

폐기종 질환 판별을 위한 명암도와 CS-LBP를 결합한

질감 특징 추출

박민욱[○], 팡소호, 뮤잠멜, 김덕환*

인하대학교 전자공학과

e-mail : {mwpark, pengshaohu, mellore}@iesl.inha.ac.kr, deokhwan@inha.ac.kr

Texture Feature Extraction Combining Gray Level and CS-LBP to Detect Emphysema Disease

Min-Wook Park[○], Shao-Hu Peng, Khairul Muzzammil Saipullah, Deok-Hwan Kim*
Dept. of Electronic Engineering Inha University

요 약

환자의 흉부 CT 영상을 이용하여 폐 영역의 질환을 진단하는 컴퓨터 조력 진단(CAD) 시스템은 질감 특징을 이용한다. 질환의 질감 특징 추출은 매우 중요하다. 질감 특징 추출은 폐 질환을 분석하기 위한 좋은 방법 중의 하나이기 때문이다. 본 논문에서는 폐기종 질환을 판별하기 위해 명암도와 CS-LBP를 결합한 질감 특징 추출 방법을 제안한다. 입력된 흉부 CT 영상은 몇 단계의 전처리 과정을 거치고 제안한 방법을 통해 질감 특징 추출을 하게 된다. 그리고 분류기에 의해 폐기종을 분류해 질환을 판별하게 된다. 실험 결과에서는 제안한 방법이 현존하는 방법 중 가장 좋은 성능을 보이는 GLLBP보다 더 좋은 성능을 보여준다.

1. 서 론

최근에 영상에서 물체의 질감 특징을 추출해 분석하는 일이 큰 주목을 받고 있고 다양한 분야에서 많은 연구가 진행되고 있다. 이러한 질감 특징 추출의 기본적인 개념은 관심 지역에서의 물체를 탐지하는 것에 기본적인 바탕을 두고 있다. 의료 영상에서도 마찬가지로 관심 지역 중 하나인 폐 영역에서 질환을 하나의 물체로 보고 질환의 질감 특징을 추출해 환자의 상태를 진단하는 연구가 진행되고 있다. 컴퓨터 조력 진단(Computer Aided Diagnosis)시스템[1] [2] [8]은 입력된 환자의 CT 영상을 이용해 폐 영역에서 질환을 찾고 진단을 하게 된다. 이때 질환의 질감 특징을 찾는 것은 매우 중요한 과정이다. 폐 영역에서 발생 할 수 있는 질환은 매우 다양한데 이들 각각의 질환은 서로 다른 특징들을 가지고 있기 때문이다. 질환의 특징을 추출하는 방법은 매우 다양하다. 일반적으로 널리 사용되는 방법인 공간의 명암도에 의존

한 방법(Spatial Gray Level Dependent Method)[3]과 가버 웨이블릿을 이용한 질감 특징 추출 방법[4], 명암도와 LBP(Local Binary Pattern)[5]를 결합한 특징 추출 방법이 있다.

이 중에서 가장 많이 사용되고 보편적인 방법인 SGLDM은 서로 다른 물체를 구분하는데 있어서 좋은 성능을 보이고 매우 강력한 특징 분석 접근법으로 알려져 있다. SGLDM은 주어진 방향 θ 와 거리 d , 명암도 i 부터 j 까지의 값들을 이용해 확률 밀도 함수 $f(i, j | d, \theta)$ 를 만들 수 있다. 이를 기반으로 2차원 행렬이 만들어지고 특징이 추출된다. 여기서 드러나는 SGLDM의 문제점은 주어진 방향에 의존하고 그 방향이 단 방향이라는 점이다.

이러한 단방향에 의존하는 방법을 탈피한 새로운 방법이 제안되었는데 명암도와 LBP를 결합한 GLLBP(Gray Level Local Binary Pattern)이다. 최근에 발표된 GLLBP는 LBP[6]에 기초를 두고 있는 특징 추출 방법으로서 방향에 의존하지 않고 다수의 방향을 포함하고 있는 LBP의 특징과 명암도를 결합해 만든 방법이다. LBP는 최대값이 255이고 이 값을 바탕으로 히스토그램을 만들 수 있는데 히스토그램의 길이가 다소 길어진다는 단점을 가지고 있다. GLLBP도 마찬가지로 명암도와 LBP를 이용해 2차원 행렬을 만들 수 있고 명암도와 LBP값에 의

* 교신저자, 인하대학교 전자공학과

※ 본 논문은 지식경제부와 한국산업기술진흥원의 전략기술 인력양성사업으로 수행한 결과임.

※ 이 논문은 2008년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임. (R01-2008-000-20685-0)

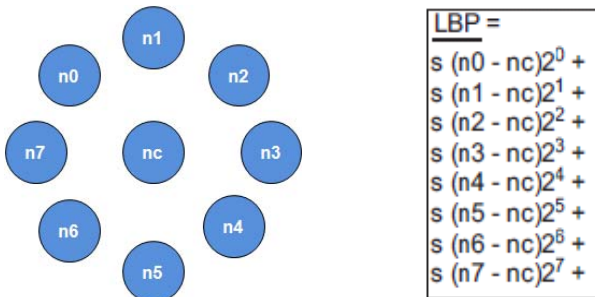
해 256x256크기의 2차원 행렬이 구성된다. 행렬의 크기는 입력된 영상에서 특징을 추출하는 시간과 비례하므로 특징을 추출하는 시간이 오래 걸리는 단점이 있다.

이러한 문제를 해결하기 위해 행렬의 크기를 줄여 계산 속도를 개선한 GL_CS-LBP(Gray Level_Center Symmetric - Local Binary Pattern)를 제안한다. GL_CS-LBP는 명암도와 CS-LBP(Center Symmetric-LBP)를 결합한 방법이다. 영상에서 폐기종을 탐지해 제안하는 방법으로 질감 특징을 추출하고 이를 바탕으로 입력되는 영상을 폐기종과 정상으로 분류하게 된다. 이때 사용하는 분류기는 선형 판별 분석기(Linear Discrimination Analysis)를 사용한다.

2. 관련 연구

2.1 LBP

GL_CS-LBP에 대해서 설명하기에 앞서 LBP와 CS-LBP[7]에 대해서 설명하고자 한다. 우선 LBP는 질감 특징 묘사에서 강점을 보이면서 다수의 방향성을 가지고 있고 의료 영상 분석과 같은 많은 수의 응용프로그램에서 널리 사용되고 있다. LBP의 기본적인 구성과 수식은 아래 [그림 1], [그림 2]와 같다.



[그림 1] LBP의 기본 구성

$$LBP_{R,N}(x,y) = \sum_{i=0}^{N-1} s(n_i - n_c)2^i, s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0, \\ 0 & otherwise \end{cases}$$

[그림 2] LBP의 수식

위 수식에서 R은 중심화소와 이웃화소 간의 거리인 반지름이고, N은 이웃 화소의 개수를 말한다. ni는 i값에 따른 이웃화소이고, nc는 중심화소이다. 기본적으로 3x3 화소의 형태를 가지고 있고 nc화소를 중심으로 주변에 8개의 이웃화소들이 존재한다. 총 9개의 화소들은 각각의 명암도 값을 가지고 있고 중심화소 nc와 각각의 주변 화소를 비교하게 된다. 만약 비교하는 주변 화소 명암도

값이 중심 화소 명암도 값보다 크거나 같다면 이진 값은 1로 설정되고 아닌 경우는 0으로 설정된다. 이렇게 만들어진 이진 값은 각각의 화소 위치에 정의된 가중치와 곱해지게 된다. 가중치는 2⁰ 부터 2⁷까지이므로 최대 가중치는 255가 된다. 이렇게 이진 코드와 가중치를 곱한 값들을 더하게 되면 LBP값을 얻을 수 있다.

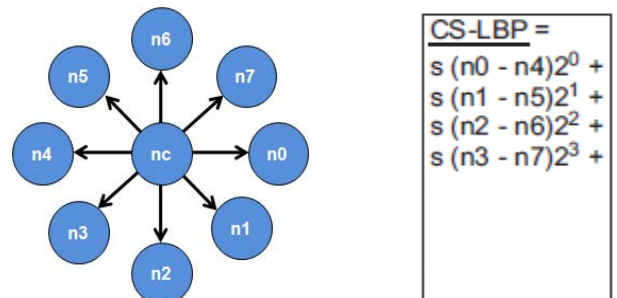
위에서 설명한 것과 같이 LBP의 값을 얻어내는 과정은 매우 간단하다. 그리고 LBP는 조도 변화에 반비례하는 강점을 가지고 있고 많은 매개변수를 필요로 하지 않는다. 그러나 LBP에서 얻어낼 수 있는 값의 범위는 0부터 255까지 이므로 히스토그램 구성 시 히스토그램이 다소 길어진다. 여기에 LBP값과 명암도를 결합한 GLLBP의 2차원 행렬을 만들면 [그림 3]과 같이 행렬의 크기가 매우 크다는 것을 알 수 있다.

$$M_{N,R} = \begin{bmatrix} P_{N,R}(0,0) & P_{N,R}(0,1) & \dots & P_{N,R}(0,L-1) \\ P_{N,R}(1,0) & P_{N,R}(1,1) & \dots & P_{N,R}(1,L-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{N,R}(2^N-1,0) & P_{N,R}(2^N-1,1) & \dots & P_{N,R}(2^N-1,L-1) \end{bmatrix}$$

[그림 3] GLLBP의 2차원 행렬

2.2 CS-LBP

위에서 설명한 LBP의 다소 긴 히스토그램으로 인해 발생하는 문제점을 해결하기 위한 연구가 진행되었다. 중심화소와 이웃화소 전부를 각각 비교하는 대신에 중심화소를 대칭하는 이웃화소들을 비교하는 CS-LBP이다. CS-LBP의 기본적인 구성과 수식은 아래 [그림 4], [그림 5]와 같다.



[그림 4] CS-LBP의 기본 구성

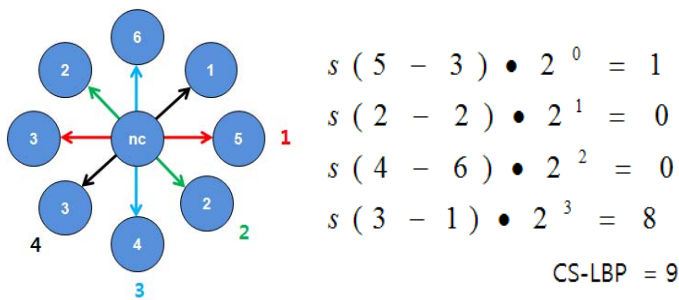
$$CS-LBP_{R,N,T}(x,y) = \sum_{i=0}^{(N/2)-1} s(n_i - n_{i+(N/2)})2^i, s(x) = \begin{cases} 1, & x > T, \\ 0 & otherwise \end{cases}$$

[그림 5] CS-LBP의 수식

LBP와 마찬가지로 3x3 화소의 형태를 가지고 있다.

LBP가 중심화소와 각각의 이웃화소들을 비교하는 것과는 달리 중심화소를 대칭하고 있는 화소들, 즉 n0은 n4와, n1은 n5, n2는 n6, n3는 n7과 같이 비교를 하게 된다. 여기서 T 값은 사용자의 정의에 따라 정할 수 있다. 이렇게 비교한 값들의 이진 값을 얻고 각각의 가중치를 곱하게 된다. 이때의 가중치는 2^0 부터 2^3 까지이므로 최대 가중치는 15가 된다. 이렇게 얻은 값들을 더한 값이 CS-LBP값이 된다.

아래 [그림 6]은 CS-LBP의 값을 구하는 간단한 과정을 설명한 것이다. LBP의 최대값이 255인 것에 반해 CS-LBP의 최대값은 15밖에 되지 않는다. 히스토그램을 구성하는데 있어서 LBP에 비해 히스토그램의 길이가 1/17정도를 줄이는 효과를 얻을 수 있다.



[그림 6] CS-LBP의 계산 과정

그러나 CS-LBP만으로 질감 특징을 추출하기에는 너무 값이 작아 제대로 특징을 추출 할 수가 없다.

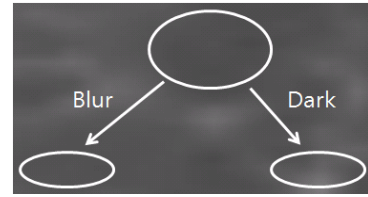
3. 본 론

GL_CS-LBP를 이용한 질감 특징 추출

폐 지역에서 폐기종을 탐지하기 위해서는 우선적으로 입력된 폐 영상에서 혈관을 지우는 작업을 해야 한다. 혈관을 지우기 위해서는 몇 가지 단계가 있는데 첫 번째로 입력된 영상을 감마 보정을 이용해 영상을 강화시킨다. 두 번째로 감마 보정한 영상을 문턱치 처리(Threshold)방법을 적용해 이진 영상으로 만든다. 세 번째로 모폴로지 방법을 이용해 혈관과 잡음을 지우면 폐 지역 영상을 얻을 수 있다. 네 번째로 폐 지역 영상에서 이진 영상을 빼면 혈관 영상을 얻을 수 있다. 마지막으로 폐 지역 영상과 혈관 지역 영상을 합하면 혈관이 제외된 폐 지역 영상을 얻을 수 있다. 혈관이 제외된 폐 지역 영상은 30x30크기의 후보지역으로 나눈다. 이렇게 나누어진 후보지역들은 뒤에서 나오는 폐기종 탐지 분류를 위한 훈련 영상과 진단 영상으로 사용된다. [그림 7]과 같이 폐 지역에서의 폐기종 지역은 일반 지역보다 어둡고 표면이 더 부드러운 특징을 가지고 있다.

이러한 폐기종의 질감 특징을 잡아내기 위해 밝기 변화에 강한 명암도와 지역 질감의 변화에 강한 CS-LBP

를 결합한 GL_CS-LBP를 이용해 질감 특징을 추출한다.



[그림 7] 폐기종 지역의 특징

이렇게 만들어진 GL_CS-LBP는 CS-LBP와 명암도에 의해 2차원 행렬을 구성 할 수 있다. 2차원 행렬은 [그림 8]과 같다.

$$M_{N,R} = \begin{bmatrix} P_{N,R}(0,0) & P_{N,R}(0,1) & \dots & P_{N,R}(0,L-1) \\ P_{N,R}(1,0) & P_{N,R}(1,1) & \dots & P_{N,R}(1,L-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{N,R}(2^{N/2}-1,0) & P_{N,R}(2^{N/2}-1,1) & \dots & P_{N,R}(2^{N/2}-1,L-1) \end{bmatrix}$$

[그림 8] GL_CS-LBP 2차원 행렬

위의 2차원 행렬에서 N은 이웃화소 개수, R은 반지름, L은 명암도이다. 각각의 구성요소 P는 명암도와 CS-LBP값, 하나의 쌍으로 구성된다. 이러한 구성으로 256x16 크기의 2차원 행렬이 나오게 되고 LBP보다 짧은 행으로 구성되어 특징 추출 시 시간을 많이 줄일 수 있는 장점이 있다.

4 실험 결과

제안된 방법의 분류 성능을 평가에 사용하기 위해 인하대병원에서 받은 폐기종 영상을 사용했고 1024x1024 크기의 영상에서 40x40크기의 1500개 후보지역을 이용했다. 이 중 1000개는 일반 지역이고 500개는 폐기종 지역이다. 일반 지역 100개와 폐기종 지역 100개는 훈련 영상으로 사용했고 나머지 1300개는 성능 평가를 위한 영상으로 사용했다. 그리고 GLLBP와 GL_CS-LBP의 성능을 비교 평가하기 위해 선형 판별 분석기(LDA)를 사용했다. 매개변수 설정은 이웃화소 N은 8개로 설정하고 반지름 R은 2, CS-LBP의 T값은 0.5로 설정했다.

폐기종 지역과 일반 지역의 분류를 위해 사용한 질감 특징 추출은 9가지로 Contrast, Angular Second Moment, Variance, Entropy, SumAverage, SumVariance, SumEntropy, DifferenceEntropy, DifferenceVariance 이고 이에 대한 주요 수식은 아래 [그림 9]와 같다.

$$Contrast \quad F_{Contrast} = \sum_{n=0}^{2^{N/2}-1} n^2 f_{x-y}(n),$$

$$f_{x-y}(n) = \sum_{i=0}^{2^{N/2}-1} \sum_{j=0}^{G-1} P_{N,R}(i,j)$$

$$SumAverage \quad F_{SumAVG} = \sum_{n=0}^{2^{N/2}+G-2} n f_{x+y}(n),$$

$$f_{x+y}(n) = \sum_{i=0}^{2^{N/2}-1} \sum_{j=0}^{G-1} P_{N,R}(i,j)$$

SumEntropy

$$F_{SumENT} = - \sum_{n=0}^{2^{N/2}+G-2} f_{x+y}(n) \log \{f_{x+y}(n)\}$$

DifferenceEntropy

$$F_{DiffENT} = - \sum_{n=0}^{2^{N/2}-1} f_{x-y}(n) \log \{f_{x-y}(n)\}$$

[그림 9] 주요 질감 특징 수식

실험 결과 분류는 진실-양성(True-Positive), 진실-음성(True-Negative), 거짓-양성(False-Positive), 거짓 음성(False-Negative) 총 4가지로 나눌 수 있다. 입력된 영상이 폐기종 영상일 때 이를 폐기종으로 진단 한다면 진실-양성이 되고 정상으로 진단한다면 거짓-음성이 된다. 마찬가지로 입력된 영상이 일반 영상일 때 이를 정상으로 진단한다면 진실-음성이 되고 폐기종으로 진단한다면 거짓-양성이 된다. 위의 매개변수 설정과 질감 특징 추출, 선형 판별 분류기를 사용해 성능을 평가한 표는 [그림 10]과 같다.

	GL_CS-LBP	GLLBP
True Positive	400	397
False Negative	0	3
True Negative	899	900
False Positive	1	0
Sensitivity (%)	100%	99.23%
Specificity (%)	99.88%	100%

Sensitivity(%)=True Positive / (True Positive+False Negative) * 100
 Specificity(%)=True Negative / (False Positive+True Negative) * 100

[그림 10] GLLBP와 GL_CS-LBP의 성능 평가표

위의 표에서 볼 수 있는 것처럼 폐기종 영상은 모두 판별하는 것을 알 수 있고 일반 영상은 1개를 제외한 모두를 판별했다. 일반 영상 판별 성능이 GLLBP보다 조금 떨어지지만 환자의 영상을 분석해 질환을 판별하는데 목

적이 있으므로 GL_CS-LBP가 더 좋다는 것을 알 수 있다.

5. 결론

본 논문에서 제안한 GL_CS-LBP는 밝기 변화에 강점을 보이는 명암도와 간단한 계산과 작은 값을 가지는 CS-LBP의 장점을 결합한 질감 특징 추출 방법이다. 위에서 비교한 GLLBP보다 부분적인 성능에서 약간 뒤처지지만 전체적인 성능에서 봤을 때 많이 앞선다는 것을 볼 수 있다. 또한 추출 시간면에서 봤을 때도 2차원 행렬 구성 크기를 보면 알 수 있듯이 계산 속도가 훨씬 빠르다는 것을 알 수 있다.

6. 참고문헌

[1] H. S. Kim, S. H. Peng, K. M. Saipullah, D. H. Kim, "Pulmonary Vessel Extraction and Nodule Reclassification Method Using Chest CT Images", the Institute of Electronics Engineer of Korea, pp.658-666, 2009.
 [2] K. M. Saipullah, S. H. Peng, H. S. Kim, D. H. Kim, "Texture Classification by Implementing Blur, Scale and Grey Shift Insensitive Texture Descriptor Based on Local Fourier Transform", accepted by IWAIT 2010, will present in January 11 2010.
 [3] A. H. Mir, M. Hanmandlu and S.N. Tandon, "Texture Analysis of CT Images", In: Engineering in Medicine and Biology Magazine, IEEE, Vol.14, pp.781-786, 1995
 [4] L. Buciu, A. Gacsadi, "Gabor Wavelet Based Feature for Medical Image Analysis and Classification", Applied Sciences in Biomedical and Communication Technologies, ISABEL, pp.1-4, 24 Nov. 2009
 [5] K. M. Saipullah, S. H. Peng, D. H. Kim, "Quantitative Image Analysis of Chest CT Using Gray Level Local Binary Pattern Texture Feature", ICCV 2009, 2009-12-18 pp.129-132
 [6] T. Ojala, M. Pietikainen, and D. Harwood, "A Comparative Study of Texture Measures with Classification Based on Feature Distributions", Pattern recognition, vol.29, pp.51-59, 1996
 [7] M. Heikkila, M. Pietikainen, C. Schmid, "Description of interest region with local binary patterns", Pattern recognition, vol.42, pp.425-436, 2009
 [8] S. H. Peng, M. K. Lim, S. L. Lee, D. H. Kim, "Texture Feature Extraction Based on a Uniformity Estimation Method for Local Brightness and Structure in Chest CT Images", submitted to the journal of Computers in Biology and Medicine, Sept. 2009