

Texture Feature Analysis Using a Brain Hemorrhage Patient CT Images

Hyonghu Park, Jikoon Park, Ilhong Choi, Sangsik Kang, Sicheol Noh, Bongjae Jung

Dept. of Radiological Science, International University of Korea

전산화단층촬영 영상을 이용한 뇌출혈 질감특징분석

박형후, 박지균, 최일홍, 강상식, 노시철, 정봉재

한국국제대학교 방사선학과

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 brain hemorrhage 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 brain hemorrhage. As the results of examining over 40 example CT images of brain hemorrhage, the recognition rates representing a specific texture feature-value are as follows: some appeared to be as high as 100% including average gray level, average contrast, smoothness, and Skewness while others showed a little low disease recognition rate: 95% for uniformity and 87.5% for entropy. 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 brain hemorrhage 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.

Key Words : Texture Feature Analysis, Brain Hemorrhage, Recognition Rate

요약

본 연구에서 제안된 질감특징분석 알고리즘은 뇌출혈환자의 CT영상을 이용하여 정상영상과 질환영상으로 구분하여, 고유영상 및 실험영상을 생성하고 제안된 컴퓨터보조진단 시스템에 적용하여 6개의 파라메타로 정량적 분석을 통해 뇌출혈 CT영상의 인식률을 도출하고 평가하였다. 결과로 뇌출혈 CT영상 40중례 중에서 각각의 질감 특징값에 대한 인식률은 평균밝기의 경우 100%, 평균대조도의 경우 100%, 평탄도의 경우 100%, 왜곡도의 경우 100%로 높게 나타났다, 균일도의 경우 95%, 엔트로피의 경우 87.5%로 다소 낮은 질환 인식률을 보였다. 따라서 본 연구의 결과를 바탕으로 의료영상의 컴퓨터보조진단 시스템으로 발전된 프로그램을 구현한다면 뇌출혈 CT영상의 질환부위 자동검출 및 정량적 진단이 가능해 컴퓨터보조진단 자료로서 활용이 가능할 것으로 판단되며 최종판독에서 정확성과 판독시간 단축에 유용하게 사용 될 것으로 사료된다.

중심단어: 질감특징분석, 뇌출혈, 인식률

I. INTRODUCTION

사람의 뇌는 신경세포가 하나의 큰 덩어리를 이루고 있으면서 중추 신경계를 관장하는 기관을 말한다. 인간의 뇌가 신체 중에 차지하는 비중은 2% 내지 2.5% 미만으로 작은 기관에 불과하지만 인체의 모든 기능을 조절하는 통제기관으로써의 역할뿐 아니라 정신적인 조절 기능도 관장하는 매우 중요한 기관이다^[1]. 뇌 병변은 뇌졸중(stroke), 뇌종양(brain tumor), 치매(dementia)로 크게 구별 할 수 있는데^[2], 특히 뇌졸중 중에 뇌출혈은 두부외상, 고혈압, 동맥류 혹은 동정맥 기형 등 여러 가지 혈관성질환, 종양 등이 원인이 되어 자주 발생되어진다^[3]. 뇌출혈은 조기에 정확하고 빠르게 진단하여 신속히 치료과정을 거치면 환자의 생명을 연장하거나 환자의 예후 및 사회복귀에 지대한 영향을 미칠 수 있다^[4]. 일반적으로 뇌출혈의 진단은 컴퓨터단층촬영을 이용하여 영상의학적 검사를 시행하고 있다. 최근 의료영상저장전송시스템(PACS)에 저장된 디지털 의료영상들을 컴퓨터가 분석하여 질환 부위를 표시하고 정량적 영상분석 결과를 의사에게 제공하여 최종 진단을 하는데 도움을 주는 컴퓨터보조진단(computer-aided diagnosis) 시스템이 개발되고 있고 특히 흉부에 관한 연구가 활발히 이루어지고 있고 유방영상 부분은 실제로 적용되고 있다^[5]. 본 연구에서는 뇌출혈환자 CT영상을 이용하여 평균과 공분산(mean and covariance)의 통계적 특징을 이용한 질감특징분석의 컴퓨터보조진단 시스템을 제안하고자 하였다. 이를 위하여 분석영상을 정상영상과 뇌출혈영상으로 구분하고 이를 고유 영상(Eigen images) 및 실험 영상(test images)으로 하여, 제안된 질감특징을 이용한 컴퓨터보조진단 시스템에 적용하여 정량적으로 분석하였으며 분석한 결과를 토대로 뇌출혈영상의 인식률(recognition rate)을 평가함으로써 컴퓨터보조진단 시스템의 활용가능성에 대한 기초 자료를 제공하고자 하였다.

II. MATERIALS AND METHOD

1. 실험대상

본 연구에 사용된 실험영상은 B종합병원에 2014년 1월1일부터 12월 31일까지 신경외과에 내원한 환자 2628명 중 영상의학과 전문의사의 영상판독에 의해 진단된 환자를 대상으로 정상영상 40증례, 뇌출혈영상 40증례의 영상을 실험대상으로 획득하였다. 실험영상을 획득하기 위해서 사용된 장비는 독일 SIEMENS사의 Definition CT(128channel)이다. 실험영상을 Adobe Photo Shop-CS4를 이용해 50X50Pixel 크기로 cut off한 정상 CT영상 40증례, 뇌출혈 CT영상 40증례를 실험영상으로 채택하였고 실험 컴퓨터는 S사의 R55를 이용하였다. 정상 뇌 영상은 측내실(lateral ventricle)을 기준으로 40증례를 획득하였고, 뇌출혈영상은 뇌출혈 부위를 40증례 획득하여 질감특징을 이용한 영상분석을 실시하였다. 또한 뇌의 출혈된 위치가 다른 질환과 겹쳐 있거나 그 경계가 불확실한 경우는 실험 대상에서 제외 하였다.

2. 실험방법

본 실험에 사용된 질감특징을 이용한 컴퓨터보조진단 알고리즘은 MATLAB(R2007a release, Ver. 7.4, MathWorks Inc., USA) program은 Microsoft Windows XP 기반을 이용하여 개발되었으며 디지털의료영상에 맞게 질감특징추출(texture feature extraction) 프로그램으로 개발되어 있어 본 연구에 적용하였다. 디지털 의료영상의 데이터는 벡터의 차원이 높아짐에 따라 특징(feature) 벡터량의 증가와 더불어 잡음 특징(feature)들까지 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 특징(feature)들의 조합으로 구성된 새로운 특징(feature)들의 부분집합을 생성함으로써 차원을 축소시키는 특징추출(feature extraction) 방법을 사용하였으며 각 영상에 대한 질감특징추출을 위하여 50×50pixel 크기로 cut-off된

관심영역을 설정하였다. 질감 특징값(texture feature-value)으로 사용된 파라미터는 평균밝기(average gray level)^[7], 평균 대조도(average contrast)^[7], 평탄도(smoothness)^[8], 왜곡도(Skewness)^[9], 균일도(uniformity)^[9], 엔트로피(entropy)^[10]이다. 여기서 z 는 회색조(gray levels)를 나타내는 확률 변수(random variable)이고, $i = 0, 1, 2, \dots, L-1$ 이라 할 때 $p(z_i)$ 는 해당 히스토그램(corresponding histogram)에 대한 픽셀 값(function of pixel values)이며, 이 때 L 은 뚜렷한 회색조의 번호라 할 때

평균 밝기(Average Gray Level)는 히스토그램의 평균값(mean value)으로 다음 식으로 정의하였다^[7].

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

평균 대조도(Average Contrast)는 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 평균 대조도(CONAvg)는 다음 식으로 정의하였다^[7].

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

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

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].

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

왜곡도(SKEW)는 히스토그램의 비대칭도 측정하는 것으로 분포의 모양(분포가 한쪽으로 치우친 정도)을 나타내는 통계적 척도이다. 이 값은 k 번째 확률변수의 기대값으로 $E(Y^k) = \mu$ 로 표시하고 Y 의 k 번째 왜도

라 읽는다. 만약 $E(X^k) = E(Y^k)$ 이면 X 와 Y 의 분포는 같다는 의미가 된다. 따라서 왜곡도(SKEW)는 다음 식과 같이 정의하였다^[9].

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

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

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

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].

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

III. RESULT

1. 뇌출혈의 인식률

1.1 뇌출혈의 평균밝기 인식률

정상 두부 영상 40증례와 뇌출혈 영상 40증례의 평균밝기(Average gray level)의 인식률 결과에서 정상 두부 영상 평균밝기 값의 범위는 최대 135.06, 최소 132.32이었고, 뇌출혈 영상의 평균밝기 값의 범위는 최대 219.17, 최소 140.41이었다. 정상 두부 영상 40증례의 평균과 표준편차는 133.55 ± 0.59 이었고 뇌출혈 영상 40증례의 평균과 표준편차는 170.28 ± 23.88 이었다. Fig. 1은 정상 두부 영상 40증례와 뇌출혈 영상 40증례의 평균밝기 값을 비교하여 나타낸 그래프이다. 평균밝기

는 히스토그램의 평균값으로 정의하였기 때문에 Fig. 1에서 뇌출혈 영상 40증례의 결과 값이 정상 두부 영상 40증례의 결과 값 중 최대값과 최소값의 범위를 벗어나면 인식이 가능하여 질환의 구별이 가능하다. 정상 두부 영상 40증례와 뇌출혈 영상 40증례의 뇌출혈 평균값 분석 결과로 40개 영상 중 40개를 인식하여 인식을 100%를 나타냈다.

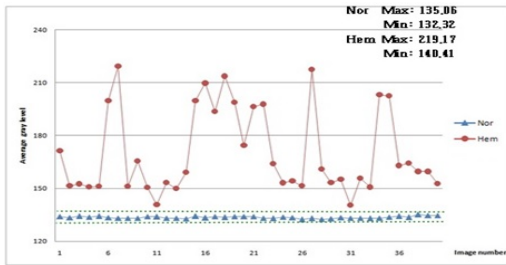


Fig. 1. Average Gary Level Recognition Rate.

1.2 뇌출혈의 평균대조도 인식률

정상 두부 영상 40증례와 뇌출혈 영상 40증례의 평균대조도(Average Contrast) 인식률 결과에서 정상 두부 영상의 평균대조도 값의 범위는 최대 74.54, 최소 73.78이었고, 뇌출혈 영상의 평균대조도 값의 범위는 최대 101.20, 최소 81.42이었다. 정상 두부 영상 40증례의 평균과 표준편차는 74.11 ± 0.17 이었고 뇌출혈 영상 40증례의 평균과 표준편차는 91.23 ± 6.14 이었다. Fig. 2는 정상 두부 영상 40증례와 뇌출혈 영상 40증례의 평균대조도 값을 비교하여 나타낸 그래프이다. 측정값들이 평균값으로부터 떨어진 거리를 의미하기 때문에 정상 뇌 영상에 대한 뇌경색 영상의 특징 값(feature-value) 분포가 겹쳐지지 않았을 때 질환의 구별이 가능하였다. Fig. 2에서 뇌출혈 영상 40증례의 결과 값이 정상 두부 영상 40증례의 결과 값 중 최대값과 최소값 범위를 벗어나면 인식이 가능하여 질환의 구별이 가능하다. 정상 두부 영상 40증례와 뇌출혈 영상 40증례의 뇌출혈 평균대조도 분석 결과로 40개 영상 중 40개를 인식하여 인식률 100%를 나타냈다.

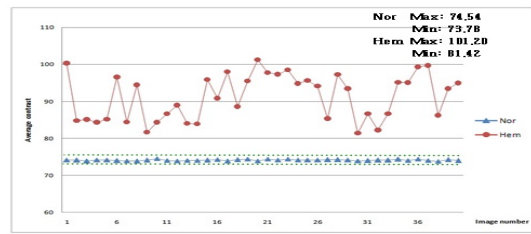


Fig. 2. Average Contrast Recognition Rate.

1.3 뇌출혈의 평탄도 인식률

정상 두부 영상 40증례와 뇌출혈 영상 40증례의 평탄도(Smoothness) 인식률 결과에서 정상 두부 영상의 평탄도 값의 범위는 최대 0.078, 최소 0.077이었고, 뇌출혈 영상의 평탄도 값의 범위는 최대 0.136, 최소 0.087이었다. 정상 두부 영상 40증례의 평균과 표준편차는 0.077 ± 0.0003 이었고 뇌출혈 영상 40증례의 평균과 표준편차는 0.111 ± 0.0152 이었다. Fig. 3은 정상 두부 영상 40증례와 뇌출혈 영상 40증례의 평탄도 값을 비교하여 나타낸 그래프이다. 정규화된 평탄도는 일정한 밝기 영역은 0, 밝기가 크게 벗어나는 영역은 1에 근접하기 때문에 두 분포가 겹치지 않고 뇌경색 영상의 결과 값이 정상 뇌 영상의 범위를 벗어나면 질환의 구별이 가능하였다. Fig. 3에서 뇌출혈 영상 40증례의 결과 값이 정상 두부 영상 40증례의 결과 값 중 최대값과 최소값 범위를 벗어나면 인식이 가능하여 질환의 구별이 가능하다. 정상 두부 영상 40증례와 뇌출혈 영상 40증례의 뇌출혈 평탄도 분석 결과로 40개 영상 중 40개를 인식하여 인식률 100%를 나타냈다.

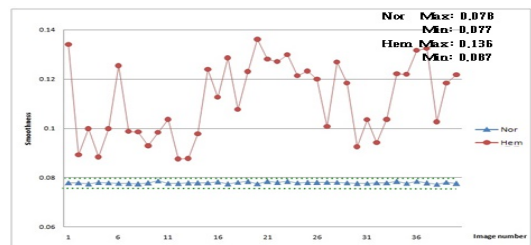


Fig. 3. Smoothness Recognition Rate.

1.4 뇌출혈의 왜곡도 인식률

정상 두부 영상 40증례와 뇌출혈 영상 40증례의 왜곡도(Skewness) 인식률 결과에서 정상 두부 영상의

왜곡도 값의 범위는 최대 -0.367, 최소 -0.690이었고, 뇌출혈 영상의 왜곡도 값의 범위는 최대 -1.088, 최소 -6.607이었다. 정상 두부 영상 40증례의 평균과 표준편차는 -0.539 ± 0.087 이었고 뇌출혈 영상 40증례의 평균과 표준편차는 -3.564 ± 2.054 이었다. Fig. 4는 정상 두부 영상 40증례와 뇌출혈 영상 40증례의 왜곡도 값을 비교하여 나타낸 그래프이다. 왜곡도는 히스토그램 분포가 한쪽으로 치우친 정도를 나타내는 통계적 척도이므로 두 분포가 겹치지 않으면서 히스토그램 분포의 치우친 정도가 클수록 질환의 구별이 가능하였다. Fig. 4에서 뇌출혈 영상 40증례의 결과 값이 정상 두부 영상 40증례의 결과 값 중 최대값과 최소값의 범위를 벗어나면 인식이 가능하여 질환의 구별이 가능하다. 정상 두부 영상 40증례와 뇌출혈 영상 40증례의 뇌출혈 왜곡도 분석결과로 40개 영상 중 40개를 인식하여 인식을 100%를 나타냈다.

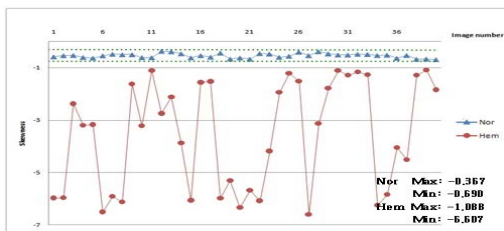


Fig. 4. Skewness Recognition Rate.

1.5 뇌출혈의 균일도 인식률

정상 두부 영상 40증례와 뇌출혈 영상 40증례의 균일도(Uniformity) 인식률결과에서 정상 두부 영상의 균일도 값의 범위는 최대 0.055, 최소 0.034이었고, 뇌출혈 영상의 균일도 값의 범위는 최대 0.719 최소 0.015이었다. 정상 두부 영상 40증례의 평균과 표준편차는 0.043 ± 0.004 이었고 뇌출혈 영상 40증례의 평균과 표준편차는 0.277 ± 0.236 이었다. Fig. 5는 정상 두부 영상 40증례와 뇌출혈 영상 40증례의 균일도 값을 비교하여 나타낸 그래프이다. 균일도는 회색조(gray scale)가 동일한 값을 의미하기 때문에 두 분포가 겹치지 않으면 회색조의 영역이 넓을수록 질환의 구별이 가능하였다. Fig. 5에서 뇌출혈 영상 40증례의 결과 값이 정상 두부 영상 40증례의 결과 값 중 최대값과 최소값 범위를 벗어나면 인식이 가능하여 질환의 구별이 가능하다.

정상 두부 영상 40증례와 뇌출혈 영상 40증례의 뇌출혈 균일도 분석 결과로 40개 영상 중 38개를 인식하여 인식을 95%를 나타냈다.

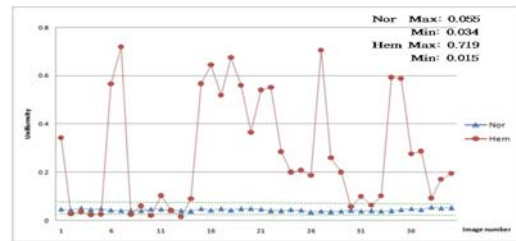


Fig. 5. Uniformity Recognition Rate.

1.6 뇌출혈의 엔트로피 인식률

정상 두부 영상 40증례와 뇌출혈 영상 40증례의 엔트로피(Entropy) 인식률 결과에서 정상 두부 영상의 엔트로피 값의 범위는 최대 5.167, 최소 4.524이었고, 뇌출혈 영상의 엔트로피 값의 범위는 최대 6.177, 최소 1.124이었다. 정상 두부 영상 40증례의 평균과 표준편차는 4.843 ± 0.136 이었고 뇌출혈 영상 40증례의 평균과 표준편차는 3.755 ± 1.558 이었다. Fig. 6은 정상 두부 영상 40증례와 뇌출혈 영상 40증례의 엔트로피 값을 비교하여 나타낸 그래프이다. 엔트로피는 정보량을 나타내는 척도로서 정상 뇌 영상은 다양한 조직의 정보량이 많다는 것을 의미하기 때문에 두 분포가 겹치지 않으면서 뇌출혈의 정보량이 적을수록 질환의 구별이 가능하였다. Fig. 6에서 뇌출혈 영상 40증례의 결과 값이 정상 두부 영상 40증례의 결과 값 중 최대값과 최소값 범위를 벗어나면 인식이 가능하여 질환의 구별이 가능하다. 정상 두부 영상 40증례와 뇌출혈 영상 40증례의 뇌출혈 엔트로피 분석결과로 40개 영상 중 35개를 인식하여 인식을 87.50%를 나타냈다.

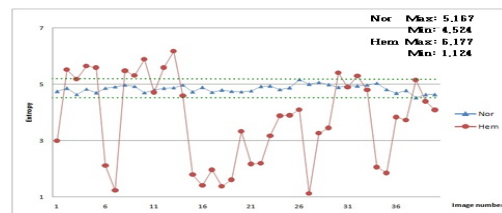


Fig. 6. Entropy Recognition Rate.

IV. CONCLUSION AND DISCUSSION

본 연구는 뇌출혈환자의 컴퓨터단층촬영 영상에서 질감특징분석을 이용한 컴퓨터보조진단 시스템의 구현을 위한 실험적 모형 연구로서 신뢰성 있는 영상분석결과를 의사에게 제공하여 뇌출혈에 대한 정확한 진단을 하는데 도움을 주고자 하였다. 이를 위하여 정상영상과 뇌출혈영상을 가지고 설정된 관심영역(ROI)에 대한 질감의 특징값을 수치상으로 나타내어 6가지 파라미터로 실험하고 분석하여 인식률을 구하였다. 결과적으로 뇌출혈 질환에 대한 인식률은 평균값의 경우 100%, 평균대조도의 경우 100%, 평탄도의 경우 100%, 왜곡도의 경우 100%로 만족할 만한 결과를 도출하였고, 균일도의 경우 95%, 엔트로피의 경우 87.5%로 다소 낮은 질환 인식률을 보였다. 기존의 선행 연구와 비교하여 본다면 인식률이 다소 높게 나타났다. 본 연구에서 제안된 알고리즘을 바탕으로 의료영상의 질감특징분석 컴퓨터보조진단 프로그램을 구현한다면 질환의 자동검출 및 정량화된 질환분석이 가능하고, 예비판독을 위한 보조진단 자료로서 적용 가능할 것으로 판단되며, 최종판독에서 객관성 및 판독시간 단축에 유용할 것으로 기대한다. 추가적으로 임상 증례를 증가시켜 뇌출혈질환에 대한 인식률의 신뢰성을 확보해야 할 것이며 단일질환 뿐만 아니라 복합질환이 포함된 의료영상에 대한 연구도 함께 병행되어야 할 것으로 사료된다.

Reference

[1] Joyce. KE, Hayaska. S, Laurienti. PJ, "A genetic algorithm for controlling an agent-based model of the functional human brain", *Biomed Sci Instrum*, vol. 48, pp.210-217, 2012.

[2] Khotanlou. H, Afrasiabi. M, "Segmentation of Multiple Sclerosis Lesions in Brain MR Images Using Spatially Constrained Possibilistic Fuzzy C-Means Classification", *J Med Signals Sens*, Vol. 1, pp.149-155, 2011.

[3] H. J. Kim, W. K. Bae, J. J. Cha, K. W. Kim, W. S. Jo, I. Y. Kim, K. S. Lee, "Radiologic Findings of Acute Spontaneous Subdural Hematomas", *The Journal of the Korean Radiological Society*, Vol. 38, No. 3, pp.391-396, 1998.

[4] S. M. Lee, "Clinical Feature and Outcome in Spontaneous Cerebellar Hemorrhage: Determination of Treatment Strategies",

Journal of the Korean Neurological Association, Vol. 22, No. 4, pp.290-294, 2004.

[5] Shiraishi. J, Li. Q, Appelbaum. D, Doi K, "Computer-aided diagnosis and artificial intelligence in clinical imaging", *Semin Nucl Med*, Vol.41, pp.449-462, 2011.

[6] El. Yazaji. M, Battas. O, Agoub. M, Moussaoui. D, Gutknecht. C, Dalery. J, d'Amato. T, Saoud. M, "Validity of the depressive dimension extracted from principal component analysis of the PANSS in drug-free patients with schizophrenia", *Schizophr Res*, Vol. 56, pp.121-127, 2002.

[7] Gletsos. M, Mouggiakakou. SG, Matsopoulos. GK, Nikita. KS, Nikita. AS, Kelekis. D, "A computer-aided diagnostic system to characterize CT focal liver lesions: design and optimization of a neural network classifier", *IEEE Trans Inf Technol Biomed*, Vol. 7, pp.153-162, 2003.

[8] Heller. MA, "Texture perception in sighted and blind observers", *Percept Psychophys*, Vol. 45, pp.49-54, 1989.

[9] Kontos. D, Ikejimba. LC, Bakic. PR, Troxel. AB, Conant. EF, Maidment. AD, "Analysis of parenchymal texture with digital breast tomosynthesis: comparison with digital mammography and implications for cancer risk assessment", *Radiology*, Vol. 261, pp.80-91, 2011.

[10] Chen. XJ, Wu. D, He. Y, Liu. S, "Study on application 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.