된 DICOM 파일로부터 3D 영상을 재구성하였는데, 이를 위해 Xelis(인피니트헬스케어, 대한민국) 소프트웨어를 사용하였다. Fig. 1(a)에는 3차원으로 재구성한 뼈 영상이 나타나 있고 Fig. 1(b)에는 수직 단면도가 나타나 있으며 Fig. 1(c)에는 수평 단면도가 나타나 있다.

본 논문에서는 분석 영역을 요골 원위부 중앙 끝

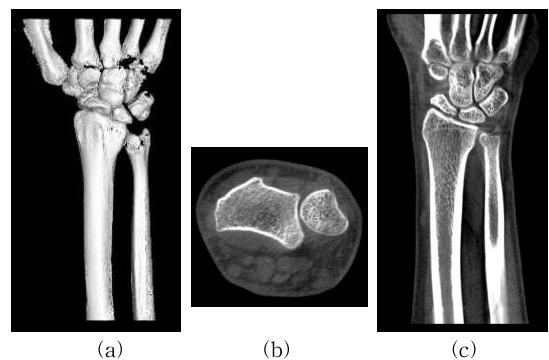


Fig. 1. CT image example (a) reconstructed 3D image (b) vertical slice image (c) horizontal slice image.

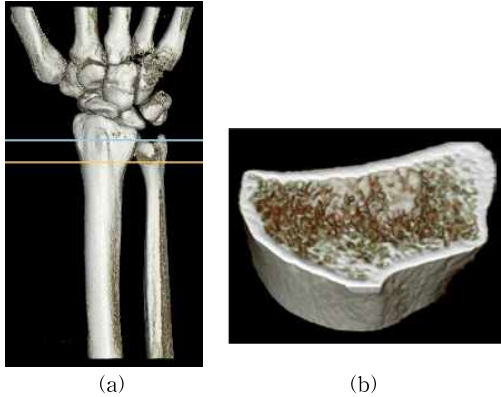


Fig. 2. Selection of analysis region (a) selection of start and end slice of analysis region (b) segmented analysis region.

단으로부터 1cm로부터 2cm까지의 구간으로 설정하였다. 복셀의 크기가 각 방향으로 $216\mu\text{m}$ 이므로 1cm에 해당하는 영역은 50장의 슬라이스가 된다. 분석 영역은 사람이 수작업으로 설정하게 하였으며, Fig. 2(a)에는 분석 영역 설정 예가 나타나 있고 Fig. 2(b)에는 설정된 분석 영역의 영상이 나타나 있다.

골밀도와 구조적 지표자를 추출하기 위해서는 수작업으로 지정된 분석 영역의 뼈에 대하여 해면뼈와 치밀뼈 영역을 분할해야 한다. 해면뼈와 치밀뼈를 분할하는 방법으로는 참고문헌 [9]의 방법을 이용하였다. Fig. 3에는 Fig. 2(b)의 뼈에 대하여 추출된 해면뼈 영역과 치밀뼈 영역이 나타나 있다.

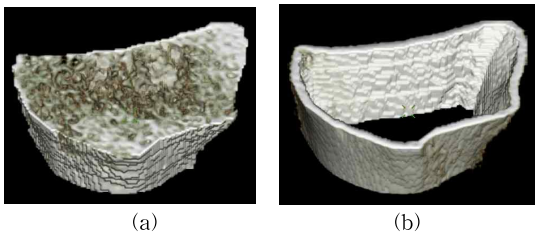


Fig. 3. Segmentation result (a) trabecular bone (b) cortical bone.

3. 골밀도 추출

본 논문에서 사용한 PHION CT는 정량적 CT가 아니므로 복셀의 값을 HU(Housefield Unit) 단위로 생성한다. HU 값을 골밀도 값으로 변환하기 위해서 Fig. 4(a)와 같은 QRM사의 팬텀을 사용하였다[10].

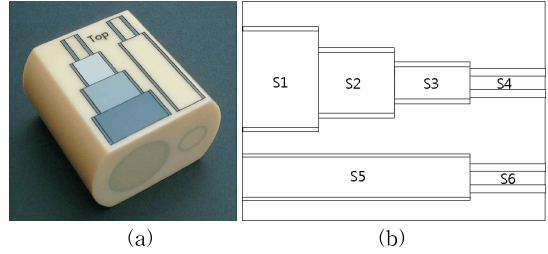


Fig. 4. Forearm Phantom (a) photo of the phantom (b) horizontal sectional view.

이 팬텀은 팔뚝 관절에 대해서 HU 값을 골밀도 값으로 변환하는데 사용될 수 있도록 만들어진 팬텀으로서, Fig. 4(b)의 단면도에 나타나 있는 바와 같이 6개의 영역(S.~S6)으로 구성된다. S1, S2, S3는 대, 중, 소 크기의 뼈를 흉내 내는 것으로서, 각각 28mm, 21mm, 14mm 크기의 지름을 갖는 원기둥 형태의 구조물이다. 이들 영역에는 칼슘 수산화인회석(hydroxyapatite; HA) 밀도가 200, 100, 50 mg HA/cm³인 물질들로 채워져 있다. 이들의 가장자리 부분은 치밀뼈에 해당하는, 밀도가 800 mg HA/cm³인 물질로 채워져 있는데, 두께가 S1과 S3는 1.2mm이고 S2는 0.6mm이다. S4, S5, S6은 물과 같은 밀도를 가지는 레진으로 채워져 있으며 가장자리는 두께가 각각 2.5mm, 1mm, 2.5mm인 치밀뼈에 해당하는 물질로 채워져 있다.

팬텀을 PHION CT로 촬영한 단면도 영상과 3차원 재구성 영상이 Fig. 5에 나타나 있다.

HU 값과 골밀도 값과의 관계를 얻기 위해서 S1~S6 각각의 해면뼈 영역과 치밀뼈 영역의 평균 HU 값을 구한다. 이를 위해 먼저 각 영역을 분할하고 평균 HU 값을 계산한다. 각 영역의 분할은 먼저 수작업으로 Fig. 6(a)와 같이 세로 방향에서 분석 영역의

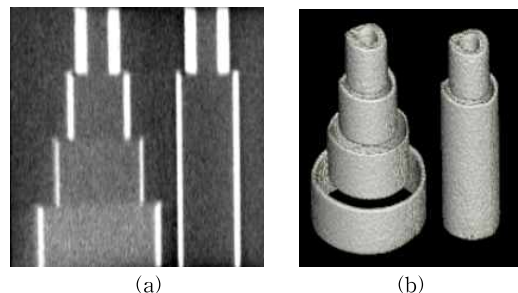


Fig. 5. CT image the phantom (a) slice image (b) re-constructed 3D image.

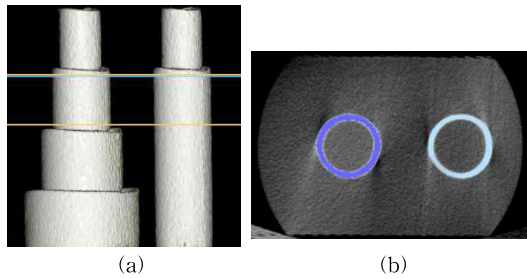


Fig. 6. Selection of analysis region (a) selection of start and end slice of analysis region (b) selection of left section.

시작과 끝을 지정한다. 그런데 좌우에 두 개의 서로 다른 영역이 있으므로 둘 중의 하나를 선택해야 하는데, 이는 Fig. 6(b)와 같이 슬라이스 내에서 두 영역 중 한 영역의 치밀뼈 부분을 수작업으로 선택하여 표시해준다. Fig. 6(b)에서 S3과 S5 영역의 치밀뼈가 두 개의 원으로 나타나 있는데, 왼쪽 원이 선택된 상태이다.

수작업으로 분석 영역을 지정한 다음에는 평균 HU 값을 계산하기 위한 알고리즘을 수행한다. 이 알고리즘에서는 먼저 이진화를 통하여 Fig. 7(a)와 같은 치밀뼈 영역을 추출한다. 해면뼈 영역을 구하기 위해 Fig. 7(a)의 치밀뼈 영역에 대하여 Fig. 7(b)와 같이 치밀뼈 내부를 채운 영상을 구하고 Fig. 7(c)와

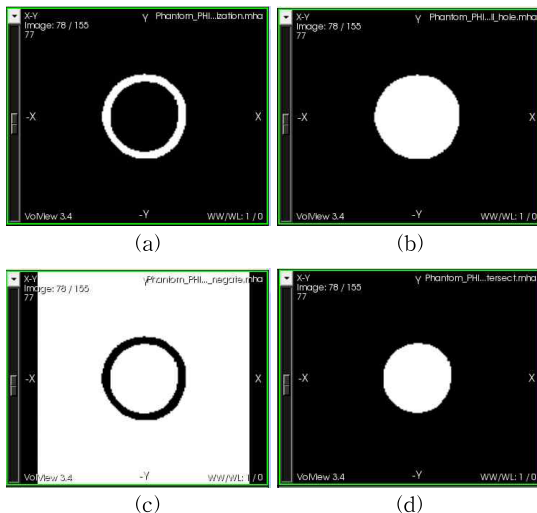


Fig. 7. Segmentation of trabecular bone region (a) binarized cortical bone region (b) filled cortical bone region (c) inverted cortical bone region (d) trabecular bone region.

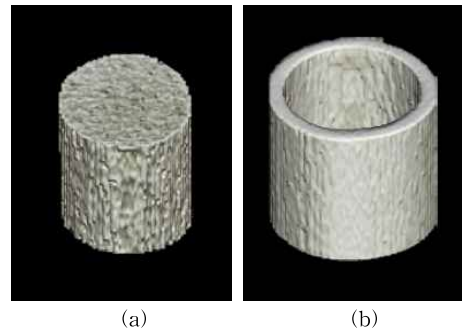


Fig. 8. 3D reconstructed image of the segmented trabecular bone and cortical bone.

같이 치밀뼈 영상을 반전시킨 영상을 구한다. Fig. 7(b) 영상과 Fig. 7(c) 영상의 교집합을 구하면 Fig. 7(d)와 같은 영상을 얻게 되는데 이 영상에서 흰색 부분이 해면뼈 영역이 된다.

이렇게 구한 해면뼈 영역과 치밀뼈 영역에 대한 3차원 재구성 영상이 Fig. 8에 나타나 있다.

해면뼈 영역과 치밀뼈 영역을 구한 다음에는 각 영역에 대한 평균 HU 값을 구한다. Table 1에는 S1~S6의 각 부분에 대해 해면뼈 영역과 치밀뼈 영역의 평균 HU 값이 나타나 있다. 표에 나타나 있는 치밀뼈에 대한 HU 값을 살펴보면 치밀뼈의 두께가 큰 경우에 HU 값도 증가하는 것을 볼 수 있다. 해면뼈에 해당하는 영역을 살펴보면 S4, S5, S6 영역에 같은 물질이 채워져 있음에도 불구하고 S4와 S6 영역의 HU 값은 서로 비슷하고 S5 영역의 HU 값이 작게 나왔는데, 이것은 바깥쪽의 치밀뼈의 두께가 다른 것에 기인한 것으로 해석된다.

HU 값이 치밀뼈의 두께에 영향을 받으므로, 치밀뼈 두께가 같은 S1과 S3을 기준으로 HU 값과 밀도 값 사이의 관계식을 구하였다. 관계식은 2차원 평면에서 두 점을 지나는 직선의 방정식을 이용하여 구하였으며, HU 값이 X이고 밀도 값이 Y라면 X와 Y는 식 (1)의 관계를 갖는다. 이렇게 1차 방정식으로 HU 값을 골밀도 값으로 변환하는 것은 기존의 정량적 컴퓨터 단층 촬영 장치에서 사용하는 방식이다[6]. 식 (1)의 X에 544.6을 대입하면 Y 값이 200.046이 되고 261.0을 대입하면 50.022가 되므로 관계식이 올바른을 알 수 있다. 요골 위위부의 해면뼈 영역을 추출한 다음에 평균 HU 값을 구하고 이를 식 (1)에 대입하여 골밀도 값을 구한다.

$$Y = 0.529X - 88.047 \quad (1)$$

Table 1. Estimated HU Value for the Six Sections of the Phantom

Section	Density (mg HA/cm ³)	Thickness of Cortical Region (mm)	Trabecular Region HU Value	Cortical Region HU Value
S1	200	1.2	544.6	1416.7
S2	100	0.6	330.6	1254.9
S3	50	1.2	261.0	1482.6
S4	0	2.5	291.5	1636.4
S5	0	1.0	127.7	1448.0
S6	0	2.5	281.4	1648.2

4. 구조적 지표자 추출

해면뼈의 구조적 지표자로 BV(Bone Volume), TV(Total Volume), BV/TV, Tb.Th(Trabecular Thickness), Tb.Sp(Trabecular Separation), Tb.N(Trabecular Number)의 6가지 지표자를 추출하였다. 이 지표자들은 참고문헌 [8]의 방법에 의하여 추출되었다. BV는 해면뼈가 실제로 차지하는 공간의 부피이고 TV는 해면뼈 사이의 빈 공간을 포함하여 해면뼈가 존재하는 전체 공간의 부피이다. BV와 TV 계산을 위하여 해면뼈가 차지하는 전체 영역과 실제로 뼈가 차지하는 영역을 3차원 메쉬로 나타낸 다음에 메쉬가 차지하는 부피를 계산하였다. 메쉬가 차지하는 부피는 VTK(Visualization Toolkit)[11]의 라이브리러리 함수 중 3차원 메쉬의 부피를 계산하는 함수를 사용하여 구했다.

지표자 Tb.Th는 해면뼈의 평균 두께를 나타내는데, 해면뼈의 두께는 일정하지 않고 위치에 따라 변화하므로 뼈의 각 위치에서의 두께를 구하여 평균값을 구한다. 해면뼈의 두께를 구하기 위해서는 3차원 상에서 해면뼈 영역에 구를 정합하여 두께를 구하는 방법[12]을 이용하였다. 지표자 Tb.Sp는 해면뼈 사

이의 평균 거리를 나타내는데, Tb.Sp는 해면뼈가 차지하는 전체 영역에서 빈 공간의 점들에 대해 구 정합을 적용하여 구한다. 지표자 Tb.N은 단위 길이를 통과하는데 얼마나 많은 해면뼈를 거치는지를 나타내는데, 식 (2)와 같이 간략화 된 방법을 이용하여 구한다[13].

$$Tb.N = \frac{1}{Tb.Th + Tb.Sp} \quad (2)$$

5. 실험 결과

본 논문에서는 정상군과 골다공증군 각각 18명의 손목뼈 영상을 PHION으로 촬영하여, 각각의 영상에서 분석영역을 지정한 다음에 해면뼈 영역과 치밀뼈 영역의 골밀도를 측정하였고 6가지의 구조적 지표자를 추출하였다. Table 2에는 골밀도와 지표자들의 평균, 표준편차, 두 군의 값에 대한 T-test의 P 값이 나타나 있다. P 값이 0.05보다 작으면 지표 값이 두 군 사이에 서로 구별될 수 있을 만큼 서로 차이가 난다는 것을 의미한다. 지표자 중 TV의 경우에만 P 값이 0.5보다 커서 골다공증군과 정상군에서 이 두 지표자 값이 거의 비슷한 것으로 나타났다. TV는 해

Table 2. Extracted BMD and Structural Parameter Values

Parameter	Unit	Normal		Osteoporosis		P-Value
		Mean	SD	Mean	SD	
BMD	mg/mm ³	183.975	66.747	73.267	35.523	< 0.001
BV	mm ³	1670.648	853.614	702.129	242.740	< 0.001
TV	mm ³	2863.214	656.431	2747.209	541.027	0.567
BV/TV	%	57.371	21.734	25.665	7.900	< 0.001
Tb.Th	mm	0.907	0.206	0.697	0.135	0.001
Tb.Sp	mm	1.425	1.015	4.288	1.669	< 0.001
Tb.N		0.423	0.139	0.226	0.087	< 0.001

면뼈의 빈 공간을 포함하는 전체 영역의 부피이므로 정상군과 골다공증군 사이에 비슷한 값을 가지는 것이 당연하다.

BMD는 해면뼈 영역에 대한 골밀도 값인데, BMD 값이 정상군에 비하여 골다공증군에서 줄어든 것을 볼 수 있다. BV와 BV/TV의 경우에도 골다공증군에서 골 소실로 인하여 값이 작아진 것을 볼 수 있다. 또한 골다공증 군에서 골 소실로 인하여 해면뼈의 두께는 얇아지고 해면뼈 사이의 거리는 커지므로 Tb.Th 값은 작아지고 Tb.Sp 값은 커진 것을 알 수 있다.

골밀도와 지표자를 이용하여 골다공증군과 정상군을 분류하는 실험을 수행하였다. 부류를 분류하는 방법으로 여러 가지 방법이 사용되는데, 본 논문에서는 SAD, SVM, 인공 신경망 세 가지 방법을 사용하였다. 정상군과 골다공증군 각각 18명의 영상 중에 일부는 학습에 사용하고 나머지는 분류에 사용하는 방식으로 분류 실험을 수행하였으며, 학습과 분류에 사용되는 영상을 돌려가며 사용하였다. 예를 들어 17개 영상을 학습에 사용하고 1개 영상을 분류에 사용한다고 할 때, 1번을 제외한 나머지 영상으로 학습을 하고 1번으로 분류하는 경우, 2번을 제외한 영상으로 학습하고 2번으로 분류하는 경우, 마지막으로 18번을 제외한 나머지 영상으로 학습을 하고 18번으로 분류하는 경우 까지 총 18 가지의 경우에 대하여 분류 실험을 수행하였다. 학습에 사용되는 영상의 수도 17개부터 9개까지 변화시켜 가면서 실험을 수행하였다.

SAD를 이용한 방법에서는 정상군과 골다공증군에 대하여 각각 학습에 이용되는 영상에서 추출된 골밀도와 지표자들의 평균값을 구한다. 그리고 분류에 사용되는 영상에서 추출된 값과 정상군과 골다공증군의 평균 값 사이의 차이의 제곱 값의 합을 구한 다음에 이 값이 작은 군에 속하는 것으로 분류하게 된다. SVM과 인공신경망은 패턴 분류에 널리 사용되는 도구인데, 본 논문에서는 SVM 구현 중에서 참고문헌 [13]의 라이브러리를 사용하였고 인공신경망 구현으로는 참고문헌 [14]의 라이브러리를 사용하였다.

골밀도만을 이용하여 분류 실험을 수행하였고 골밀도와 구조적 지표자들을 함께 사용하여 분류 실험을 수행하였다. Table 3에는 BMD 만을 이용하여 분류 실험을 한 결과가 나타나 있다. 학습에 사용된 데이터 수를 정상군과 골다공증군 각각에 대하여 9개부터 17개까지 변화를 주면서 실험을 수행하였다.

각 분류 실험에 대하여 민감도(SEN : sensitivity), 특이도(SPC : specificity), 정확도(ACC : accuracy)를 계산하였다. 이들 값을 구하기 위해, 골다공증 환자를 골다공증으로 분류한 경우의 수(TP : True Positive), 골다공증 환자를 정상으로 분류한 경우의 수(FN : False Negative), 정상인을 골다공증으로 분류한 경우의 수(FP : False Positive), 정상인을 정상으로 분류한 경우의 수(TN : True Negative)를 구하였다. 그리고 민감도, 특이도, 정확도는 식 (3)과 같이 구하였다.

Table 3. Sensitivity, Specificity, and Accuracy of the Classification Experiments with Trabecular BMD

Number of Train Data	SAD			SVM			ANN		
	SEN	SPC	ACC	SEN	SPC	ACC	SEN	SPC	ACC
17	94.4	72.2	83.3	88.9	83.3	86.1	77.8	83.3	80.6
16	94.4	75.0	84.7	83.3	83.3	83.3	80.6	83.3	81.9
15	94.4	74.1	84.3	87.0	81.5	84.3	77.8	79.6	78.7
14	94.4	73.6	84.0	84.7	80.6	82.6	79.2	79.2	79.2
13	94.4	71.1	82.8	86.7	78.9	82.8	80.0	80.0	80.0
12	94.4	71.3	82.9	87.0	77.8	82.4	81.5	75.0	78.2
11	94.4	70.6	82.5	88.1	74.6	81.3	81.0	78.6	79.8
10	93.1	70.1	81.6	88.9	74.3	81.6	81.3	77.1	79.2
9	92.0	72.2	82.1	89.5	73.5	81.5	82.7	78.4	80.6
Average	94.0	72.3	83.1	87.1	78.6	82.9	80.2	79.4	79.8

$$\begin{aligned}
 SEN &= \frac{TP}{TP+FN} \\
 SPC &= \frac{TN}{TN+FP} \\
 ACC &= \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN}
 \end{aligned}
 \quad (3)$$

BMD 만을 사용한 경우에는 인공신경망, SVM, SAD 순으로 민감도와 정확도가 향상되었다. 반면에 특이도는 SAD, SVM, 인공신경망 순으로 증가되었다. 학습에 사용된 데이터가 많을수록 민감도, 특이도, 정확도의 변화를 살펴보면, SAD 경우에는 대체적으로 모두 향상되는 경향을 보이고 SVM은 특이도와 정확도가 향상되는 경향을 보이고, 인공신경망은 특이도만 향상되는 경향을 보였다.

해면뼈의 골밀도 값과 더불어 구조적 지표자를 사용하여 분류 실험을 수행하였다. Table 2에서 해면뼈의 골밀도 값을 제외한 나머지 지표자 값을 P 값에 따라 정렬하여, P 값이 작은 것부터 함께 사용하였으며, 추가 지표자의 수를 변화시켜 가면서 분류 실험을 하였다. P 값이 작은 지표자로부터 나열하면, Tb.Sp, BV/TV, Tb.N, BV, Tb.Th, TV 순이었다. Table 4에는 BMD 만 사용한 경우와 더불어, BMD와 한 개의 지표자를 함께 사용한 경우부터 여섯 개의 지표자를 모두 함께 사용한 경우까지의 분류 실험 결과가 나타나 있다. 여기에 나타나 있는 민감도, 특이도, 정확도는 학습 데이터의 수를 9개부터 17개까지 변화시켜가면서 분류 실험한 값을 평균한 값이다.

지표자를 여러 개 사용할 때, 지표자들 사이의 값의 범위가 서로 다르면 문제가 발생하게 된다. Table 2의 지표자들의 평균값을 살펴보면 1보다 작은 값이 있는 반면에 수천단위의 값도 있다. 이들 값을 그대로

로 사용하면 큰 값을 가지는 지표자가 분류에 더 큰 비중을 차지하게 되는 문제가 발생한다. 따라서 본 논문에서는 골밀도와 지표자 값들을 -1에서 1 사이의 값을 가지도록 정규화한 다음에 SAD, SVM, ANN 방법을 적용하였다.

BMD 값만을 사용한 경우보다 지표자들을 함께 사용함으로써 민감도, 특이도, 정확도 모두 대체적으로 향상되는 것을 알 수 있다. SAD, SVM, ANN 모두 5개의 지표자를 함께 사용하는 경우에 최대의 정확도를 보였다. 함께 사용한 지표자의 수가 증가함에 따라 정확도가 향상되다가 6개의 지표자를 함께 사용하는 경우에 오히려 정확도가 떨어지는 것으로 나타났다는데, 이는 6번째에 추가된 지표자 TV의 P 값이 0.567의 큰 값으로서 골다공증군과 정상군 사이의 변별력이 떨어지는 지표자이기 때문인 것으로 분석된다. 지표자를 함께 사용한 경우에도 민감도, 특이도, 정확도 모두 ANN, SVM, SAD 순으로 향상된 값을 보였다. 이와 같은 실험을 통하여 골밀도 하나의 값을 사용하는 경우보다 다른 지표자들을 함께 사용함으로써 분류의 민감도, 특이도, 정확도가 향상됨을 알 수 있었다.

민감도, 특이도, 정확도에 더불어, 양성예측도(PPV : Positive Predictive Value)와 음성예측도(NPV : Negative Predictive Value), 우도비(LR : Likelihood Ratio) 값도 다음의 식을 이용하여 구하였다.

$$\begin{aligned}
 PPV &= \frac{TP}{TP+FP} \\
 NPV &= \frac{TN}{TN+FN} \\
 LR &= \frac{SEN}{100-SPC}
 \end{aligned}
 \quad (4)$$

Table 4. Sensitivity, Specificity, and Accuracy of the Classification Experiments with Additional Parameters

Parameters	SAD			SVM			ANN		
	SEN	SPC	ACC	SEN	SPC	ACC	SEN	SPC	ACC
BMD	94.0	72.3	83.1	87.1	78.6	82.9	80.2	79.4	79.8
BMD+1	89.0	87.6	88.3	89.1	85.0	87.1	79.1	81.0	80.0
BMD+2	93.2	83.3	88.3	90.3	80.3	85.3	81.0	81.5	81.3
BMD+3	92.3	84.7	88.5	89.9	83.2	86.6	75.0	81.4	78.2
BMD+4	94.3	84.2	89.3	90.8	81.4	86.1	76.6	80.3	78.5
BMD+5	94.4	84.3	89.4	94.4	83.3	88.9	88.0	75.1	81.6
BMD+6	94.4	84.3	89.3	94.4	82.9	88.7	90.4	70.1	80.2
Average	93.1	83.0	88.0	90.9	82.1	86.5	81.5	78.4	79.9

Table 5. Positive Predictive Value, Negative Predictive Value, Likelihood Ratio of the Classification Experiments

Parameters	SAD			SVM			ANN		
	PPV	NPV	LR	PPV	NPV	LR	PPV	NPV	LR
BMD	77.2	92.4	3.4	80.4	86.0	4.1	79.6	80.0	3.9
BMD+1	87.8	88.8	7.2	85.6	88.6	5.9	80.7	79.5	4.2
BMD+2	84.8	92.5	5.6	82.1	89.3	4.6	81.6	81.2	4.4
BMD+3	85.8	91.7	6.0	84.3	89.2	5.4	80.3	76.5	4.0
BMD+4	85.7	93.7	6.0	83.0	89.9	4.9	79.6	77.5	3.9
BMD+5	85.8	93.8	6.0	85.0	93.7	5.6	78.1	86.3	3.5
BMD+6	85.7	93.8	6.0	84.7	93.7	5.5	75.3	87.8	3.0
Average	84.7	92.4	5.7	83.6	90.1	5.1	79.3	81.3	3.8

양성예측도, 음성예측도, 우도비도 골밀도 하나만 사용할 때보다 지표자를 함께 사용하는 경우에 값이 향상되었다. 추가되는 지표자의 수에 비례하여 양성예측도, 음성예측도, 우도비 값이 일관성 있게 향상되지는 않았지만, 대체적으로 5개의 지표자를 함께 사용하는 경우에 좋은 결과를 보였다. SAD, SVM, ANN 모두 양성예측도보다 음성예측도가 높았는데, 이는 본 논문에서 제안된 분류 방법이 골다공증 환자를 골다공증으로 분류하는 확률보다 정상인을 정상으로 분류하는 확률이 더 높다는 것을 의미한다.

6. 결 론

본 논문에서는 국내에서 개발된 국소부위형 임상용 X선 CT에서 팬텀을 이용하여 골밀도를 측정하는 방법을 제안하였고, 골밀도와 구조적 지표자를 함께 사용하여 골다공증을 분류하는 방법을 제안하였다. 분류 기법으로 SAD, SVM, ANN 세 가지 방법을 이용하였다. 실험결과 ANN, SVM, SAD 순으로 분류의 민감도, 특이도, 정확도, 양성예측도, 음성예측도, 우도비가 향상되었으며, 해면뼈의 골밀도만 이용하는 방법보다 지표자를 함께 사용함으로써 민감도, 특이도, 정확도, 양성예측도, 음성예측도, 우도비가 향상되는 것을 알 수 있었다. 본 논문에서 제안된 방법의 신뢰성을 더 높이기 위해서는 실험 데이터량을 더 늘리고 기존의 골밀도 진단 방법에서의 결과값과 본 논문의 결과값을 직접적으로 비교 분석하는 연구가 앞으로 수행될 필요가 있는 것으로 분석된다.

REFERENCE

- [1] R. Mazess, B. Collick, J. Trempe, H. Barden, and J. Hanson, "Performance Evaluation of a Dual-Energy X-ray Bone Densitometer," *Calcified Tissue International*, Vol. 44, No. 3, pp. 228-232, 1989.
- [2] J.A. Kanis and C.C. Gluer, "An Update on the Diagnosis and Assessment of Osteoporosis with Densitometry," *Osteoporosis International*, Vol 11, No. 3, pp. 192-202, 2000.
- [3] H.K. Genant, C. Cooper, G. Poor, I. Reid, G. Ehrlich, J. Kanis, and et. al., "Interim Report and Recommendations of the World Health Organization Task-Force for Osteoporosis," *Osteoporosis International*, Vol. 10, No. 4, pp. 259-264, 1999.
- [4] C.F. Njeh, C.M. Boivin, and C.M. Langton, "The Role of Ultrasound in the Assessment of Osteoporosis: A Review," *Osteoporosis International*, Vol. 7, No. 1, pp. 7-22, 1997.
- [5] M.A. Krieg, R. Barkmann, S. Gonnelli, A. Stewart, D.C. Bauer, L.D. Barguero, et. al., "Quantitative Ultrasound in the Management of Osteoporosis: The 2007 ISCD Official Positions," *Journal of Clinical Densitometry: Assessment of Skeletal Health*, Vol. 11, No. 1, pp. 163-187, 2008.
- [6] K. Engelke, J.E. Adams, G. Armbrrecht, P. Augat, C.E. Bogado, M.L. Bouxsein, et. al.,

- “Clinical Use of Quantitative Computed Tomography and Peripheral Quantitative Computed Tomography in the Management of Osteoporosis in Adults: The 2007 ISCD Official Positions,” *Journal of Clinical Densitometry: Assessment of Skeletal Health*, Vol. 11, No. 1, pp. 123-162, 2008.
- [7] G. Guglielmi, P. Schneider, T.F. Lang, G.M. Giannatempo, M. Cammisa, and H.K. Genant, “Quantitative Computer Tomography at the Axial and Peripheral Skeleton,” *European Radiology*, Vol. 7, Suppl. 2, pp. S32-S42, 1997.
- [8] N. Li, X.M. Li, L. Xu, W.J. Sun, X.G. Cheng, and W. Tian, “Comparison of QCT and DXA: Osteoporosis Detection Rates in Postmenopausal Women,” *International Journal of Endocrinology*, Vol. 2013, Article ID 895474, pp. 1-5, 2013.
- [9] S.K. Kang and S.T. Jung, “Structural Analysis of Trabecular Bone using Automatic Segmentation in micro-CT images,” *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 17, No. 3, pp. 342-352, 2014.
- [10] P. R egsegger and W.A. Kalender “A Phantom for Standardization and Quality Control in Peripheral Bone Measurements by PQCT and DXA,” *Physics in Medicine and Biology*, Vol. 38, No. 12, pp. 1963-1970, 1993.
- [11] Kitware Inc., *VTK User’s Guide*, Kitware Inc., 2010.
- [12] T. Hildebrand and P. R egsegger, “A New Method for the Model-independent Assessment of Thickness in Three-dimensional Images,” *Journal of Microscopy*, Vol. 185, Pt. 1, pp. 67-75, 1997.
- [13] C.C. Chang and C.J. Lin. “LIBSVM : A Library for Support Vector Machines,” *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, Vol. 2, No. 3, pp. 1-27, 2011.
- [14] S. Nissen, “Neural Network Made Simple,” *Software 2.0*, pp. 14-19, 2005.



정 성 태

1987년 2월 서울대학교 컴퓨터공학과(공학사)

1989년 2월 서울대학교 컴퓨터공학과(공학석사)

1994년 8월 서울대학교 컴퓨터공학과(공학박사)

1995년 3월~현재 원광대학교 컴퓨터공학과 교수
관심분야 : 영상인식, 영상처리, 컴퓨터 그래픽스