

Statistical Techniques based Computer-aided Diagnosis (CAD) using Texture Feature Analysis: Applied of Cerebral Infarction in Computed Tomography (CT) Images

Jaeseung Lee^{1,†}, Inchul Im¹, Yunsik Yu¹, Hyonghu Park² and Byungjoon Kwak³

¹Department of Radiological Science, Dongeui University, Busan 614-714, Korea

²Department of Radiology, Bong-Seng Memorial Hospital, Busan 601-723, Korea

³Department of Faculty Health, Graduate School, Daegu Haany University, Daegu 712-715, Korea

The brain is the body's most organized and controlled organ, and it governs various psychological and mental functions. A brain abnormality could greatly affect one's physical and mental abilities, and consequently one's social life. Brain disorders can be broadly categorized into three main afflictions: stroke, brain tumor, and dementia. Among these, stroke is a common disease that occurs owing to a disorder in blood flow, and it is accompanied by a sudden loss of consciousness and motor paralysis. The main types of strokes are infarction and hemorrhage. The exact diagnosis and early treatment of an infarction are very important for the patient's prognosis and for the determination of the treatment direction. In this study, texture features were analyzed in order to develop a prototype auto-diagnostic system for infarction using computer auto-diagnostic software. The analysis results indicate that of the six parameters measured, the average brightness, average contrast, flatness, and uniformity show a high cognition rate whereas the degree of skewness and entropy show a low cognition rate. On the basis of these results, it was suggested that a digital CT image obtained using the computer auto-diagnostic software can be used to provide valuable information for general CT image auto-detection and diagnosis for pre-reading. This system is highly advantageous because it can achieve early diagnosis of the disease and it can be used as supplementary data in image reading. Further, it is expected to enable accurate medical image detection and reduced diagnostic time in final-reading.

Key Words: Cerebral infarction, Computer-aided diagnosis (CAD), Texture feature, Computed tomography (CT)

서 론

인간의 뇌(brain)는 두개골 속에 보호되어 있으며 중추 신경계(central nervous system, CNS)의 대부분을 차지하고 특정한 다수의 신경 세포가 집합하여 온몸의 신경을 지배하고 있는 부분이다. 전체 체중에서 뇌가 차지하는 비중은 2% 내지 2.5% 미만으로 작은 기관에 불과하지만 인체의 모든 기능을 조절하는 통제 기관으로써의 역할뿐

아니라 정신적인 조절 기능도 관장하는 매우 중요한 기관이다(Joyce et al., 2012). 뇌 병변이 있는 경우 신체적 어려움뿐만 아니라 정신적인 능력과 사회생활 능력까지 잃어버릴 수 있다. 이러한 뇌 병변은 뇌졸중(stroke), 뇌종양(brain tumor), 치매(dementia)로서 크게 3가지 범주로 구분할 수 있다(Khotanlou et al., 2011). 특히 뇌졸중은 발병율이 높은 뇌 병변으로 알려져 있으며 뇌 혈액의 순환 장애에 의해 발생하는 갑작스런 의식 장애와 운동 마비를 수반하는 뇌 병변으로 뇌경색(cerebral infarction)과 뇌출혈(hemorrhage) 등이 있다. 뇌경색은 복합적인 원인으로 인한 뇌혈관 폐색(cerebrovascular occlusion)이 발생함으로써 뇌에 공급되는 혈액량이 감소하게 되어 뇌 조직의 기능 장애와 더불어 괴사가 수반되며 뇌 조직의 회복 능력을 상실한 상태를 의미한다. 따라서 뇌경색의 정확한 진단과 빠른 조치는 환자의 예후(prognosis)나 치료

*Received: August 6, 2012 / Revised: August 21, 2012

Accepted: August 22, 2012

†Corresponding author: Jaeseung Lee. Department of Radiological Science, Dong-eui University, 995, Eomgwang-no, Busanjin-gu, Busan, 614-714, Korea.

Tel: +82-51-890-2679, Fax: +82-51-890-2624

e-mail: jslee111@deu.ac.kr

©The Korean Society for Biomedical Laboratory Sciences. All rights reserved.

의 방향을 결정하는데 매우 중요하다(Tong et al., 2012). 일반적으로 뇌경색의 진단은 컴퓨터단층촬영(computed tomography. 이하 CT), 자기공명영상(magnetic resonance image. MRI) 등을 이용한 영상의학적 검사를 시행하고 있다.

최근 자동화된 컴퓨터가 디지털 의료 영상을 읽고 해석함으로써 전문의를 보조하는 도구의 개발이 필수적으로 대두되고 있다. 이를 위하여 국제화된 의료용 디지털 영상 및 통신(digital imaging communications in medicine. 이하 DICOM) 표준이 도입되었고 의료 영상 장치들 사이에서 의료 영상과 정보들을 전송하는 업계 표준 프로토콜인 PACS (picture archiving and communication system)가 표준화 되었다(Wilde et al., 2011). 최근 PACS에 저장된 디지털 의료 영상들을 컴퓨터가 분석하여 그 결과를 토대로 정상 영상에 대한 특정 조건을 만족하는 이상 부위를 표시하고 정량적 분석 결과를 제공하여 전문가가 최종 진단을 판단하는데 도움을 주는 컴퓨터보조진단(computer-aided diagnosis. 이하 CAD) 시스템이 개발되었다(Shiraishi et al., 2011). CAD 시스템의 영상의학적 이용을 목적으로 기본적인 영상 신호 처리, 영상 분할, 신경회로망(neural networks) 또는 통계적 인식 기술 등을 종합하는 패턴 인식(pattern recognition) 기술 및 영상의 목적물로부터 원하는 부분을 분리하거나 목적물의 파라미터를 추출하여 표현된 특징(feature) 파라미터를 데이터베이스 영상과 비교 인식하는 객체 인식(object recognition) 기술이 도입되었다(Silva et al., 2012). 이러한 인식(recognition) 기술들은 주성분 분석(principal component analysis. 이하 PCA)을 이용한 방법론, 동적 링크 구조를 이용한 방법론, 신경회로망을 이용한 방법론 등으로 세분화되어 연구되고 있다(Carbonell et al., 2011). 특히 다루기 힘든 고차원적 방대한 데이터를 서로 연관된 변수들의 데이터 집합(principal component)으로 선형 변환(linear transformation)을 구하여 자료를 분석하는 방법을 이용함으로써 영상이 가지는 색상, 질감(texture), 모양 등의 특징(feature)들을 이용하는 내용기반 검색(contents-based retrieval) 방법을 주로 사용하고 있다(Chen et al., 2009).

따라서 본 연구는 디지털 의료 영상에서 평균과 공분산(mean and covariance)의 통계적 특징을 이용한 CAD 시스템을 제안하고자 하였다. 이를 위하여 뇌경색 환자를 대상으로 정상 영상과 질환 영상으로 구분하여 고유 영상(Eigen images) 및 실험 영상(test images)을 생성하고 제안된 CAD 시스템에 적용하여 정량적으로 분석하였으며

분석한 결과를 토대로 영상의 인식률(recognition rate)을 평가함으로써 CAD 시스템의 활용 가능성에 대한 기초 자료로 제공하고자 하였다.

대상 및 방법

통계적 기반의 질감 특징 분석

본 연구에 사용된 MATLAB (R2007a release, Ver. 7.4, MathWorks Inc., USA)은 Microsoft Windows XP 기반의 Borland C++Builder 6.0을 이용하여 개발되었으며 DICOM 방식의 디지털 의료 영상에 맞는 12 Bit 기반의 질감 특성 추출(texture feature extraction) 프로그램이 개발되어 있다. 디지털 의료 영상의 데이터는 벡터의 차원이 높아짐에 따라 특징(feature) 벡터량의 증가와 더불어 잡음 특징(feature)들까지 포함되기 때문에 영상의 질을 저하시킬 뿐만 아니라 패턴 인식(pattern recognition)에 의한 학습(training)과 인식(recognition) 속도가 저하되고 모델링에 필요한 학습 집합(training set)의 크기가 증가되기 때문에 차원을 줄이는 과정이 필요하다(El Yazaji et al., 2002).

따라서 저자들은 상관(correlated)이 있는 변량들의 변동을 줄이는 차원(dimension)에서 상관 없는 변량의 집합으로 기준 축(standard axis)을 변환하여 특징 벡터(feature vectors)를 재배치함으로써 고차원에서의 분산(흩어짐의 정도)을 가능하면 많이 유지하면서 차원을 줄이도록 하였다. 다변량 데이터의 주성분에 해당하는 주축(principal axis)을 통계적 방법으로 구하고 이 결과로부터 얻은 특징 벡터(feature vectors)를 주축 방향으로 투영(projection)시켜 차원을 축소하고자 하였다. 또한 기존 특징(feature)들의 조합으로 구성된 새로운 특징(feature)들의 부분 집합을 생성함으로써 차원을 축소시키는 특징 추출(feature extraction) 방법을 사용하였으며 각 영상에 대한 질감 특성 추출(texture feature extraction)을 위하여 40×40 pixel 크기로 설정(cut-off)된 분석 영역(region of analysis. ROA)을 설정하였다. 뇌 조직의 불규칙성과 다양성이 존재하는 뇌 CT 영상은 통계적 방법에 의한 특징(feature)이 가장 잘 나타나기 때문에 밝기 히스토그램을 이용한 통계적 방법으로 뇌 질환 부분만을 추출(extraction)하여 질감 특징(texture feature)을 얻을 수 있었다.

질감 특징값(texture feature-value)으로 사용된 파라미터는 평균 밝기(average gray level. GL_{avg}), 평균 대조도(average contrast. $CO_{N_{avg}}$), 평탄도(relative smoothness. R), 왜도(Skewness. $SKEW$), 균일도(uniformity. U), 엔트로피

(entropy. ENT)이었다(Gletsos et al., 2003). 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(GL_{avg})는 히스토그램의 평균값(mean value)으로 다음 식 (1)로 정의하였다(Gletsos et al., 2003).

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

평균 대조도(CON_{avg})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(CON_{avg})는 다음 식 (2)와 (3)으로 정의하였다(Gletsos et al., 2003).

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

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

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 식 (4)와 같이 정의하였다(Heller, 1989).

$$R = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2(z)} \quad (4)$$

왜도($SKEW$)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 왜도라 읽는다. 만약 $E(X^k) = E(Y^k)$ 이면 X 와 Y 의 분포는 같다는 의미가 된다. 따라서 왜도($SKEW$)는 다음 식 (5)와 같이 정의하였다(Kontos et al., 2011).

$$SKEW = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^2 \times p(z_i)}{\sigma^3} \quad (5)$$

균일도(U)는 주변 회색조 값이 유사함을 의미하며 다음 식 (6)과 같이 정의하였다(Kontos et al., 2011).

$$U = \sum_{i=0}^{L-1} p^2(z_i) \quad (6)$$

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 식 (7)과 같이 정의하였다(Chen et al., 2009).

$$ENT = -\sum_{i=0}^{L-1} p(z_i) \times \log_2 p(z_i) \quad (7)$$

대상 질환 및 실험 방법

본 연구에 사용된 영상은 대학병원 신경과(Neurology)를 내원한 995명의 환자를 대상으로 뇌 컴퓨터단층촬영을 시행하였다. 환자를 대상으로 하는 영상의학적 연구에서 환자의 권리와 복지를 보호하기 위하여 영상 이용에 대한 환자의 동의를 얻었다. 이 때 사용된 CT 장비(SOMATOM Definition, SIEMENS, Germany)는 두 개의 X선관과 두 개의 검출기를 사용하기 때문에 환자의 피폭선량을 줄이면서 빠른 속도로 고 해상도의 영상을 얻을 수 있었다. 영상의학과 전문의의 영상 판독 결과를 토대로 정상 뇌 영상 66증례와 뇌경색 영상 66증례를 실험 영상으로 선택하였다. 정상 뇌 영상은 측 내실(lateral ventricle)을 기준으로 좌, 우측 내실 영상 각 33증례를 획득하였고 뇌경색에 대한 질환 영상은 뇌의 경색된 부위를 66증례 획득하였다. 또한 뇌의 경색된 위치가 복잡하여 다른 질환과 그 경계가 불확실한 경우는 실험 대상에서 제외하였다. 정상 뇌 33증례를 학습 영상으로 하고 또 다른 정상 뇌 33증례를 실험 영상으로 하여 정상 뇌 질감 특징 분석 결과를 획득하였다. 또한 뇌경색 결과 값은

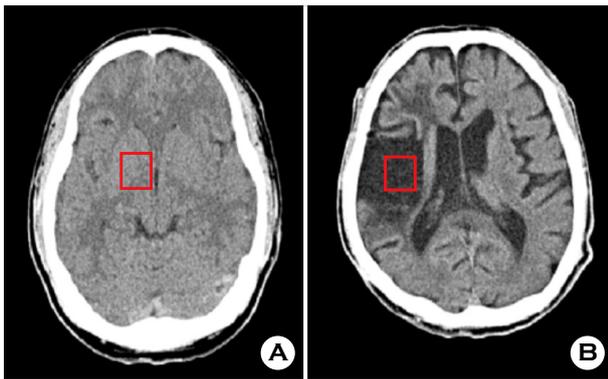


Fig. 1. Texture feature analysis for normal and cerebral infarction in computed tomography (CT) images. For a texture feature extraction of each pixel, the region of analysis (ROA) with a cutoff in size of 40×40 pixels: (A) normal brain, (B) cerebral infarction.

정상 뇌 33증례를 학습 영상으로 하고 뇌경색 33증례를 실험영상으로 하여 뇌경색 질감 특징 분석 결과를 획득하였다. Fig. 1은 정상 뇌 CT 영상과 뇌경색 질환 CT 영상에 대한 질감 특성 추출과 40×40 픽셀 크기로 설정된 분석 영역을 보여준다.

결 과

Fig. 2(A)는 정상 뇌와 뇌경색 영상에 대한 평균 밝기 (average gray level)를 보여준다. 평균 밝기는 위 식 (1)에 의한 히스토그램의 평균 밝기로 정의하였기 때문에 뇌경색 영상의 결과 값이 정상 뇌 영상 범위를 벗어나면 질환의 구별이 가능하였다. 정상 뇌 영상에 대한 평균 밝기는 최대 133.08, 최소 132.10이었으며 뇌경색 영상의 평균 밝기는 최대 132.10, 최소 130.56이었다. 따라서 평균 밝기를 질감 특징 파라미터로 하였을 때 전체 실험 영상 33증례(정상 및 뇌경색 영상 각 33증례씩)에서 정상 뇌 영상의 평균 밝기의 범위를 벗어나는 뇌경색 영상은 30증례로 뇌경색에 대한 인식률이 90.91%로 비교적 높게 나타났다. 이 때 각 실험 영상에 대한 평균과 표준편차는 정상 뇌 영상의 경우 132.54 ± 0.22 , 뇌경색 영상의 경우 131.31 ± 0.38 이었다.

Fig. 2(B)는 정상 뇌와 뇌경색 영상에 대한 대조도 (average contrast)를 보여준다. 대조도는 위 식 (2)와 (3)에 의한 측정값들이 평균값으로부터 떨어진 거리를 의미하기 때문에 정상 뇌 영상에 대한 뇌경색 영상의 특징값 (feature-value) 분포가 겹쳐지지 않았을 때 질환의 구별이

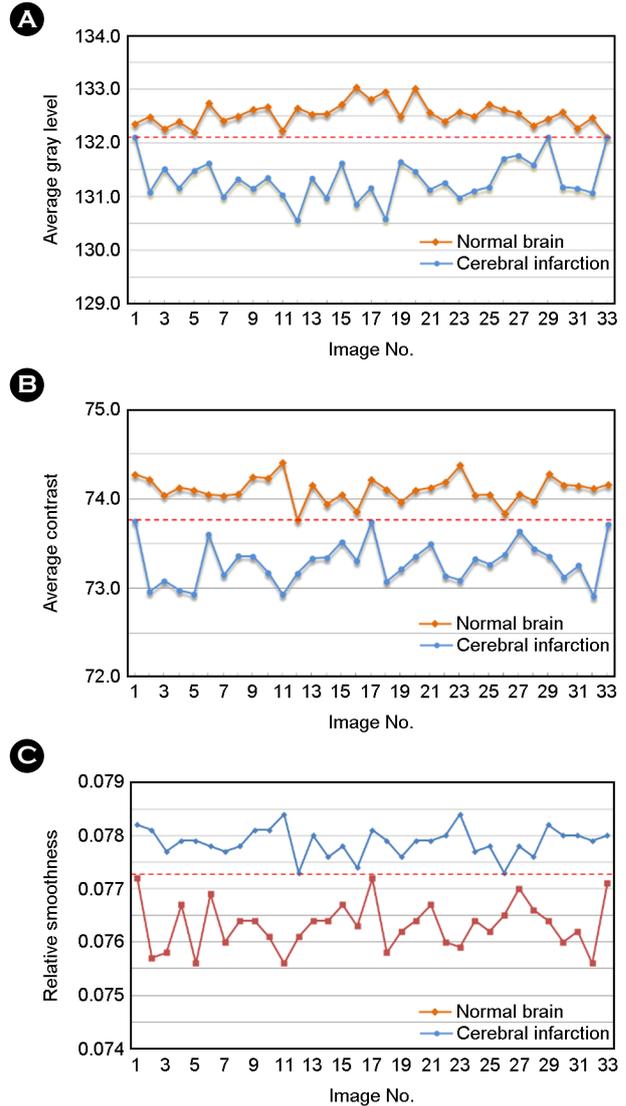


Fig. 2. Results of brain diseases recognition rate for texture feature-value parameters in region of analysis (ROA) of normal and cerebral infarction computed tomography (CT) images. (A) average gray level, (B) average contrast, and (C) relative smoothness.

가능하였다. 정상 뇌 영상의 대조도는 최대 74.40, 최소 73.76이었으며 뇌경색 영상의 대조도는 73.75, 최소 72.92이었다. 따라서 대조도를 특징 파라미터로 하였을 때 전체 실험 영상 33증례 중에서 정상 뇌 영상의 대조도 범위를 벗어나는 뇌경색 영상은 33증례로 뇌경색 영상의 질환 인식률은 100.00%로 나타났다. 또한 각 실험 영상에 대한 평균과 표준편차는 정상 뇌 영상의 경우 74.70 ± 0.14 , 뇌경색 영상의 경우 73.29 ± 0.23 이었다.

Fig. 2(C)는 정상 뇌와 뇌경색 영상에 대한 평탄도 (relative smoothness)를 보여준다. 정규화된 평탄도는 식

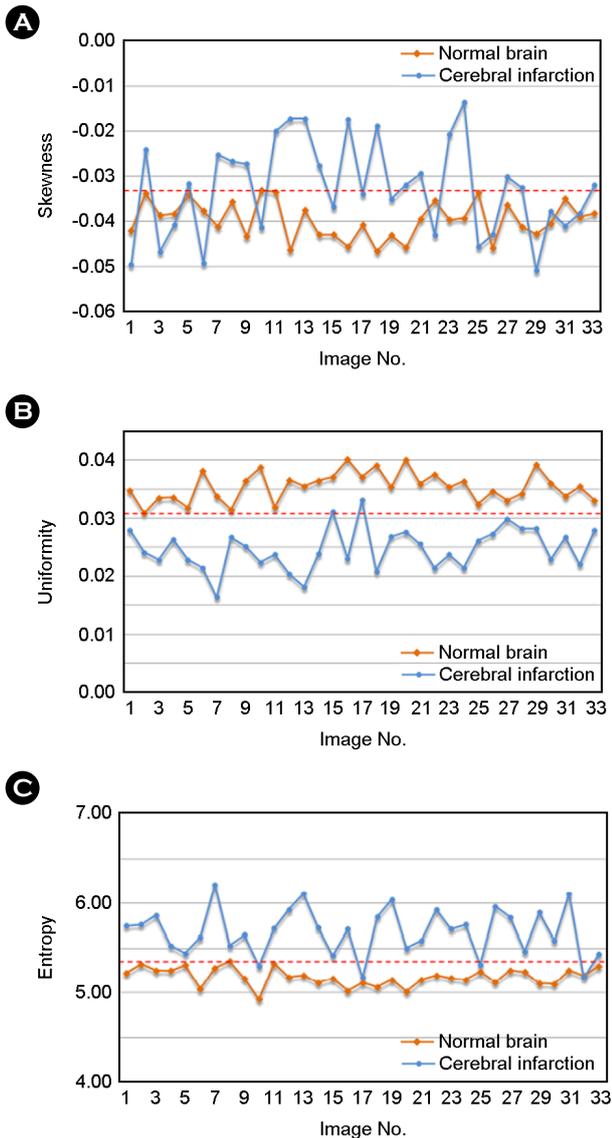


Fig. 3. Results of brain diseases recognition rate for texture feature-value parameters in region of analysis (ROA) of normal and cerebral infarction computed tomography (CT) images. (A) Skewness, (B) uniformity, and (C) entropy.

(4)에 의한 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. 정상 뇌 영상의 평탄도는 최대 0.0784, 최소 0.0773이었으며 뇌경색 영상의 평탄도는 최대 0.0772, 최소 0.0756이었다. 따라서 평탄도를 특징 파라미터로 하였을 때 전체 실험 영상 33중에서 정상 간 영상의 평탄도 범위를 벗어나는 뇌경색 영상은 33중례로 지방간의 인식률은 100.00%로 나타났으며 각

영상 분포의 평균과 표준편차는 정상 뇌 영상의 경우 0.0779 ± 0.0003 , 뇌경색 영상의 경우 0.7632 ± 0.0005 이었다.

Fig. 3(A)는 정상 뇌와 뇌경색 영상에 대한 왜도 (Skewness)를 보여준다. 왜도는 식 (5)에 의하여 히스토그램 분포가 한쪽으로 치우친 정도를 나타내는 통계적 척도이므로 두 분포가 겹치지 않으면서 히스토그램 분포의 치우친 정도가 클수록 질환의 구별이 가능하였다. 정상 뇌 영상의 왜도는 최대 -0.33, 최소 -0.46이었으며 뇌경색 영상의 왜도는 최대 -0.14, 최소 -0.51이었다. 따라서 왜도를 특징 파라미터로 하였을 때 전체 실험 영상 33중례 중에서 정상 뇌 영상의 왜도 범위를 벗어나고 히스토그램 분포의 치우친 정도가 큰 뇌경색 영상은 22중례로 뇌경색의 인식률은 66.67%로 다소 낮게 나타났다. 또한 각 영상 분포의 평균과 표준편차는 정상 뇌 영상의 경우 -0.40 ± 0.04 , 뇌경색 영상의 경우 -0.33 ± 0.10 이었다.

Fig. 3(B)는 정상 뇌와 뇌경색 영상에 대한 균일도 (uniformity)를 보여준다. 균일도는 식 (6)에 의하여 회색조(gray scale)가 동일한 값을 의미하기 때문에 두 분포가 겹치지 않으면 회색조의 영역이 넓을수록 질환의 구별이 가능하였다. 정상 뇌 영상의 균일도는 0.04, 최소 0.03이었으며 뇌경색 영상의 균일도는 최대 0.03 최소 0.02이었다. 따라서 균일도를 특징 파라미터로 하였을 때 전체 실험 영상 33중례 중에서 정상 뇌 영상의 균일도의 범위를 벗어나고 회색조 영역이 넓은 뇌경색 영상은 31중례로 뇌경색의 인식률은 93.94%로 나타났다. 또한 각 영상 분포의 평균과 표준편차는 정상 뇌 영상의 경우 0.03540 ± 0.0025 , 뇌경색 영상의 경우 0.0247 ± 0.0036 이었다.

Fig. 3(C)는 정상 뇌와 뇌경색 영상에 대한 엔트로피 (entropy)를 보여준다. 엔트로피는 식 (7)에 의하여 정보량을 나타내는 척도로서 정상 간 영상은 다양한 조직의 정보량이 많다는 것을 의미하기 때문에 두 분포가 겹치지 않으면서 지방간의 정보량이 적을수록 질환의 구별이 가능하였다. 정상 뇌 영상의 엔트로피는 최대 5.36, 최소 4.93이었으며 뇌경색 영상의 엔트로피는 최대 6.21, 최소 5.18이었다. 따라서 엔트로피를 특징 파라미터로 하였을 때 전체 실험 영상 33중례 중에서 정상 뇌 영상의 엔트로피의 범위를 벗어나고 영상의 정보량이 적은 뇌경색 영상은 29중례로 지방간의 인식률은 87.88%로 나타났다. 또한 각 영상 분포의 평균과 표준편차는 정상 뇌 영상의 경우 5.18 ± 0.10 , 뇌경색 영상의 경우 5.69 ± 0.26 이었다.

고 찰

본 연구는 뇌경색 환자의 컴퓨터단층촬영(CT) 영상에서 질감 특징 분석을 이용한 CAD 시스템의 구현 및 조기 진단을 위한 실험적 모형 연구로서 신뢰성 있는 보조적 진단 정보를 전문의에게 제공하고 뇌경색에 대한 정확한 진단적 의미를 제시하고자 하였다. 이를 위하여 정상 및 뇌경색 CT 영상을 실험 영상으로 하여 설정된 분석 영역(ROA)에 대한 질감 특징값을 나타내는 6가지 파라미터를 구하였다.

결과적으로 뇌경색 CT 영상 33증례 중에서 각각의 질감 특징값에 대한 뇌경색의 질환 인식률은 평균 밝기(average gray level)의 경우 90.91%, 대조도(average contrast)의 경우 100.00%, 평탄도(relative smoothness)의 경우 100.00%, 왜도(Skewness)의 경우 66.67%, 균일도(uniformity)의 경우 93.94%, 엔트로피(Entropy)의 경우 87.88%의 질환 인식률을 보였다. 디지털 의료 영상에서 단순한 히스토그램의 정량적 평균값, 측정값들이 평균값으로부터 떨어진 거리 또는 측정값의 산포도를 나타내는 확률 변수를 의미하는 대조도, 그리고 밝기의 상대적인 부드러운 정도를 측정하여 일정한 밝기의 영역을 측정하는 정규화된 평탄도는 질환 인식률이 매우 높게 나타내어 임상적으로 접근 가능할 것으로 판단되었다. 그러나 뇌 세포 및 조직의 특성이 유사한 분석 영역에서 통계적 불규칙성 작기 때문에 왜도나 엔트로피는 다소 낮은 인식률을 보였다.

본 연구와 관련하여 Liu 등(Liu et al., 2006)은 CAD 시스템의 인식률을 극대화하기 위하여 영상의 스펙트럼 히스토그램을 이용한 질감 특징 분석을 제안하면서 스펙트럼 히스토그램은 질감 특징을 위한 통계적 기능을 제공한다고 하였다. 또한 Chen 등(Chen et al., 2009)은 다스펙트럼(multi-spectrum) 감응성에 대한 웨이블릿 변환(wavelet transformation)을 적용한 질감 특징 분석을 시행하여 다양한 파라미터들과 질환 인식률에 대한 평가를 하였으며 스펙트럼에 대한 정보량을 변량으로 하는 엔트로피에서 인식률이 낮은 반면 히스토그램 분석에 대한 정량적 측정값에 대한 질환 인식률이 비교적 높다고 보고하고 있어 본 연구와도 일치하였다.

따라서 본 연구의 결과를 바탕으로 디지털 의료 영상의 CAD 시스템의 발전된 프로그램을 구현한다면, 일반적인 임상 증례의 자동 검출 및 진단의 예비 판독

(pre-reading)으로서 1차 질병 진단 자료로서 적용 가능할 것으로 판단되며 최종 판독에서 정확성 및 판독 시간 단축에 유용할 것으로 기대한다. 또한 주성분 분석에 대한 적용 가능 분야를 넓혀 영상의학 뿐만 아니라 의생명과학, 식물 및 생물 등 다양한 분야에도 객체 인식 기술 기반의 접근이 가능할 것으로 기대한다. 디지털 의료 영상에 대한 처리 기술이 발전하면서 진료 및 치료에 대한 의료의 질을 향상시키고 점차 치료 후 삶의 질을 기대할 수 있게 되었다. 이런 맥락에서 본 연구는 디지털화 컴퓨터단층촬영 영상의 질감 특징 분석을 적용하여 자동으로 뇌경색 질환을 검출하고 최종 판독에 대한 정확성 및 판독 시간의 단축하는 이점을 제공하였으며 환자의 조기 진단과 향후 CAD 시스템 구현을 위한 선행 연구로서 가치가 있을 것으로 판단하였다. 추가적으로 본 연구에서 사용된 분석 알고리즘 및 결과를 토대로 실험 영상의 임상 증례를 증가시켜 뇌경색 질환 인식률의 신뢰성을 확보해야 할 것이며 뇌경색에 대한 단일 질환뿐만 아니라 복합 질환이 포함된 디지털 의료 영상이나 특이 질환에 대한 구체적인 연구도 함께 병행되어야 할 것으로 생각한다.

감사의 글

이 논문은 2012 학년도 동의대학교 교내연구비에 의해 연구되었음(과제번호: 2012AA112).

REFERENCES

- Carbonell F, Bellec P, Shmuel A. Global and system-specific resting-state fMRI fluctuations are uncorrelated: principal component analysis reveals anti-correlated networks. *Brain Connect.* 2011. 1: 496-510.
- Chen X, Schmid NA. Empirical capacity of a recognition channel for single- and multipose object recognition under the constraint of PCA encoding. *IEEE Trans Image Process.* 2009. 18: 636-651.
- 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.* 2009. 29: 222-225.
- 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. *Schizoph*

- Res. 2002. 56: 121-7.
- Gletsos M, Mougiakakou 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.* 2003. 7: 153-162.
- Heller MA. Texture perception in sighted and blind observers. *Percept Psychophys.* 1989. 45: 49-54.
- Joyce KE, Hayaska S, Laurienti PJ. A genetic algorithm for controlling an agent-based model of the functional human brain. *Biomed Sci Instrum.* 2012. 48: 210-217.
- 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.* 2011. 1: 149-155.
- 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.* 2011. 261: 80-91.
- Liu X, Wang D. Image and texture segmentation using local spectral histograms. *IEEE Trans Image Process.* 2006. 15: 3066-3077.
- Shiraishi J, Li Q, Appelbaum D, Doi K. Computer-aided diagnosis and artificial intelligence in clinical imaging. *Semin Nucl Med.* 2011. 41: 449-462.
- Silva AC, Pontes LF, Pimentel MF, Pontes MJ. Detection of adulteration in hydrated ethyl alcohol fuel using infrared spectroscopy and supervised pattern recognition methods. *Talanta.* 2012. 15: 129-134.
- Tong WS, Zheng P, Zeng JS, Guo YJ, Yang WJ, Li GY, He B, Yu H, Li YS, Tang XF, Lin TS, Xu JF. Prognosis analysis and risk factors related to progressive intracranial haemorrhage in patients with acute traumatic brain injury. *Brain Inj.* 2012. 26: 1136-1142.
- Wilde R, Charnock P, McDonald S, Moores BM. Qualifying the use of RIS data for patient dose by comparison with DICOM header data. *Radiat Prot Dosimetry.* 2011. 147: 329-332.
-