



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2012년07월05일
(11) 등록번호 10-1162605
(24) 등록일자 2012년06월28일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G06T 7/40 (2006.01)

(21) 출원번호 10-2011-0024760

(22) 출원일자 2011년03월21일

심사청구일자 2011년03월21일

(56) 선행기술조사문헌

박민욱, 팽소호, 류잠멜, 김덕환, “폐기종 질환
관별을 위한 명암도와 CS-LBP를 결합한 질감 특
징 추출”, 2010 한국컴퓨터종합학술대회
논문집, vol.37, no.1(C), pp.480-483, 2010년.

유주완, 이종민, 김희율, “정규화된 형상 모델
을 이용한 뼈 나이 측정 방법”, 멀티미디어학회
논문지, vol.12, no.3, pp.383-396, 2009년 3월.

(73) 특허권자

인하대학교 산학협력단

인천광역시 남구 인하로 100, 인하대학교 (용현
동)

(72) 발명자

김덕환

서울특별시 양천구 목동로 230, 103동 1004호 (목동, 목동현대아파트)

(74) 대리인

특허법인 정안

전체 청구항 수 : 총 3 항

심사관 : 이주미

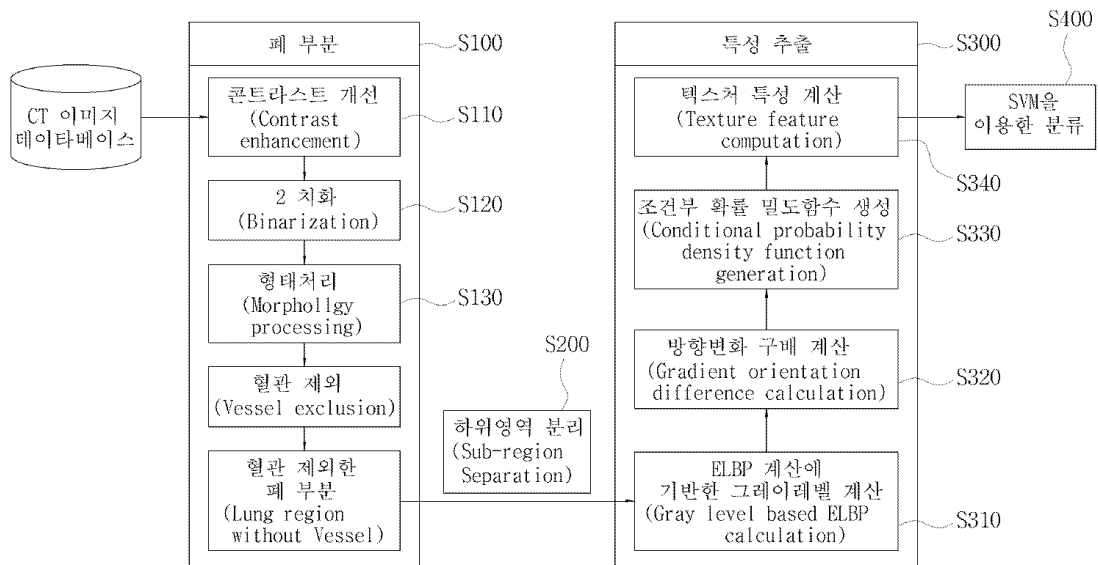
(54) 발명의 명칭 씨티 이미지에서의 텍스처 특징 추출방법

(57) 요약

본 발명은 CT 이미지에서 텍스처 특징을 추출하는 방법에 관한 것으로서, 입력 이미지의 콘트라스트 개선단계, 상기 콘트라스트 개선단계에서 산출된 이미지에 대하여 흑백 픽셀 변화를 최소화하기 위한 적절한 역치를 얻기 위한 2치화 단계, 상기 2치화 단계에서 산출된 이미지에서 노이즈(noise)와 혈관을 제거하기 위한 형태처리 단계로 목표 이미지를 찾는 제1단계, 상기 제1단계에서 산출된 이미지를 하위 영역(Sub-region)으로 나누는 제2 단계, 상기 제2단계에서 나누어진 하위 영역에 대해서 텍스처 특징을 추출하는 제3단계, 상기 텍스처 특징이 추출된 하위 영역을 패턴 인식 알고리즘을 이용하여 질병을 관별하는 SVM(Support vector machine)을 이용하여 패턴 인식된 질병에 따라 상기 텍스처 특징을 자동 분류하는 제4단계로 구성되는 것을 특징으로 한다.

상기와 같이 구성된 본 발명에 따르면, 이미지를 하위 영역으로 나누고 상기 하위 영역의 밝기와 구조를 균일 하게 하는 UEM 방법을 사용함으로써 픽셀 정보 손실을 최소화 할 뿐만 아니라, 텍스처 특성 추출 시 방향 불변 성을 얻을 수 있는 효과가 있다.

대 표 도



특허청구의 범위

청구항 1

입력 이미지의 콘트라스트 개선단계, 상기 콘트라스트 개선단계에서 산출된 이미지에 대하여 흑백 픽셀 변화를 최소화하기 위한 역치를 얻기 위한 2치화 단계, 상기 2치화 단계에서 산출된 이미지에서 노이즈(noise)와 혈관을 제거하기 위한 형태처리 단계로 목표 이미지를 찾는 제1단계;

상기 제1단계에서 산출된 이미지를 하위 영역(Sub-region)으로 나누는 제2단계;

상기 제2단계에서 나누어진 하위 영역에 대해서 텍스처 특징을 추출하는 제3단계;

상기 텍스처 특징이 추출된 하위 영역을 패턴 인식 알고리즘을 이용하여 질병을 판별하는 SVM(Support vector machine)을 이용하여 패턴 인식된 질병에 따라 상기 텍스처 특징을 자동 분류하는 제4단계;

로 구성되는 것을 특징으로 하되,

상기 제3단계는,

이미지로부터 균일한 밝기 패턴을 얻어 복수의 방향에서 텍스처 특성을 추출하기 위하여 하나의 중앙 픽셀에 대하여 이진 코드를 생성하는 제3-1단계;

상기 중앙 픽셀의 국소(local) 구조를 나타내기 위하여 상기 중앙 픽셀에 대하여 방향변화 구배를 계산하는 제3-2단계;

상기 제3-1단계 또는 제3-2단계에서 산출된 이미지의 국소 밝기와 국소 구조의 균일도를 나타내는 조건부 확률 밀도함수를 생성하는 제3-3단계;

상기 확률 밀도함수를 이용하여 CT 이미지 텍스처 특성을 산출하는 제3-4단계;

를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 CT 이미지에서의 텍스처 특징 추출방법.

청구항 2

삭제

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 제3-1단계에서,

이진 코드의 생성은 중앙 픽셀에서 인접하는 픽셀부터 일정 반경을 가지는 원형 부분에 존재하는 픽셀들에 대하여 이진코드를 생성하되,

상기 일정 반경을 가지는 원형 부분에 존재하는 픽셀들에 대하여 중앙 픽셀보다 작으면 0의 코드를 생성하고 그렇지 않으면 1의 코드를 생성하는 것을 특징으로 하는 CT 이미지에서의 텍스처 특징 추출방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 제3-2단계에서,

상기 중앙 픽셀의 좌표 $P(x,y)$ 에 대하여 방향 구배 $\{O_\theta(x,y)\}$ 는 하기 수학식 23과 같이 산출되되, 하기 수학식 23에서 $I(x,y)$ 는 $P(x,y)$ 좌표에서의 이미지 강도(intensity) 함수이고,

$$O_\theta(x,y) = \tan^{-1} \left(\frac{I(x,y+1) - I(x,y-1)}{I(x+1,y) - I(x-1,y)} \right) \quad [\text{수학식 23}]$$

상기 이미지 강도 함수 $I(x,y)$ 는 하기 수학식 34에 의하여 산출되되, 하기 수학식 34에서 $i(x',y')$ 는 (x',y')

좌표에서의 픽셀 값이며, H와 W는 각각 이미지의 높이와 너비인 것을 특징으로 하는 CT 이미지에서의 텍스처 특징 추출방법.

$$I(x,y) = \sum_{\substack{x \leq x' < H \\ y \leq y' < W}} i(x',y') \quad [\text{수학식 34}]$$

청구항 5

삭제

명세서

기술분야

[0002] 본 발명은 CT 이미지에서 텍스처 특징을 추출하는 방법에 관한 것으로서, 특히 국소 밝기 및 구조에 대하여 균일성 추정 방법(Uniform Estimation Method, UEM)을 이용한 CT 이미지에서 텍스처 특징을 추출하는 방법에 관한 것이다.

배경기술

[0003] CT(Computed tomography) 촬영은 인체 내 근육의 병리적인 변화를 조사하는 유용한 도구이다. 그러나, CT 촬영 시 많은 량의 이미지 파일이 생성된다. 따라서, 종래에는 CT 촬영시 병리학자들이 많은 이미지를 모두 조사해야 하는 번거로움이 있었다. 이러한 불편을 극복하기 위하여 최근에 CAD(Computer-aided diagnosis) 시스템이 등장하였다. 현재에는 CAD 시스템을 이용하여 폐기종이나 폐암 같은 진단을 하는 것이 의학 이미지 프로세싱에서 가장 중요한 분야 중의 하나가 되었다.

[0004] CAD 시스템에서 이미지상 비정상적인 부분을 인식하는 가장 중요한 단계는 특징치 추출단계이다. 텍스처(texture) 특징은 이미지 조각, 이미지 분류, 이미지 추출 시스템에서 가장 기본적인 특징이다. 종래에는 인간의 시야가 닿지 않는 의학 이미지를 표현하기 위하여 GLDM(Gray level difference method), GLRLM(Gray level run-length method) 및 SGLDM(spatial gray level dependent method)같은 텍스처 특징치 추출 방법이 많이 사용되었다.

[0005] 그러나, 이러한 방법은 주어진 방향에서만 텍스처를 추출할 수 있으므로 방향지향적인 문제점이 있었다. 즉, 단방향의 주어진 방향을 이용하여 추출된 텍스처 특징을 추출함으로써 픽셀의 몇몇 인접정보들이 소실되어 회전 불변성을 유지하지 못하는 문제점이 있었다. 게다가 SGLDM이 다양한 객체들을 구별하는 강력한 방법이고 상기 방법들 중 가장 확실한 텍스처 분석 방법이나, SGLDM에 기반한 텍스처 특징치 추출에는 복잡한 계산이 필요하다는 문제점이 있었다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명의 목적은 상술한 바와 같은 문제점을 해결하기 위해 안출된 것으로서, 다방면에서 텍스처 특징을 추출하여도 회전 불변성이 유지되고, SGLDM의 복잡한 연산을 극복할 수 있는 텍스처 특징치 추출방법을 제공하는 것을 목적으로 한다.

과제의 해결 수단

[0007] 본 발명에 따른 CT 이미지에서의 텍스처 특징 추출방법은, 입력 이미지의 콘트라스트 개선단계, 상기 콘트라스트 개선단계에서 산출된 이미지에 대하여 흑백 픽셀 변화를 최소화하기 위한 적절한 역치를 얻기 위한 2치화 단계, 상기 2치화 단계에서 산출된 이미지에서 노이즈(noise)와 혈관을 제거하기 위한 형태처리 단계로 목표 이미지를 찾는 제1단계, 상기 제1단계에서 산출된 이미지를 하위 영역(Sub-region)으로 나누는 제2단계, 상기 제2단계에서 나누어진 하위 영역에 대해서 텍스처 특징을 추출하는 제3단계, 상기 텍스처 특징이 추출된

하위 영역을 패턴 인식 알고리즘을 이용하여 질병을 판별하는 SVM(Support vector machine)을 이용하여 패턴 인식된 질병에 따라 상기 텍스처 특징을 자동 분류하는 제4단계로 구성되는 것을 특징으로 한다.

[0008] 또한, 상기 제3단계는, 이미지로부터 균일한 밝기 패턴을 얻어 복수의 방향에서 텍스처 특성을 추출하기 위하여 하나의 중앙 픽셀에 대하여 이진 코드를 생성하는 제3-1단계, 상기 중앙 픽셀의 국소(local) 구조를 나타내기 위하여 상기 중앙 픽셀에 대하여 방향변화 구배를 계산하는 제3-2단계, 상기 단계들에서 산출된 이미지의 국소 밝기와 국소 구조의 균일도를 나타내는 조건부 확률 밀도함수를 생성하는 제3-3단계, 상기 확률 밀도함수를 이용하여 CT 이미지 텍스처 특성을 산출하는 제3-4단계를 더 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0009] 또한, 상기 제3-1단계에서, 이진 코드의 생성은 중앙 픽셀에서 인접하는 픽셀부터 일정 반경을 가지는 원형 부분에 존재하는 픽셀들에 대하여 이진코드를 생성하되, 상기 일정 반경을 가지는 원형 부분에 존재하는 픽셀들에 대하여 중앙 픽셀보다 작으면 0의 코드를 생성하고 그렇지 않으면 1의 코드를 생성하는 것을 특징으로 한다.

[0010] 또한, 상기 제3-2단계에서, 상기 중앙 픽셀의 좌표 $P(x,y)$ 에 대하여 방향 구배 $\{0\theta(x,y)\}$ 는 하기 수학식 23과 같이 산출되되, 하기 수학식 23에서 $I(x,y)$ 는 $P(x,y)$ 좌표에서의 이미지 강도(intensity) 함수이고,

$$O_{\theta}(x,y) = \tan^{-1} \left(\frac{I(x,y+1) - I(x,y-1)}{I(x+1,y) - I(x-1,y)} \right) \quad [\text{수학식 23}]$$

[0010]

[0012] 상기 이미지 강도 함수 $I(x,y)$ 는 하기 수학식 34에 의하여 산출되되, 하기 수학식 34에서 $i(x',y')$ 는 (x',y') 좌표에서의 픽셀 값이며, H 와 W 는 각각 이미지의 높이와 너비인 것을 특징으로 한다.

$$I(x,y) = \sum_{\substack{x \leq x' < H \\ y \leq y' < W}} i(x',y') \quad [\text{수학식 34}]$$

[0012]

[0014] 또한, 상기 콘트라스트 개선은 하기 수식과 같이 감마 보정에 의하되, 하기 수식에서 G_i 는 입력 이미지의 픽셀 값이고, G_0 는 출력 이미지의 픽셀 값이며, γ 는 감마 보정 계수인 것을 특징으로 한다.

$$G_0 = (G_i/255)^{\gamma} \times 255$$

[0014]

발명의 효과

[0016] 상기와 같이 구성된 본 발명에 따르면, 이미지를 하위 영역으로 나누고 상기 하위 영역의 밝기와 구조를 균일하게 하는 UEM 방법을 사용함으로써 픽셀 정보 손실을 최소화 할 뿐만 아니라, 텍스처 특성 추출 시 방향 불변성을 얻을 수 있는 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

[0016] 도 1은 본 발명에 따른 폐부분 위치 찾기(S100)의 5단계(콘트라스트(contrast) 개선, 2치화, 형태 처리, 혈관 제외, 폐부분 탐지)를 포함한 UEM 방법의 순서도를 도시한 도면이다.

도 2와 도 3은 각각 원본 이미지와 콘트라스트 개선된 이미지를 도시한 도면이다.

도 4는 도 3의 이진 이미지를 도시한 도면이다.

도 5는 도 4를 형태 처리하여 산출한 이미지를 도시한 도면이다.

도 6은 도 5에서 도 4의 폐 부분을 제외하여 산출된 폐에서의 혈관 부분을 도시한 도면이다.

도 7은 도 6의 혈관 부분이 제거된 폐를 도시한 도면이다.

도 8은 폐 이미지의 하위 영역을 도시한 도면이다.

도 9는 폐기종 부분을 도시한 도면이다.

도 10은 LBP 코드를 생성하는 과정을 도시한 도면이다.

도 11은 국소 균일 패턴의 일 실시예를 도시한 도면이다.

도 12는 샘플 이미지에서 2개의 3×3 국소 지역을 나타내는 모델을 도시한 도면이다.

도 13은 $ELBP^{riu4}$ 로 정의된 모델에서의 방향 구배차를 도시한 도면이다.

도 14는 적분 이미지에서 사각형 영역의 합을 계산하는 과정을 도시한 도면이다.

도 15a 내지 도 15e는 HRCT 이미지의 4개의 질병 각각의 시각적 특징을 도시한 도면이다.

도 16a 내지 도 18d는 UEM과 SGLDM, UEM과 GLRLM 및 UEM과 GLDM의 ROC(Receiver Operating Characteristic) 곡선을 도시한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0018] 이하에서는 본 발명에 따른 텍스처 특징치 추출방법에 대한 일 실시예를 설명한다.

[0019] 가장 널리 사용되는 텍스처 추출방법인 SGLDM은 의학 이미지 분석에서 널리 사용되는 방법이다. SGLDM은 특정 거리와 방향을 가지는 그레이 레벨(gray level) 쌍의 공간적 분포에 의하여 텍스처 특성을 추출한다. 이러한 방법은 이미지에서 텍스처가 포함된 정보는 그레이 레벨이 하나에서 다른 하나로 전이되는 전반적인 공간 관계가 포함한다는 가정에 근거한다. 이 방법은 제2차 결합 조건 확률 밀도 함수 $f(i, j|d, \theta)$ 를 추정한다. 각각의 $f(i, j|d, \theta)$ 는 d 와 a 의 상호 샘플 스페이스(intersample space)의 0° , 45° , 90° 및 135° 의 값을 갖는 방향 θ 에서 그레이 레벨 i 에서 그레이 레벨 j 로 전이되는 확률이다. 256의 그레이 레벨을 가지는 하나의 이미지에 대하여 256×256 사이즈를 가지는 공간 의존 행렬 $M(d, \theta)$ 는 하기 수학식 1과 같이 산출된다.

수학식 1

$$\begin{bmatrix} f(0,0|d,\theta) & f(0,1|d,\theta) & \dots & f(0,255|d,\theta) \\ f(1,0|d,\theta) & f(1,1|d,\theta) & \dots & f(1,255|d,\theta) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(255,0|d,\theta) & f(255,1|d,\theta) & \dots & f(255,255|d,\theta) \end{bmatrix}$$

[0019]

[0021] 상기 텍스처 특성은 상기 수학식 1의 행렬로 산출될 수 있다. 하기 수학식 2 내지 수학식 6은 의학 이미지 분석에 자주 이용되는 특성의 일부이다.

[0022] 변수(variance) F_1 은 하기 수학식 2와 같이 산출된다.

수학식 2

$$F_1 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i - \mu_x)^2 f(i,j|d,\theta)$$

[0022]

[0024] 상기 수학식 2에서 L 은 상기 이미지의 그레이 레벨이며, 상기 μ_x 는 하기 수학식 3과 같다.

수학식 3

$$\mu_x = \sum_{i=0}^{L-1} if(i|d, \theta)$$

[0024]

[0026] 변화량(Difference variance) F_2 는 하기 수학식 4와 같이 산출된다.

수학식 4

$$F_2 = \sum_{n=0}^{L-1} \left\{ n - \sum_{k=0}^{L-1} nf_{x-y}(n) \right\}^2 f_{x-y}(n)$$

[0026]

[0028] 상기 수학식 4에서 $f_{x-y}(n)$ 는 하기 수학식 5와 같이 산출된다.

수학식 5

$$f_{x-y}(n) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} f(i, j|d, \theta) \quad 0 \leq |i-j| = n \leq L-1$$

[0028]

[0030] 엔트로피(entropy)의 합 F_3 는 하기 수학식 6과 같이 산출된다.

수학식 6

$$F_3 = - \sum_{n=0}^{2L-2} f_{x+y}(n) \log\{f_{x+y}(n)\}$$

[0030]

[0032] 상기 수학식 6에서 $f_{x+y}(n)$ 은 하기 수학식 7과 같다.

수학식 7

$$f_{x+y}(n) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} f(i, j|d, \theta) \quad 0 \leq i+j = n \leq 2L-2$$

[0032]

[0034] 엔트로피의 차(Difference entropy) F_4 는 하기 수학식 8과 같이 산출된다.

수학식 8

$$F_4 = - \sum_{n=0}^{L-1} f_{x-y}(n) \log\{f_{x-y}(n)\}$$

[0034]

[0036] 따라서, 상기 수학식들을 정리하면 엔트로피 F_5 는 하기 수학식 9와 같이 산출된다.

수학식 9

$$F_5 = - \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} f(i,j|d,\theta) \log f(i,j|d,\theta)$$

[0036]

[0038] 상기 언급된 텍스처 특성은 범주화에 유용하며, CT 이미지에서 폐기물 인식에 이용되어 왔다. 그러나, SGLDM에 근거한 텍스처 특성 추출은 방향 의존적이므로, 단방향에서 추출한 텍스처 특성은 인접 픽셀 정보의 일부가 소실되는 문제점이 있다. 즉, 방향 불변성을 가지지 못한다. 게다가 상기 수학식 4, 6 및 8에서 이러한 특성의 계산에는 동시발생(co-occurrence) 행렬을 이용한 많은 연산이 필요하다. 이러한 복잡한 계산은 특성 추출의 효율성을 악화시킨다. 따라서, SGLDM을 이용한 텍스처 특성 추출 성능 향상이 절실한 상황이었다.

[0039] GLRLM(The gray level run length method)는 다양한 길이를 갖는 그레이 레벨 반복(runs)을 계산하는 것이다. GLRLM에서 그레이 레벨 반복은 동일한 그레이 값을 가지는 이미지에서의 선형적으로 인접한 픽셀들의 집합이다. 상기 반복 길이는 상기 반복 내에서 동일한 그레이 값을 가지는 픽셀들의 수이다. 그레이 레벨 반복 길이 행렬 $\{R(\theta)\}$ 의 엘리먼트(element) $r'(i,j|\theta)$ 은 하기 수학식 10과 같이 정의된다.

수학식 10

$$R(\theta) = [r'(i,j|\theta)]$$

[0039]

[0041] 상기 엘리먼트는 θ° 의 방향에서 길이 j , 그레이 레벨 i 의 반복을 포함하는 이미지의 추정된 반복횟수를 정의한다. 5가지의 텍스처 특성(짧은 반복 강조, 긴 반복 강조, 그레이 레벨 불균일성, 반복 길이 불균일성, 반복율)은 이미지 특성을 나타내는 그레이 레벨 반복 길이 행렬에 근거하여 정의된다.

[0042] GLDM은 1개의 이미지에서 한쌍의 그레이 레벨 사이에서 절대적인 차이점에 근거한다. $I(x,y)$ 가 이미지 밀도 함수라고 가정하면, 주어진 방출량 $\delta=(\Delta x, \Delta y)$ 에 대하여 하기 수학식 11과 같이 절대 그레이 레벨 차($D_\delta(x,y)$)를 계산할 수 있다.

수학식 11

$$D_\delta(x,y) = |I(x,y) - I(x+\Delta x, y+\Delta y)|$$

[0042]

[0044] $f'(i|\delta)$ 를 D_δ 의 가능한 값과 관련된 추정된 확률 밀도 함수라고 하면, $f'(i|\delta)$ 는 하기 수학식 12와 같이 산출된다.

수학식 12

$$f'(i|\delta) = P(D_\delta(x,y) = i)$$

[0044]

[0046]

상기 확률 밀도 함수에 따라, 5개의 텍스처 특성(콘트라스트, 2차 모멘트 각, 엔트로피, 평균 및 역 모멘트 차)가 정의된다.

[0047]

전술한 바와 같이, GLRLM 및 GLDM에 근거한 텍스처 특성은 또한 단 방향에서 추출이 가능하다. 따라서, 인접한 픽셀 정보가 소실될 뿐만 아니라, 방향 불변성도 없는 문제점이 있다.

[0048]

따라서, 상기 문제점을 해결하기 위하여 본 발명에서 텍스처 특징치를 추출하는 방법으로 UEM(Uniform Estimation Method)을 방법을 사용한다. 우선 폐에서 텍스처 특성을 추출하고 외상 부분을 찾아내기 위하여 첫째로 CT 이미지에서 폐부분의 위치를 찾는 것이 필요하다. 도 1은 본 발명에 따른 폐부분 위치 찾기(S100)의 5단계(콘트라스트(contrast) 개선, 2치화, 형태 처리, 혈관 제외, 폐부분 탐지)를 포함한 UEM 방법의 순서도를 도시한 도면이다.

[0049]

제1단계는 감마 보정을 이용한 입력 이미지를 처리하는 단계(S110)이다. 감마 보정은 하기 수학식 13과 같이 이루어 진다.

수학식 13

$$G_0 = (G_i/255)^{\gamma} \times 255$$

[0049]

[0051]

상기 수학식 13에서 G_i 는 입력 이미지의 픽셀 값이고, G_0 는 출력 이미지의 픽셀 값이며, γ 는 감마 보정 계수를 의미한다. 본 발명의 실시예에서 γ 는 1.47로 가정한다. 도 2와 도 3은 각각 원본 이미지와 콘트라스트 개선된 이미지를 도시한 도면이다.

[0052]

둘째는, CT 이미지에서 폐 부분을 찾기 위하여, 흑백 픽셀 변화를 최소화하기 위한 적절한 역치를 얻기 위하여 상기 콘트라스트 개선된 이미지에 적용하여 이진 이미지를 얻는 2치화(Binarization) 단계이다(S120). 이진 이미지를 얻는 데는 공지된 Otsu 방법을 이용하는 것이 바람직하다. 도 4는 도 3의 이진 이미지를 도시한 도면이다.

[0053]

2치화를 거친 후 2진 이미지에서 노이즈와 혈관을 제거하기 위하여 형태 처리가 수행된다(S130). 도 5는 도 4를 형태 처리하여 산출한 이미지를 도시한 도면이다. 도 5에 도시한 바와 같이, 성장하는(growing) 부분에 의하여 폐 부분을 얻을 수 있다. 따라서, 도 5의 성장하는 부분에서 도 4의 폐 부분을 제외함으로써 도 6에 도시한 바와 같이 폐에서 혈관 부분을 얻을 수 있다. 결과적으로 도 7에 도시한 바와 같이 CT 이미지에서 혈관 부분이 제거된 폐 부분을 얻을 수 있다.

[0054]

다음으로, 폐에서 텍스처 특성을 추출하고 이상 부분을 찾기 위하여, 폐 부분을 30×30 픽셀의 하위 영역(Sub-region)으로 나눈다(S200). 도 8은 폐 이미지의 하위 영역을 도시한 도면이다. 폐의 70% 이상을 차지하는 상기 하위 영역은 텍스처를 추출 시 얻을 수 있다.

[0055]

텍스처 특성 추출(S300)은 CT 이미지에서 병리학적인 변화 인식에 매우 중요하다. 텍스처 특성 추출 방법은 도 1에 도시한 바와 같이 ELBP 코드 계산, 방향변화 구배 계산, 조건부 확률밀도 함수 생성 및 텍스처 특성 추출 하는 단계로 이루어 진다. 일반적으로, CT 이미지에서 병리학적 변화는 일부 국소적인 구조 및 밝기 특성에서 나타난다. 예컨대, 종양 부분은 주변보다 더 밝게 나타나며, 폐기종(emphysema) 부분은 정상 영역보다 더 어둡고 더 부드럽게 나타난다. 도 9는 폐기종 부분을 도시한 도면이다. 도 9에 도시한 바와 같이, 폐기종 부분은 정상 부분보다 더 어둡고 표면은 더 부드럽다.

[0056]

병리학적으로 변화된 부분과 정상부분을 더 쉽게 구별하기 위하여, 이미지 부분으로부터 추출된 특성들은 이

미지의 밝기 특성과 구조 특성을 나타내야 한다. 이러한 목적을 위하여 UEM 방법이 사용되는데, UEM 방법은 이미지의 복수의 방향에서 균일한 밝기와 구조 정보를 추출할 수 있어 병리학적 변화를 더 잘 감지할 수 있다.

[0057] 이미지로부터 균일한 밝기 패턴을 얻어 복수의 방향에서 텍스처 특성을 추출하기 위하여 ELBP(Extension of rotation invariant Local Binary Pattern) 코드를 생성한다(S310). LBP(Rotation invariant Local Binary Pattern)는 텍스처 특성을 표현하는 강력한 수단이며 얼굴 이미지 분석 및 의학 이미지 분석과 같이 다양한 응용분야에 널리 사용된다. Harwood에서 처음 소개된 상기 LBP는 중앙 픽셀 값에 대하여 3×3 인접하는 픽셀들에서부터 이진 코드 생성을 시작한다. 인접 픽셀이 중앙 픽셀보다 작으면 0의 이진 코드를 생성한다. 그렇지 않으면 이진 코드 1을 생성한다. 이러한 이진 코드들은 상응하는 가중치가 곱해져 합산되어 하기 수학식 14와 같이 LBP 코드를 생성한다.

수학식 14

$$LBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p$$

[0057]

[0059] 상기에서 (x_c, y_c) 는 중앙 점의 위치이고 g_c 는 중앙 점의 픽셀 값이며, g_p 는 인접 픽셀의 픽셀 값이고, P는 인접 픽셀들의 수이며, R은 반경이다. 또한, $s(g_p - g_c)$ 는 하기 수학식 15와 같이 산출된다.

수학식 15

$$s(g_p - g_c) = \begin{cases} 1 & g_p \geq g_c \\ 0 & g_p < g_c \end{cases}$$

[0059]

[0061] 도 10은 LBP 코드를 생성하는 과정을 도시한 도면이다. 방향 불변성을 얻기 위하여, 원본 LBP는 "균일한" 패턴을 이용하여 R 반경을 가지는 원형 부분에서 인접하는 P 멤버들의 원형 대칭 집합까지 확장된다. 인접하는 픽셀들의 그레이 값을 계산하기 위하여 보간법이 사용되는데, 이는 정확히 픽셀 위치에 일치하지 않는다. 이러한 방향 불변의 LBP(LBP^{riu2})는 하기 수학식 16에 의하여 산출된다.

수학식 16

$$LBP_{P,R}^{riu2} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) & \text{if } U(LBP_{P,R}) \leq 2 \\ P+1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0061]

[0063] 상기 수학식 16에서 $s(g_p - g_c)$ 및 $U(LBP_{P,R})$ 은 각각 하기 수학식 17 및 수학식 18과 같다.

수학식 17

$$s(g_p - g_c) = \begin{cases} 1 & g_p \geq g_c \\ 0 & g_p < g_c \end{cases}$$

[0063]

수학식 18

$$U(LBP_{P,R}) = |s(g_{p-1} - g_c) - s(g_0 - g_c)| + \sum_{p=1}^{P-1} |s(g_p - g_c) - s(g_{p-1} - g_c)|$$

[0064]

[0066] 상기에서 "riu2"는 약 2의 U 값을 가지는 방향 불변의 균일 패턴을 나타낸다. U는 공간적인 전이를 나타내는 수에 부응하는 균일성을 추정하는 데 이용된다. 예컨대, 0/1 비트는 원 내부에서 연속적인 비트들 사이에서 변한다. 따라서, U 값이 커질수록 국소 패턴에서 공간적 전이가 발생하는 빈도가 증가한다. 도 11은 다른 U를 가지는 국소 균일 패턴의 일 실시예를 도시한 도면이다.

[0067] 국소 패턴의 밝기 균일성을 더 잘 표현하고 LBP^{riu2} 를 더 잘 구별되게 하기 위하여, 하기 수학식 19와 같이 확장된 LBP^{riu2} 방법이 사용된다.

수학식 19

$$ELBP_{P,R}^{riu4} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} |s(g_p - g_c)| & \text{if } U(ELBP_{P,R}) \leq 4 \\ P+1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0067]

[0069] 상기 수학식 19에서 $s(g_p - g_c)$, $U(ELBP_{P,R})$ 및 $\delta(a)$ 는 각각 하기 수학식 20 내지 수학식 22와 같다.

수학식 20

$$s(g_p - g_c) = \begin{cases} 1 & g_p > g_c \\ 0 & g_p = g_c \\ -1 & g_p < g_c \end{cases}$$

[0069]

수학식 21

$$U(ELBP_{p,R}) = \delta[s(g_{p-1} - g_c) - s(g_0 - g_c)] + \sum_{p=1}^{P-1} \delta[s(g_p - g_c) - s(g_{p-1} - g_c)]$$

[0070]

수학식 22

$$\delta(a) = \begin{cases} 0 & a=0 \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0071]

[0073] 상기 수학식 20과 같이 중심점과 그 주변 픽셀들과의 밝기 관계는 3가지 경우로 나누어진다. 이는 -1, 0 및 1의 3가지로 표시된다. 이 새로운 패턴은 중심점과 그 주변점들 사이의 밝기 관계를 보다 상세히 나타낸다. 따라서, 이미지의 밝기 균일성을 추정하는 데 있어서 $ELBP^{riu4}$ 는 LBP^{riu2} 보다 더 효과적인 수단이고, $ELBP^{riu4}$ 를 이용하면 복수의 방향에서 국소 패턴 정보를 얻을 수 있다.

[0074] $ELBP^{riu4}$ 는 중심점과 그 주변점들과 그레이 레벨 관계를 더 잘 나타내지만, 이러한 픽셀들의 국소 구조 정보를 나타내지 못한다. 도 12는 샘플 이미지에서 2개의 3×3 국소 지역을 나타내는 모델을 도시한 도면이다. 상기 도면에서 도시한 바와 같이, 양 모델에서 중심점들은 가장 높은 그레이 값을 가지고 있다. 따라서, 상기 중심점들의 $ELBP^{riu4}$ 값들은 동일하다. 그러나, 상기 도 12에 도시한 바와 같이 상기 중심점들의 국소 구조는 상이하다. 국소 구조를 나타내기 위하여 상기 점들에 대하여 방향 구배(gradient)를 적용한다(S320).

[0075] 방향 구배는 이미지 특성을 효과적으로 표현하는 또 다른 수단이다. 이미지 강도 함수를 $I(x,y)$ 라고 가정하면, $P(x,y)$ 점의 방향 구배는 하기 수학식 23과 같이 산출된다.

수학식 23

$$O_0(x,y) = \tan^{-1} \left(\frac{I(x,y+1) - I(x,y-1)}{I(x+1,y) - I(x-1,y)} \right)$$

[0075]

[0077] 상기 수학식 23과 같이, 방향 구배는 $P(x,y)$ 근처의 국소 구조를 나타낸다. 도 12a 및 도 12b에서의 화살표는 양 중심점들의 방향 구배를 나타낸다. 도 12a 및 도 12b에서 도시한 바와 같이, 중심점들 주변의 국소 구조는 방향 구배에 영향을 미친다. 이 경우, 양 중심점들의 $ELBP^{riu4}$ 값은 동일하나, 그들의 방향 구배는 상당히 다르다. 따라서, 본 발명에 따른 UEM에서 이미지에서 국소 구조의 "균일한" 패턴을 더 자세히 나타내기 위하여 방향 구배 정보를 이용한다. 2개의 점들이 동일한 국소 구조를 갖는다면, 그들의 방향 구배 또한 동일할 것이다. 따라서, 상기 2개 점들의 국소 구조 사이의 유사성을 계산하기 위하여, 두 점 사이의 방향 구배 차를 계산해야 한다. 방향 구배 차를 이용하기 때문에 본 발명에 따른 UEM은 방향 불변성을 가진다. 도 13은 $ELBP^{riu4}$ 로 정의된 모델에서의 방향 구배차를 도시한 도면이다. 도 13에서 화살표는 상기 점들의 방향을 의미한다.

[0078] 따라서, 주어진 점 $P(x,y)$ 와 그 주변의 점 $P(x_n, y_n)$ 에 대하여 이들 사이의 방향 구배 차 $\{GOD(x,y)_{x_n,y_n}\}$ 는 하기 수학식 24에 의하여 산출된다.

수학식 24

$$GOD(x,y)_{x_n,y_n} = |O_\theta(x,y) - O_\theta(x_n,y_n)|$$

[0078]

[0080]

다음으로, 점 $P(x,y)$ 에 대하여, 밝기를 나타내기 위하여 그레이 레벨을 사용하고, $P(x,y)$ 의 주변의 밝기 균일성을 나타내기 위하여 $ELBP^{riu4}$ 를 적용하며, $P(x,y)$ 및 그 주변 사이의 국소 구조의 균일성을 나타내기 위하여 방향 구배차를 적용한다. 반경 R 내의 주변 점들의 수를 P 라고 가정하고, 주변 점들을 $P(x_1, y_1)$, $P(x_2, y_2)$, ..., $P(x_p, y_p)$ 라고 하면, 하나의 점 $P(x, y)$ 와 그 주변점 $P(x_1, y_1)$ 사이의 균일도를 하기 수학식 25와 같이 정의할 수 있다.

수학식 25

$$V(x,y)_{x_1,y_1} = \begin{cases} GLELBP^{riu4}(x,y) = g_c \frac{ELBP_{P,R}^{riu4}(x,y)}{(P+1)} \\ GOD(x,y)_{x_1,y_1} = |O_\theta(x,y) - O_\theta(x_1,y_1)| \end{cases}$$

[0080]

[0082]

상기 수학식 25에서 g_c 는 $P(x,y)$ 의 그레이 레벨을 의미한다. 마찬가지로, $P(x,y)$ 와 $P(x_1, y_1)$, $P(x_2, y_2)$, ..., $P(x_p, y_p)$ 각각의 균일도 또한 상기 수학식 25에 의해 산출될 수 있다. 상기 수학식 25에서 $GLELBP$ (Gray level $ELBP$)^{riu4}는 $ELBP^{riu4}$ 에 기반한 그레이 레벨 즉, 그레이 레벨과 $ELBP^{riu4}$ 의 조합이다. 그레이 레벨은 $ELBP^{riu4}$ 를 통하여 세분화된다. 따라서, $P(x,y)$ 근처의 점들이 균일하다면, $GLELBP^{riu4}$ 는 더 적거나 더 많은 값을 얻는다. 도 9에 도시한 바와 같이, 비정상적 부분(폐기종 부분)들은 정상 부분보다 더 어둡고 더 부드럽다. 따라서, 폐기종 부분의 $GLELBP^{riu4}$ 는 다른 부분보다 더 작고, 특징적인 부분을 형성한다.

[0083]

마지막으로, 상기 수학식 25를 적용함으로써 밝기와 구조의 균일도를 추정할 수 있다. 상기 수학식 25에 따라 조건부 확률 밀도 함수 $F(GLELBP^{riu4}, GOD|P,R)$ 를 정의한다(S330). 상기 확률밀도 함수에서 $0 \leq GLELBP^{riu4} < L$ (그레이 레벨 범위를 0~L로 가정한다.). $0 \leq GOD < D$ (방향 구배차의 범위를 0~D로 가정한다.)이다. 하기 수학식 26을 통하여 상기 함수 $F(GLELBP^{riu4}, GOD|P,R)$ 로부터 $L \times D$ 의 크기를 갖는 행렬을 산출할 수 있다.

수학식 26

$$UEM(GLELBP^{riu4}, GOD|P,R) = \begin{bmatrix} F(0,0|P,R) & F(0,1|P,R) & \dots & F(0,D|P,R) \\ F(1,0|P,R) & F(1,1|P,R) & \dots & F(1,D|P,R) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ F(L,0|P,R) & F(L,1|P,R) & \dots & F(L,D|P,R) \end{bmatrix}$$

[0083]

[0085]

다음으로는 상기 조건부 확률 밀도 함수를 이용하여 텍스처 특성을 계산한다(S340). 본 발명에 따른 UEM은 국소의 밝기와 구조의 균일도를 나타낼 수 있기 때문에, 상기 행렬을 국소 밝기와 구조에 대하여 균일도 추정 방법(Uniformity Estimation Method, UEM)이라고 명명한다. 여기서, 두개의 국소 구조들의 방향 구배 차가 180°다시 말하면, 2개의 국소 구조들이 동일한 것을 의미하는 방향 구배 차가 0°인 경우, 상기 2개의 국소 구

조들이 가장 큰 방향 구배 차를 얻을 수 있는 2개의 국소 구조를 정의한다. 하기 수학식 27, 수학식 28, 수학식 29, 수학식 30 및 수학식 31은 각각 CT 이미지 분석을 위한 5가지 텍스처 특성인 엔트로피(ENT), 방향 구배 균일도(Gradient Orientation Uniformity Emphasis, GOUE), 방향 구배 차이도(Gradient Orientation Difference Emphasis, GODE), 고(高)그레이 레벨 강도(High Gray Level Emphasis, HGLE) 및 저(低)그레이 레벨 강도(Low Gray Level Emphasis, LGLE)를 정의한 것이다.

수학식 27

$$ENT = - \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{d=0}^{D-1} F(l,d|P,R) \log[F(l,d|P,R)]$$

[0085]

수학식 28

$$GOUE = \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{d=0}^{D-1} F(l,d|P,R) \cos(d)$$

[0086]

수학식 29

$$GODE = \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{d=0}^{D-1} F(l,d|P,R) \sin\left(\frac{d}{2}\right)$$

[0087]

수학식 30

$$HGLE = \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{d=0}^{D-1} F(l,d|P,R) l^2$$

[0088]

수학식 31

$$LGLE = \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{d=0}^{D-1} \frac{F(l,d|P,R)}{(1+l^2)}$$

[0089]

[0091]

상기 5개의 특성 중 엔트로피는 이미지 내부의 복잡성을 나타내는 지표이다.(복잡한 이미지는 높은 엔트로피 값을 가진다.) 상기 GOUE는 이미지의 구조적 균일도를 측정하는 수단이다. 이미지가 균일하면 GOUE 값은 커진다. GODE는 이미지 구조차를 측정하는 수단이다. 이미지의 국소 구조가 서로 다르면 GODE 값은 커진다. HGLE와 LGLE는 이미지 밝기를 측정하는 수단이다. 이미지가 밝으면 HGLE 값은 커지고 LGLE 값은 적어진다. 상기 특성들이 이미지 밝기 및 구조의 균일도 측정 수단이므로, 폐의 CT 이미지에서 손상 부위 탐지에 이용된다.

[0092]

일부 텍스처 특징은 조도 불변성이 요구된다. 따라서, 조도 불변성을 얻기 위하여 그레이 레벨 차가

이용된다. 그레이 레벨 차를 고려하여 상기 수학식 25를 변형하면 하기 수학식 32와 같다.

수학식 32

$$V(x,y)_{x_1,y_1} = \begin{cases} GLDELBP^{riu4}(x,y) = |g_c - g_{x_1,y_1}| \frac{ELBP_{P,R}^{riu4}(x,y)}{(P+1)} \\ GOD(x,y)_{x_1,y_1} = |O_\theta(x,y) - O_\theta(x_1,y_1)| \end{cases}$$

[0092]

[0094]

상기 수학식 32에서 g_{x_1,y_1} 은 점 $P(x_1, y_1)$ 의 그레이 레벨이다. 상기 수학식 32와 같이, 도 13에 도시한 중심점의 그레이 레벨을 그레이 레벨차의 절대 값인 $|g_c - g_{x_1,y_1}|$ 으로 대체함으로써, 상기 수학식 32에 기반하여 추출된 텍스처 특성은 조도 불변성을 얻을 수 있다.

[0095]

앞서 살펴본 바와 같이 SGLDM으로 생성된 동시 발생 행렬을 이용함으로써 텍스처 특성 계산은 많은 양의 연산(수학식 4, 6, 8)을 필요로 한다. 상기와 같이 복잡한 연산으로 인하여 텍스처 특징치 추출의 효율성이 저하된다. 따라서, 효율성 저하 문제를 해결하기 위하여 그레이 레벨의 범위는 256에서 32로 축소되었다. 그러나, 그레이 레벨 범위 축소는 심각한 원본 이미지의 텍스처 정보 소실을 가져오므로 텍스처 특성을 이용한 분류를 수행을 어렵게 한다.

[0096]

적분된 이미지를 이용하는 방법은 많은 부분에 대하여 연산이 필요한 경우 연산 처리 속도를 증가시키기 위하여 사용된다. (x,y) 지점에서 적분 이미지는 하기 수학식 33과 같이 x,y 의 좌상(left-up) 픽셀들의 합으로 산출된다.

수학식 33

$$I(x,y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x',y')$$

[0096]

[0098]

상기 수학식 33에서 $I(x,y)$ 는 지점 (x,y) 에서의 적분 이미지의 픽셀 값이고, $i(x',y')$ 은 지점 (x',y') 에서의 원본 이미지에서의 픽셀 값이다. 적분 이미지를 이용함으로써, 3가지 단순한 합산 계산만이 필요하기 때문에, 이미지에서 사각형 영역의 합을 신속하게 산출될 수 있다. 도 14는 적분 이미지에서 사각형 영역의 합을 계산하는 과정을 도시한 도면이다.

[0099]

적분 이미지 방법의 특성 때문에, 적분 이미지 방법을 SGLDM의 특성 추출 처리를 가속화하는데 적용할 수 있다. 따라서, x,y 의 우하향의 픽셀들의 합을 포함하는 지점 (x,y) 에서의 이미지로서 적분 이미지를 재정의하면 하기 수학식 34와 같다.

수학식 34

$$I(x,y) = \sum_{\substack{x \leq x' < H \\ y \leq y' < W}} i(x',y')$$

[0099]

[0101]

상기 수학식 34에서 H 와 W 는 각각 이미지의 높이와 너비를 의미한다. 상기 수학식 34를 이용하여 수학식 1의 동시발생 행렬을 변환하면 하기 수학식 35 및 수학식 36과 같다.

수학식 35

$$S(d, \theta) = \begin{bmatrix} s(0,0) & s(0,1) & \dots & s(0,255) \\ s(1,0) & s(1,1) & \dots & s(1,255) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s(255,0) & s(255,1) & \dots & s(255,255) \end{bmatrix}$$

[0101]

수학식 36

$$s(R, C) = \sum_{i=R}^{L-1} \sum_{j=C}^{L-1} f(i, j | d, \theta)$$

[0102]

[0104] 상기 수학식 36에서 $R(0 \leq R \leq L-1)$ 은 행렬에서 구성요소의 열위치를 의미하며, $C(0 \leq C \leq L-1)$ 은 행렬에서 구성요소의 행위치를 의미한다. 따라서 상기 수학식 35에서의 구성요소를 적용하여 상기 수학식 1의 우하향 사각 영역의 어떤 합이라도 산출할 수 있다. 따라서, $f_{x+y}(n)$ 은 하기 수학식 37과 같이 산출된다.

수학식 37

$$f_{x+y}(n) = s(R, C)$$

[0104]

[0106] 상기 수학식 37에서 $R+C=n$, $0 \leq R$, $0 \leq C$ 이다. 마찬가지로, $|R-C|=n$, $s(R, C)$ 는 $f_{x-y}(n)$ 으로 대체 가능하다. 이러한 간단한 계산식을 이용함으로써, 계산된 복잡도는 크게 감소된다. 동시 발생 행렬을 적분 이미지로 변환하는 의사(pseudo) 코드의 일실시예는 다음과 같다.

[0107]

(1) $r \leftarrow$ the number of rows in the co-occurrence matrix

[0108]

(2) $c \leftarrow$ the number of columns in the co-occurrence matrix

[0109]

(3) $\text{Int_Mat} \leftarrow$ the integral matrix

[0110]

(4) $\text{Mat} \leftarrow$ the co-occurrence matrix

[0111]

(5) $\text{Int_Mat}[r-1][c-1] \leftarrow \text{Mat}[r-1][c-1];$

[0112]

(6) for $j \leftarrow c-2$ down to 0 //transform the last row of the

[0113]

co-occurrence matrix.

[0114]

(7) $\text{Int_Mat}[r-1][j-1] \leftarrow \text{Int_Mat}[r-1][j+1] + \text{Mat}[r-1][j];$

[0115]

(8) for $i \leftarrow r-2$ down to 0 //transform the last column of the

[0116]

co-occurrence matrix.

[0117]

(9) $\text{Int_Mat}[i][c-1] \leftarrow \text{Int_Mat}[i+1][c-1] + \text{Mat}[i][c-1];$

[0118]

//transform the other values.

[0119] (10) for $i \leftarrow r-2$ down to 0
 [0120] (11) for $j \leftarrow c-2$ down to 0
 [0121] (12) $\text{Int_Mat}[i][j] \leftarrow \text{Mat}[i][j] + \text{Int_Mat}[i+1][j] +$
 [0122] $\text{Int_Mat}[i][j+1] - \text{Int_Mat}[i+1][j+1];$

[0123] 다음은 본 발명에 따른 UEM의 성능 시험결과를 설명한다. 본 발명에 따른 UEM을 평가하기 위하여, 인하대학 병원의 45명의 환자의 1757개의 CT 이미지를 대상으로 하였다. 상기 CT 이미지에는 5명의 정상(NL) 폐(433 이미지), 11명의 중심소엽성 폐기종(centrilobular emphysema, CLE) 환자의 폐(339 이미지), 14명의 범소엽성 폐기종(panlobular emphysema, PLE) 환자의 폐(492 이미지), 5명의 폐쇄성 세기관지(bronchiolitis obliterans, BO) 환자의 폐(151 이미지), 10명의 붕소폐(honeycombing, HC) 환자의 폐(342 이미지)가 포함되어 있다. 이러한 이미지들은 16 탐지열의 CT를 이용하여 5mm 슬라이드와 미세커널(B70f)로 얻을 수 있다. 상기 선택된 데이터는 BMP 포맷으로 256 그레이 레벨로 저장된다. 하기 표 1은 CT 이미지의 상세 정보를 나타낸다.

표 1

Resolution	1024 × 1024
Slice	5 mm/slice
File format	BMP
Setting type	Lung setting
Gray level	256

[0123]

[0125] 도 15a 내지 도 15e는 HRCT(High Resolution Computer Tomography) 이미지의 4개의 질병 각각의 시각적 특징을 도시한 도면이다. 도 15a는 정상 폐를 도시한 도면이고, 도 15b는 순수 정상 폐조직의 내부에 미세한 중심 부분이 나타나는 중심소엽성 폐기종을 도시한 도면이다. 도 15c는 균일한 소엽이 크고 확대되어 나타나는 범소엽성 폐기종을 도시한 도면이다. 도 15d는 폐포와 세기관지 관의 세포내강 내부에 낱알 모양의 근육조직이 나타나는 폐쇄성 세기관지를 도시한 도면이며, 도 15e는 세기관지 상피에 밀집한 섬유조직으로 구성된 두꺼운 벽으로 정렬된 작은 담낭부분을 가지는 붕소폐를 도시한 도면이다.

[0126] 다음 단계에서는 혈관 없는 폐부분을 찾고, 하위부분으로 나누는 단계이다. 상기 단계에서 폐 부분의 70% 이상 미치는 하위 부분에서 텍스처 특성이 추출된다. 3000개의 하위 부분들은 5가지 등급으로 분류된다(정상, 중심소엽성 폐기종, 범소엽성 폐기종, 폐쇄성 세기관지, 붕소폐). 각각의 등급에서 500개의 하위 부분들이 본 발명에 따른 UEM의 성능 테스트에 이용되고, 100개의 하위 부분들은 분류를 위해 사용된다. 하기 표2는 본 발명에 따른 UEM을 실험하기 위한 실험환경을 나타낸다.

표 2

CPU	Dual core(TM)2.4 GHz
Operating system	Windows XP
Memory	2 GB
Programming tool	VC++ 6.0
Hard disk	500 GB

[0126]

[0128] 적분 이미지 방법을 이용하여 본 발명에 따른 UEM의 효율성을 테스트하기 위하여 적분 이미지 방법 사용 유무에 따라 SGLDM의 소요 시간을 비교하였다. 이 실험에서 SDLDM의 거리는 1로 가정하였다. 변화도, 차이

변화량, 엔트로피 합, 엔트로피 변화량 및 엔트로피를 포함한 SGLDM의 텍스처 특성이 추출되었다. 이외에도 각각의 하위 영역들의 그레이 레벨을 또 다른 3개의 그레이 레벨(32, 64 및 128)로 변환하였고, 그 효율성을 비교하였다. 전술한 3000개의 하위 영역들은 효율성을 테스트 하는데 이용되었다. 하기 표 3은 256, 128, 64 및 32의 그레이 레벨을 가지는 3000개의 하위 영역에서 텍스처 특징을 추출하는데 걸린 평균 소비시간을 나타낸다. 표 3의 마지막 열은 4개의 그레이 레벨들의 평균 소비 시간(0° 방향)을 나타낸다.

표 3

Gray level	SGLDM without integral image technique (ms)	SGLDM with integral image technique(ms)
256	1538.45	2.32
128	99.12	0.65
64	6.18	0.35
32	0.76	0.25
Average	411.13	0.89

[0128]

[0130] 상기 표 3에서 볼 수 있듯이, 적분 이미지 방법을 이용한 SGLDM의 텍스처 추출 속도는 적분 이미지 방법을 사용하지 않은 것보다 훨씬 더 빠르다. 256의 그레이 레벨로 설정시, 적분 이미지 방법을 사용한 SGLDM의 추출 시간은 적분 이미지 방법을 사용하지 않은 것의 0.22%에 불과하다. 적분 이미지 방법을 사용하지 않은 SGLDM 이 시간이 오래 걸리는 이유는 $f_{x+y}(n)$ 과 $f_{x-y}(n)$ 이 그레이 레벨에 기반한 루프 내에서 광범위한 계산이 이루어 지기 때문이다.

[0131] 그레이 레벨이 128, 64 및 32로 축소됨에 따라, 동시발생행렬의 크기는 256 그레이 레벨에 비하여 각각 50%, 25% 및 12.5% 감소된다. 따라서, 이미지 적분 방법을 적용하지 않은 SGLDM의 소비 시간이 크게 줄어든다. 그러나, 어떤 경우에는 이미지 적분 방법을 사용한 경우가 사용하지 않은 경우보다 훨씬 빠르다.

[0132] CAD 시스템의 마지막 단계에서, 분류 장치는 의학 이미지에서 질병을 인식하는데 사용된다(S400). 최근에는 효과적인 패턴 인식을 위하여 SVM(Support vector machine)이 도입되었다. SVM이란 주어진 데이터를 컴퓨터에 입력하고 어떠한 특정 알고리즘을 기반으로 학습을 수행하여 판별기준을 구축함으로써 새로운 데이터가 주어 졌을 때 그 데이터가 어떠한 종류로 판별되는지 예측하게 되는 것을 말한다. 이는 인간 얼굴 인식, 텍스트 범 주화, 이미지 추출 시스템 및 CAD 시스템 같은 다양한 분야에서 획기적인 성능을 보였다. 따라서, 본 발명에 따른 UEM을 평가하기 위하여 폐 질병을 인식할 수 있는 SVM을 사용하였다. 전술한 또 다른 3개의 방법(SGLDM, GLRLM 및 GLDM)을 본 발명에 따른 UEM과 비교할 것이다.

[0133] 정확한 비교를 위하여, 각각의 방법에 대하여 특성 벡터로서 전술한 5가지 텍스처 특성이 이용되었다. SGLDM, GLRLM 및 GLDM은 방향 대칭성을 가지므로, 0°, 45°, 90° 및 135°의 4방향에서 텍스처 특성을 추출하였다. SGLDM 및 GLDM의 내부 거리는 1로 가정하였다(양 방법에 대하여 가장 좋은 결과가 나온 것으로 가정한다). 상기 방법들에서 가장 좋은 결과는 인접 픽셀 수가 8이고, 반경이 2인 경우에 나타났다.

[0134] 본 발명에 따른 UEM에 대하여 민감도(sensitivity), 특이도(specificity) 및 정확도(accuracy)를 측정해본다. 첫째로, 전술한 하위 영역에 기초하여 아래와 같이 TP(true positive), TN(true negative), FN(false negative) 및 FN(false negative)를 정의한다.

[0135] TP: 정확하게 분류된 비정상적인 하위 부분의 수

[0136] TN: 정확하게 분류된 정상적인 하위 부분의 수

[0137] FP: 부정확하게 분류된 정상적인 하위 부분의 수

[0138] FN: 부정확하게 분류된 비정상적인 하위 부분의 수

[0139] 여기서, 비정상적인 하위 부분은 손상된 부분이 조금이라도 있는 부분이 있는 하위 부분을 의미하며, 정상적 인 하위 부분은 손상된 부분이 전혀 없는 하위 부분을 의미한다. 그러면, 상기 민감도, 특이도 및 정확도는

각각 하기 수학적 식 38, 수학적 식 39 및 수학적 식 40에 의하여 정의된다.

수학적 식 38

$$\text{sensitivity}(\%) = \frac{TP}{TP + FN} \times 100$$

수학적 식 39

$$\text{specificity}(\%) = \frac{TN}{FP + TN} \times 100$$

수학적 식 40

$$\text{accuracy}(\%) = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \times 100$$

표 4

Method		Disease			
		CLE	PLE	BO	HC
UEM	Sensitivity (%)	97.80	95.40	95.20	95.40
	Specificity (%)	99.80	99.80	98.20	99.80
	Accuracy (%)	98.80	97.60	96.70	97.60
SGLDM 0°	Sensitivity (%)	84.20	73.20	70.20	98.00
	Specificity (%)	97.80	99.80	89.20	90.00
	Accuracy (%)	91.00	86.50	79.70	94.00
SGLDM 45°	Sensitivity (%)	69.40	76.20	91.00	92.80
	Specificity (%)	99.80	99.80	87.40	98.00
	Accuracy (%)	84.60	88.00	89.20	95.40
SGLDM 90°	Sensitivity (%)	86.20	75.80	81.00	89.00
	Specificity (%)	95.20	99.80	97.60	98.00
	Accuracy (%)	90.70	87.80	89.30	93.50
SGLDM 135°	Sensitivity (%)	82.40	75.20	73.60	88.60
	Specificity (%)	99.80	99.08	98.00	98.00
	Accuracy (%)	91.10	87.50	85.80	93.30

상기 표 4는 UEM 및 SGLDM의 성능을 보여주는 표이다. 표 4에서 보는 바와 같이, SGLDM의 성능은 방향 지향적이다. 45°, 0°, 0° 및 135° 방향에서의 SGLDM은 각각 CLE, PLE, BO 및 HC에서 낮은 성능을 보인다. CLE, PLE 및 BO의 경우 본 발명에 따른 UEM은 SGLDM과 비교하여 어떤 방향에 비하여도 민감도, 특이도 및 정확도에

서 가장 우수하다. HC의 경우 UEM은 SGLDM과 비교하여 특이도와 정확도에서 가장 우수하고, 민감도에서 두번째로 우수하다. 0°, 45°, 90° 및 135° 방향에서 본 발명에 따른 UEM의 정확도와 SGLDM의 정확도를 비교하면, 본 발명에 따른 UEM은 CLE, PLE, BO 및 HC에서 각각 9.45%, 10.15%, 10.70% 및 3.55% 더 높은 정확도를 가진다.

표 5

Method		Disease			
		CLE	PLE	BO	HC
UEM	Sensitivity (%)	97.80	95.40	95.20	95.40
	Specificity (%)	99.80	99.80	98.20	99.80
	Accuracy (%)	98.80	97.60	96.70	97.60
GLRLM 0°	Sensitivity (%)	100.00	85.20	72.60	97.00
	Specificity (%)	81.00	85.60	98.80	92.80
	Accuracy (%)	90.50	85.40	85.70	94.90
GLRLM 45°	Sensitivity (%)	98.80	80.60	97.20	99.00
	Specificity (%)	64.80	38.00	88.60	84.00
	Accuracy (%)	81.80	59.30	92.90	91.50
GLRLM 90°	Sensitivity (%)	98.80	79.60	73.40	90.20
	Specificity (%)	80.60	43.60	100.00	99.80
	Accuracy (%)	89.30	61.60	86.70	95.00
GLRLM 135°	Sensitivity (%)	99.40	76.20	97.80	98.60
	Specificity (%)	62.00	32.60	75.00	78.40
	Accuracy (%)	80.70	54.40	86.40	88.50

[0144]

[0146]

UEM 및 GLRLM의 성능은 상기 표 5에 나타나 있다. SGLDM과 마찬가지로, GLRLM의 성능은 방향지향적이다. 표 5에서 보는 바와 같이, GLRLM은 PLE의 경우에서 가장 낮은 성능을 보인다. 상기 GLRLM은 CLE, PLE, BO 및 HC의 135°, 135°, 0° 및 135° 방향에서 각각 가장 낮은 성능을 보인다. CLE의 경우, GLRLM은 낮은 특이도를 보여주는 반면, 높은 민감도를 보인다. 특히, GLRLM의 PLE의 특이도는 가장 낮다. BO에서 GLRLM의 민감도와 특이도는 다른 방향에서는 불안정하다. 0°, 45°, 90°, 135° 방향에서 GLRLM의 평균 정확도와 비교하였을 때, UEM은 CLE, PLE, BO 및 HC에서 각각 13.22%, 32.42%, 8.77% 및 5.12% 정도로 더 높은 정확도를 가진다.

표 6

Method		Disease			
		CLE	PLE	BO	HC
UEM	Sensitivity (%)	97.80	95.40	95.20	95.40
	Specificity (%)	99.80	99.80	98.20	99.80
	Accuracy (%)	98.80	97.60	96.70	97.60
GLDM 0°	Sensitivity (%)	91.40	60.20	68.60	87.00
	Specificity (%)	65.40	99.80	98.80	100.00
	Accuracy (%)	78.40	80.00	83.70	93.50
GLDM 45°	Sensitivity (%)	98.40	71.60	79.20	92.20
	Specificity (%)	57.80	96.60	100.00	100.00
	Accuracy (%)	78.10	84.10	89.60	96.10
GLDM 90°	Sensitivity (%)	99.40	87.60	92.00	91.40
	Specificity (%)	38.00	85.00	97.60	100.00
	Accuracy (%)	68.70	86.30	94.80	95.70
GLDM 135°	Sensitivity (%)	98.00	91.60	77.20	93.20
	Specificity (%)	52.60	79.80	97.40	100.00
	Accuracy (%)	75.30	85.70	87.30	96.60

[0146]

[0148]

UEM 및 GLDM의 성능은 상기 표 6에 나타난다. GLDM의 성능은 모든 질병들에 대하여 특징치 추출 방향에 따라 성능이 변화한다. GLDM은 CLE, PLE, BO 및 HC에 대하여 각각 90°, 0°, 0°, 0°에서 가장 낮은 성능을 보인다. 표 6에 나타난 바와 같이, GLDM은 CLE 경우에서 가장 낮은 성능을 보인다. 0°, 45°, 90°, 135°방향에서 GLRLM의 평균 정확도와 비교하였을 때, UEM은 CLE, PLE, BO 및 HC에서 각각 23.67%, 13.57%, 7.85% 및 2.62%정도 더 나은 정확도를 보여준다.

[0149]

도 16a 내지 도 18d는 UEM과 SGLDM, UEM과 GLRLM 및 UEM과 GLDM의 ROC(Receiver Operating Characteristic) 곡선을 도시한 도면이다. (도 16a, 도 17a 및 도 18a는 CLE를 나타내고, 도 16b, 도 17b 및 도 18b는 PLE를 나타내고, 도 16c, 도 17c 및 도 18c는 BO를 나타내고, 도 16d, 도 17d 및 도 18d는 HC를 나타낸다.) 상기 ROC 곡선은 진단결과에서 FP 확률에 대한 TP확률에 대한 곡선이다. 상기 곡선에 따르면 민감도와 특이도는 트레이드 오프(trade-off) 관계이다. 이론상 상기 곡선 아래 부분은 시험 정확도의 척도이다. 상기 곡선이 ROC 영역의 좌상 경계에 가까워질수록, 시험의 정확도가 향상된다. 이러한 수치에서 알 수 있듯이, 붉은 곡선이 SGLDM, GLRLM 및 GLDM의 CLE, PLE, BO 및 HC 경우에 있어서 좌상 경계에 더 가깝다. 따라서, 본 발명에 따른 UEM은 여타의 방법들(SGLDM, GLRLM 및 GLDM)보다 더 나은 성능을 보여주는 것을 알 수 있었다.

[0150]

이상에서는 본 발명의 바람직한 실시예를 예시적으로 설명하였으나, 본 발명의 범위는 이 같은 특정 실시예에만 한정되지 않으며 해당 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 본 발명의 특허청구범위 내에 기재된 범주 내에서 적절하게 변경이 가능할 것이다.

부호의 설명

[0150]

S100: 폐부분 탐지

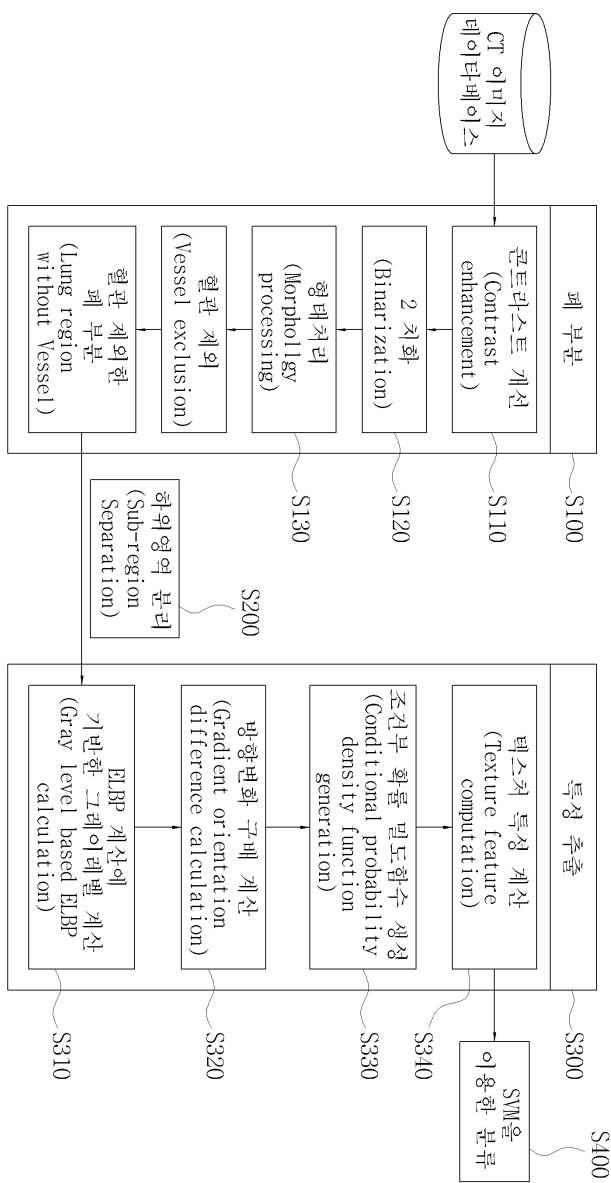
S200: 하위영역 분리

S300: 텍스처 특성 추출

S400: SVM을 이용한 분류

도면

도면1



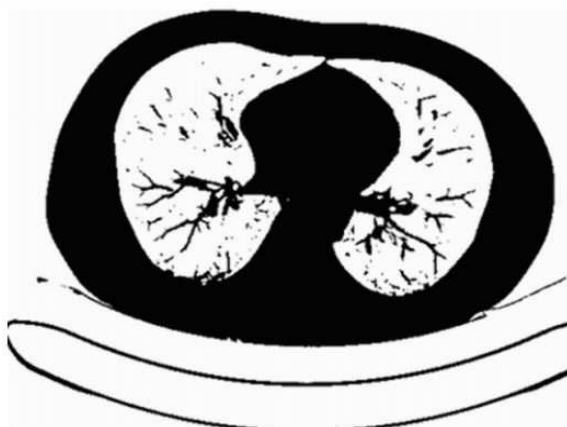
도면2



도면3



도면4



도면5



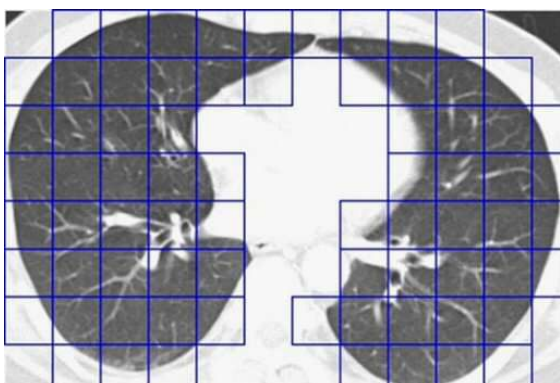
도면6



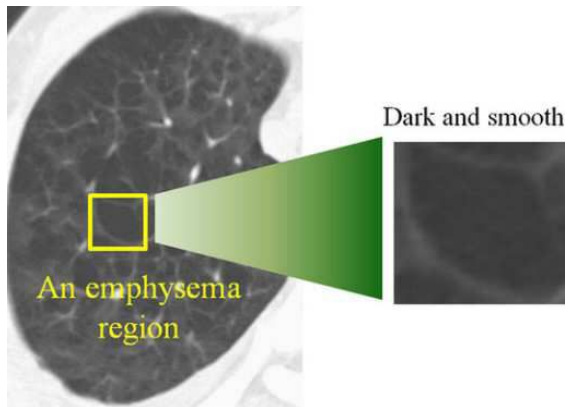
도면7



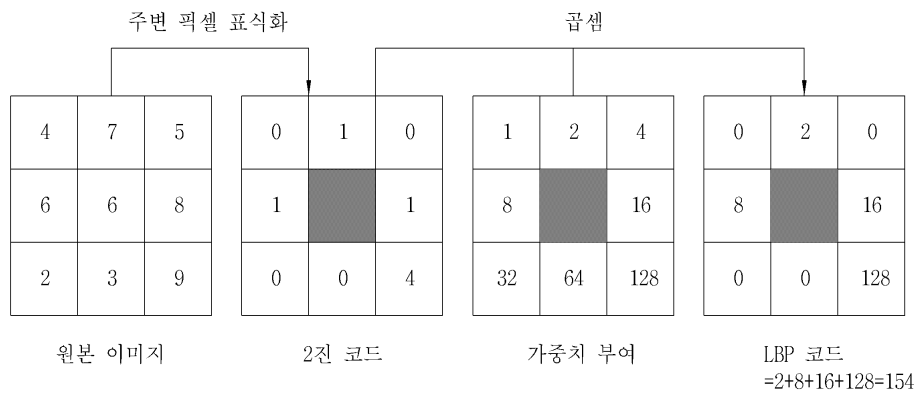
도면8



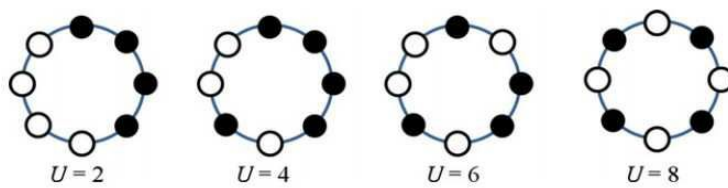
도면9



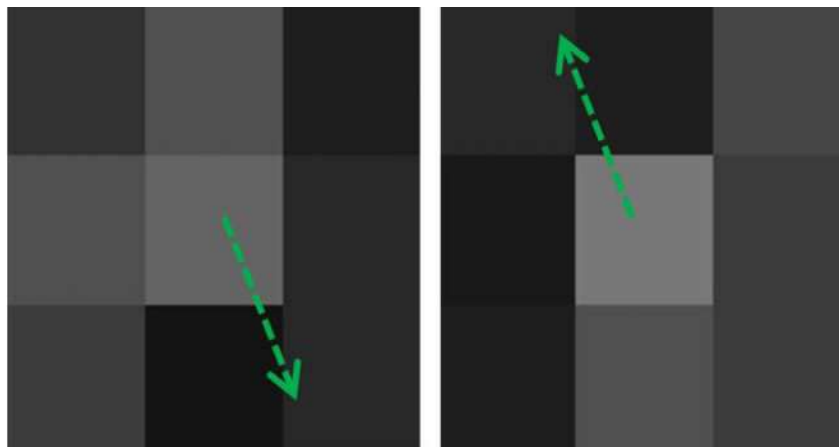
도면10



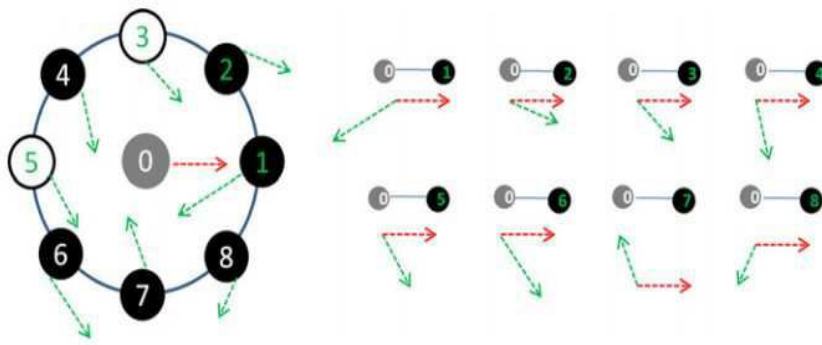
도면11



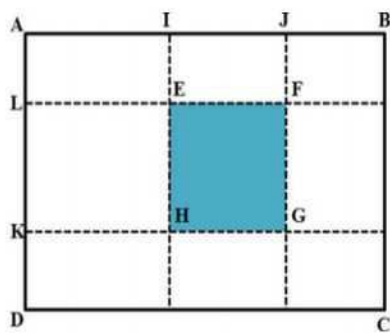
도면12



도면13



도면14



E=사각형 AIEL의 합
F=사각형 AJFL의 합
G=사각형 AJGK의 합
H=사각형 AIHK의 합

$$\sum_{EFGH} = G + E - F - H$$

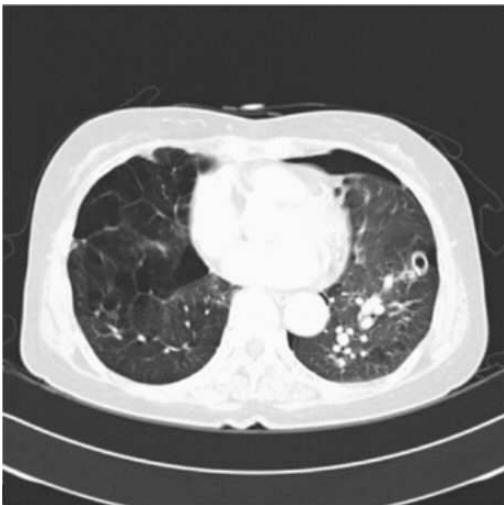
도면15a



도면15b



도면15c



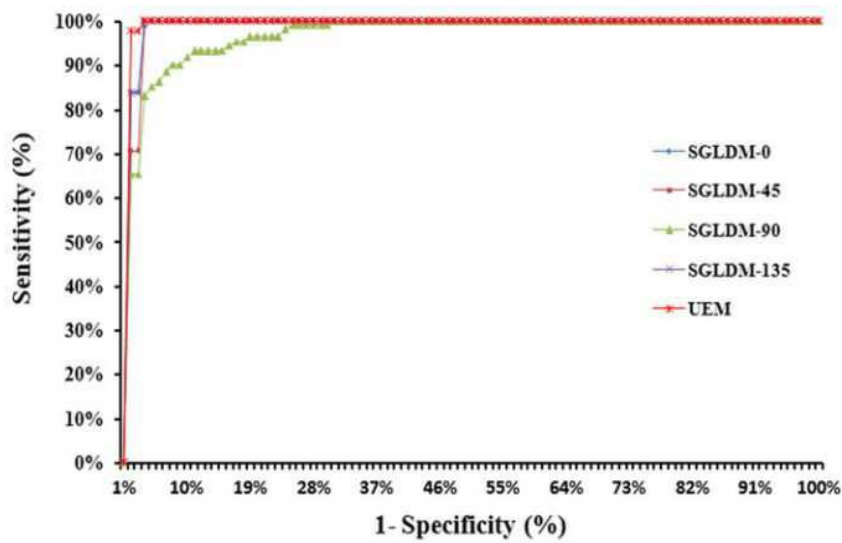
도면15d



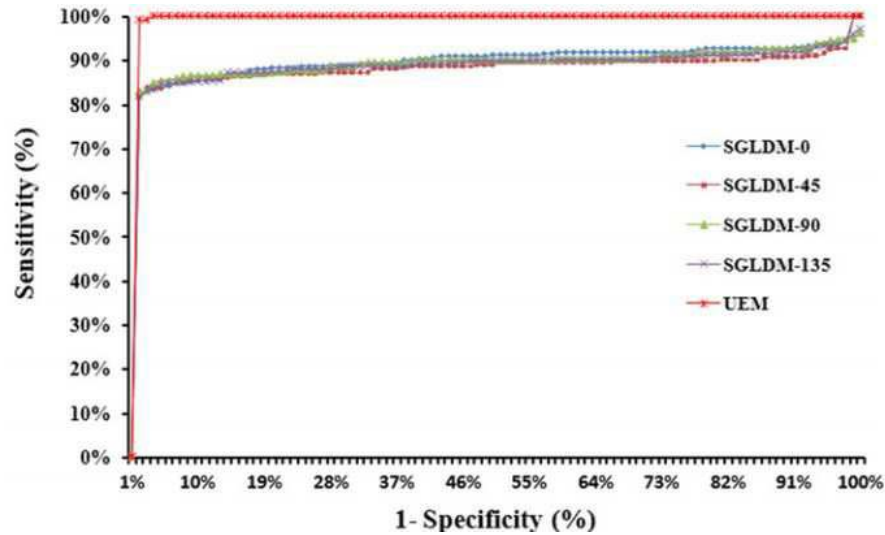
도면15e



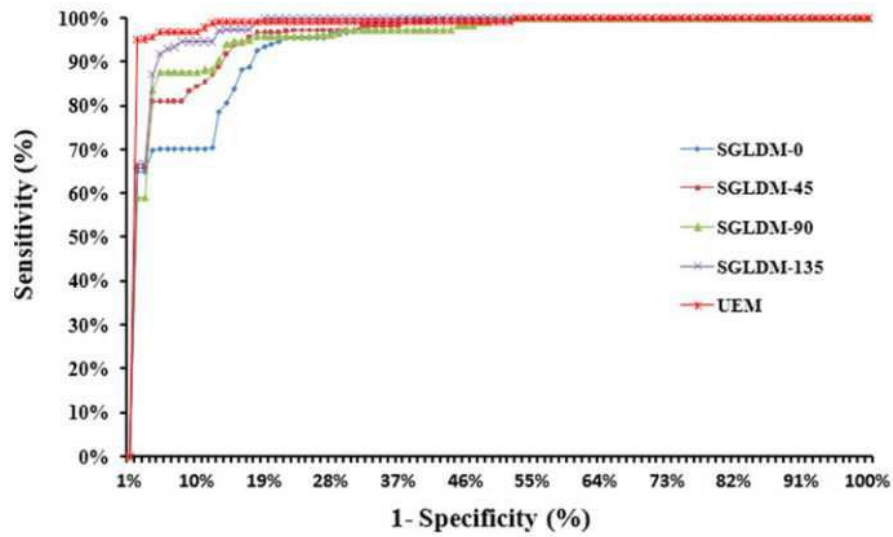
도면16a



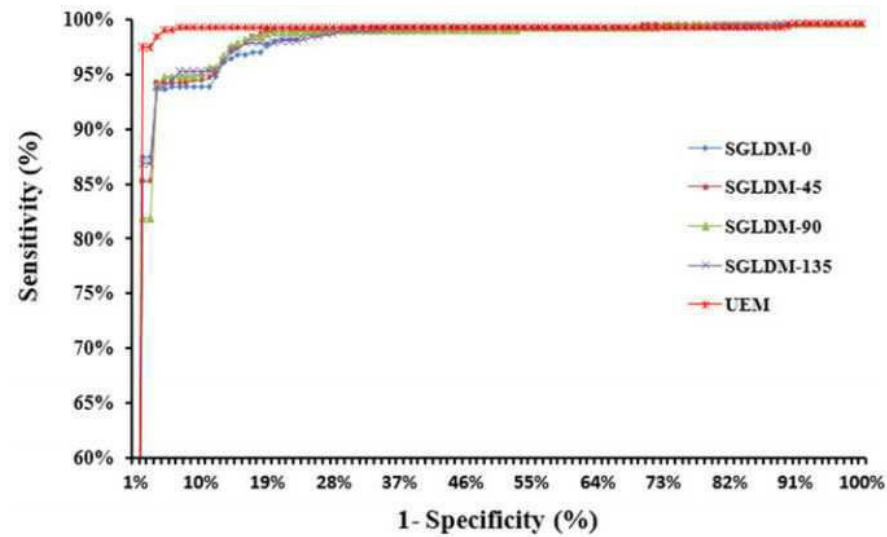
도면16b



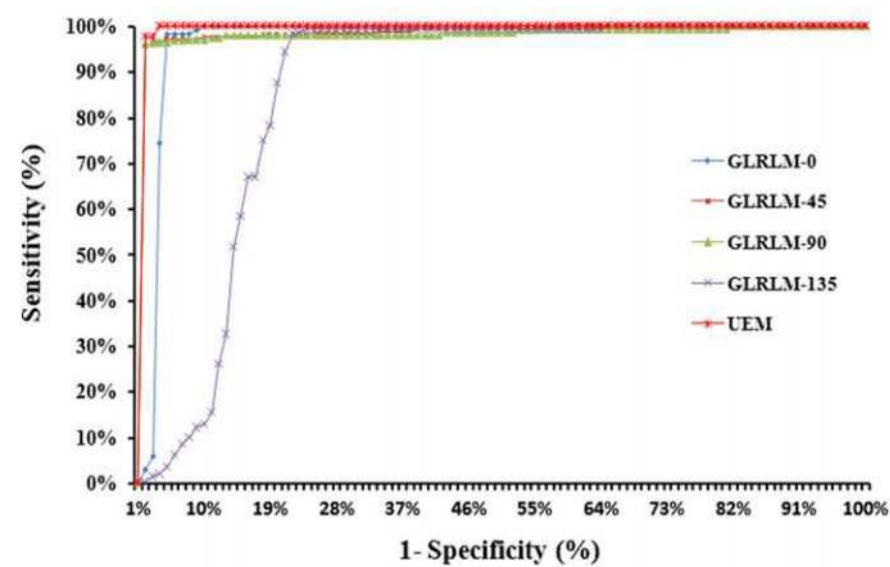
도면16c



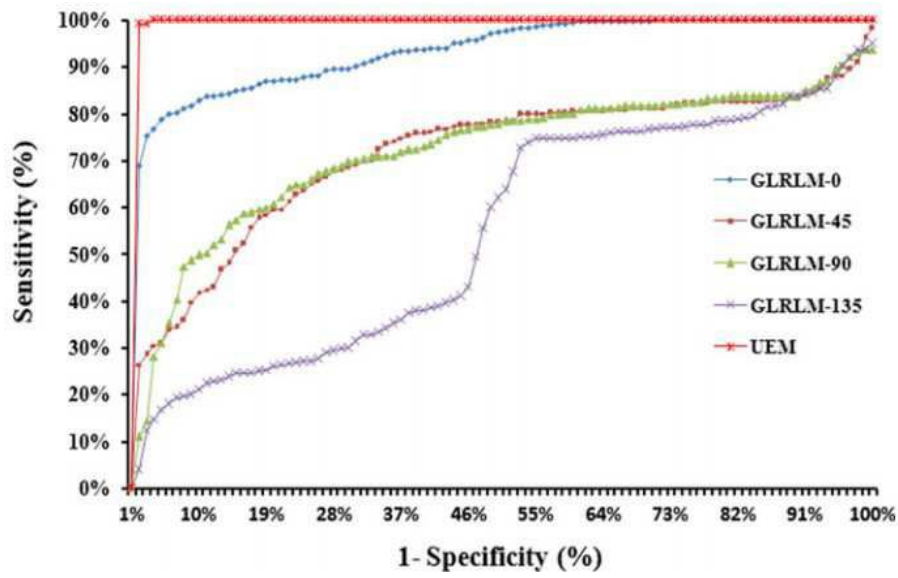
도면16d



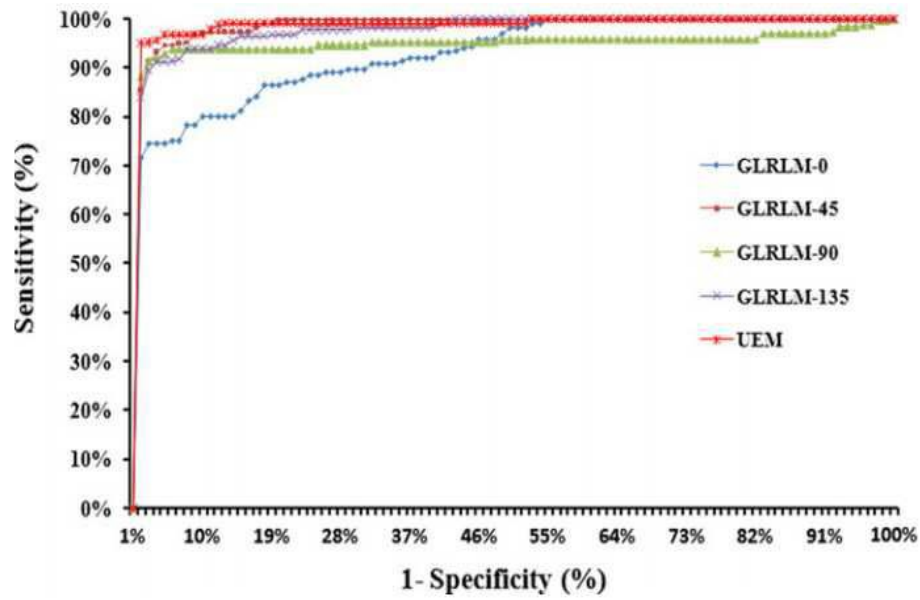
도면17a



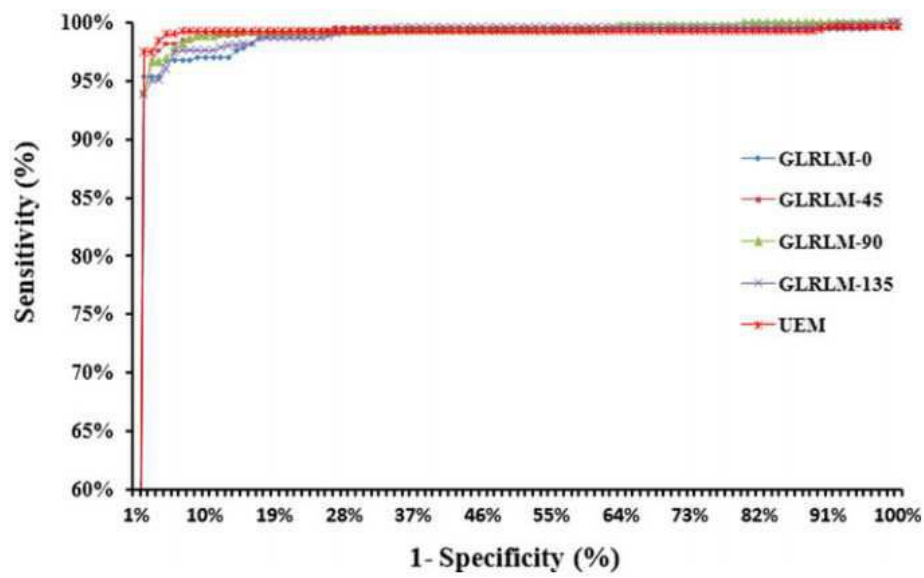
도면17b



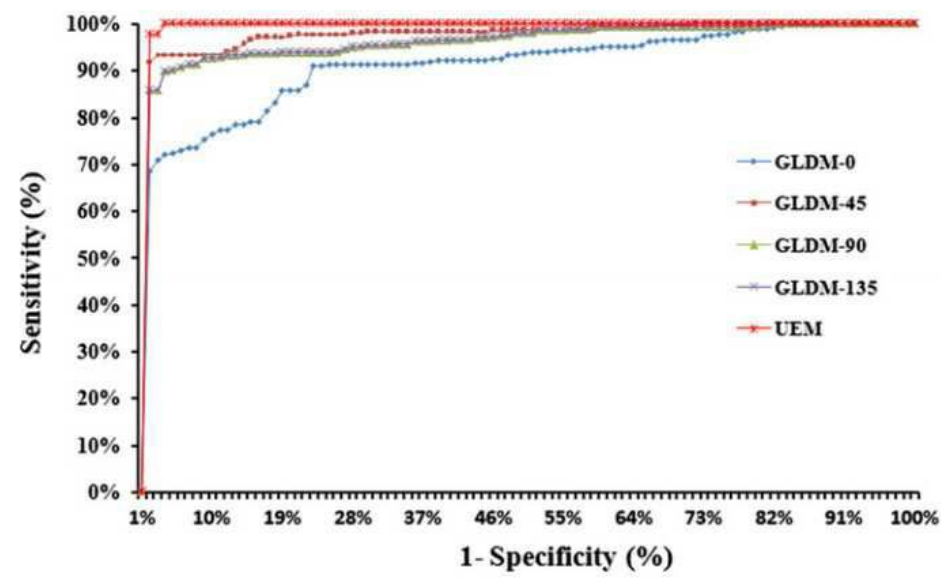
도면17c



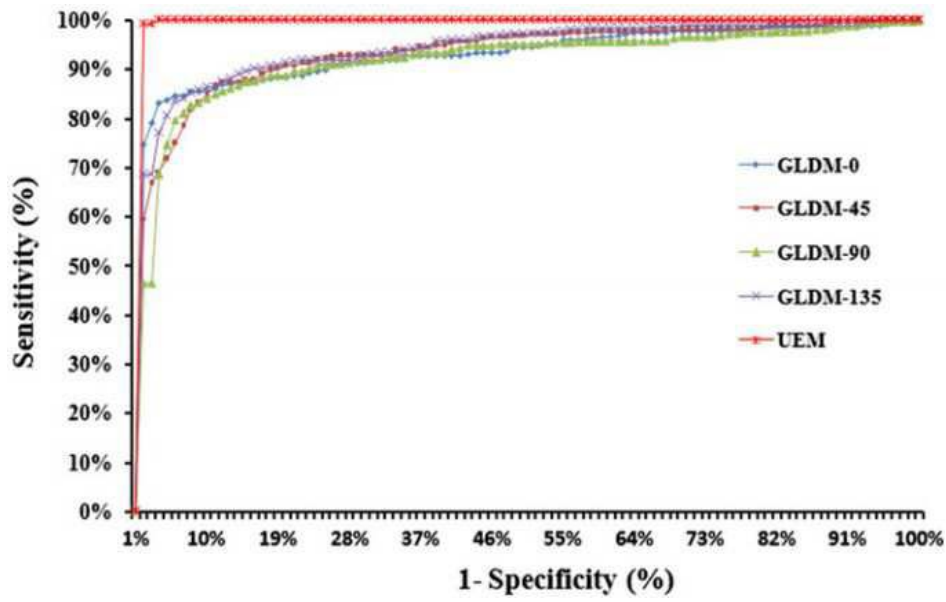
도면17d



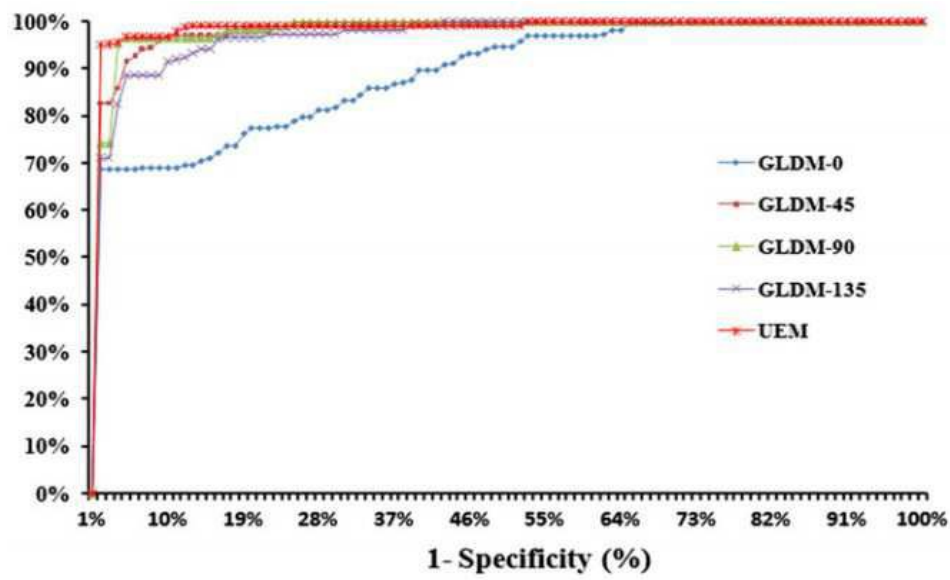
도면18a



도면18b



도면18c



도면18d

