

(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)(11) 공개번호 10-2023-0023872
(43) 공개일자 2023년02월20일

- (51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G16H 30/40 (2018.01) *A61B 5/00* (2021.01)
A61B 5/055 (2006.01) *G06T 11/00* (2006.01)
G06T 5/40 (2006.01) *G16H 30/20* (2018.01)
- (52) CPC특허분류
G16H 30/40 (2018.01)
A61B 5/0042 (2013.01)
- (21) 출원번호 10-2021-0105499
(22) 출원일자 2021년08월10일
심사청구일자 2021년08월10일
- (71) 출원인
조선대학교산학협력단
광주광역시 동구 필문대로 309 (서석동)
- (72) 발명자
권구락
광주광역시 서구 화운로 24 힐스테이트 303동 303호
- (74) 대리인
특허법인주원

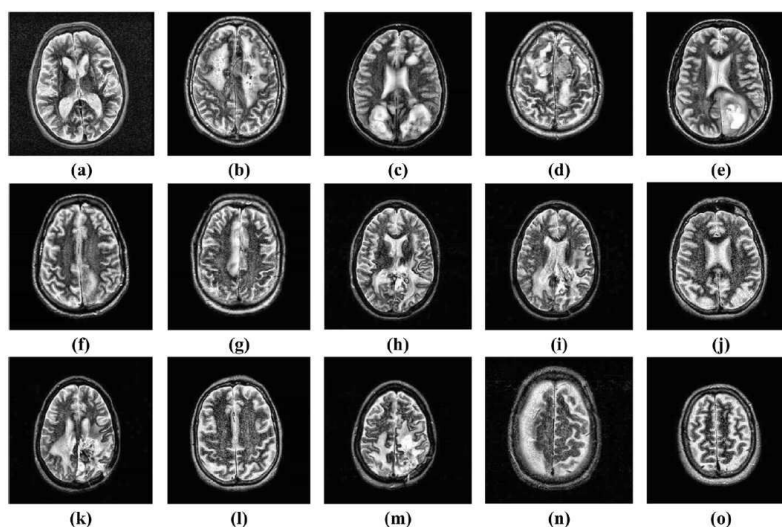
전체 청구항 수 : 총 8 항

(54) 발명의 명칭 커널 서포트 벡터 머신의 동시발생 행렬 및 피라미드 방향 필터 뱅크-컨투어렛 변환을 이용하는 뇌질환에 대한 진단정보 제공방법

(57) 요약

본 발명은 뇌질환 분류를 위한 진단정보 제공방법에 관한 것으로, 자기공명영상 전처리, 컨투어렛 변환 단계, 특징 추출 및 선택 단계 및 교차 검증 단계를 통해 향상되고 자동화된 방식으로 뇌질환을 분류할 수 있는 최적의 진단 수단을 제공할 수 있는 진단정보 제공방법에 관한 것이다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

A61B 5/055 (2022.01)
A61B 5/4064 (2021.01)
A61B 5/4088 (2013.01)
A61B 5/7264 (2013.01)
G06T 11/005 (2013.01)
G06T 5/40 (2023.01)
G16H 30/20 (2018.01)
G06T 2207/30016 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711109887
과제번호	2019R1A4A1029769
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	집단연구지원(R&D)
연구과제명	치매케어 3D 의료영상연구실
기 여 율	1/2
과제수행기관명	조선대학교 산학협력단
연구기간	2021.03.01 ~ 2022.02.28

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1345333992
과제번호	2021R1I1A3050703
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	이공분야기초연구사업
연구과제명	치매케어를 위한 ATN(V), MRI-PET, 커넥툼 기반 진단 지원 및 진행 예측 기술
기 여 율	1/2
과제수행기관명	조선대학교 산학협력단
연구기간	2021.06.01 ~ 2022.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

- 1) 이미지 입력 단계;
- 2) 이미지 전처리 단계;
- 3) 윤곽선 변환(Contourlet transform) 단계;
- 4) 특징(feature) 추출 단계;
- 5) 특징 선택 단계;
- 6) 교차 검증 단계;
- 7) 뇌질환을 분류하는 단계; 및
- 8) 뇌질환 분류결과를 출력하는 단계를 포함하고,

상기 3) 컨투어렛 변환(Contourlet transform) 단계는 피라미드 방향 필터 뱅크(pyramid directional filter bank) 컨투어렛 변환을 사용하는 것인 뇌질환 분류를 위한 진단정보 제공방법

청구항 2

제1항에 있어서, 상기 2) 이미지 전처리 단계는 대조 제한 적응 히스토그램 균등화(contrast limited adaptive histogram equalization)를 사용하는 것인, 뇌질환 분류를 위한 진단정보 제공방법

청구항 3

제1항에 있어서, 상기 4) 특징(feature) 추출 단계는 그레이 레벨 동시 발생 행렬(gray-level co-occurrence matrix)을 사용하는 것인, 뇌질환 분류를 위한 진단정보 제공방법

청구항 4

제1항에 있어서, 상기 5) 특징 선택 단계는 확률적 주성분 분석(probabilistic principal component analysis)를 사용하는 것인, 뇌질환 분류를 위한 진단정보 제공방법

청구항 5

제1항에 있어서, 상기 6) 교차 검증 단계는 10겹 계층 교차 검증(10-fold stratified corss-validation)을 사용하는 것인, 뇌질환 분류를 위한 진단정보 제공방법

청구항 6

제1항에 있어서, 상기 7) 뇌질환을 분류하는 단계는 다중커널 서포트 벡터머신 분류기(multiple kernel support vector machine classifier)로 분류하는 것인, 뇌질환 분류를 위한 진단정보 제공방법

청구항 7

제1항에 있어서, 상기 8) 뇌질환 분류결과를 출력하는 단계는 정상 또는 비정상으로 분류결과를 출력하는 것인, 뇌질환 분류를 위한 진단정보 제공방법

청구항 8

제1항에 있어서, 상기 뇌질환은 퇴행성 뇌질환, 뇌혈관 질환, 종양성 뇌질환, 뇌졸중, 뇌출혈, 다발성 경화증, 뇌감염증 및 외상성 뇌손상으로 이루어진 군에서 선택된 하나 이상인 것인, 뇌질환 분류를 위한 진단정보 제공방법

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 커널 서포트 벡터 머신의 동시발생 행렬 및 피라미드 방향 필터 뱅크-컨투어렛 변환을 이용하는 뇌 질환에 대한 진단정보 제공방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 퇴행성 질환, 뇌혈관 질환, 종양성 질환 등의 뇌질환은 전 세계 모든 집단에서 관찰된다[1-4]. 이러한 질병을 유발하는 사소한 문제 중 일부는 개인의 뇌에 있고 일부는 사망을 유발한다. 이러한 질병은 진행성이며 나이가 들수록 발병률이 증가한다. 이전에 개발된 비침습적 진단 방법은 주로 환자 이력, 임상 관찰 및 인지 평가에 의존했다. 최근에 연구자들은 뇌 신경영상을 사용하여 조기 분류를 위한 다양한 바이오마커의 민감도를 입증했다 [5-7]. MRI, 양전자방출단층촬영(PET), 기능적 MRI, 컴퓨터 단층촬영(CT)과 같은 표준 의료 영상 기법은 뇌의 이상을 감지하는 데 사용된다[8-12]. MRI는 자기장과 전파 파동을 사용하여 방사성 흔적을 사용하지 않고 뇌의 해부학적 형태에 대한 고품질 MR 이미지를 생성합니다. 그러나 MRI는 뛰어난 연부조직 조영제, 비침습적 특성, 높은 공간해상도 등의 우세한 특성으로 인해 뇌 및 신경계 이상을 식별하여 뇌병리 진단 및 치료의 속성을 비약적으로 향상시키고 있다[8, 13, 14]. MRI는 주로 종양, 뇌졸중, 출혈, 다발성 경화증(MS), 감염 또는 혈관 질환 및 부상과 같은 별개의 유형의 장애를 진단하는 데 사용된다. 그러나 수동으로 평가하기에는 데이터의 양이 너무 많아 이러한 뇌질환으로부터 인간의 뇌를 검출하기 위한 CAD(Computer-Aided Diagnosis)를 이용한 자동 병리학적 뇌 검출 영상 분석 도구의 개발이 절실히 요구되고 있다[15-21].

[0004] 이러한 시스템은 진단, 예후, 수술 전 및 수술 후 과정과 기타 작업을 수행하는 의료진에게 도움이 될 수 있다. MRI가 제공하는 세부 정보의 수준은 다른 신경 영상 기법과 비교할 때 인상적이다. MRI는 신체의 장기 및 구조에 대한 2차원 및 3차원 이미지를 제공한다[8]. 인간 뇌의 가장 명백한 특징은 대칭성이며, 이는 축 및 관상 뇌 MRI 이미지에서 분명하다. 대조적으로, 측상 이미지의 비대칭은 이상이나 질병을 강하게 나타낸다. 따라서 이러한 필수 기능은 정상 및 비정상 뇌 MRI 영상을 분류하기 위해 다른 영상 및 신호 처리 방법을 사용하여 모델링될 수 있다[18, 32, 33, 35].

[0005] 이진 분류 작업을 위해 MR 뇌 이미지에서 특징을 추출하기 위해 웨이블릿 패밀리를 또는 변형을 사용하여 수많은 접근 방식이 사용되었다. Chaplot et al. [1]은 근사 계수를 얻기 위해 2D-DWT와 4개의 Daubechies 필터를 사용하고 분류를 위해 SOM(Self-Organization Feature Map)과 SVM을 사용했다. [2]의 저자는 각 MR 뇌 영상에서 추출되는 특징 벡터로 DWT 방식의 서브밴드 계수를 활용하였다. 그런 다음 얻은 특징 맵에 PCA를 적용하여 특징 계수의 수를 줄였다. 나중에, 그들은 이미지를 비정상 및 정상으로 분류하기 위해 k-최근접 이웃(KNN) 및 피드포워드 역전파-ANN(FP-ANN)의 두 가지 유형의 분류기를 사용했다. 다른 연구에서 Zhang et al. [5, 6, 22-24]는 특징 추출을 위해 2D-DWT의 하위 대역 계수의 세 번째 수준을 사용했으며 특징 차원 축소 목적으로 PCA가 뒤따른다. 또한, FNN[5]이 있는 SCABC(Scaled Chaotic Artificial Bee Algorithm), ACPSO(Adaptive chaotic Particle swarm Optimization)가 있는 FNN[22], SCG(scaled conjugate gradient)가 있는 BPNN, [6], 서로 다른 커널을 갖는 커널-SVM과 같이 매개변수 최적화 방법이 개선된 다양한 유형의 분류기를 사용했다: 선형, 동질 다항식, 가우스 방사형 기저(GRB) 및 비균질 다항식(IPOL)[23] 및 PSO가 있는 KSVM[24]은 비정상 및 정상 MR 뇌 이미지를 분리하는 데 사용되었다. Sarita et al. [7]은 WE(wavelet-entropy) 기법의 특징을 사용하고 특징을 줄이기 위해 스파이더 웹 플롯(SWP)을 활용하는 새로운 방법을 제안했다. 나중에 그들은 분류를 위해 확률론적 신경망(PNN)을 적용했다. [14]에서 저자들은 특징 추출을 위해 2D-DWT의 2레벨 근사 서브밴드를 활용했다. 나중에 그들은 이를 일반화된 자동 회귀 조건부 이분산성(GARCH) 모델로 모델링했다. GARCH 모델에서 얻은 매개변수를 초기 특징 벡터로 간주한다. 특징 벡터 정규화 후 PCA 및 선형 판별 분석(LDA)을 사용하여 적절한 속성을 얻고 기본 특징 벡터에서 중복성을 제거한다. 마지막으로 추출된 특징은 SVM 및 KNN 분류기에 사용되어 정상 이미지 또는 질병 유형을 결정한다. [25]의 저자는 이미지 분할을 위해 피드백 펄스 결합 신경망(FBPNN)을 사용하고 특징 추출을 위해 DWT의 하위 대역을 사용했으며 나중에 PCA는 얻은 웨이블릿 계수의 차원을 줄이는 데 사용되었다. FBPNN은 입력을 비정상 또는 정상으로 분류한다. 나중에 Zhang et al. [27]은 MR 이미지에서 스펙트럼을 얻기 위해 WFRFT(weighted fractional Fourier transform), WPTE(wavelet packet Tsallis entropy) 특징[28], 이산 웨이블릿 패킷 변환(discrete wavelet packet transform, DWPT)를 사용하여 각 MR 이미지에서 웨이블릿 패킷 계수[29]를 얻는다. 그 후, 그들은 PCA를 사용하여 스펙트럼 특성을 (26) [27]으로 줄였습니다. Tsallis

엔트로피(TE)와 Shannon 엔트로피(SE)는 DWPT 계수에서 엔트로피 특성을 추출하기 위해 활용되었습니다[29]. 또한, 그들은 서로 다른 인스턴스의 감소된 스펙트럼 속성을 결합한 다음 SVM[27], SVM을 사용한 퍼지 알고리즘[28], 일반 고유값 근위 SVM(GEPSVM), 입력을 정상 또는 비정상으로 분류하는 가우스 방사형 기저 함수(radial basis function, RBF) [29] 커널이 있는 GEPSVM. 마찬가지로 나중에 Wang et al. [20]은 DWT를 대체하기 위해 고정형 WT(stationary-WT, SWT)를 사용할 것을 권장했으며, 분류기를 훈련하기 위해 입자 군집 최적화(hybridization of particle swarm optimization, HPSO)와 인공 꿀벌 군집(artificial bee colony, HPA) 방법의 하이브리드화를 제안했다. [21, 26]의 저자는 웨이블릿 엔트로피를 특징 설명자로 활용했으며 나중에 NBC(Naive Bayes classifier)[26]와 PNN[21]을 적용하여 정상 또는 비정상 그룹을 분류했다. Nayak et al. [4]는 이미지에서 특징을 추출하기 위해 2D-DWT를 활용했다. 그 후 특징 벡터 정규화인 PPCA를 적용하여 추출된 특징의 차원을 줄인다. 나중에 MR 뇌 이미지를 정상 및 비정상으로 분류하기 위해 축소된 특징이 랜덤 포레스트 분류기와 함께 AdaBoost 알고리즘으로 전송되었다. [30] 저자는 뇌 가장자리를 추출하기 위해 캐니 에지(canny edge) 검출기를 사용했다. 다음으로, 격자 크기가 각각 1, 2, 4 및 16인 상자 카운팅 기술을 사용하여 프랙탈 차원을 추정했다. 그 후, 그들은 분류 목적을 위해 3-세그먼트 입자 일러스트레이션, 시변 가속 계수 및 카오스 이론을 기반으로 개선된 PSO가 있는 단일 은닉층 피드포워드 신경망을 사용했다. 나중에 [31]은 WE를 특징 설명자로 활용하여 [7] 실험을 따랐다. 나중에 KSVM에서 추출한 특징을 전달하여 입력을 정상 또는 비정상으로 분류하였다. SVM의 가중치를 조정하기 위해 양자 행동 PSO(QPSO)가 도입되었다. Nayak et al. [15]는 영역 추출을 위해 SPCNN을 사용하고 MR 이미지에서 특징 추출을 위해 FDCT를 사용했으며 나중에 차원 축소 목적으로 PCA 및 LDA에서 이러한 특징을 전달했으며 나중에 축소된 특징이 분류 목적으로 PNN을 통해 전달되었다. Wang et al. [33]은 엔트로피가 있는 SWT(stationary wavelet transform)를 활용하여 뇌 이미지 특징을 추출하고 나중에 RBF-KSVM에서 추출된 특징을 전달하여 입력을 정상 또는 비정상으로 분류하였다. [32]의 저자는 데이터 세트의 균형을 맞추기 위해 합성 소수 오버샘플링(synthetic minority oversampling, SMO)을 사용했다. 그 후 웨이블릿 팩트 Tsallis 엔트로피를 전달하여 MR 이미지에서 특징을 추출하고 나중에 Jaya 알고리즘을 조합하여 엑스트림 러닝 머신에서 추출한 특징을 전달하여 입력을 정상 또는 비정상으로 분류하였다. 또한 [16]에서 저자는 5레벨 FDCT의 각 부대역에서 가장 큰 계수 50개를 선택하여 각 이미지의 특징 맵으로 사용했다. PCA는 차원 축소 목적으로 사용되었습니다. 또한 3개의 개별 커널이 있는 최소 제곱 SVM을 사용하여 이미지를 건강한 이미지 또는 병적인 이미지로 분류하였다. [17]에서 저자는 MR 뇌 이미지에서 특징을 추출하기 위해 2차의 이산 리플-II 변환(DR2T)을 사용했다. 나중에 그들은 DR2T에서 얻은 엄청난 수의 계수를 줄이기 위해 PCA+LDA 접근 방식을 사용했다. 마지막으로 MPSO-ELM이라고 하는 개선된 하이브리드 학습 방법은 MR 이미지를 병리적이거나 건강한 것으로 분류하기 위해 수정된 PSO(MPSO)와 극한 학습 기계(ELM)를 결합하기 위해 제안되었다. Gudigaret al. [34]는 뇌 이상 감지를 위한 DWT, Shearlet 변환 및 Curvelet 변환의 세 가지 다중 해상도 분석 기술의 성능을 연구했으며 나중에 PSO를 사용하여 최적으로 선택되고 나중에 지원 벡터 머신(SVM)을 사용하여 분류되는 변환된 이미지에서 텍스처 특징을 추출했다. Nayak et al. [18]은 병리학적 뇌 질환의 다중 클래스 분류를 위해 ELM 기반 자동 인코더와 스택된 DL-ELM 기반 자동화 기술을 사용할 것을 제안했다. 이후 Nayak et al. [35]는 MR 이미지에서 특징을 추출하기 위해 FCT와 TE를 활용했다. KRVFL(Random Vector Functional Link Network)의 커널 확장은 다중 클래스 분류를 수행하고 더 빠른 훈련 속도로 일반화 성능을 향상시키는 데 사용된다.

[0006]

이전에 언급된 대부분의 비정상적인 뇌 분류 방법[4, 15, 29, 33-36]은 웨이블릿 변환(WT) 또는 DWT, SWT, 이중 트리 복합 웨이블릿 변환(DTCWT), CT, DWPT, WE, MR 뇌 이미지에서 특징 추출하는데 사용된다. 표준 DWT는 부분 방향 선택성과 시프트 분산 측면에서 단점이 있으며 또한 이미지에서 특징과 같은 곡선을 효과적으로 캡처할 수 없다. DWT는 방향성을 제공하지만 수평, 수직 및 대각선 방향으로 제한된다. 또한 SWT는 변동 불변 이동 문제를 해결할 수 있지만 중복성이 더 큰 또 다른 문제가 있으며 더 높은 차원의 특이성을 의미하지 않는다. 또한 DTCWT는 다른 WT에 비해 더 많은 방향 선택성(즉, 6개)을 제공하는데 효율적이고 덜 중복된다. 여기에서 이러한 모든 변환은 2D 특이성을 관리할 수 있는 능력이 더 적다고 가정할 수 있다. 따라서 MR 뇌 이미지에서 구조와 같은 곡선을 캡처하려면 방향 선택성의 추가 개선을 연구해야 한다. 따라서 위의 문제를 해결하기 위해 본 발명은 다른 최첨단 절차에 비해 잠재적인 개선을 달성하는 MR 뇌 질환의 조기 분류를 위한 새로운 방법을 제안한다. 본 발명에서는 모든 곡선과 같은 기능을 캡처하고 모든 방향을 선택하기 위해 실험에서 등고선 변환(contourlet transform, CT)을 선택했다. 피라미드 방향성 필터 뱅크 윤곽선 변환(pyramidal directional filter bank contourlet transform, PDFB-CT)[37]은 모든 곡선과 함께 좋은 결과를 제공하는 C^2 방향 특이성을 제공하는 강력하고 효율적인 변환이다[38]. 소수의 계수만 사용하여 곡선을 처리하도록 설계되었으며 다양한 스케일과 각도의 이미지도 표시할 수 있다. 또한, 여기서 잠재 변수의 할당 측면에서 차원을 효율적으로 줄임으로써 일반 PCA의 한계를 해결하는 확률론적 주성분 분석(probabilistic principal component analysis, PPCA)

[39]을 사용했다. 전통적인 PCA는 공분산 행렬과 표본 평균의 계산이 소수의 아웃라이너에 의해 크게 영향을 받을 수 있기 때문에 비정상적인 구조에 민감하다[40]. 최대 가능도 근사 및 확률 모델은 누락된 데이터 세트를 처리하고 여러 PCA를 확률적 혼합 방식으로 결합한다. 이는 이 문서에서 PPCA를 사용하기 위한 영감이었다.

[0007] 본 발명에서 제안하는 방법은 전처리 단계에서 MR 이미지의 향상을 위해 CLAHE(Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization)[41, 42]를 활용하고 나중에 이러한 향상된 이미지를 PDFB-CT를 통해 다른 해상도 수준으로 분해하고 전달했다. 일련의 (22) 특징은 GLCM[43] 텍스처 특징 추출을 사용하여 추출됩니다. 그 후, 특징 벡터 정규화 단계를 적용하여 할당이 평균 평균(average mean) 0, 표준 편차 1을 갖도록 샘플을 변환하여 데이터의 종속성과 중복성을 줄였다. 또한 추출된 특징 벡터의 차원을 줄이기 위해 PPCA를 적용하였다. 마지막으로 다중 커널 SVM(MK-SVM)[44] 10-fold stratified cross-validation 방법을 사용하여 MR 뇌 영상을 정상과 비정상으로 분류하였다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0009] (특허문헌 0001) 한국등록특허 제1929965호
(특허문헌 0002) 한국등록특허 제2241357호
(특허문헌 0003) 한국공개특허 제2143940호

발명의 내용

해결하려는 과제

[0010] 본 발명의 목적은 자기공명영상 전처리, 컨투어렛 변환 단계, 특징 추출 및 선택 단계 및 교차 검증 단계를 통해 뇌질환의 종류를 분류하여 뇌질환 분류를 위한 진단정보 제공방법을 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

[0012] 본 발명은 1) 이미지 입력 단계; 2) 이미지 전처리 단계; 3) 윤곽선 변환(Contourlet transform) 단계; 4) 특징(feature) 추출 단계; 5) 특징 선택 단계; 6) 교차 검증 단계; 7) 뇌질환을 분류하는 단계; 및 8) 뇌질환 분류결과를 출력하는 단계를 포함하고, 상기 3) 컨투어렛 변환(Contourlet transform) 단계는 피라미드 방향 필터뱅크(pyramid directional filter bank) 컨투어렛 변환을 사용하는 것인 뇌질환 분류를 위한 진단정보 제공방법을 제공한다.

[0013] 본 발명의 일 구현예에 따르면, 상기 2) 이미지 전처리 단계는 대조 제한 적응 히스토그램 균등화(contrast limited adaptive histogram equalization)를 사용하는 것이다.

[0014] 본 발명의 다른 구현예에 따르면, 상기 4) 특징(feature) 추출 단계는 그레이 레벨 동시 발생 행렬(gray-level co-occurrence matrix)을 사용하는 것이다.

[0015] 본 발명의 또 다른 구현예에 따르면, 상기 5) 특징 선택 단계는 확률적 주성분 분석(probabilistic principal component analysis)를 사용하는 것이다.

[0016] 또한, 본 발명의 일 구현예에 따르면, 상기 6) 교차 검증 단계는 10겹 계층 교차 검증(10-fold stratified corss-validation)을 사용하는 것이다.

[0017] 본 발명의 다른 구현예에 따르면, 상기 7) 뇌질환을 분류하는 단계는 다중커널 서포트 벡터머신 분류기(multiple kernel support vector machine classifier)로 분류하는 것이고, 상기 8) 뇌질환 분류결과를 출력하는 단계는 정상 또는 비정상적으로 분류결과를 출력하는 것이다.

[0018] 본 발명의 또 다른 구현예에 따르면, 상기 뇌질환은 퇴행성 뇌질환, 뇌혈관 질환, 종양성 뇌질환, 뇌졸중, 뇌출

혈, 다발성 경화증, 뇌감염증 및 외상성 뇌손상으로 이루어진 군에서 선택된 하나 이상인 것이다.

발명의 효과

[0020] 본 발명의 뇌질환 분류를 위한 진단정보 제공방법으로 자기공명영상 전처리, 컨투어렛 변환 단계, 특징 추출 및 선택 단계 및 교차 검증 단계를 통해 향상되고 자동화된 방식으로 뇌질환을 분류할 수 있는 최적의 진단 수단을 제공하는 효과를 가질 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0022] 도 1은 MR 뇌 영상 샘플로서, FDG-PET와 MRI로 진단한 (a) Normal brain (b) Alzheimer's with Visual Agnosia disease (c) Alzheimer's disease (d) Cerebral Toxoplasmosis disease (e) Chronic subdural hematoma disease (f) Glioma FDG-PET disease (g) Glioma TiTc-SPECT with a tour disease (h) Glioma TiTc-SPECT disease (i) Herpes encephalitis with a tour disease (j) Huntington's disease (k) Meningioma disease (l) Multiple Sclerosis diseases (m) Picks disease (n) Sarcoma disease 및 (o) Mild Alzheimer's 를 나타낸 것이다.

도 2는 (a) 입력 이미지 (b) CLAHE 방법을 사용하는 이미지 전처리 (c) Contourlet transform (d) 복합 방법 (contourlet directional sub-bands and with GLCM)으로 특징 추출 (e) Probabilistic PCA 방법으로 특징 선택 (f) 10배 계층 교차 검증 방법 (g) 다중커널 서포트 벡터머신 분류기 (g) 진단 결과 출력을 포함하는 제안된 개략도를 나타낸 것이다.

도 3은 (a) 등고선 변환의 분해 구조 및 (b) 방향성 필터 뱅크, 8개의 방향성 대역으로 분할된 주파수 스펙트럼을 나타낸 것이다.

도 4는 4-level PDFB-CT의 개략도를 나타낸 것이다.

도 5는 Label data and 22 추출된 특징을 나타낸 것이다.

도 6은 1차 통계적 특징을 나타낸 것이다.

도 7은 2차 텍스처 특징을 나타낸 것이다.

도 8은 SVM optimal hyperplane을 나타낸 것이다.

도 9는 두 클래스를 구별하기 위한 이진 이미지 분류기를 위한 혼동 행렬을 나타낸 것이다.

도 10은 획득한 최선의 교차검증 점수(비정상 vs. 정상)를 나타낸 것이다.

도 11은 비정상 vs. 정상군에 대한 교차검증 최적 정확도를 나타낸 것이다.

도 12는 비정상 vs. 정상군에 대한 분류결과를 나타낸 것이다.

도 13은 비정상 vs. 정상군에 대한 AU-ROC 커브를 나타낸 것이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0023] 이하, 실시예를 통하여 본 발명을 더욱 상세히 설명하기로 한다. 이들 실시예는 단지 본 발명을 예시하기 위한 것이므로, 본 발명의 범위가 이들 실시예에 제한되는 것으로 해석되지는 않는다.

[0025] <실시예 1> Dataset

[0026] 본 발명에 사용된 데이터셋은 Harvard Medical School 홈페이지(URL:http://med.harvard.edu/AANLIB/)에서 다운로드 하였다. 총 160개의 피험자 이미지가 다운로드되었으며, 이 중 24개의 이미지는 정상 피험자에 속하고 나머지 136개의 이미지는 비정상 피험자에 속한다. 영상은 축 평면 뷰에서 크기 256*256의 T2 강조 뇌 MR 영상으로 구성된다. 여기서 T2 강조 영상은 T2 강조 이완이 더 나은 영상 대비를 제공하므로 다른 해부학적 구조를 나타내는 데 도움이 되기 때문에 입력으로 선택된다. 또한 T1 강조 영상보다 병변을 더 잘 감지한다.

[0027] 비정상적인 피사체 이미지는 알츠하이머병(Alzheimer's disease), 시각 실명을 동반한 알츠하이머병(Alzheimer's disease with visual agnosia), FDG-PET 및 MRI를 동반한 경도 알츠하이머병(Mild Alzheimer's disease with FDG-PET and MRI), 대뇌 톡소플라스마증 질환(Cerebral Toxoplasmosis disease), 만성 경막하혈종 질환(chronic subdural hematoma disease), 신경교종 FDG-PET 질환(Glioma FDG-PET disease), 신경교종 TITc-SPECT with a Tour, 신경교종 TITc-SPECT 질환, 헌팅턴병, 수막종병(Meningioma disease), 다발성 경화증, 픽병(Pick's disease), 육종병 및 투르병을 동반한 헤르페스 뇌염이 속한다. 정상 뇌와 비정상 뇌의 샘플은 도 1과 같다. 모든 다른 유형의 질병을 하나의 그룹으로 묶어 비정상 그룹이라고 하며, 과제는 정상과 비정상 뇌를 구별하는 이분법적 분류 문제였다.

[0028] 또한 데이터 세트를 70:30 비율로 분할하여 데이터의 70%는 훈련용으로 사용하고 나머지 30%는 테스트용으로 사용했다. MK-SVM(Multi-kernel support vector machine)을 사용하여 비정상 및 정상 이진 그룹을 분류했다. 여기에서 그리드 탐색 CV를 사용한 10배 계층 교차 검증(SF-CV) 기법을 사용하여 MK-SVM 분류기에 대한 최적의 하이퍼파라미터를 찾았다. 정확도, 감도, 특이성, 정밀도, f1 점수 측면에서 우리 방법의 성능을 계산했다. 또한 통계적 측정을 통해 이 분류 문제에 대한 수신기 작동 특성(AU-ROC) 곡선 아래 면적을 계산했습니다[44].

[0030] <실시예 2> Overview of the Proposed method

[0031] 제안하는 CAD(Computer-Aided Diagnosis) 시스템은 CLAHE[41] 기법을 이용한 영상 전처리, PDFB-CT[37]와 GLCM[43]을 결합한 특징 추출, 최적의 특징 개수의 4단계로 구성된다. Probabilistic PCA[39] 차원 축소 방법을 사용하여 부분집합 선택을 하고 마지막으로 분류를 적용한다. 도 2는 제안하는 방법의 블록도를 보여준다. 초기 단계에서 피험자 세트를 MK-SVM 분류기로 전달하기 전에 훈련 그룹과 테스트 그룹으로 각각 (70:30) 비율로 두 그룹으로 무작위로 나누었다. 또한 이미지 향상 프로세스인 CLAHE 기법에서 먼저 160개 과목을 모두 통과했다. 그 후, CLAHE의 얻은 출력을 특징 추출 블록으로 전달했다. 여기에서 160개의 MR 뇌 이미지 각각에 대해 PDFB-CT 및 GLCM 방법을 사용하여 22개의 텍스처 특징을 추출했다. 여기에서는 RTE(Random Tree Embedding) [10, 45, 46] 기술을 사용하여 저차원 특징을 고차원 데이터로 변환하여 모든 특징이 참여하고 정상 개체를 비정상 개체로 분류하였다. 또한, 확률적 PCA를 사용한 특징 선택 기술을 사용하여 22개의 특징 그룹에서 특징의 최적의 하위 집합 수를 선택했다. 테스트 단계에서 데이터 세트의 나머지 30%는 제안된 방법의 결과를 측정하기 위해 MK-SVM 분류기에 제공하였다.

[0033] <실시예 3> Pyramdal directional filter blank Contourlet Transform

[0034] M. N. Do와 M. Vetterli는 2005년에 윤곽선 변환을 설계했다[37]. 이는 모든 방향에서 이미지 가장자리 캡처 및 부드러운 윤곽을 위한 새로운 2차원 변환 기술이다. 웨이블릿 변환에 비해 더 나은 방식으로 이미지의 노이즈를 필터링한다. 이 기술은 연속 영역에서 확장하는 대신 이산 영역에서 직접 적용된다. CT는 원본 이미지의 고유한 기하학적 구조를 파악할 수 있으며 방향성과 이방성의 중요한 속성을 가지고 있기 때문에 웨이블릿이 이러한 역할을 하지 않으므로 이미지 처리 응용 프로그램에서 웨이블릿을 추월한다[38]. 이미지의 효율적인 다중 스케일 방향 표현을 제공한다. 다중 스케일 및 방향 속성으로 인해 몇 가지 계수를 사용하여 1차원 윤곽을 따라 이미지를 효과적으로 캡처할 수 있다. CT 확장은 유연한 중형비와 함께 여러 수준의 여러 방향에서 기본 기능 중심으로 구성된다. CT에는 Laplacian Pyramid(LP)와 DFB(Directional Filter Bank)의 두 가지 중요한 단계가 있다. LP는 이미지의 대역통과(bandpass, BP) 복사본으로 구성된 데이터 구조로 설명할 수 있다. BP 필터로서 피라미드 구조는 이미지 해석에 필수적인 가장자리와 같은 이미지 기능을 향상시키는 경향이 있다. LP는 각 피라미드 레벨이 다차원 경우에도 단 하나의 BP 신호만 생성하는 임계 샘플링된 WT 방법에 비해 이점이 있다. 이러한 특성으로 인해 LP에 대한 조대-미세 전략을 사용하여 많은 다중 해상도 방법에 쉽게 적용할 수 있다. DFB는 도 3(b)와 같이 쉘기형 발생 파티션을 갖는 2^1 부대역으로 이어지는 1 수준 트리 구조 할당을 통해 효율적으로 적용된다. 그런 다음 DFB의 쉘기형 주파수 분배기는 팬 QFB에 의한 방향성 주파수 피어싱과 리샘플링으로 수행되는 회전 작업의 적절한 그룹화에 의해 실현된다. 이 기술은 입력 이미지의 변조를 피하고 분해 트리를 증가시키는 더 간단한 규칙을 가지고 있다. LP는 다중 해상도 시스템을 제공하는 반면 DFB는 CT에 방향성을 제공한다. CT는 DFB 형식을 사용하여 이미지의 부드러운 윤곽을 얻는다. LP는 각 수준에서 분해되고 원본 이미지의 다운샘플링된 버전을 생성하고 원본과 BP 이미지의 추정 결과 간의 차이를 제공한 다음 Laplacian 피라미드의 BP 이미지가 DFB 필터로 전달되어 방향 데이터가 캡처할 수 있다. 이 이중 필터 뱅크에서 첫 번째 LP는 점 불연속성을

포착하는 데 사용된 다음 DFB는 이러한 점 불연속성을 선형 형태로 형성하는 데 사용되었다. PDFB는 LP와 DFB를 결합한다. DFB는 이미지의 고주파 성분을 얻기 위해 설계되었다. 따라서 저주파 요인은 DFB에서 제대로 처리되지 않는다. 따라서 이미지의 회소 표현을 제공한다. 이 문제를 개선하기 위해서는 이미지에 DFB를 적용하기 전에 저주파를 분리해야 합니다. 따라서 이러한 어려움을 해결하기 위해 LP 기법이 먼저 적용된 다음 그 출력이 DFB로 전송된다. LP는 2D 이미지를 대역통과 및 저역통과 부대역에 반복적으로 할당하고 다음 BP 부대역은 방향 정보를 캡처하기 위해 DFB 필터로 전달된다. 도 3의 (a)와 (b)는 각각 CT의 분해 형태와 DFB의 주파수 스펙트럼 분할을 보여준다. 이 방법은 거친 스케일에서 반복될 수 있다. 마지막 결과는 여러 규모에서 수많은 방향성 부대역으로 분해된다. 이 방법은 각각의 다중 스케일에서 다른 수의 방향을 전달할 수 있기 때문에 유연하다. PDFB-CT는 LP와 DFB 모두에서 직교 필터가 사용될 때 프레임 경계가 1인 좁은 프레임을 사용한다.

[0035] 구체적으로, $a_0[n]$ 을 입력 이미지라고 하자. LP 단계 이후의 출력은 j 개의 BP 이미지 $b_j[n]$, $j=1,2,3,\dots,j(\text{fine-to-coarse order})$ 및 저역 통과 이미지 $a_j[n]$ 이다. 이는 LP가 $a_{j-1}[n]$ 을 거친 이미지 $a_j[n]$ 와 미세한 이미지 $b_j[n]$ 로 분해한다는 것을 의미한다. 각 BP 이미지 $b_j[n]$ 은 l_j 레벨 DFB에 의해 2^{l_j} BP 방향 이미지 $c_{j,k}^{l,j}[n]$, $k=0,1,\dots,2^{l_j}-1$ 로 더 무너진다. 디스크리트 CT는 완벽한 채구성 블록의 구성이다. 직교 필터를 사용하면 LP는 1과 같은 경계가 있는 촘촘한 프레임으로 구성되며, 이는 l_2 -norm 또는 $\|a_0\|_2^2 = \sum_{j=1}^J \|b_j\|_2^2 + \|a_j\|_2^2$ 를 유지함을 의미한다. 마찬가지로, 직교 필터의 경우 DFB는 직교 변환이고, 이는 $\|b_j\|_2^2 = \sum_{k=0}^{2^{l_j}-1} \|c_{j,k}^{l,j}\|_2^2$ 을 의미한다. 이 두 방정식을 결합하면 DCT는 엄격한 프레임 조건을 유지하는 표준을 충족한다. DFB가 비판적으로 확인되었기 때문에 DCT의 redundancy는 LP의 초과와 동일하며, 이는 하기 [수학식 1]과 같다.

수학식 1

$$1 + \sum_{j=1}^J (1/4)^j < 4/3$$

[0036]

[0037] 이제 다중 속도 ID를 사용하여 피라미드 레벨 j 와 유사한 LP 대역 통과 채널은 대략 $C_{-1} 2^j \times C_{-1} 2^j$ 필터 크기에 의한 필터링에 해당하며, 각 차원에서 $2^{(j-1)}$ 만큼 다운 샘플링한다. DFB의 경우 [수학식 1]에서 방향성 필터에 해당하는 l_j 레벨 ($l_j \geq 2$) 트리 구조 방법이 $C_{-2} 2^j$ 에 대한 너비와 $C_{-2} 2^{(l_j-1)}$ 에 대한 거리를 지원한다는 것을 알 수 있다. 다중 속도 ID를 다시 사용하여 이 두 단계를 해당 윤곽선 필터 뱅크 클러스터로 결합하면 윤곽선 기본 이미지가 약 $C_{-2}^2 j$ 의 너비와 $C_{-2}^{(j+1j-2)}$ 의 거리를 지원한다는 것을 알 수 있다. L_p 와 L_d 를 LP와 DFB에서 사용하는 피라미드형 및 방향성 필터의 탭의 수라고 하자. 다상 구현에서 L_p 필터 뱅크는 입력 인스턴스당 $L_p/2+1$ 연산이 필요하다. 더욱이, N -픽셀 이미지의 경우 윤곽선 필터 뱅크에서 L_p 단계의 복잡성은 다음 [수학식 2]와 같다.

수학식 2

$$\sum_{j=1}^J N \left(\frac{1}{4} \right)^{j-1} \left(\frac{L_p}{2} + 1 \right) < \frac{4}{3} N \left(\frac{L_p}{2} + 1 \right) \text{ (operations)}$$

[0038]

[0039] 그리고 DFB의 경우 2채널 필터 뱅크의 빌딩 블록은 입력 예제당 L_d 연산이 필요하다. 1 레벨 전체 이진 트리 분석에서 DFB의 복잡성은 1의 배수이다. 이것은 DFB의 초기 브레이크다운 블록이 $1/2$ 속도에서 2개 블록, $1/4$ 속도에서 4개 블록이 뒤따르기 때문이다. 따라서 N -픽셀 이미지에 대한 DFB 위상의 복잡성은 다음 [수학식 3]과 같다.

수학식 3

$$\sum_{j=1}^J N \left(\frac{1}{4} \right)^{j-1} L_d l_j < \frac{4}{3} N L_d \max\{l_j\} \text{ (operations)}$$

[0040]

[0041]

[수학식 2]와 [수학식 3]을 결합하면 원하는 PDFB-CT 결과를 얻을 수 있다. 다중 스케일 및 방향성 항복 단계가 DCT에서 분리되기 때문에 이제 다중 스케일에서 여러 방향을 가질 수 있으므로 결과적으로 유연한 다중 스케일 및 방향성 성장을 제공할 수 있다.

[0043]

<실시예 4> Image Analysis and Feature Extraction

[0044]

이미지 전처리에는 160명의 모든 피사체에 대해 수행되었으며 이미지의 품질 향상으로 이어지는 이미지 분석에서 가장 중요한 단계 중 하나이다. 선택된 그룹의 이미지 중 일부는 본질적으로 대비가 낮은 것으로 나타났다. 따라서 이러한 유형의 이미지를 향상시키기 위해 CLAHE(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization)라는 잘 알려진 기술이 적용되었다[41, 42]. 이것은 적응형 히스토그램 균등화(adaptive histogram equalization, AHE)의 변형으로, 각각은 이미지의 고유한 섹터에 해당하는 수많은 히스토그램을 계산하고 이를 사용하여 이미지의 밝기 값을 재할당한다. 따라서 로컬 대비를 개선하고 이미지의 각 섹션에서 가장자리 정의를 개선하는데 적합하다. 그러나 AHE는 이미지의 비교적 균일하거나 거의 일정한 영역에서 대비를 과도하게 증폭시키는 경향이 있다. 한편, 이러한 영역의 히스토그램은 고도로 집중되어 있다. 따라서 AHE는 거의 일정한 영역에서 노이즈를 증가시킬 수 있다. 따라서 과도한 노이즈를 방지하기 위해 CLAHE를 사용할 수 있다. CLAHE 대비 증폭은 노이즈 증폭 문제를 줄이기 위해 부분적이다. 누적 분포 함수(cumulative distribution function, CDF)를 추정하기 전에 히스토그램을 추출하는데 도움이 되는 고정 점수라고 불리는 클립 한계를 활용한다. CLAHE는 클립 제한을 초과한 히스토그램 부분을 모든 히스토그램 빈 간에 동일하게 재분배한다.

[0045]

그 후, 이미지 가장자리 캡처를 위해 그리고 모든 방향에서 부드러운 윤곽을 얻기 위해 피라미드형 DFB 윤곽선 변환을 통해 이 이미지를 전달했다. 제안하는 시스템에서는 래더 필터라고도 하는 'PKVA' 필터의 PDFB-CT의 4단계 근사 계수를 사용하고 [47]은 입력 이미지를 32개의 서브밴드로 분해한다. 이미지의 4단계 분해의 상단 모서리 윤곽선 계수의 크기는 약 $16 \times 16 = 256$ 이다. 더욱이 PDFB-CT에서 얻은 출력은 각 MR 뇌 이미지에서 22개의 질감 특징을 얻기 위해 그레이 레벨 동시-발생 행렬[43](gray-level co-occurrence matrix, GLCM) 방법을 통해 전달된다. 텍스처 특징은 이미지를 다른 관심 영역으로 분할하고 해당 영역을 분류하는 데 사용되는 특징이다. 이미지의 강도 또는 색상의 공간적 컬렉션에 데이터를 제공한다. GLCM은 통계 기반 특징 추출 기술이다. 통계적 방법은 이미지의 각 섹션에서 로컬 특징을 계산하고 로컬 특징 할당에서 통계 집합을 얻음으로써 회색 점수의 공간 분포를 분석하는 데 사용된다. 이러한 종류의 통계적 특징은 1차(1픽셀) 통계와 2차(픽셀 쌍) 통계로 분류할 수 있다. 또한 다음과 같은 22개의 텍스처 기능을 추출했다. 1차: 평균, 표준편차, 첨도, 왜도, RMS, 2차: 엔트로피, 대비, 상관관계, 균질성, 각 2차 모멘트(ASM), 비유사성, 자기상관, 군집 돌출부, 군집 음영, 군집 경향, 상관관계 정보 측도 1, 상관관계 2의 정보 측정, 차이 엔트로피, 합계 평균, 합계 엔트로피, 합계 분산, 분산. 1차 통계는 이미지의 그레이 레벨 분포의 통계적 순간을 설명한다. 이러한 통계적 모멘트는 개별 픽셀 값에만 의존하며 가까운 픽셀 값의 협업 또는 동시 발생에는 의존하지 않는다. 다음 5가지 1차 기능은 다음과 같이 정의된다.

[0046]

a) 평균(mean): 이미지의 평균 그레이 레벨을 측정한 것이다.

수학식 4

$$\mu = \frac{1}{XYZ} \sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y \sum_{z=1}^Z I(x, y, z)$$

[0047]

[0048]

b) 표준 편차(standard deviation, SD): 표준 편차는 전체 이미지와 평균 이미지 사이의 차이 정도를 측정한 것이다.

수학식 5

$$S = \sqrt{\frac{1}{(XYZ-1)} \sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y \sum_{z=1}^Z (I(x, y, z) - \mu)^2}$$

[0049]

[0050]

c) 첨도(Kurtosis): 첨도는 주어진 데이터가 정규 분포에 비해 꼬리가 두꺼운지 또는 꼬리가 가벼운지를 계산한 것이다. 즉, 첨도 값이 높은 데이터는 꼬리 또는 이상값이 두꺼운 경향이 있다. 첨도가 낮은 데이터 세트는 이상치가 부족한 경향이 있으며 다음과 같이 정의된다.

수학식 6

$$\gamma_2 = \frac{1}{XYZ} \sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y \sum_{z=1}^Z \left\{ \left[\frac{I(x, y, z) - \mu}{\sigma} \right] \right\}^4 - 3$$

[0051]

[0052]

d) 왜도(Skewness): 왜도는 동일한 표본 평균 주위에서 데이터 세트의 비대칭을 계산한 것이다. 왜도 값이 음수이면 데이터가 오른쪽에 비해 평균의 왼쪽 부분으로 더 많이 퍼져 있고 왜도 값이 양수이면 데이터 세트가 왼쪽에 비해 오른쪽으로 더 많이 퍼져 있다. 정규 분포(또는 완벽하게 대칭인 분포)의 왜도 값은 0이며 다음과 같이 정의된다.

수학식 7

$$\gamma_1 = \frac{1}{XYZ} \sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y \sum_{z=1}^Z \left[\frac{I(x, y, z) - \mu}{\sigma} \right]^3$$

[0053]

[0054]

e) 평균 제곱근(Root mean square, RMS): RMS는 모든 픽셀 값을 제공한 합계의 평균 평균의 제곱근이다. 평균과 달리 RMS 값은 양수 또는 음수 픽셀 값의 영향을 받지 않는다.

수학식 8

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{XYZ} \sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y \sum_{z=1}^Z I(x, y, z)^2}$$

[0055]

[0056]

GLCM은 이미지에서 2차 텍스처 특징을 추출하는 잘 알려진 통계 방법이다. (열 및 행) 수가 해당 표면의 이미지에 있는 개별 그레이 레벨 또는 픽셀 값의 수와 동일한 행렬로 표현된다. 이것은 조사 영역 내부의 다른 그레이 레벨과 특정 공간 선형 연관에서 보여주는 하나의 그레이 레벨의 빈도를 설명한다. 일반적으로 동시 발생 행렬은 두 가지 매개변수를 기반으로 계산된다. 한 매개변수는 상대 거리(픽셀 단위로 d로 측정된 픽셀 쌍 사이)이고 다른 매개변수는 상대 방향 θ 입니다. 본 발명은 [43, 48]에 설명된 대로 GLCM 기반 기능을 추출했다. $p(i, j)$ 를 동시 발생 행렬, N_g 를 이미지의 이산 강도 레벨 수, μ 를 $p(i, j)$ 의 평균, $\mu_x(i)$ 및 $\mu_y(j)$ 를 평균이라고 한다. 행(i) 및 열(j)의 $\sigma_x(j)$ 및 $\sigma_y(j)$ 는 행(i) 및 열(j)의 표준 편차이며 아래 방정식 계산을 위한 몇 가지 중요한 표기법이다.

수학식 9

$$p_x(i) = \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j) \quad p_y(j) = \sum_{i=1}^{N_g} p(i, j)$$

[0057]

수학식 10

$$p_{x+y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j) i + j = k, (k = 2, 3, \dots, 2N_g), p_{x-y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j) |i-j| = k, (k = 0, 1, \dots, N_g-1)$$

[0058]

수학식 11

$$HXY1 = -\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j) \log(p_x(i) p_y(j)), HXY2 = -\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p_x(i) p_y(j) \log(p_x(i) p_y(j))$$

[0059]

[0060]

f) 엔트로피(Entropy): 엔트로피는 텍스처 이미지의 무작위성을 설명하기 위해 설계되었으며 다음과 같이 정의된다.

수학식 12

$$Entropy = -\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j) \log_2[p(i, j)]$$

[0061]

[0062]

g) 대비(Contrast): 대비는 입력 이미지에 대한 픽셀 및 인접 픽셀의 강도를 계산하며 다음과 같이 정의된다.

수학식 13

$$Contrast = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} |i-j|^2 p(i, j)$$

[0063]

[0064]

h) 상관관계(Correlation, COR): 상관관계 텍스처는 인접 픽셀에 대한 그레이 레벨의 공간적 또는 선형 의존성을 측정한다.

수학식 14

$$Correlation = \frac{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} ijP(i, j) - \mu_i(j)\mu_j(j)}{\sigma_x(j)\sigma_y(j)}$$

[0065]

[0066]

i) 균질성(Homogeneity, HO): 균질성은 이미지의 로컬 균질성을 측정한다. 로컬 그레이 레벨이 균일하고 역 GLCM이 높을 때 높다. 제공된 이미지가 질감이 있는지 없는지 여부를 찾기 위해 단일 또는 값 범위를 가질 수 있으며 다음과 같이 정의된다.

수학식 15

$$Homogeneity = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \frac{p(i, j)}{1 + |i-j|}$$

[0067]

[0068]

j) 각 2차 모멘트(Angular second moment, ASM): ASM은 또한 균일성을 의미한다. 이미지가 균질할수록 점수가 높아진다. 에너지가 1일 때 이미지는 일정한 이미지 다음과 같이 가정된다.

수학식 16

$$ASM = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j)^2$$

[0069]

[0070]

k) Dissimilarity(DS): 각도로 측정된 이미지의 배열을 고려하여 계산된 이미지의 질감 속성으로 다음과 같이 정의된다.

수학식 17

$$Dissimilarity = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j)|i-j|$$

[0071]

[0072]

l) 자기상관(Autocorrelation, ACOR): 이미지의 거칠기를 측정하고 텍스처 프리미티브 간의 선형 공간 관계를 평가한다.

수학식 18

$$Autocorrelation : \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} ijp(i, j)$$

[0073]

[0074] m) CP(Cluster Prominence): GLCM의 국소 강도 변화와 비대칭을 측정한다.

수학식 19

$$CP = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \left[i + j - \mu_x(i) - \mu_y(j) \right]^4 p(i, j)$$

[0075]

[0076] n) 클러스터 셰이드(Cluster shade, CS): GLCM 매트릭스의 왜도를 측정하고 균일성에 대한 지각적 아이디어를 측정하는 것으로 믿어진다.

수학식 20

$$CS = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \left[i + j - \mu_x(i) - \mu_y(j) \right]^3 p(i, j)$$

[0077]

[0078] o) 클러스터 경향(Cluster tendency, CT): 유사한 그레이 레벨 점수를 가진 픽셀 그룹화의 척도이다.

수학식 21

$$CT = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \left[i + j - \mu_x(i) - \mu_y(j) \right]^2 p(i, j)$$

[0079]

[0080] p) 차이 엔트로피(Difference entropy, DE): DE는 이미지의 계조 차이 분포와 관련된 무질서를 측정한다.

수학식 22

$$difference\ entropy = \sum_{i=0}^{N_g-1} p_{x-y}(i) \log_2 \left[p_{x-y}(i) \right]$$

[0081]

[0082] q) 상관관계 1(Information measure of correlation 1, IMC1)의 정보 측정:

수학식 23

$$IMC1 = \frac{H - HXY1}{\max\{HX, HY\}}$$

[0083]

여기에서 H는 엔트로피이다.

[0084]

r) 상관관계 2(Information measure of correlation 2, IMC2)의 정보 측정:

[0085]

수학식 24

$$IMC2 = \sqrt{1 - e^{-2(HXY2 - H)}} \text{ where } H \text{ is the entropy}$$

[0086]

여기에서 H는 엔트로피이다.

[0087]

s) Sum Average(SA): 이미지의 그레이 레벨 합계 분포의 평균을 측정한다.

[0088]

수학식 25

$$SA = \sum_{i=2}^{2N_g} [ip_{x+y}(i)]$$

[0089]

t) 합 엔트로피(sum entropy, SE): 영상의 계조분포와 관련된 무질서를 측정한다.

[0090]

수학식 26

$$SE = -\sum_{i=2}^{2N_g} p_{x+y}(i) \log_2 [p_{x+y}(i)]$$

[0091]

u) 합계 분산(sum variance, SV): 이미지의 그레이 레벨 합계 분포의 분산(평균에 대한)을 측정한다.

[0092]

수학식 27

$$SV = \sum_{i=2}^{2N_g} (i - SE)^2 p_{x+y}(i)$$

[0093]

v) 분산(Variance, V): 평균 주변의 값 분산 측정이다.

[0094]

수학식 28

$$Variance = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i-\mu)^2 p(i, j)$$

[0095]

[0096]

각 160개의 MR 뇌 이미지에서 추출된 22개의 텍스처 특징이 도 5(b)에 나와 있다. 여기서 각 행은 하나의 주제를 나타내고 22개의 열은 1개의 주제에 대한 22개의 텍스처 특징을 나타낸다. 마찬가지로, 도 5(a)의 첫 번째 그림에서 파란색은 정상적인 뇌 데이터 세트(24개)를 나타내고 노란색은 비정상 데이터 세트(136개)를 나타낸다.

[0097]

본 발명에서 도 6은 처음 6개 이미지에 대한 1차 통계적 특징을 보여주고 도 7은 동일한 이미지에 대한 2차 텍스처 특징을 보여준다.

[0099]

<실시예 5> Feature Selection

[0100]

각 대상에 대해 이전 섹션에서 설명한 대로 22개의 텍스처 특징이 추출되었다. 이러한 속성 중 일부는 비정상적인 피험자의 병리학적 변화와 관련이 없거나 중요하지 않을 수 있으므로 이진 분류 작업에 유용한 정보를 제공하지 않는다. 또한 더 효율적인 분류기를 훈련하려면 이러한 특징을 제거해야 합니다. 그러나 본질적으로 비정상적인 대상의 병리학적 변화를 포착하는 속성이 항상 이진 분류에 유용하다는 것을 의미하지는 않는다. 따라서 두 클래스 사이에 차이를 보이는 구별 특징을 선택하기 위해서는 적절한 특성 선택 방법을 적용하는 것이 필수적이다. 이 단계는 테스트 및 훈련 데이터 세트에 대한 계산 시간을 줄이고 분류 정확도의 성능을 높임으로써 분류 프로세스의 속도를 높이는 데 도움이 된다. 처음에 데이터의 종속성과 중복성을 줄이기 위해 할당의 평균 평균(average mean)이 0이고 SD가 1이 되도록 속성을 변환하는 Scikit-learn(0.19.2)[49]의 표준 스칼라 유틸리티를 사용하여 추출된 속성을 정규화했다. 나중에 우리는 Scikit-learn(0.19.2)[49]의 랜덤 트리 임베딩(random tree embedding, RTE)[10, 45, 46]과 확률적 주성분 분석(probabilistic principal component analysis, PPCA) 방법을 사용한 차원 축소 프로세스를 사용한 고차원 데이터 변환을 사용했다. RTE 방법은 비지도 데이터 변환 알고리즘을 실행하여 RTE 작업을 해결하는 의사결정 트리 앙상블 학습 기법의 원리를 기반으로 작동한다. 그것은 데이터 예제 포인트가 끝나는 잎의 인덱스 방법을 따라 데이터를 인코딩하는 완전한 랜덤 트리의 숲과 같은 구조를 사용한다. 더욱이, 획득된 인덱스된 것은 이후에 분류 프로세스에 도움이 될 수 있는 매우 고차원 모양으로 특징 벡터를 매핑하는 one-of-k 인코더에서 사전 정렬된다. 특징 벡터를 매우 높은 차원의 모양으로 매핑한 후 차원 축소를 위해 PPCA 방법을 적용했다. 이 방법은 22개의 특징 묶음에서 중요한 속성만 선택한다. PPCA는 Gaussian latent variable factor에 기초한 PCA의 확률적 공식으로 [39]에 의해 처음 소개되었다. PPCA는 p-차원 관찰된 입력 데이터 포인트를 선형 변환 함수(여기서 $q < p$) 주변의 등가 q-차원 잠재 변수와 연결함으로써 고차원 특징 벡터를 저차원 표현으로 줄인다. $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})^T$ 를 관찰 i에 대한 관찰된 변수 집합이라고 하고 $z_i = (z_{i1}, z_{i2}, \dots, z_{ip})^T$ 를 축소된 차원 공간을 갖는 잠재성에서 관찰 i와 유사한 잠재 변수라고 가정한다. 또한 PPCA는 등방성 오류 모델에 의존한다. PPCA 모델은 다음과 같이 표현할 수 있다.

수학식 29

$$x_i = W * z^T + \mu + \sigma \epsilon$$

[0101]

[0102]

여기서 $x_i \in \mathbb{R}^p$, $\epsilon \sim N(0, I_p)$, $z \sim N(0, I_q)$ 및 $z \perp \epsilon$, $z_i \in \mathbb{R}^q$ 는 잠재 변수이고 W 는 $p \times q$ 로딩 행렬이다. 오차항 ϵ 는 평균이 0이고 공분산이 $v * I(k)$ 인 가우스 값이다. 여기서 v 를 잔차 분산이라고 한다. 잔차 분산이 0보다 크도록 하려면 k 값이 순위보다 작아야 한다. v 가 0인 표준 주성분은 PPCA에 대한 제한 조건이다. 관찰된 변수 x 는 잠재 변수 z 의 주어진 값과 무관한 것으로 간주된다. 그러므로 잠재변수에 의해 밝혀진 관찰변수와 그 오차 사이의 상관관계는 x_i 에 대한 고유한 변동성을 정당화한다. 행렬 W 의 차원은 $p \times k$ 이며 이는 잠재 변수와 관찰된 변수를 모두 관련시킨다. 벡터 μ 를 사용하면 모델이 0이 아닌 평균을 가질 수 있다. PPCA는 값이 데이

터 세트에 대해 누락되고 임의적인 것으로 간주했다. 이 모델을 바탕으로,

수학식 30

$$x_i \sim N(\mu, W * W^T + v * I(k))$$

이를 감안할 때 W 및 v 에 대한 솔루션은 분석적으로 결정할 수 없다. 해당 로그 우도 함수를 최대화하기 위해 EM 알고리즘을 반복적으로 사용한다. 결측값의 경우 EM 절차는 추가 잠재 변수를 고려한다. 수렴에서 W 의 열은 솔루션 하위 공간에 걸쳐 있다. 그런 다음 PPCA는 직교 계수를 산출한다. 이러한 방식으로 훈련 및 테스트 데이터 세트에 대해 PPCA 방법을 수행할 수 있다.

<실시예 6> Multiple Kernel-Support Vector Machine (MK-SVM)

MK-SVM[44]은 지도 학습 방법이다. 초평면을 분리하여 정식으로 정의된 판별 분류기이다. 다시 말해, 레이블이 지정된 훈련 샘플이 주어지면 알고리즘은 새로운 테스트 샘플을 분류하는 최적의 초평면 점수를 출력한다. 최근 수많은 신경영상 연구[8, 10, 16, 18, 25, 30, 32]에 활용되고 있으며, 신경과학 분야에서 가장 효과적인 머신러닝 도구 중 하나로 실현되고 있다. 두 클래스 중 하나에 속하는 선형으로 구별 가능한 2D 점 세트의 경우 최상의 분리 직선을 찾아야 한다. 도 8은 특징 공간에서 X와 0로 표시되는 두 클래스의 훈련 특징 벡터 샘플을 보여준다. 도 8에서 이 문제에 대한 해결책을 제안하는 여러 행이 있음을 관찰할 수 있다. 이론에 따르면 선이 점에 너무 가깝게 지나가면 선이 끄떡하다. 왜냐하면 자연에서 이 선은 노이즈에 민감하고 점을 올바르게 일반화하지 않기 때문이다. 따라서 목표는 모든 점에서 가능한 한 멀리 통과하는 선을 찾는 것이다. 그 순간, SVM 절차의 작동은 훈련 인스턴스에 가장 큰 최소 거리를 제공하는 최적의 초평면을 찾는 것을 기반으로 한다. 두 번, 이 획득된 거리는 SVM 이론 내에서 중요한 마진 이름을 받는다. 따라서 최적 분할 초평면은 훈련 샘플의 마진을 활용한다.

직선의 방정식은 $y = ax + b$ 이다. x 를 x_1 로, y 를 x_2 로 이름을 바꾸면 방정식이 $a(x_1 - x_2) + b = 0$ 으로 바뀐다. $X = (x_1, x_2)$ 및 $w = (a, -1)$ 로 규정하면 $wX + b = 0$, 초평면의 방정식이다. 이제 최적의 초평면 방정식으로 선형 분리 가능한 2D 점의 구조는 다음과 같다.

수학식 31

$$f(x) = \beta_0 + \beta^T \phi(x)$$

여기서 x 는 입력 벡터, β 는 가중치 벡터, β^T 는 초평면 매개변수, β_0 은 바이어스 및 $\phi(x)$ 는 특징 벡터 x 를 더 높은 차원 공간에 매핑하는 데 사용되는 함수이다. 최적의 초평면은 β 및 β_0 을 스케일링하여 여러 가지 방법으로 무한한 수로 특성화할 수 있다. 합의의 문제로, 초평면의 가능한 모든 표현 중에서 선택된 것은 다음과 같다.

수학식 32

$$|\beta_0 + \beta^T \phi(x)| = 1$$

여기서 x 는 초평면에 가장 가까운 훈련 샘플을 상징한다. 전체적으로 부분공간 또는 초평면에 가장 가까운 훈련 샘플을 지원 벡터라고 한다. 이 그림은 표준 초평면(canonical hyperplane)으로 알려져 있다. 방정식으로 설명되는 주어진 결정 표면에 대해;

수학식 33

$$\beta_0 + \beta^T \phi(x) = 0, \quad \text{which is same as } \beta^T \phi(x)$$

그리고, 부분공간에 속하지 않는 벡터 y 는 다음 방정식을 만족한다[44].

수학식 34

$$\beta_0 + \beta^T \phi(y) = \pm d \|\beta\|$$

여기서 d 는 주어진 최적의 초평면까지의 점 y 의 거리이다. 다른 기호는 초평면의 벡터 y 면을 결정한다. 따라서 SVM의 출력 $f(x)$ 는 실제로 지원 벡터 β 의 노름과 선택한 초평면으로부터의 거리 $d(y)$ 에 비례한다. 또한, 본 발명에서는 선형 SVM 분류기를 사용하여 비선형 어려움을 해결하는 데 사용되며 선형으로 분리할 수 없는 샘플을 선형으로 분리할 수 있는 샘플로 바꾸는 데 관여하는 다중 커널 SVM을 사용했다. 이 개념의 이면에 있는 아이디어는 n 차원 공간에서 선형으로 분리되지 않은 샘플이 더 높은 m 차원 공간에서 선형으로 구별될 수 있다는 것이다. 본 발명에서는 Scikit-learn(0.19.2)[49] 라이브러리의 MK-SVM을 사용했다. Scikit-learn 라이브러리는 내부적으로 LIBSVM[50]을 사용하여 모든 계산을 처리한다. MK-SVM의 하이퍼파라미터는 튜닝을 통해 달성할 수 있는 최대 예상 성능을 측정하기 위해 변경되어야 한다. 결과적으로, 다중 커널 기반 SVM에 대한 최적의 초평면 매개변수를 찾기 위해 C (오분류 또는 오류 항을 나타내는 페널티 매개변수이다. 오분류 또는 오류 항은 SVM 최적화에 얼마나 많은 오류를 견딜 수 있는지 알려준다. 이것이 결정 경계와 오분류 용어 사이의 트레이드오프를 제어할 수 있는 방법이다.) 및 γ (이는 그럴듯한 분리선 계산에 얼마나 멀리 영향을 미치는지 정의) 매개변수는 훈련 데이터 세트 상에서 10겹 계층 교차 검증(stratified cross-validation, SF-CV) 방법을 사용하여 그리드 검색을 사용하여 최적화된다. CV는 훈련 데이터 세트(모델 피팅에 사용)와 테스트 데이터 세트(성능 평가에 사용)의 개별성을 유지하기 위한 고전적인 접근 방식으로 수행되었다. CV 기술에는 두 개의 중첩 루프가 포함되고, 이는 분류 성능 측정을 평가하는 외부 루프와 모델(MK-SVM의 경우 c 및 γ)의 하이퍼파라미터를 조정하는 데 사용되는 내부 루프를 포함한다. 내부 루프 CV를 사용하는 이점이 중요하므로 하이퍼파라미터를 최적화할 때 바이어스 성능이 증가하는 것을 방지하는 데 도움이 된다. 또한 CV는 훈련 샘플을 10개의 동일한 부분으로 무작위로 분리하여 작동하며, 그 중 한 부분은 검증 샘플로 할당되고 나머지 9개 부분은 훈련 샘플에서 사용된다. 이 연구에서는 보다 정확한 낙진을 얻기 위해 10배 계층화된 CV를 100번 조작했다. 마지막으로 최종 결과로 100회 반복의 산술 평균을 계산했다. 또한 선택된 속성의 수가 적기 때문에 우리 상황에서는 RBF 커널이 다른 커널보다 더 나은 결과를 달성한다.

<실시예 7> Performance evaluation metrics

분류기의 효율성을 계산하는 방법에는 여러 가지가 있다. 본 발명에서는 분류의 정확도를 평가하는 혼동 행렬을 계산했다. 도 9는 이진 이미지 분류를 위한 혼동 행렬을 표시한다. 여기서 TN 및 FN은 TP와 마찬가지로 참음성 및 위음성을 나타내고 FP는 참양성 및 위양성을 나타낸다. 여기에서 우리의 경우 비정상성은 "true" 값을 유지할 것으로 예상되고 정상적인 것은 후속 정상 대류에 대해 "false" 값을 유지할 것으로 예상된다. 혼동 행렬 값을 기반으로 총 5가지 성능 측정을 계산했다. 정확도, 민감도, 특이도, 정밀도, f1 점수이다. 이러한 메트릭은 이진 출력, 즉 두 개의 클래스가 있는 모든 분류 프로세스에 사용할 수 있다.

정상 및 비정상 MR 뇌 이미지의 두 가지 부류를 고려하고 비정상적인 질병의 증거를 찾는 것을 유리한 조건으로 고려하면 다음과 같은 정의가 있다.

- True Positive(TP): 비정상적으로 분류된 비정상 이미지

- False Positive(FP): 비정상적으로 분류된 정상 이미지

- True Negative(TN): 일반 이미지로 분류된 일반 이미지

- False Negative(FN): 정상으로 분류된 비정상적인 이미지

이제 정확도, 특이성, 민감도, 정밀도 및 f1 점수를 다음과 같이 공식화한다.

수학식 35

$$Accuracy = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)}$$

수학식 36

$$Recall = Sensitivity = \frac{TP}{(TP+FN)}$$

수학식 37

$$Specificity = \frac{TN}{(TN+FP)}$$

수학식 38

$$Precision = \frac{TP}{(TP+FP)}$$

수학식 39

$$F1-score = 2 \times \left[\frac{precision \times recall}{precision + recall} \right]$$

여기서 재현율 또는 민감도는 정확하게 분류된 양성 샘플의 전체 수를 양성 예의 전체 수로 나눈 비율로 나타낼 수 있다. 정밀도 점수를 얻기 위해 정확하게 분류된 긍정적인 인스턴스의 총 수를 예측된 긍정적인 예의 총 수로 나눈다. F1 점수는 테스트의 정확도와 관련된 금액이다. 또한 이 이진 분류 문제에 대한 또 다른 성능 측정으로 수신기 작동 특성 곡선(AU-ROC) [51] 아래 영역이 계산되었다. 정확도와 달리 AU-ROC 측정은 분류기의 출력 확률에 대한 임계값이 필요하지 않으므로 클래스 사전에 의존하지 않는다. 마찬가지로 이 분류 문제에 대한 Cohen의 카파[52] 점수도 계산했다. 카파 통계 점수는 항상 -1과 1 사이이다. 최대 점수는 두 군집 간의 완벽한 일치율을 의미하고, 0 이하의 점수는 일치 가능성이 낮음을 의미한다. 이러한 모든 성능 측정을 평가하기 위해 10 배 SF-CV를 수행했다. 그리고 보고된 결과는 100회 이상의 평균이다.

<실시예 8> Result and Discussion

제안된 방법은 Matlab(R2019b) 도구 상자, python 3.5를 실행하고 Scikit-learn 공개 라이브러리 버전(0.19.2)을 사용하여 Ubuntu 16.04 LTS에서 구현되었다[49]. 본 발명에서는 정상 및 비정상 데이터의 두 가지 클래스

가 있었다. 처음에는 CLAHE 이미지 처리 기능에서 이러한 모든 이미지를 전달하여 이미지의 품질을 향상시켰다. 향상된 이미지는 도 1에서 볼 수 있다. 그 후, CLAHE에서 얻은 전처리 출력은 4단계의 계수(4단계 피라미드 분해 및 각 피라미드 수준(거친에서 미세까지)의 방향 분해: 0,3,3 및 4)로 전달된다. 이미지 에지 캡처를 위한 피라미드 DFB 윤곽선 변환 함수의 근사 서브밴드 또한 모든 방향에서 부드러운 윤곽을 얻을 수 있다. 입력 이미지는 도 4와 같이 가장 미세한 피라미드 수준에서 32개의 방향성 부대역 이미지로 분해된다. 여기에서 가장 좋은 피라미드 수준 $\{(1,5) (1,1)\}$ 을 GLCM 함수에 전달하여 각 MR 뇌 이미지의 22가지 텍스처 특징을 얻는다. 22개의 선택된 텍스처 기능은 다음과 같다. 1차: 평균, 표준 편차, 첨도, 왜도, RMS (First order: *mean, standard deviation, kurtosis, skewness, RMS*), 2차: 엔트로피, 대비, 상관 관계, 균질성, 각도 2차 모멘트 (ASM), 비유사성, 자기 상관, 군집 돌출부, 군집 음영, 군집 경향, 상관 1의 정보 측도, 상관 2의 정보 측도, 차분 엔트로피, 합계 평균, 합계 엔트로피, 합계 분산, 분산 (Second-order: *entropy, contrast, correlation, homogeneity, angular second moment (ASM), dissimilarity, autocorrelation, cluster prominence, cluster shade, cluster tendency, information measure of correlation 1, information measure of correlation 2, difference entropy, sum average, sum entropy, sum variance, variance*). 마찬가지로, 나중에 우리는 GLCM 함수에서 이 22개의 추출된 기능을 모두 정규화 함수로 전달하여 숫자 속성 값을 범위 0과 1로 재조정했다. 이는 데이터 중복성을 줄이는 데 도움이 된다. 또한 획득한 저차원 특성을 고차원 상태로 변환하는 RTE 기술을 적용했다. 또한 확률적 PCA 차원 축소 방법을 사용하는 특징 선택 방법도 활용했다. 이 방법은 22개의 특징 묶음에서 유효한 특징만 선택하고 선택한 특징을 분류기로 전송하여 비정상 대 정상 그룹 분류 성능을 계산한다. 본 발명에서는 Scikit-learn 라이브러리(0.19.2)의 분류기로 MK-SVM을 사용했다. 또한 성능에 대한 편향되지 않은 추정을 달성하기 위해 데이터세트 세트를 각각 훈련 세트와 테스트 세트로 70:30 비율로 두 세트로 무작위로 나누었다. 훈련 세트에서 하이퍼파라미터(c 및 γ)에 대한 올바른 값을 얻는 것은 매우 어렵고 그 값이 분류 결과에 영향을 미칠 수 있다. 따라서 MK-SVM에 대한 최적의 하이퍼파라미터 값을 얻기 위해 훈련 세트의 10배 SK-CV를 갖는 그리드 검색(그리드 검색은 그리드에 명시된 알고리즘 매개변수의 각 배열에 대한 모델을 체계적으로 구축하고 평가할 최적의 하이퍼파라미터를 찾는 방법)을 사용했다. 그리드 탐색 방법은 $c = 1 \sim 9$ 및 $\gamma = 1e-4 \sim 1$ 의 범위에서 수행되었다. 각 기법에 대해 얻은 하이퍼파라미터의 최적화된 점수는 훈련 그룹을 사용하여 분류기를 훈련하는 데 활용되었으며 나중에 결과 MK-SVM 분류기의 결과는 훈련 단계에서 적용되지 않은 테스트 그룹의 나머지 30% 샘플에 대해 평가되었다. 획득한 최적화된 하이퍼파라미터 점수와 최고의 CV 점수는 도 10에 나와 있습니다.

[0135] 도 11은 비정상 대 정상 그룹에 대한 분류자의 CV 점수(c 및 γ) 그래프를 나타낸다. 도 11에서 서로 다른 c 및 γ 점수가 모델에 미치는 영향을 볼 수 있다. 또한, 비정상 대 정상에 대해 가장 잘 달성된 최적 하이퍼파라미터 조합은 $C = 9$, $\gamma = 0.001$ 이다. 이러한 조정된 최적 하이퍼파라미터 값은 그리드 검색 및 10-fold SF-CV의 도움으로 $C = 1$ 에서 9 및 $\gamma = 1e-4$ 에서 1의 주어진 범위에서 자동으로 선택된다. 이러한 방식으로 본 발명에서는 이 이진 분류 문제에 대한 성능의 편향되지 않은 추정치를 얻었다.

[0136] 본 발명에서 참가자의 수는 각 그룹에서 동일하지 않았다. 따라서 정확도 계산만으로는 사용 가능한 두 클래스 간의 성능을 비교할 수 없다. 따라서 6가지 조치를 고려했다. 각 샘플에 대해 정확도, 특이성, 민감도, 정밀도, F1 점수 및 AU-ROC 성능 측정 값을 계산했다. 또한 이러한 분류 문제에 대한 Cohen의 카파 값도 계산했다. 도 12는 비정상과 정상의 분류 결과를 보여준다.

[0137] 본 발명에서 제안한 방법은 AUC 100%, 정확도 100%, 민감도 100%, 특이도 98.24%, 정확도 97%, f1-score 98.71%를 달성했다. 또한 Cohen의 카파 값은 (PDFB-CT+GLCM+PPCA+MK-SVM) 방법에 대해 0.9763으로 1에 매우 가깝다. 마찬가지로 4단계 근사에서 2D-DWT 계수를 계산했으며, (DWT+ GLCM+PPCA+MK-SVM)에 대해 달성된 성능 결과는 AUC의 98.75%, 정확도의 97.92%, 민감도의 100%, 특이도의 97.56%, 정밀도의 95.5%, f1 점수의 93.33% 및 0.9211 Cohen의 카파 값이다. 또한 CAD 체계의 민감도 값이 높을수록 CAD 체계의 결과가 더 좋다. 따라서 제안된(PDFB-CT+GLCM+PPCA+MK-SVM) 모델은 정확한 임상 결정을 예측하는 데 더 큰 잠재력을 가지고 있다. 도 13은 비정상 환자와 정상 환자 간의 AU-ROC 곡선을 보여준다. 또한 2D-DWT 웨이블릿 기능에 대한 PDFB-CT 기능의 효율성을 뒷받침하기 위해 제안된 방식에서 2D-DWT 기능에 대한 테스트를 수행했으며 결과는 도 12에 보고되었다. 제안된 PDFB-CT 기능이 있는 시스템은 2D-DWT 기능보다 더 나은 성능을 달성했다. 여기서, 2D-DWT 특징은 4-레벨 서브밴드 분해의 모든 계수로부터 획득된다. 총 AU-ROC 곡선은 테스트 샘플의 성능을 계산하기 위한 단일 인덱스이다. AUC 값이 클수록 비정상 및 정상 피험자를 올바르게 선택하기 위한 병리학적 검사의 일반 성능이 더 좋다. PDFB-CT+GLCM+PPCA+MK-SVM 방법의 경우 제안한 방법은 100% AUC를 달성하여 긍정적인 점수와 부정적인 점수를 구분할 때 제안한 모델이 매우 잘 수행되었음을 나타낸다. 마찬가지로 DWT+ GLCM+PPCA+MK-SVM의 경우 PDFB-CT+GLCM+PPCA+MK-SVM 방식에 비해 약간 낮은 98.75%의 AUC를 달성했다. PDFB-CT+GLCM+PPCA+MK-SVM 방법은

매우 잘 수행되었으며 양성 샘플의 가능성은 음성 샘플의 가능성과 잘 나뉜다. 이제 제안된 기술이 PDFB 기능을 사용하면 성능이 크게 향상된다는 결론을 내릴 수 있다.

[0139] <실시예 9> Conclusion

[0140] 본 발명에서는 피라미드 지향성 필터뱅크 등고선 변환과 회색조 동시발생 행렬을 조합하여 비정상군과 정상군을 분류하는 개선된 자동화 프레임워크를 제안하였고, 이후 성능은 다음의 도움을 받아 이진 분류에 대한 척도가 되었다. 10겹의 계층화된 CV 기술을 사용하는 다중 커널 지원 벡터 머신. 총 22개의 (1차 및 2차) 특징을 GLCM 함수에서 추출했다. 또한, MK-SVM 분류기에 대한 최적의 하이퍼파라미터 값을 찾기 위해 10겹 SF-CV를 사용하는 그리드 검색 방법을 사용했다. 나중에 분류 목적을 위해 이렇게 얻은 최상의 하이퍼파라미터 값을 MK-SVM 분류기에 전달했다. 본 발명에서 제안하는 방법(PDFB-CT+GLCM+PPCA+MK-SVM)은 DWT+ GLCM+PPCA+MK-SVM 방법에 비해 AU-ROC 100%, 정확도 100%, 감도 100%를 달성하여 매우 높다. 마찬가지로 우리가 제안한 방법은 0.9763 Cohen's kappa score 1에 매우 근접하여 DWT+ GLCM+PPCA+MK-SVM 방법(0.9211 카파 점수 달성)과 비교하여 PDFB-CT+GLCM+PPCA+MK-SVM 방법이 비정상군과 정상군 간에 높은 수준의 일치를 달성했음을 나타낸다.

[0142] <Reference>

- [0143] 1. Chaplot S, Patnaik LM, Jagannathan NR (2006) Classification of magnetic resonance brain images using wavelets as input to support vector machine and neural network. Biomedical Signal Processing and Control 1:86-92. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2006.05.002>
- [0144] 2. El-Dahshan E-SA, Hosny T, Salem A-BM (2010) Hybrid intelligent techniques for MRI brain images classification. Digital Signal Processing 20:433-441. <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2009.07.002>
- [0145] 3. Jha D, Kim J-I, Lee B, Kwon G-R (2017) Efficient Cascade Model for Pathological Brain Image Detection by Magnetic Resonance Imaging. Journal of Medical Imaging and Health Informatics 7:1744-1752. <https://doi.org/10.1166/jmihi.2017.2269>
- [0146] 4. Nayak DR, Dash R, Majhi B (2016) Brain MR image classification using two-dimensional discrete wavelet transform and AdaBoost with random forests. Neurocomputing 177:188-197. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2015.11.034>
- [0147] 5. Zhang Y, Wu L, Wang S (2011) Magnetic resonance brain image classification by an improved artificial bee colony algorithm. Progress In Electromagnetics Research 116:65-79. <https://doi.org/10.2528/PIER11031709>
- [0148] 6. Zhang Y, Dong Z, Wu L, Wang S (2011) A hybrid method for MRI brain image classification. Expert Systems with Applications 38:10049-10053. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.02.012>
- [0149] 7. Saritha M, Paul Joseph K, Mathew AT (2013) Classification of MRI brain images using combined wavelet entropy based spider web plots and probabilistic neural network. Pattern Recognition Letters 34:2151-2156. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2013.08.017>
- [0150] 8. Gupta Y, Lee KH, Choi KY, et al (2019) Early diagnosis of Alzheimer's disease using combined features from voxel-based morphometry and cortical, subcortical, and hippocampus regions of MRI T1 brain images. PLoS ONE 14:e0222446. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0222446>
- [0151] 9. Gupta Y, Lee KH, Choi KY, et al (2019) Alzheimer's Disease Diagnosis Based on Cortical and Subcortical Features. Journal of Healthcare Engineering 2019:1-13. <https://doi.org/10.1155/2019/2492719>
- [0152] 10. Gupta Y, Lama RK, Kwon G-R, Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative (2019) Prediction and Classification of Alzheimer's Disease Based on Combined Features From Apolipoprotein-E Genotype, Cerebrospinal Fluid, MR, and FDG-PET Imaging Biomarkers. Front Comput Neurosci 13:72. <https://doi.org/10.3389/fncom.2019.00072>

- [0153] 11. Alam S, Kwon G-R, The Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative (2017) Alzheimer disease classification using KPCA, LDA, and multi-kernel learning SVM: ALAM et al. International Journal of Imaging Systems and Technology 27:133-143. <https://doi.org/10.1002/ima.22217>
- [0154] 12. Farzan A, Mashohor S, Ramli AR, Mahmud R (2015) Boosting diagnosis accuracy of Alzheimer's disease using high dimensional recognition of longitudinal brain atrophy patterns. Behavioural Brain Research 290:124-130. <https://doi.org/10.1016/j.bbr.2015.04.010>
- [0155] 13. Harikumar R, Vinoth kumar B (2015) Performance analysis of neural networks for classification of medical images with wavelets as a feature extractor. International Journal of Imaging Systems and Technology 25:33-40. <https://doi.org/10.1002/ima.22118>
- [0156] 14. Kalbkhani H, Shayesteh MG, Zali-Vargahan B (2013) Robust algorithm for brain magnetic resonance image (MRI) classification based on GARCH variances series. Biomedical Signal Processing and Control 8:909-919. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2013.09.001>
- [0157] 15. Nayak DR, Dash R, Majhi B, Prasad V (2017) Automated pathological brain detection system: A fast discrete curvelet transform and probabilistic neural network based approach. Expert Systems with Applications 88:152-164. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.06.038>
- [0158] 16. Nayak DR, Dash R, Majhi B (2018) Pathological brain detection using curvelet features and least squares SVM. Multimedia Tools and Applications 77:3833-3856. <https://doi.org/10.1007/s11042-016-4171-y>
- [0159] 17. Nayak DR, Dash R, Majhi B (2018) Discrete ripplelet-II transform and modified PSO based improved evolutionary extreme learning machine for pathological brain detection. Neurocomputing 282:232-247. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2017.12.030>
- [0160] 18. Nayak DR, Das D, Dash R, et al (2019) Deep extreme learning machine with leaky rectified linear unit for multiclass classification of pathological brain images. Multimedia Tools and Applications. <https://doi.org/10.1007/s11042-019-7233-0>
- [0161] 19. Yang G, Zhang Y, Yang J, et al (2016) Automated classification of brain images using wavelet-energy and biogeography-based optimization. Multimedia Tools and Applications 75:15601-15617. <https://doi.org/10.1007/s11042-015-2649-7>
- [0162] 20. Wang S, Zhang Y, Dong Z, et al (2015) Feed-forward neural network optimized by hybridization of PSO and ABC for abnormal brain detection. International Journal of Imaging Systems and Technology 25:153-164. <https://doi.org/10.1002/ima.22132>
- [0163] 21. Wang S, Phillips P, Yang J, et al (2016) Magnetic resonance brain classification by a novel binary particle swarm optimization with mutation and time-varying acceleration coefficients. Biomedical Engineering / Biomedizinische Technik 61:431-441. <https://doi.org/10.1515/bmt-2015-0152>
- [0164] 22. Zhang Y, Wang S, Wu L (2010) A novel method for magnetic resonance brain image classification based on adaptive chaotic PSO. PIER 109:325-343. <https://doi.org/10.2528/PIER10090105>
- [0165] 23. Zhang Y, Wu L (2012) An MR brain images classifier via principal component analysis and kernel support vector machine. Progress In Electromagnetics Research 130:369-388. <https://doi.org/10.2528/PIER12061410>
- [0166] 24. Zhang Y, Wang S, Ji G, Dong Z (2013) An MR Brain Images Classifier System via Particle Swarm Optimization and Kernel Support Vector Machine. The Scientific World Journal 2013:1-9. <https://doi.org/10.1155/2013/130134>
- [0167] 25. El-Dahshan E-SA, Mohsen HM, Revett K, Salem A-BM (2014) Computer-aided diagnosis of human brain tumor through MRI: A survey and a new algorithm. Expert Systems with Applications 41:5526-5545. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.01.021>
- [0168] 26. Zhou X, Wang S, Xu W, et al (2015) Detection of Pathological Brain in MRI Scanning Based on

Wavelet-Entropy and Naive Bayes Classifier. In: Ortuño F, Rojas I (eds) Bioinformatics and Biomedical Engineering. Springer International Publishing, Cham, pp 201-209

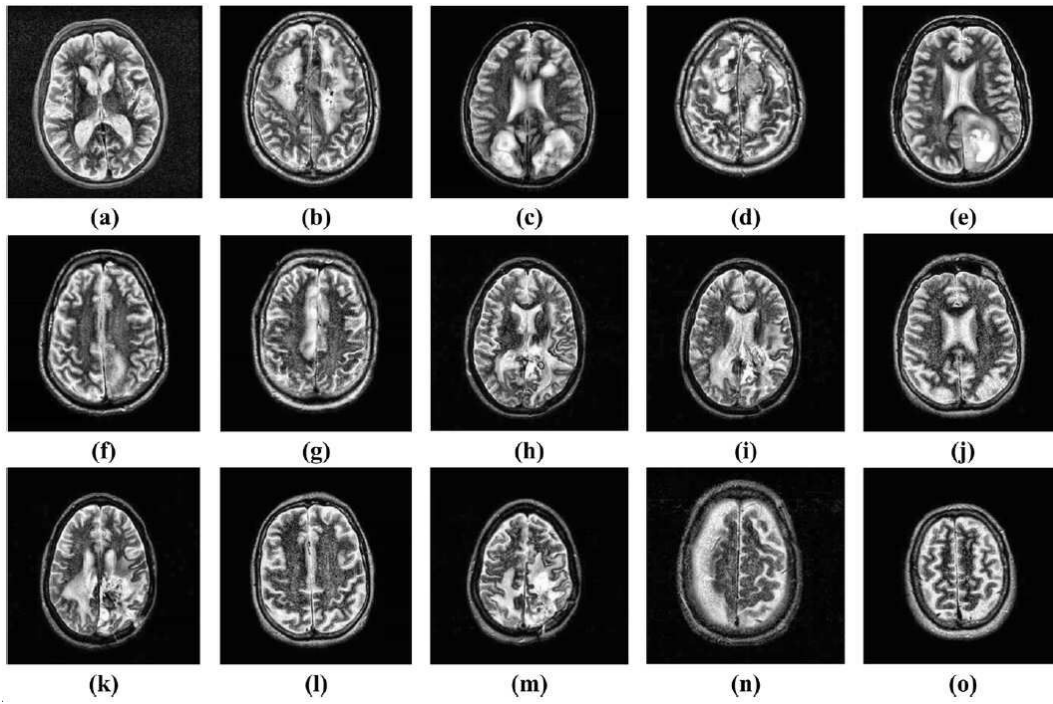
- [0169] 27. Zhang Y-D, Chen S, Wang S-H, et al (2015) Magnetic Resonance Brain Image Classification Based on Weighted-Type Fractional Fourier Transform and Nonparallel Support Vector Machine. International Journal of Imaging Systems and Technology 25:317-327. <https://doi.org/10.1002/ima.22144>
- [0170] 28. Zhang Y-D, Wang S-H, Yang X-J, et al (2015) Pathological brain detection in MRI scanning by wavelet packet Tsallis entropy and fuzzy support vector machine. SpringerPlus 4:. <https://doi.org/10.1186/s40064-015-1523-4>
- [0171] 29. Zhang Y, Dong Z, Wang S, et al (2015) Preclinical Diagnosis of Magnetic Resonance (MR) Brain Images via Discrete Wavelet Packet Transform with Tsallis Entropy and Generalized Eigenvalue Proximal Support Vector Machine (GEPSVM). Entropy 17:1795-1813. <https://doi.org/10.3390/e17041795>
- [0172] 30. Zhang Y-D, Chen X-Q, Zhan T-M, et al (2016) Fractal Dimension Estimation for Developing Pathological Brain Detection System Based on Minkowski-Bouligand Method. IEEE Access 4:5937-5947. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2016.2611530>
- [0173] 31. Zhang Y, Ji G, Yang J, et al (2016) Preliminary research on abnormal brain detection by wavelet-energy and quantum-behaved PSO. Technology and Health Care 24:S641-S649. <https://doi.org/10.3233/THC-161191>
- [0174] 32. Zhang Y-D, Zhao G, Sun J, et al (2018) Smart pathological brain detection by synthetic minority oversampling technique, extreme learning machine, and Jaya algorithm. Multimed Tools Appl 77:22629-22648. <https://doi.org/10.1007/s11042-017-5023-0>
- [0175] 33. Wang S, Du S, Atangana A, et al (2018) Application of stationary wavelet entropy in pathological brain detection. Multimed Tools Appl 77:3701-3714. <https://doi.org/10.1007/s11042-016-3401-7>
- [0176] 34. Gudigar A, Raghavendra U, San TR, et al (2019) Application of multiresolution analysis for automated detection of brain abnormality using MR images: A comparative study. Future Generation Computer Systems 90:359-367. <https://doi.org/10.1016/j.future.2018.08.008>
- [0177] 35. Nayak DR, Dash R, Majhi B, Acharya UR (2019) Application of fast curvelet Tsallis entropy and kernel random vector functional link network for automated detection of multiclass brain abnormalities. Computerized Medical Imaging and Graphics 77:101656. <https://doi.org/10.1016/j.compmedimag.2019.101656>
- [0178] 36. Gudigar A, Raghavendra U, Ciaccio EJ, et al (2019) Automated Categorization of Multi-Class Brain Abnormalities Using Decomposition Techniques With MRI Images: A Comparative Study. IEEE Access 7:28498-28509. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2901055>
- [0179] 37. Do MN, Vetterli M (2005) The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation. IEEE Transactions on Image Processing 14:2091-2106. <https://doi.org/10.1109/TIP.2005.859376>
- [0180] 38. Ghannam S, Abou-Chadi FEZ (2009) Contourlet versus Wavelet Transform: A performance study for a robust image watermarking. In: 2009 Second International Conference on the Applications of Digital Information and Web Technologies. IEEE, London, United Kingdom, pp 545-550
- [0181] 39. Tipping ME, Bishop CM Probabilistic Principal Component Analysis. 13
- [0182] 40. Chen T, Martin E, Montague G (2009) Robust probabilistic PCA with missing data and contribution analysis for outlier detection. Computational Statistics & Data Analysis 53:3706-3716. <https://doi.org/10.1016/j.csda.2009.03.014>
- [0183] 41. Pizer SM, Johnston RE, Ericksen JP, et al (1990) Contrast-limited adaptive histogram equalization: speed and effectiveness. In: [1990] Proceedings of the First Conference on Visualization in Biomedical

Computing. IEEE Comput. Soc. Press, Atlanta, GA, USA, pp 337-345

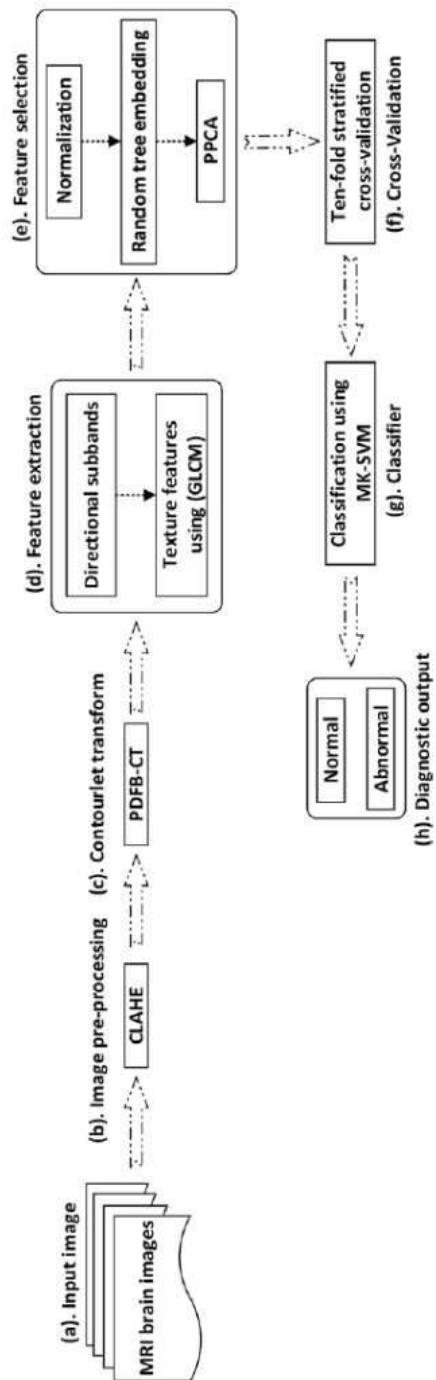
- [0184] 42. Pisano ED, Zong S, Hemminger BM, et al (1998) Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization image processing to improve the detection of simulated spiculations in dense mammograms. Journal of Digital Imaging 11:193-200. <https://doi.org/10.1007/BF03178082>
- [0185] 43. Haralick RM, Shanmugam K, Dinstein I (1973) Textural Features for Image Classification. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics SMC-3:610-621. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1973.4309314>
- [0186] 44. Cortes C, Vapnik V (1995) Support-vector networks. Machine Learning 20:273-297. <https://doi.org/10.1007/BF00994018>
- [0187] 45. Geurts P, Ernst D, Wehenkel L (2006) Extremely randomized trees. Mach Learn 63:3-42. <https://doi.org/10.1007/s10994-006-6226-1>
- [0188] 46. Moosmann F, Nowak E, Jurie F (2008) Randomized Clustering Forests for Image Classification. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell 30:1632-1646. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2007.70822>
- [0189] 47. See-May Phoong, Kim CW, Vaidyanathan PP, Ansari R (1995) A new class of two-channel biorthogonal filter banks and wavelet bases. IEEE Transactions on Signal Processing 43:649-665. <https://doi.org/10.1109/78.370620>
- [0190] 48. Lϕfstedt T, Brynolfsson P, Asklund T, et al (2019) Gray-level invariant Haralick texture features. PLoS ONE 14:e0212110. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0212110>
- [0191] 49. Pedregosa F, Varoquaux G, Gramfort A, et al Scikit-learn: Machine Learning in Python. MACHINE LEARNING IN PYTHON 6
- [0192] 50. Chang C-C, Lin C-J (2011) LIBSVM: A library for support vector machines. ACM Trans Intell Syst Technol 2:1-27. <https://doi.org/10.1145/1961189.1961199>
- [0193] 51. Greiner M, Pfeiffer D, Smith RD (2000) Principles and practical application of the receiver-operating characteristic analysis for diagnostic tests. Preventive Veterinary Medicine 45:23-41. [https://doi.org/10.1016/S0167-5877\(00\)00115-X](https://doi.org/10.1016/S0167-5877(00)00115-X)
- [0194] 52. Cohen J (1960) A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. Educational and Psychological Measurement 20:37-46. <https://doi.org/10.1177/001316446002000104>

도면

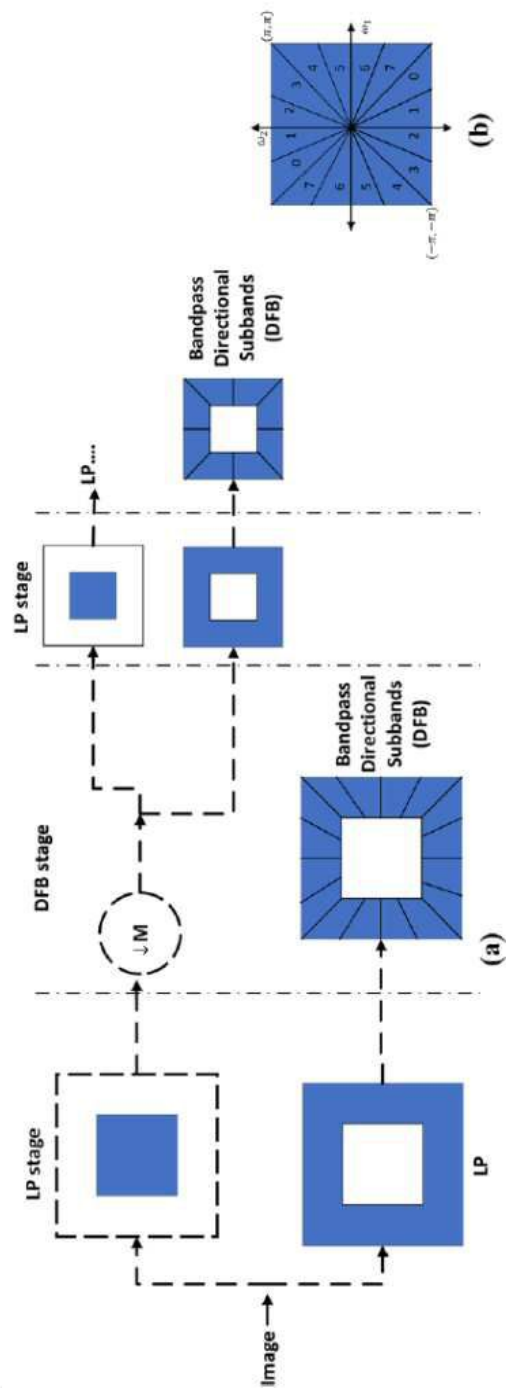
도면1



도면2

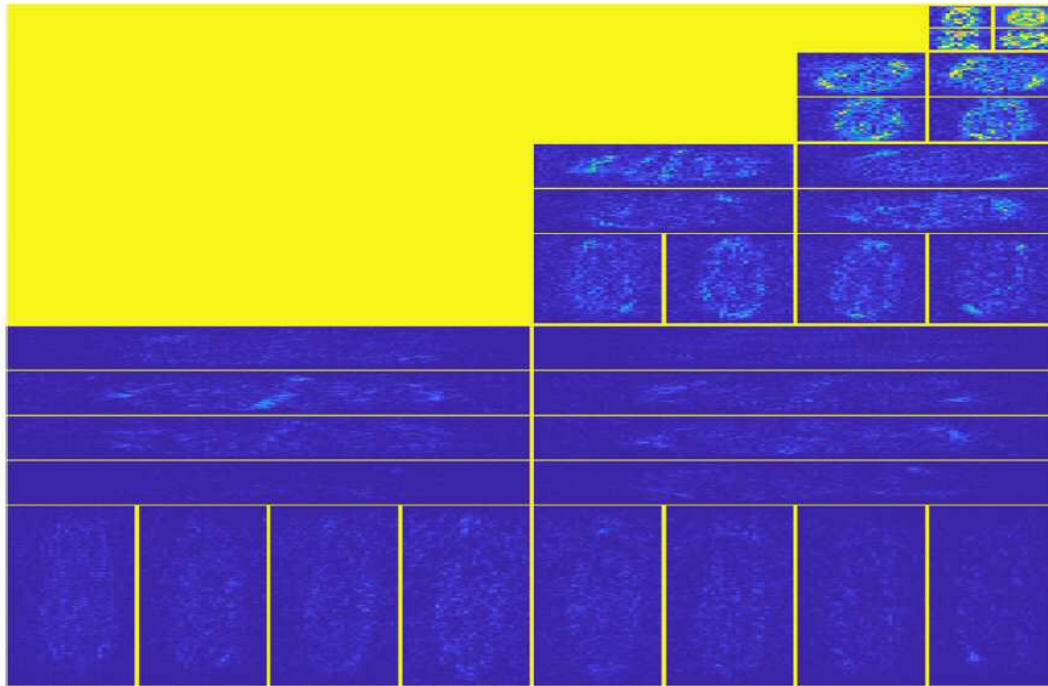


도면3

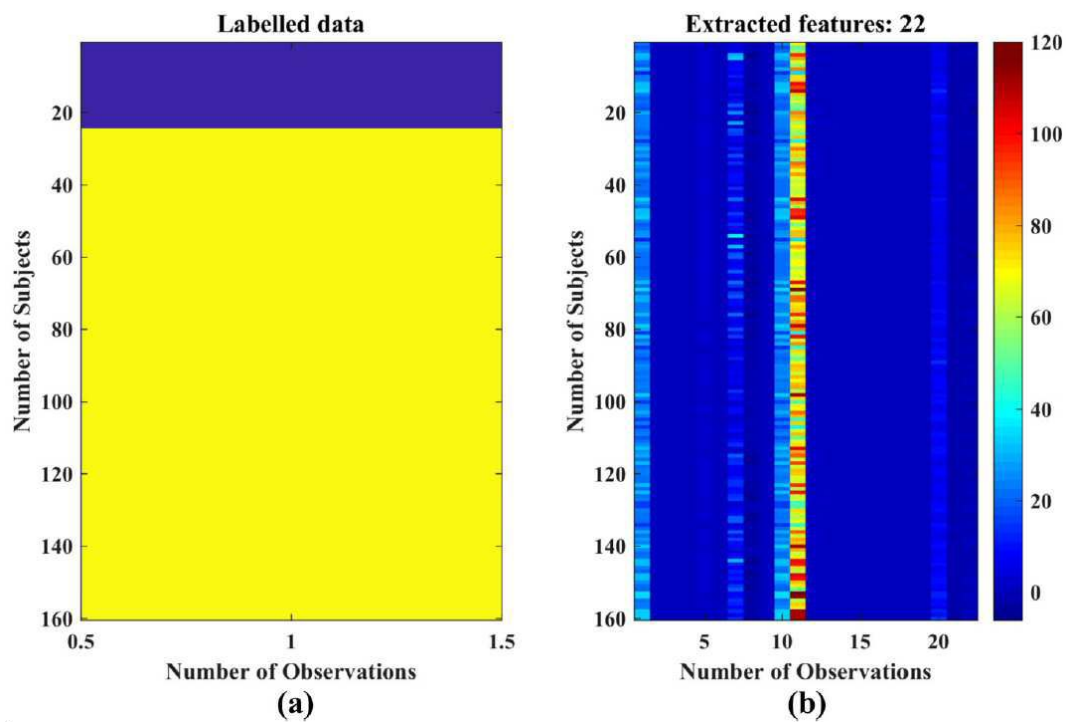


도면4

Contourlet four level decomposition



도면5



도면6

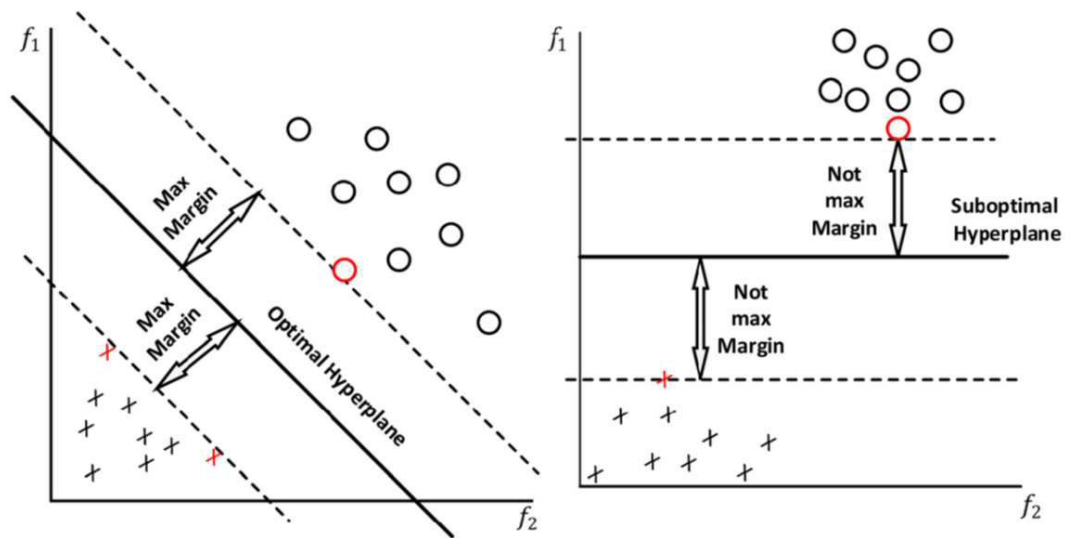
Images	Mean	SD	Skewness	Kurtosis	RMS	Contrast	Entropy
Image 1	4.24	3.68	0.69	2.07	4.88	3.03	3.03
Image 2	4.44	3.84	0.25	1.67	4.78	2.36	3.11
Image 3	4.20	3.77	0.73	2.21	4.86	2.37	2.85
Image 4	2.64	3.42	0.83	2.09	3.28	1.94	2.41
Image 5	3.83	3.53	0.85	2.30	4.49	2.71	2.86
Image 6	3.24	3.89	0.87	2.46	4.04	2.50	2.64

도면7

Images	ACOR	COR	ASM	HO	CP	CS	DS	SV	SE	CT	DE	IMCI	IMC2	SA	V
Image 1	12.85	0.68	0.12	0.58	453.48	27.26	1.17	31.74	2.25	3.03	1.44	-0.29	0.64	6.16	8.29
Image 2	14.25	0.71	0.08	0.57	323.86	21.85	1.09	33.87	2.29	2.36	1.37	-0.27	0.63	6.70	6.39
Image 3	11.37	0.72	0.15	0.60	375.19	25.75	1.04	27.88	2.12	2.37	1.34	-0.31	0.65	5.76	8.61
Image 4	12.55	0.82	0.24	0.72	666.02	56.32	0.76	33.93	1.92	1.94	1.17	-0.37	0.67	5.70	6.62
Image 5	12.24	0.73	0.18	0.65	524.09	39.11	1.00	31.57	2.09	2.71	1.33	-0.33	0.67	5.85	8.10
Image 6	9.78	0.68	0.21	0.67	369.51	31.08	0.95	24.59	1.97	2.50	1.30	-0.29	0.59	5.30	8.98

ACOR: Autocorrelation, COR: Correlation, ASM: Angular second moment, HO: Homogeneity, CP: Cluster prominence, CS: Cluster shade, DS: Dissimilarity, SV: Sum of variance, SE: Sum of entropy, CT: Cluster tendency, DE: Difference entropy, IMCI: Information measure of correlation 1, IMC2: Information measure of correlation 2, SA: Sum of average, V: variance

도면8



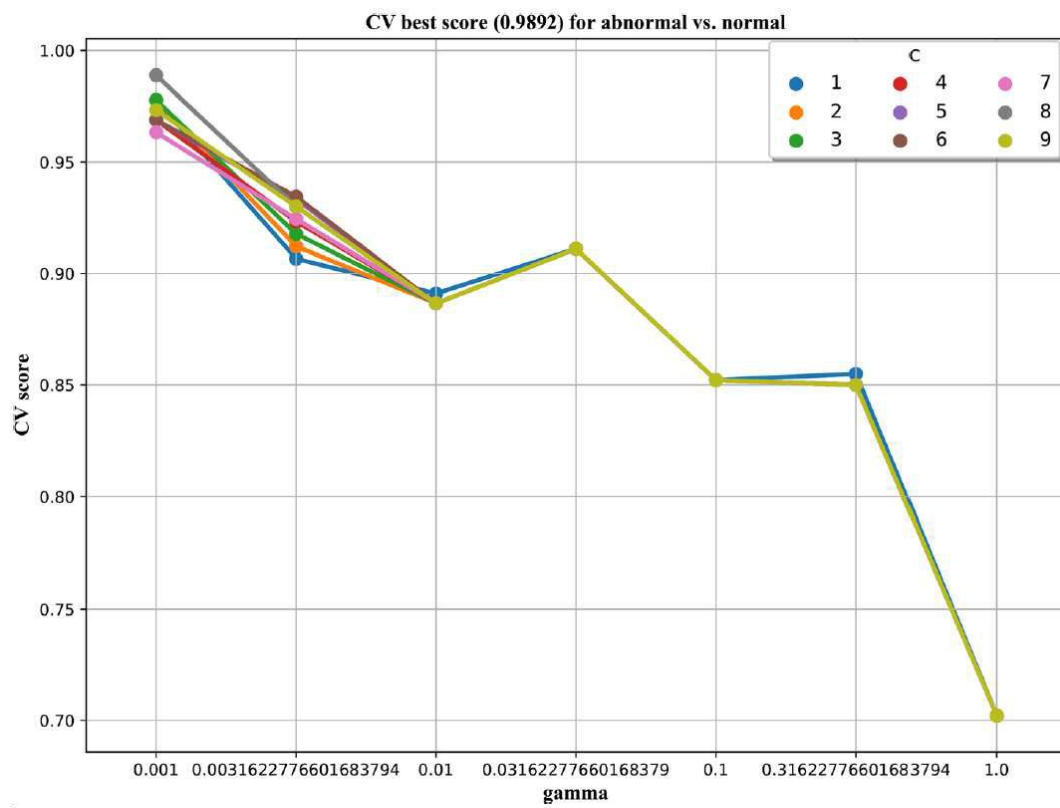
도면9

True Class	Predicted class	
	$B_1(\text{Patients})$	$B_2(\text{Controls})$
$B_1(\text{Patients})$	TP	FN
$B_2(\text{Controls})$	FP	TN

도면10

Group	Regularization constant (c)	Gamma (g or γ)	Best CV score
Abnormal vs. normal	8	0.001	0.9892

도면11



도면12

Abnormal vs. normal	Classifier	Performance measure						
		AUC	ACC	SEN	SPEC	PRE	F1-score	Cohen's Kappa
DWT+ GLCM+PPCA+MK-SVM	MK-SVM	98.75	97.92	100	97.56	95.5	93.33	0.9211
PDFB-CT + GLCM+PPCA+MK-SVM		100	100	100	98.24	97	98.71	0.9763

도면13

