pISSN : 1976-0620, eISSN : 2384-0633
http://dx.doi.org/10.7742/jksr.2016.10.2.81 "J. korean soc. radiol., Vol. 10, No. 2, February 2016"

Texture Feature analysis using Computed Tomography Imaging in Fatty Liver Disease Patients

Hyong-Hu Park, Ji-Koon Park, Il-Hong Choi, Sang-Sik Kang, Si-Cheol Noh, Bong-Jae Jung*

Department of Radiological Science, International University of Korea

Received: January 14, 2016. Revised: January 30, 2016. Accepted: February 29, 2016.

ABSTRACT

In this study we proposed a texture feature analysis algorithm that distinguishes between a normal image and a diseased image using CT images of some fatty liver patients, and generates both Eigen images and test images which can be applied to the proposed computer aided diagnosis system in order to perform a quantitative analysis for 6 parameters. And through the analysis, we derived and evaluated the recognition rate of CT images of fatty liver. As the results of examining over 30 example CT images of fatty liver, the recognition rates representing a specific texture feature-value are as follows: some appeared to be as high as 100% including Average Gray Level, Entropy 96.67%, Skewness 93.33%, and Smoothness while others showed a little low disease recognition rate: 83.33% for Uniformity 86.67% and for Average Contrast 80%. Consequently, based on this research result, if a software that enables a computer aided diagnosis system for medical images is developed, it will lead to the availability for the automatic detection of a diseased spot in CT images of fatty liver and quantitative analysis. And they can be used as computer aided diagnosis data, resulting in the increased accuracy and the shortened time in the stage of final reading.

Keywords: Fatty Liver, Texture Feature Analysis, Recognition Rate, Computer Aided Diagnosis

Ⅰ. INTRODUCTION

보편적으로 지방간은 정상 간 무게에 대하여 지방이 차지하는 비율이 5%이상으로 정의되며 비만, 당뇨, 알코올, 스테로이드 등 다양한 원인에 의해서 발병된다.[1] 지방간은 지방의 축적에 의해 간이 약간 비대해졌을 뿐 간세포가 파괴되어 사멸되는 염증성 간 질환과 구분되기 때문에 지방간의 정확한 진단은 예후나 치료의 방향을 결정하는데 매우 중요하다. 지방간의 진단은 혈액 중 Aspartate Aminotransferase(AST)와 Alanine Aminotransferase(ALT) 수치를 검사하거나 초음파, CT, MRI 등의 영상의학적 검사를 시행하고 있다.[2] 그러나 초음파 영상만으로는 지방간의 진행 여부를 정확하게 판단하기 어렵고 CT영상은 간 질환과 지방간의 구별이 난해하다. 일반적으로 CT영상보다 MRI영상이 우수한 것으로 보고되고 있으나 검사비가 비싸고 초음파에 비하여 검사 결과도 좋지 않다.[3] 따라서 이러한 문제점에 따른 오진율을 최소화하기 위하여 디지털 의료 영상에 대한 computer-aided diagnosis (CAD) 시스템이 도입되어 다양한 분야의 알고리즘이 상업적으로 개발 및 응용되고 있다.[4] CAD는 객체인식 기술을 기반으로 주성분분석(principal components analysis. PCA) 방법, 동적 링크구조(dynamic link structure), 질감특징분석, 신경회로망을 이용한 방법으로 세분화되어 연구되고 있다.[5] 여기서 질감은 화소(pixel)의 일정한 패턴을 의미하는 것으로 영상분할 및 반복하는 패턴인식(pattern recognition) 등에 사용되고 있다. 특히 지방간 CT영상에서 간세포의 크기 및 방향, 세포간 거리 등에 대한 규칙성과 불규칙성은 지방간의 진행 정도를 판단하기 위하여 매우 중요하기 때문에 영상의 특징(feature)을 분석하고 판단하기 위해서는 질감분석이 반드시 필요하다.[6] 영상처리에 사용되는 기본적인 질감특징분석(texture feature

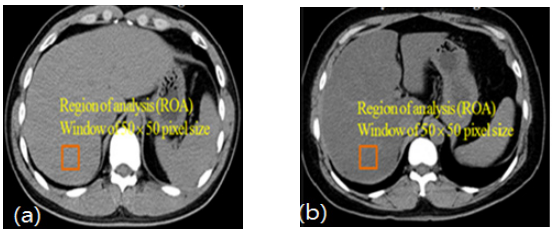
*Corresponding Author: Bong Jae Jung E-mail: jbj691215@hanmail.net Tel: +82-55-751-8303
Address: International University of Korea, 965 Dongbu-Ro, Munsan-Eup, Jinju, Gyeongnam 660-759, Republic of Korea

analysis) 방법에는 통계적방법과 구조적방법, 주파수 spectrum 분석 방법이 사용되고 있으나 대부분 single scale에서 분석하는 단점을 가지고 있다.[6] 영상 처리에서 시공간적인 multi scale에서 분석하기 위해서 wavelet 변환을 적용해야 한다. wavelet 변환은 최근 신호 처리나 패턴인식분야에서 일반적으로 사용되는 방법이며 공간영역과 주파수영역에서 관심영역(region of interest)의 특징을 잘 나타내는 특성을 가지고 있어 질감특징분석에 효과적이다.[7] 따라서 본 연구는 초음파 또는 CT 상에서 판독의 제한적 문제를 최소화하고 수치 및 통계적 정보를 전문의에게 제공하여 지방간의 정확한 진단 및 치료방향을 제시하기 위하여 질감특징분석을 이용한 컴퓨터보조진단 시스템을 제안하고 이를 CT영상에서 지방간 질환(fatty liver disease)에 적용하고자 하였다.

Ⅱ. MATERIAL AND METHODS

1. The object disease and ROA

본 연구에 사용된 지방간 CT영상은 영상의학과 전문의의 영상 진단과, 임상병리과의 혈중 AST와 ALT수치를 토대로 후향적인 증례(case)를 기반으로 정상 간 CT영상 30증례와 지방간 CT영상 30증례를 사용하여 질환부위의 영상을 획득하였다. 이 때 사용된 CT 장비는 SOMATOM Definition(SIEMENS, Germany)이다. 각 영상에서 분석영역(ROA)을 50×50 pixel 크기로 선정하였으며 실험의 객관성을 위해 복합질환 영상은 제외하였고 지방간 영상만 채택하였다. 일반적으로 간은 S1에서 S8까지 총 8개의 구획으로 나누어 구분하는데 다른 구조물과 구분이 명확한 S6을 영상 획득 구획으로 설정하여 연구를 실시하였다. Fig. 1은 정상간 (a)와 지방간 (b)의 분석영역을 Cut off 하는 과정의 예이다.



(a) Normal liver CT image (b) Fatty liver CT image

Fig. 1. Region of analysis in training images.

2. Methods

본 연구에 사용된 질감특징분석을 이용한 컴퓨터보조진단 알고리즘은 MATLAB(R2007a release, Ver. 7.4, MathWorks Inc., USA) program은 Windows XP 기반을 이용하여 개발되었으며 디지털의료영상에 맞게 질감의 특성을 추출 할 수 있는 프로그램으로 개발되어 있어 본 연구에 적용하였다. 디지털 의료 영상의 데이터는 벡터의 차원이 높아짐에 따라 특징(feature) 벡터량의 증가와 더불어 잡음 특징들 까지 포함되기 때문에 영상의 질을 저하시킬 뿐만 아니라 패턴인식(pattern recognition)에 의한 학습(training)과 인식(recognition) 속도가 저하되고 모델링에 필요한 학습 집합(training set)의 크기가 증가되기 때문에 차원을 줄이는 과정이 필요하였다.[6] 또한 기존 특징들의 조합으로 구성된 새로운 특징들의 부분집합을 생성함으로써 차원을 축소시키는 특징추출(feature extraction) 방법을 사용 하였고, 각 영상에 대한 질감의 특징을 추출하기 위하여 50×50pixel 크기로 cut-off된 관심영역을 설정하였다. 질감특징값(texture feature-value)으로 사용된 parameter는 평균밝기(average gray level)[7], 평균대조도(average contrast)[7], 평탄도(smoothness)[8], 왜곡도(Skewness)[9], 균일도(uniformity)[9], 엔트로피(entropy)[10]이다. 여기서 z는 회색조(gray levels)를 나타내는 확률 변수(random variable)이고, i = 0, 1, 2, ..., L-1이라 할 때 p(zi)는 해당 히스토그램(corresponding histogram)에 대한 픽셀 값(function of pixel values)이며, 이 때 L은 뚜렷한 회색조의 번호라 할 때 평균밝기는 히스토그램의 평균값(mean value)으로 다음 식으로 정의하였다.[7]

$$GL_{avg.} = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i) \quad (1)$$

평균대조도는 측정값들이 평균값으로부터 떨어진 거리이며 측정값의 산포도를 의미하며 표준편차(standard deviation. σ)나 확률 변수(random variable. z)가 측정값으로부터 얼마나 떨어진 곳에 분포하는 정도를 나타내는 분산(variance. σ^2)과 같은 의미를 갖는다. 따라서 평균대조도(CONavg.)는 다음 식으로 정의하였다.[7]

$$CON_{avg.} = \sigma = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1}(z_i - m)^2 \times p(z_i)}$$
$$\sigma^2 = \sum_{i=0}^{L-1}(z_i - m)^2 \times p(z_i) \quad (2)$$

평탄도(R)는 밝기의 상대적인 부드러운 정도를 측정한다. 정규화된 평탄도(R)는 일정한 밝기의 영역에 대하여 0이고, 밝기가 크게 벗어나는 영역에서는 1에 근접한다. 따라서 0과 1의 범위에서 정규화된 평탄도(R)는 다음 식과 같이 정의하였다.[8]

$$R = 1 - \frac{1}{1+\sigma^2(z)} \quad (3)$$

왜곡도(SKEW)는 히스토그램의 비대칭도 측정하는 것으로 분포의 모양(분포가 한쪽으로 치우친 정도)을 나타내는 통계적 척도이다. 이 값은 k번째 확률변수의 기대값으로 $E(Y^k) = \mu$ 로 표시하고 Y의 k번째 왜도라 읽는다. 만약 $E(X^k) = E(Y^k)$ 이면 X와 Y의 분포는 같다는 의미가 된다. 따라서 왜곡도(SKEW)는 다음 식과 같이 정의하였다.[9]

$$SKEW = \frac{\sum_{i=0}^{L-1}(z_i - m)^2 \times p(z_i)}{\sigma^3} \quad (4)$$

균일도(U)는 주변 회색조 값이 유사함을 의미하며 다음 식과 같이 정의하였다.[9]

$$U = \sum_{i=0}^{L-1} p^2(z_i) \quad (5)$$

엔트로피(ENT)는 정보량을 나타내는 척도로서 영상 내의 화소(pixel)들 간에는 일반적으로 상관성(correlation)이 높지만 영상 내의 영역의 복잡도와 상관성은 반비례 관계가 있으며 같은 크기의 영상이라고 할지라도 정보량이 동일하지 않을 것 이라고 예상할 수 있다. 이것은 하나의 화소와 전체 영상에 대해서 적용 가능하므로 평균 정보량의 개념이 도입되어야 한다. 이 평균 정보량을 엔트로피라 한다. 따라서 엔트로피(ENT)는 다음 식과 같이 정의하였다.[10]

$$ENT = -\sum_{i=0}^{L-1} p(z_i) \times \log_2 p(z_i) \quad (6)$$

Ⅲ. RESULT

1. Fatty Liver Recognition

1.1 Average Gray Level Recognition

Fig. 2는 정상 간과 지방간 영상에 대한 평균밝기(average gray level)를 보여준다. 지방간 영상의 평균밝기는 정상 간 영상의 범위를 벗어나면 질환의 구별이 가능하였다. 정상 간 영상의 평균밝기는 최대 132.3836, 최소 130.5396이었으며 지방간 영상의 평균밝기는 최대 134.3768, 최소 132.3904이었다. 따라서 평균밝기를 feature parameter로 하였을 때 전체 실험영상 30증례 중(정상 및 지방간 영상 각 30증례씩)에서 정상 간 영상의 평균밝기 범위를 벗어나는 지방간 영상은 30 증례로 지방간의 인식률은 100.00% 로 나타났다.

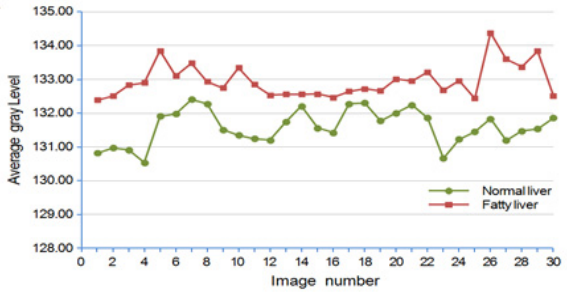


Fig. 2. Average Gary Level Recognition Rate.

1.2 Average Contrast Recognition

Fig. 3은 정상 간과 지방간 영상에 대한 평균대조도(average contrast)를 보여준다. 평균대조도는 측정값들이 평균값으로부터 떨어진 거리를 의미하기 때문에 정상 간 영상에 대한 지방간 영상의 feature-value (평균대조도) 분포가 겹쳐지지 않았을 때 질환의 구별이 가능하였다. 정상 간 영상의 평균대조도는 최대 74.7704, 최소 73.4596이었으며 지방간 영상의 평균대조도는 최대 74.0923, 최소 73.668이었다. 따라서 평균대조도를 feature parameter로 하였을 때 전체 실험 영상 30증례 중에서 정상 간 영상의 평균대조도 범위를 벗어나는 지방간 영상은 24증례로 지방간의 인식률은 80.00%로 나타났다.

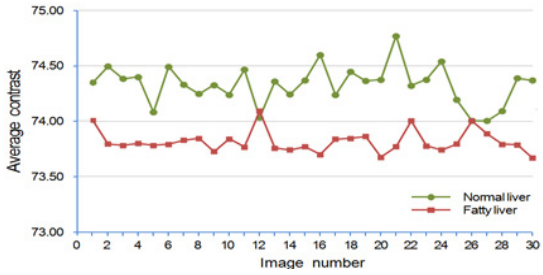


Fig. 3. Average Contrast Recognition Rate.

1.3 Smoothness Recognition

Fig. 4는 정상 간과 지방간 영상에 대한 평탄도(smoothness)를 보여준다. 정규화된 평탄도는 일정한 밝기 영역은 0, 밝기가 크게 벗어나는 영역은 1에 근접하기 때문에 두 분포가 겹치지 않고 규칙성이 있는 정상 간 영상은 0, 불규칙성이 있는 지방간 영상은 1에 근접할수록 질환의 구별이 가능하였다. 정상 간 영상의 평탄도는 최대 0.0779, 최소 0.0773이었으며 지방간 영상의 평탄도는 최대 0.0773, 최소 0.0765이었다. 따라서 평탄도를 feature parameter로 하였을 때 전체 실험 영상 30증례 중에서 정상 간 영상의 평탄도 범위를 벗어나고 1에 근접하는 지방간 영상은 25증례로 지방간의 인식률은 83.33%로 나타났다.

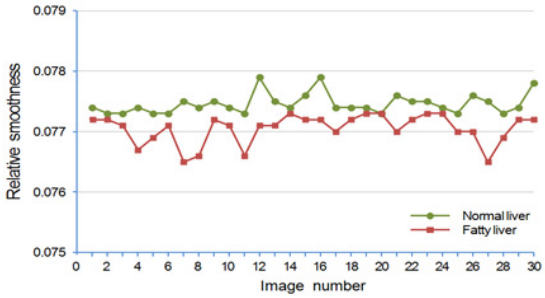


Fig. 4. Smoothness Recognition Rate.

1.4 Skewness Recognition

Fig. 5는 정상 간과 지방간 영상에 대한 왜곡도(skewness)를 보여준다. 왜곡도는 히스토그램 분포가 한쪽으로 치우친 정도를 나타내는 통계적 척도이므로 두 분포가 겹치지 않으면서 히스토그램 분포의 치우친 정도가 클수록 질환의 구별이 가능하였다. 정상 간 영상의 왜곡도는 최대 -0.1929, 최소 -0.3727이었으며 지방간 영상의 왜곡도는 최대 -0.3679, 최소 -0.5467이었다. 따라서 왜곡도를 feature parameter로 하였을 때 전체 실험 영상 30증례 중에서 정상 간 영상의 왜곡도 범위를 벗어나고 히스토그램 분포의 치우친 정도가 큰 지방간 영상은 28증례로 지방간의 인식률은 93.33%로 나타났다.

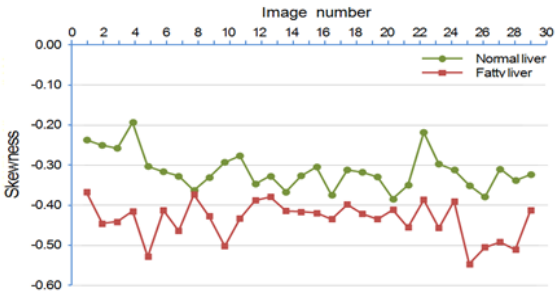


Fig. 5. Skewness Recognition Rate.

1.5 Uniformity Recognition

Fig. 6은 정상 간과 지방간 영상에 대한 균일도(uniformity)를 보여준다. 균일도는 회색조(gray scale)가 동일한 값을 의미하기 때문에 두 분포가 겹치지 않으면 회색조의 영역이 넓을수록 질환의 구별이 가능하였다. 정상 간 영상의 균일도는 최대 0.0338, 최소 0.0196이었으며 지방간 영상의 균일도는 최대 0.0503, 최소 0.0344이었다. 따라서 균일도를 feature parameter로 하였을 때 전체 실험 영상 30증례 중에서 정상 간 영상의 균일도의 범위를 벗어나고 회색조 영역이 넓은 지방간 영상은 26증례로 지방간의 인식률은 86.67%로 나타났다.

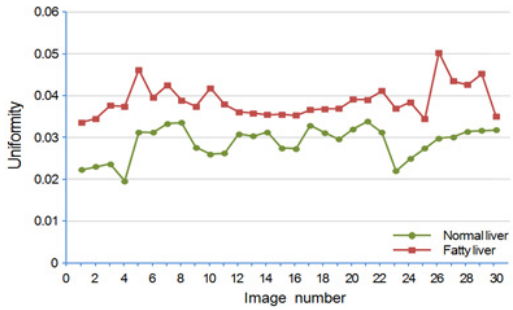


Fig. 6. Uniformity Recognition Rate.

1.6 Entropy Recognition

Fig. 7은 정상 간과 지방간 영상에 대한 엔트로피(entropy)를 보여준다. 엔트로피는 정보량을 나타내는 척도로서

정상 간 영상은 다양한 조직의 정보량이 많다는 것을 의미하기 때문에 두 분포가 겹치지 않으면서 지방간의 정보량이 적을수록 질환의 구별이 가능하였다. 정상 간 영상의 엔트로피는 최대 5.8518, 최소 5.098이었으며 지방간 영상의 엔트로피는 최대 5.099, 최소 4.5842이었다. 따라서 엔트로피를 feature parameter로 하였을 때 전체 실험 영상 30증례 중에서 정상 간 영상의 엔트로피의 범위를 벗어나고 영상의 정보량이 적은 지방간 영상은 29증례로 지방간의 인식률은 96.67%로 나타났다.

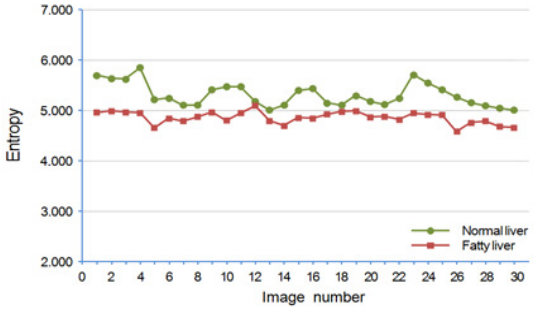


Fig. 7. Entropy Recognition Rate

Ⅳ. CONCLUSION AND DISCUSSION

본 연구는 지방간 CT영상에서 질감특징분석을 이용한 컴퓨터보조진단시스템의 구현 및 조기진단을 위한 실험적 모형 연구로서 신뢰성 있는 보조적 진단 정보를 전문의에게 제공하고 지방간의 정확한 진단 및 치료 방향을 제시하고자 하였다. 이를 위하여 정상 및 지방간 CT영상을 실험영상으로 하여 설정된 구역에 대한 wavelet 변환을 거쳐 질감 특징값을 나타내는 6가지 parameters를 구하였다. 결과로 영상 간 구역의 밝기를 의미하는 average gray level이 가장 크게 나타났고 지방간 영상에 대하여 100% 인식률을 보였다. 또한 영상의 분산 분포 또는 정보량에 대한 parameters인 skewness에서 93.33%, entropy에서 96.67%로 지방간 영상에 대하여 90% 이상의 높은 인식률을 보였다. 그러나 간세포 및 간조직의 특성이 유사한 구역에서 통계적 불규칙성 작기 때문에 다른 parameter에 비하여 uniformity 86.67%, smoothness 83.33%, average contrast 80.00%로 비교적 낮은 인식률을 보였다. 본 연구와 관련하여 Alshamlan[11] 등은 CAD 시스템의 인식률을 극대화하기 위하여 영상의 스펙트럼 히스토그램을 이용한 질감 특징분석을 제안하면서 스펙트럼 히스토그램은 texture를 위한 통계적 기능을 제공한다고 하였다. 또한 Chen[12] 등은 multi-spectrum에 대한 wavelet 변환을 적용한 texture feature analysis을 시행하여 다양한 parameter들과 질환 인식률에 평가를 하였으며 spectrum에 대한 정보량을 변량으로 하는 entropy에서 인식률이 높다고 하여 본 연구와도 일치하였다. 따라서 본 연구의 결과를 바탕으로 방사선의료영상의 컴퓨터자동진단시스템으로 발전된 프로그램을 구현한다면, 일반적인 임상증례의 자동검출 및 진단의 예비판독(pre-reading)으로서 1차 질병 진단자료로서 적용 가능할 것으로 사료되며 최종 판독에서 정확성 및 객관성, 판독시간의 단축에 유용할 것으로 기대한다. 향후 실험영상의 임상증례를 증가하여 지방간 검출 판독율의 신뢰성을 일반화해야 할 것이며, 본 연구의 실험영상에서 지방간의 단일 질환에 대한 연구를 하였으나, 복합질환이 포함된 간의 질환 판별 및 인식에 관한 연구도 같이 병행되어야 할 것으로 사료된다.

Acknowledgement

본 연구는 2015년 한국국제대학교 교내연구비의 지원에 의해 수행되었다.

Reference

[1] Yalamanchili. K, Saadeh. S, Klintmalm. G. B, Jennings. L. W, Davis. G. L, “Nonalcoholic fatty liver disease after liver transplantation for cryptogenic cirrhosis or nonalcoholic fatty liver disease,” Liver Transplantation, Vol. 16, No. 4, pp. 431-439, 2010.

[2] R. N. Hardwick, C. D. Fisher, M. J. Canet, G. L. Scheffer, N. J. Cherrington, “Variations in ATP-Binding Cassette Transporter Regulation during the Progression of Human Nonalcoholic Fatty Liver Disease,” Drug metabolism and disposition, Vol. 39, No. 12, pp. 2395-2402, 2011.

[3] A. E. Bohte, J. R. Werven, S. Bipat. J. Stoker, “The diagnostic accuracy of US, CT, MRI and 1H-MRS for the evaluation of hepatic steatosis compared with liver biopsy: a meta-analysis,” European radiology, Vol. 21, No. 1, pp. 87-97, 2011.

[4] Z. Szucs. Farkas, M. A. Patak, S. Yuksel. Hatz, T. Ruder. P. Vock, “Improved detection of pulmonary n odules on energy-subtracted chest radiographs with a commercial computer-aided diagnosis software: compa rison with human observers,” European radiology, Vo l. 20, No. 6, pp. 1289-1296, 2010.

[5] B. Van. Ginneken, C. M. Schaefer. Prokop, M. Pro kop, “Computer-aided Diagnosis: How to Move from the Laboratory to the Clinic,” Radiology, Vol. 261, No. 3, pp. 719-732, 2011.

[6] M. Beil, T. Irinopoulou, J. Vassy, Rigaut. J. P, “Chr omatin Texture Analysis in Three-Dimensional Image s from Confocal Scanning Laser Microscopy,” Analyt ical and quantitative cytology and histology, Vol. 17, No. 5, pp. 323, 1995.

[7] S. Selvan, S. Ramakrishnan, “SVD-Based Modeling f or Image Texture Classification Using Wavelet Trans formation,” IEEE transactions on image processing, Vol. 16, No. 11, pp. 2688-2696, 2007.

[8] El. Yazaji. M, Battas. O, Agoub. M, Moussaoui. D, Gutknecht. C, Dalery. J, d'Amato. T, Saoud. M, “Va lidity of the depressive dimension extracted from pri ncipal component analysis of the PANSS in drug-fre e patients with schizophrenia,” Schizophr Research, Vol. 56, pp. 121-127, 2002.

[9] J. Yu, J. Tan, “Object density-based image segmentat ion and its applications in biomedical image analysi s,” computer methods and programs in biomedicine, Vol. 96, No. 3, pp. 193-204, 2009.

[10] Gletsos. M, Mougiakakou. S. G, Matsopoulos. G. K, Nikita. K. S, Nikita. A. S, Kelekis. D, “A computer-aided diagnostic system to characterize CT focal live r lesions: design and optimization of a neural networ k classifier,” IEEE Trans Inf Technol Biomed, Vol. 7, pp. 153-162, 2003.

[11] Alshamlan. H, El-Zaart. A, “Breast Cancer Computer Aided Diagnosis (CAD) System,” proceedings of the international conference on image processing compute r vision and pattern recognition, Vol. 1, pp. 224-229, 2011.

[12] Chen. X. J, Wu. D, He. Y, Liu. S, “Study on applic ation of multi-spectral image texture to discriminating rice categories based on wavelet packet and support vector machine,” Guang Pu Xue Yu Guang Pu Fen Xi, Vol. 29, pp. 222-225, 2009.

pISSN : 1976-0620, eISSN : 2384-0633
"J. korean soc. radiol., Vol. 10, No. 2, February 2016"

Fatty Liver 환자의 컴퓨터단층촬영 영상을 이용한 질감특징분석

박형후, 박지군, 최일홍, 강상식, 노시철, 정봉재*

한국국제대학교 방사선학과

요 약

본 실험에서 제안된 질감특징분석 알고리즘은 지방간 환자의 CT영상을 이용하여 정상영상과 질환영상으로 구분하여, 정상 간 CT영상과 지방간 CT영상을 생성하고 제안된 질감특징분석을 이용한 컴퓨터보조진단 시스템에 적용하여 6개의 파라메타로 정량적 분석을 통해 지방간 CT영상의 질환 인식률을 도출하고 평가하였다. 결과로 지방간 CT영상 30증례 중에서 각각의 파라메타별 질감특징 값에 대한 인식률은 평균 밝기의 경우 100%, 엔트로피의 경우 96.67%, 왜곡도의 경우 93.33%로 높게 나타났고, 평탄도의 경우 83.33%, 균일도의 경우 86.67%, 평균대조도의 경우 80%로 다소 낮은 질환 인식률을 보였다. 따라서 본 연구의 결과를 바탕으로 의료영상의 컴퓨터보조진단 시스템으로 발전된 프로그램을 구현한다면 지방간 CT영상의 질환부위 자동검출 및 정량적 진단이 가능해 컴퓨터보조진단 자료로서 활용이 가능할 것으로 판단되며 최종판독에서 객관성, 정확성, 판독시간 단축에 유용하게 사용 될 것으로 사료된다.

중심단어: 지방간, 질감특징분석, 인식률, 컴퓨터보조진단