

(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)(11) 공개번호 10-2024-0103684
(43) 공개일자 2024년07월04일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G16H 50/80 (2018.01) G06N 3/08 (2023.01)
G06V 10/82 (2022.01) G16H 30/20 (2018.01)
G16H 30/40 (2018.01) G16H 50/70 (2018.01)

(52) CPC특허분류

G16H 50/80 (2018.01)
G06N 3/08 (2023.01)

(21) 출원번호 10-2022-0186071

(22) 출원일자 2022년12월27일

심사청구일자 2022년12월27일

(71) 출원인

인천대학교 산학협력단

인천광역시 연수구 갯벌로 27, 인천대학교 이노베이션센터(송도동)

(72) 발명자

전광길

인천광역시 연수구 해송로 70, 209동 805호(송도동, 송도웰카운티2단지)

(74) 대리인

특허법인충정

전체 청구항 수 : 총 10 항

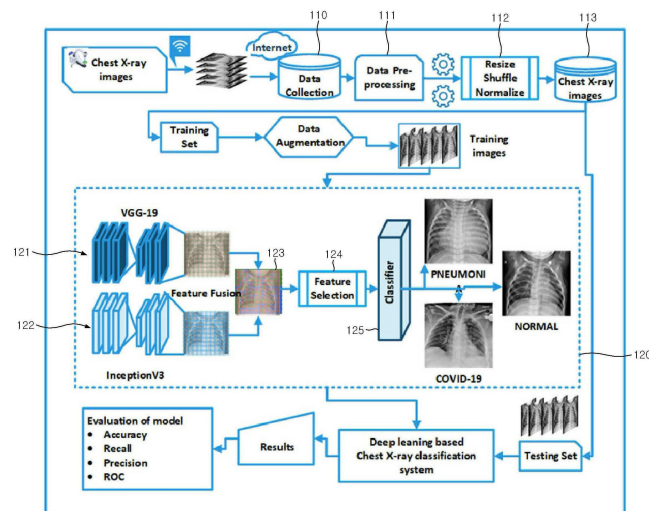
(54) 발명의 명칭 인공지능 기반 스마트 헬스케어 시스템 및 방법

(57) 요약

인공지능 기반 스마트 헬스케어 시스템 및 방법은 흉부 X선 이미지에서 전염병을 분류하기 위해 다층 특징 융합 및 선택 접근 방법을 적용하여 흉부 X선 이미지로부터 폐렴, 코로나 19, 정상 이미지의 분류 정확도를 크게 향상시킬 수 있다.

본 발명은 흉부 X선 이미지에서 COVID-19, 폐렴, 정상으로 분류하는 분류 정확도가 크게 향상되어 다른 전염병을 분류하는 작업에도 확장할 수 있는 효과가 있다.

대표도



(52) CPC특허분류

G06V 10/82 (2022.01)

G16H 30/20 (2018.01)

G16H 30/40 (2018.01)

G16H 50/70 (2018.01)

G06T 2207/10116 (2013.01)

명세서

청구범위

청구항 1

복수의 흉부 X선 이미지를 수신하여 저장하는 데이터 수집부;

상기 각각의 흉부 X선 이미지에서 특징 추출 및 이미지 분류를 위해 실행하는 딥러닝 아키텍처인 VGG-19 딥러닝 모델링부와 Inception V3 딥러닝 모델링부;

상기 VGG-19 딥러닝 모델링부로부터 추출한 제1 특징 벡터와, 상기 Inception V3 딥러닝 모델링부로부터 추출한 제2 특징 벡터를 다중 특징 융합을 위해 병렬 최대 공분산 접근 방식을 사용하여 특징 벡터를 융합하는 특징 융합부;

상기 특징 융합부에서 융합한 특징 벡터를 다중 로지스틱 회귀 제어 엔트로피 분산 접근 방식을 사용하여 상기 VGG-19 딥러닝 모델링부와 상기 Inception V3 딥러닝 모델링부에서 추출한 모든 특징 벡터 간의 차이를 결정하고, 불필요한 벡터의 특징을 제거한 후, 융합된 최종 특징 벡터를 선택하는 특징 선택부; 및

상기 선택한 최종 특징 벡터에서 부분 공간 판별법을 앙상블 학습에 적용하여 COVID-19, 폐렴, 정상으로 흉부 X선 이미지를 분류하는 분류기를 포함하는 스마트 헬스케어 시스템.

청구항 2

청구항 1에 있어서,

상기 VGG-19 딥러닝 모델링부와 상기 Inception V3 딥러닝 모델링부의 딥러닝 아키텍처에 미리 정의된 입력 이미지 크기를 사용하므로 이미지 일치를 관리하기 위해 상기 데이터 수집부에서 수집된 데이터 세트의 각 이미지 크기를 조정하는 전처리부; 및

상기 전처리부로부터 수신한 데이터 세트에 대하여 데이터 증대 기법을 사용하여 이미지를 무작위로 변환하거나 수정하는 데이터 증대부를 더 포함하며, 상기 전처리부와 상기 데이터 증대부는 상기 데이터 수집부와 상기 VGG-19 딥러닝 모델링부, 상기 Inception V3 딥러닝 모델링부의 사이에 배치되는 스마트 헬스케어 시스템.

청구항 3

청구항 1에 있어서,

상기 특징 융합부는 상기 VGG-19 딥러닝 모델링부와 상기 Inception V3 딥러닝 모델링부에서 추출된 제1 특징 벡터와 제2 특징 벡터의 길이를 균등화하고, 별도의 행렬에서 융합을 위해 최대 공분산을 계산하는 스마트 헬스케어 시스템.

청구항 4

청구항 3에 있어서,

상기 제1 특징 벡터는 $n \times m$ 이고, 상기 제2 특징 벡터는 $n \times q$ 이고, n 은 흉부 X선 이미지의 총 개수를 나타내고, m 과 q 는 VGG-19 및 Inception-V3의 특징 벡터 길이를 나타내는 스마트 헬스케어 시스템.

청구항 5

청구항 3에 있어서,

상기 특징 융합부는 동일한 길이의 벡터를 얻기 위해서 평균값 패딩(Padding)을 사용하여 각 벡터의 최대 길이를 계산하고, 길이가 더 긴 벡터로부터 평균 특징이 계산되는 스마트 헬스케어 시스템.

청구항 6

청구항 3에 있어서,

상기 특징 융합부는 공분산(Covariance)의 최대치를 다음의 수학식 1 내지 수학식 4에 의해 계산하는 스마트 헬스케어 시스템.

[수학식 1]

$$\hat{c} = Cov[\phi_1^T \phi^{k1}, \phi_2^T \phi^{k2}]$$

[수학식 2]

$$\hat{c} = \frac{1}{n-1} Cov[\phi^T \phi^{k1}, \phi^T \phi^{k2}]$$

[수학식 3]

$$\hat{c} = \phi^1 (C_{\phi_1, \phi_2}) \phi^2$$

[수학식 4]

$$C_{\phi_1, \phi_2} = \frac{1}{n-1} Cov[\phi^{k1}, \phi^{k2}]^{(T)}$$

여기서, ϕ^1 and ϕ^2 는 $n \times m$ 및 $n \times q$ 의 차원의 2개의 딥러닝 특징 벡터이고, ϕ^1 and ϕ^2 사이의 공분산 값(covariance value)은 C_{ϕ_1, ϕ_2} 로 표시되고, i번째 및 j번째 특징값은 $\phi_i(t)$ and $\phi_j(t)$ 로 표시되고, n은 흉부 X선 이미지의 총 개수이고, Cov는 공분산 함수이고, T는 역변환 행렬이고, m과 q는 VGG-19 및 Inception-V3의 특징 벡터 길이임.

청구항 7

청구항 1에 있어서,

상기 특징 선택부는 하기의 수학식 5의 최종 엔트로피 분산 함수 Ent를 이용하여 상기 VGG-19 딥러닝 모델링부와 상기 Inception V3 딥러닝 모델링부의 두 아키텍처(Inception V3 딥러닝, VGG-19 딥러닝)로부터 추출된 모든 특징 벡터 간의 차이를 결정하는 스마트 헬스케어 시스템.

[수학식 5]

$$Ent(fv) = - \left(\frac{\ln(H(\beta)_{(i+1)}) + \sigma^2(\beta)}{\ln(H(\beta)_{(i)}) + \sigma^2 + \ln(H(\beta)_{(i)}) + \sigma^2(\beta)} \right)$$

여기서, 엔트로피 함수는 $H(\beta)$ 로 표현되고, σ^2 는 선택된 특징 벡터의 분산을 나타냄.

청구항 8

데이터 수집부는 복수의 흉부 X선 이미지를 수신하여 저장하는 단계;

VGG-19 딥러닝 모델링부와 Inception V3 딥러닝 모델링부는 상기 각각의 흉부 X선 이미지에서 특징 추출 및 이미지 분류를 위해 실행하는 단계;

특징 융합부는 상기 VGG-19 딥러닝 모델링부로부터 추출한 제1 특징 벡터와, 상기 Inception V3 딥러닝 모델링부로부터 추출한 제2 특징 벡터를 다중 특징 융합을 위해 병렬 최대 공분산 접근 방식을 사용하여 특징 벡터를 융합하는 단계;

특징 선택부는 상기 특징 융합부에서 융합한 특징 벡터를 다중 로지스틱 회귀 제어 엔트로피 분산 접근 방식을

사용하여 상기 VGG-19 딥러닝 모델링부와 상기 Inception V3 딥러닝 모델링부에서 추출한 모든 특징 벡터 간의 차이를 결정하고, 불필요한 벡터의 특징을 제거한 후, 융합된 최종 특징 벡터를 선택하는 단계; 및

분류기는 상기 선택한 최종 특징 벡터에서 부분 공간 판별법을 앙상블 학습에 적용하여 COVID-19, 폐렴, 정상으로 흉부 X선 이미지를 분류하는 단계를 포함하는 스마트 헬스 케어 방법.

청구항 9

청구항 8에 있어서,

상기 특징 융합부는 공분산(Covariance)의 최대치를 다음의 수학식 1 내지 수학식 4에 의해 계산하는 단계를 더 포함하는 스마트 헬스 케어 방법.

[수학식 1]

$$\hat{c} = Cov[\phi_1^T \phi^{k1}, \phi_2^T \phi^{k2}]$$

[수학식 2]

$$\hat{c} = \frac{1}{n-1} Cov[\phi^T \phi^{k1}, \phi^T \phi^{k2}]$$

[수학식 3]

$$\hat{c} = \phi^1 (C_{\phi_1, \phi_2}) \phi^2$$

[수학식 4]

$$C_{\phi_1, \phi_2} = \frac{1}{n-1} Cov[\phi^{k1}, \phi^{k2}]^{(T)}$$

여기서, ϕ^1 and ϕ^2 는 $n \times m$ 및 $n \times q$ 의 차원의 2개의 딥러닝 특징 벡터이고, ϕ^1 and ϕ^2 사이의 공분산 값(covariance value)은 C_{ϕ_1, ϕ_2} 로 표시되고, i번째 및 j번째 특징값은 $\phi_i(t)$ and $\phi_j j(t)$ 로 표시되고, n은 흉부 X선 이미지의 총 개수이고, Cov는 공분산 함수이고, T는 역변환 행렬이고, m과 q는 VGG-19 및 Inception-V3의 특징 벡터 길이임.

청구항 10

청구항 8에 있어서,

상기 특징 선택부는 하기의 수학식 5의 최종 엔트로피 분산 함수 Ent를 이용하여 상기 VGG-19 딥러닝 모델링부와 상기 Inception V3 딥러닝 모델링부의 두 아키텍처(Inception V3 딥러닝, VGG-19 딥러닝)로부터 추출된 모든 특징 벡터 간의 차이를 결정하는 단계를 더 포함하는 스마트 헬스 케어 방법.

[수학식 5]

$$Ent(fv) = - \left(\frac{\ln(H(\beta)_{(i+1)}) + \sigma^2(\beta)}{\ln(H(\beta)_{(i)}) + \sigma^2 + \ln(H(\beta)_{(i)}) + \sigma^2(\beta)} \right)$$

여기서, 엔트로피 함수는 $H(\beta)$ 로 표현되고, σ^2 는 선택된 특징 벡터의 분산을 나타냄.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 스마트 헬스케어 시스템 및 방법에 관한 것으로서, 더욱 상세하게는 흉부 X선 이미지에서 전염병을 분류하기 위해 다층 특징 융합 및 선택 접근 방법을 적용하여 흉부 X선 이미지로부터 폐렴, 코로나 19, 정상 이미지의 분류 정확도를 크게 향상시킬 수 있는 인공지능 기반 스마트 헬스케어 시스템 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 스마트 의료용 센서, 디바이스, 클라우드 컴퓨팅, 헬스케어 기술의 고도화는 학계와 헬스케어 업계의 주목을 받고 있다. 사물 인터넷(IoT)은 헬스케어 분야, 특히 의료 영상 처리 분야에서 유망한 연구 주제 중 하나로 인식되고 있다.

[0003] 사물 인터넷은 스마트시티, 스마트 헬스케어, 지능형 감시 등 다양한 삶의 영역에서 필수적인 역할을 한다. 의료 분야에서 인공 지능(AI)과 IoT의 성장은 광범위한 응용 분야로 확대되고 있다.

[0004] 연구진은 의료 영상 분석을 위해 인공지능과 함께 다양한 머신러닝과 딥러닝 기법을 활용했다. 이렇게 개발된 기술은 의료 전문가가 질병을 조기에 진단하고 정확하고 일관되며 효과적이고 신속한 결과를 제공하고, 사망률을 줄이는데 도움이 되는 질병을 감지하는데 사용된다.

[0005] 요즘 코로나바이러스(COVID-19)는 가장 심각한 전염병 중 하나로 성장하고 전 세계적으로 확산되고 있다. 결과적으로 COVID-19의 확산을 방지하기 위해서는 사용될 수 있는 능동적 진단 선택으로 지능형 자동화 시스템이 필요하다.

[0006] 그러나 아직까지 지능형 자동화 시스템은 X선 이미지에서 코로나바이러스(COVID-19)를 분류하는데 분류 정확도가 떨어지는 문제점이 있었다.

선행기술문헌

특허문헌

[0007] (특허문헌 0001) 한국 등록특허번호 제10-2412593호

발명의 내용

해결하려는 과제

[0008] 이와 같은 문제점을 해결하기 위하여, 본 발명은 흉부 X선 이미지에서 전염병을 분류하기 위해 다층 특징 융합 및 선택 접근 방법을 적용하여 흉부 X선 이미지로부터 폐렴, 코로나 19, 정상 이미지의 분류 정확도를 크게 향상시킬 수 있는 인공지능 기반 스마트 헬스케어 시스템 및 방법을 제공하는데 그 목적이 있다.

과제의 해결 수단

[0009] 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 특징에 따른 스마트 헬스케어 시스템은,

[0010] 복수의 흉부 X선 이미지를 수신하여 저장하는 데이터 수집부;

[0011] 상기 각각의 흉부 X선 이미지에서 특징 추출 및 이미지 분류를 위해 실행하는 딥러닝 아키텍처인 VGG-19 딥러닝 모델링부와 Inception V3 딥러닝 모델링부;

[0012] 상기 VGG-19 딥러닝 모델링부로부터 추출한 제1 특징 벡터와, 상기 Inception V3 딥러닝 모델링부로부터 추출한 제2 특징 벡터를 다중 특징 융합을 위해 병렬 최대 공분산 접근 방식을 사용하여 특징 벡터를 융합하는 특징 융합부;

[0013] 상기 특징 융합부에서 융합한 특징 벡터를 다중 로지스틱 회귀 제어 엔트로피 분산 접근 방식을 사용하여 상기 VGG-19 딥러닝 모델링부와 상기 Inception V3 딥러닝 모델링부에서 추출한 모든 특징 벡터 간의 차이를 결정하고, 불필요한 벡터의 특징을 제거한 후, 융합된 최종 특징 벡터를 선택하는 특징 선택부; 및

[0014] 상기 선택한 최종 특징 벡터에서 부분 공간 판별법을 앙상블 학습에 적용하여 COVID-19, 폐렴, 정상으로 흉부 X

선 이미지를 분류하는 분류기를 포함한다.

- [0015] 본 발명의 특징에 따른 스마트 헬스 케어 방법은,
- [0016] 데이터 수집부는 복수의 흉부 X선 이미지를 수신하여 저장하는 단계;
- [0017] VGG-19 딥러닝 모델링부와 Inception V3 딥러닝 모델링부는 상기 각각의 흉부 X선 이미지에서 특징 추출 및 이미지 분류를 위해 실행하는 단계;
- [0018] 특징 융합부는 상기 VGG-19 딥러닝 모델링부로부터 추출한 제1 특징 벡터와, 상기 Inception V3 딥러닝 모델링부로부터 추출한 제2 특징 벡터를 다중 특징 융합을 위해 병렬 최대 공분산 접근 방식을 사용하여 특징 벡터를 융합하는 단계;
- [0019] 특징 선택부는 상기 특징 융합부에서 융합한 특징 벡터를 다중 로지스틱 회귀 제어 엔트로피 분산 접근 방식을 사용하여 상기 VGG-19 딥러닝 모델링부와 상기 Inception V3 딥러닝 모델링부에서 추출한 모든 특징 벡터 간의 차이를 결정하고, 불필요한 벡터의 특징을 제거한 후, 융합된 최종 특징 벡터를 선택하는 단계; 및
- [0020] 분류기는 상기 선택한 최종 특징 벡터에서 부분 공간 판별법을 앙상블 학습에 적용하여 COVID-19, 폐렴, 정상으로 흉부 X선 이미지를 분류하는 단계를 포함한다.

발명의 효과

- [0021] 전술한 구성에 의하여, 본 발명은 흉부 X선 이미지에서 COVID-19, 폐렴, 정상으로 분류하는 분류 정확도가 크게 향상되어 다른 전염병을 분류하는 작업에도 확장할 수 있는 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

- [0022] 도 1 및 도 2는 본 발명의 실시예에 따른 인공지능 기반 스마트 헬스 케어 시스템의 구성을 나타낸 도면이다.
- 도 3은 본 발명의 실시예에 따른 딥러닝 분류장치의 구성을 나타낸 도면이다.
- 도 4는 본 발명의 실시예에 따른 VGG-19 딥러닝 모델링부의 VGG-19 아키텍처를 나타낸 도면이다.
- 도 5는 본 발명의 실시예에 따른 Inception V3 딥러닝 모델링부의 Inception V3 아키텍처를 나타낸 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0023] 명세서 전체에서, 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다.
- [0024] 도 1 및 도 2는 본 발명의 실시예에 따른 인공지능 기반 스마트 헬스 케어 시스템의 구성을 나타낸 도면이다.
- [0025] 본 발명의 실시예에 따른 인공지능 기반 스마트 헬스 케어 시스템(100)은 데이터 수집부(110), 전처리부(111), 데이터 증대부(112), 영상 저장부(113) 및 딥러닝 분류장치(120)를 포함한다.
- [0026] 데이터 수집부(110)는 인터넷을 통해 복수의 흉부 X선 이미지를 수신하여 저장한다.
- [0027] 즉, 데이터 수집부(110)는 정상 흉부 X선 이미지와 COVID-19를 포함한 흉부 X선 이미지, 폐렴을 포함한 흉부 X선 이미지를 데이터 세트로 저장한다.
- [0028] 데이터 수집부(110)는 ImageNet 데이터 세트를 다음의 표 1과 같이, 훈련 이미지와 테스트 이미지를 총 4500개의 샘플 이미지를 수집한다.

표 1

Table 1 Customized data set utilized for training and testing

S.No	Images	Normal	COVID-19	Pneumonia	Overall
1	Training	1200	1200	1200	3600
2	Testing	300	300	300	900
3	Total	1500	1500	1500	4500

[0029]

[0030]

전처리부(111)는 데이터 수집부(110)에서 수집된 데이터 세트의 일관성을 유지하기 위해서 이미지 크기를 조정하여 정규화한다.

[0031]

전처리부(111)는 VGG(Visual Geometry Group)-19 딥러닝 모델링부(121)와 Inception V3 딥러닝 모델링부(122)의 딥러닝 아키텍처에 미리 정의된 입력 이미지 크기(예를 들어, 224×224 픽셀)를 사용하므로 이미지 일치를 관리하기 위해 수집된 데이터 세트의 각 이미지 크기가 조정된다.

[0032]

데이터 증대부(112)는 전처리부(111)로부터 훈련 데이터 세트를 수신하고, 수신한 훈련 데이터인 흉부 X선 이미지의 다양성을 높이고, 기존 데이터 세트를 확장하여 강력한 결과를 얻기 위해 데이터 확대를 수행한다.

[0033]

데이터 증대부(112)는 데이터 증대 기법을 사용하여 이미지를 무작위로 변환하거나 수정하여 영상 저장부(113)에 저장한다.

[0034]

영상 저장부(113)에는 전술한 표 1과 같이, 훈련 데이터 세트와 테스트 데이터 세트를 저장하고 있다.

[0035]

여기서, 데이터 증대 기법은 "Random Sun Flare", "Random Fog", "Random Brightness", "Random Crop", "Rotate", "RGB Shift", "Random Snow", "Horizontal Flip", "Vertical Flip", "Random Contrast", "HSV"를 포함한다.

[0036]

데이터 증대부(112)는 데이터 세트의 확대를 수행한 후, 딥러닝 분류장치(120)로 전송한다.

[0037]

딥러닝 분류장치(120)는 각각의 흉부 X선 이미지에서 특징 추출 및 이미지 분류를 위해 실행한다.

[0038]

딥러닝 분류장치(120)는 VGG-19 딥러닝 모델링부로부터 추출한 제1 특징 벡터와, Inception V3 딥러닝 모델링부로부터 추출한 제2 특징 벡터를 다중 특징 융합을 위해 병렬 최대 공분산 접근 방식을 사용하여 특징 벡터를 융합한다.

[0039]

딥러닝 분류장치(120)는 융합한 특징 벡터를 다중 로지스틱 회귀 제어 엔트로피 분산 접근 방식을 사용하여 VGG-19 딥러닝 모델링부와 Inception V3 딥러닝 모델링부에서 추출한 모든 특징 벡터 간의 차이를 결정하고, 불필요한 벡터의 특징을 제거한 후, 융합된 최종 특징 벡터를 선택한다.

[0040]

딥러닝 분류장치(120)는 선택한 최종 특징 벡터에서 부분 공간 판별법을 앙상블 학습에 적용하여 COVID-19, 폐렴, 정상으로 흉부 X선 이미지를 분류한다.

[0041]

도 3은 본 발명의 실시예에 따른 딥러닝에 기반한 딥러닝 분류장치의 구성을 나타낸 도면이고, 도 4는 본 발명의 실시예에 따른 VGG-19 딥러닝 모델링부의 VGG-19 아키텍처를 나타낸 도면이고, 도 5는 본 발명의 실시예에 따른 Inception V3 딥러닝 모델링부의 Inception V3 아키텍처를 나타낸 도면이다.

[0042]

본 발명의 실시예에 따른 딥러닝 분류장치(120)는 VGG-19 딥러닝 모델링부(121), Inception V3 딥러닝 모델링부(122), 특징 융합부(123), 특징 선택부(124) 및 분류기(125)를 포함한다.

[0043]

VGG-19 딥러닝 모델링부(121)와 Inception V3 딥러닝 모델링부(122)는 흉부 X선 이미지에서 특징 추출 및 이미지 분류를 위해 실행된다.

[0044]

VGG-19 딥러닝 모델링부(121)와 Inception V3 딥러닝 모델링부(122)의 딥러닝 아키텍처는 일련의 레이어로 구성되는데, 특히 컨볼루션, 풀링, 활성화, ReLu(Rectified Linear) 및 특징 레이어의 완전히 연결된 레이어로 구성

된다.

- [0045] VGG-19 딥러닝 모델링부(121)는 흉부 X선 이미지에서 전염병으로 분류하기 위해서 19개의 학습 가능한 레이어로 구성되고, 그 중 16개는 컨볼루션 레이어이다.
- [0046] 이러한 컨볼루션 레이어는 입력 이미지에 대한 특징을 추출하고, 전이 학습 중에도 사용된다.
- [0047] 도 4에 도시된 바와 같이, VGG-19 딥러닝 모델링부(121)는 복수의 컨볼루션 레이어, 5개의 max-pool 계층, 3개의 완전 연결 계층 및 출력 계층으로 사용되는 softmax 계층을 포함한다.
- [0048] VGG-19 딥러닝 모델링부(121)는 도 5의 아키텍처로서, 이전에 ImageNet 데이터 세트에서 전이 학습을 이용하여 훈련하고, 흉부 X선 이미지에 대해 추가로 훈련한다.
- [0049] VGG-19 딥러닝 모델링부(121)는 224×224 픽셀 크기의 RGB 입력 이미지를 사용한다.
- [0050] VGG-19 딥러닝 모델링부(121)는 전처리 수행에서 전체 훈련 세트에 대해 계산된 각 픽셀에서 평균 RGB 값을 빼는 것이다.
- [0051] 모든 컨볼루션 레이어의 출력은 분류 목적으로 사용되는 추출된 특징이다.
- [0052] VGG-19 딥러닝 모델링부(121)는 전체 이미지를 덮기 위해 보폭 크기가 1픽셀인 3×3 크기의 커널을 사용하고, 이미지의 공간 해상도를 유지하기 위해서 공간 패딩이 수행한다. 최대 풀링은 2×2 픽셀 창에서 스트라이드 2로 이루어진다.
- [0053] VGG-19 딥러닝 모델링부(121)는 입력 이미지에 대한 로컬 이미지 특징을 수학적 1로 정의된다.

수학적 1

$$V_i^{(M)} = B_i^{(M)} + \sum_{k=1}^{n_1^{(M-1)}} \varphi_{i,k}^M \times h_k^{M-1}$$

- [0054]
- [0055] 여기서, $V_i^{(M)}$ 는 출력 레이어, 기본값은 $B_i^{(M)}$ 를 가진 것으로 표현되고, $\varphi_{i,k}^M$ 는 k번째 특징값을 매핑하는 필터를 나타내고, h_k 는 M-1 출력 레이어를 결정한다.
- [0056] VGG-19 딥러닝 모델링부(121)는 더 나은 분류를 수행하고, 계산 시간을 개선하기 위해서 Relu(Rectified Linear) 유닛을 도입하고, 마지막의 3개의 완전 연결 계층을 사용하여 분류를 수행한다.
- [0057] Inception V3 딥러닝 모델링부(122)는 이미지 분류에 널리 사용되는 딥러닝 아키텍처이고, ImageNet 데이터 세트에서 정확도가 78.1% 이상인 것으로 입증된 영상 인식 모델이다.
- [0058] 도 5에 도시된 바와 같이, Inception V3 딥러닝 모델링부(122)는 컨볼루션, 평균 풀링, 최대 풀링, 연결, 드롭아웃, 완전 연결형 레이어를 포함한 대칭 및 비대칭 구성요소로 구성된다.
- [0059] 배치 정규화는 모델 전반에 광범위하게 사용되며 활성화 입력에 적용된다. 손실 함수는 소프트맥스를 통해 계산한다.
- [0060] Inception V3 딥러닝 모델링부(122)는 316개의 레이어와 350개의 연결로 구성된다. 다양한 필터 크기에 대해 94개의 컨볼루션 레이어가 적용된다. 활성화는 첫 번째 컨볼루션 레이어와 가중치 행렬에서 수행되고, 149×32 차원으로 구해진다.
- [0061] Relu 활성화 레이어는 수학적 2로 정의되는 배치 정규화와 결합된다.
- [0062] 활성화 뉴런을 얻기 위해 컨볼루션 계층 사이에 풀링 계층이 추가된다. max-pooling은 수학적 3으로 정의된다.
- [0063] Relu 활성화 함수는 배치 정규화를 결합하는 것을 수학적 2와 같이 나타낸다.

수학식 2

$$R_{e_i}^{(M)} = \max(hv, hv_i^{l-1})$$

여기서, h 는 출력 레이어를 결정하는 인자이고, v 는 출력 레이어를 나타낸다.

수학식 3

$$m_{x_1}^{(q)} = m_{x_1}^{(l-1)}$$

수학식 4

$$m_{x_2}^{(q)} = \frac{m_{x_2}^{(l-1)} - F(q)}{S^q} + 1$$

수학식 5

$$m_{x_3}^{(q)} = \frac{m_{x_3}^{(l-1)} - F(q)}{S^q} + 1$$

여기서, $m_{x_1}^{(q)}, m_{x_2}^{(q)}, m_{x_3}^{(q)}$ 는 정의된 필터이고, l, q 는 몇 번째의 순서이고, $F(q)$ 는 합성곱 계층 필터이고, S^q 는 스트라이드(Stride)를 나타내며, 이는 특징 세트맵(예를 들어 2×3)의 추출에 사용된다. 활성화가 활용되고, 출력에서, 결과 특징맵은 $1 \times 1 \times 2048$ 차원의 가중치 행렬로 얻는다.

VGG-19 딥러닝 모델링부(121)와 Inception V3 딥러닝 모델링부(122)는 특징 추출 단계에서 전이 학습을 사용하고, 그림 9와 같이, 흉부 X선 이미지에 대하여 VGG-19 딥러닝과 Inception V3 딥러닝의 딥러닝 아키텍처를 추가로 훈련했다.

앞에서 설명한 것처럼 모든 이미지는 두 개의 딥러닝 아키텍처의 입력 레이어에 따라 크기가 조정된다.

그런 다음, VGG-19 딥러닝 모델링부(121)와 Inception V3 딥러닝 모델링부(122)는 특징 매핑을 위해 입력 컨볼루션 및 출력 레이어가 선택된다.

VGG-19 딥러닝 모델링부(121)는 VGG-19의 초기 컨볼루션 레이어가 입력으로 선택되고, 완전히 연결된 레이어가 출력 레이어로 선택된다.

VGG-19 딥러닝 모델링부(121)는 추후에 활성화가 완료되고 훈련 벡터 및 테스트 벡터를 얻는다. 1×4096 차원의 결과 특징 벡터는 융합 과정에서 활용되는 ϕ^{k1} 로 표시되는 특징 레이어에서 얻는다.

Inception V3 딥러닝 모델링부(122)의 경우, VGG-19 딥러닝 모델링부(121)와 동일하게 초기 컨볼루션 레이어를 입력으로 선택하고, 특징맵의 경우 평균 풀 레이어를 활용한다.

- [0076] VGG-19 딥러닝 모델링부(121)와 Inception V3 딥러닝 모델링부(122)는 전이 학습을 수행하고, 흉부 X선 이미지에 대한 아키텍처를 추가로 학습하고 평균 풀 레이어에 활성화를 적용한다.
- [0077] VGG-19 딥러닝 모델링부(121)와 Inception V3 딥러닝 모델링부(122)는 1×2048 차원의 특징 벡터가 얻어지며, ϕ^{k2} 로 표현된다. 특징 벡터는 특징 융합 방법을 위해 사용된다.
- [0078] 특징 융합부(123)는 여러 특징 벡터가 하나의 행렬로 결합되는 많은 이미지 분류 응용 프로그램에서 주로 사용된다.
- [0079] 특징 융합 방법에서는 흉부 X선 이미지에 대한 두 아키텍처를 모두 훈련한 이후에 처리된다.
- [0080] VGG-19 딥러닝 모델링부(121)와 Inception V3 딥러닝 모델링부(122)의 아키텍처의 특징 벡터는 특징 융합 방법을 사용하여 결합된다.
- [0081] 특징 융합의 주요 목표는 분류 목적을 위해 보다 활동적이고 강력한 기능 벡터를 얻는 것이다.
- [0082] 특징 융합부(123)의 주요 목표는 분류 정확도를 높이는 것이므로 다중 특징 융합을 위해 병렬 최대 공분산 접근 방식을 적용한다.
- [0083] 특징 융합부(123)는 VGG-19 딥러닝 모델링부(121)와 Inception V3 딥러닝 모델링부(122)에서 추출된 제1 특징 벡터와 제2 특징 벡터의 길이를 균등화하고, 별도의 행렬에서 융합을 위해 최대 공분산을 계산한다.
- [0084] 특징 융합부(123)는 차원이 $n \times m$ 및 $n \times q$ 인 제1 특징 벡터와 제2 특징 벡터가 있다.
- [0085] 여기서, 제1 특징 벡터는 $n \times m$ 이고, 제2 특징 벡터는 $n \times q$ 이고, n 은 흉부 X선 이미지의 총 개수를 나타내고, m 과 q 는 VGG-19 및 Inception-V3의 특징 벡터 길이를 나타낸다.
- [0086] 특징 융합부(123)는 동일한 길이의 벡터를 얻기 위해서 평균값 패딩(Padding)을 사용하여 각 벡터의 최대 길이를 계산하고, 길이가 더 긴 벡터로부터 평균 특징이 계산된다. 특징 융합부(123)는 공분산(Covariance)의 최대치를 계산하면, 다음의 수학식 6 내지 수학식 9와 같다.

수학식 6

[0087]
$$\hat{c} = Cov[\phi_1^T \phi^{k1}, \phi_2^T \phi^{k2}]$$

수학식 7

[0088]
$$\hat{c} = \frac{1}{n-1} Cov[\phi^T \phi^{k1}, \phi^T \phi^{k2}]$$

수학식 8

[0089]
$$\hat{c} = \phi^1 (C_{\phi_1, \phi_2}) \phi^2]$$

수학식 9

$$C_{\phi_1, \phi_2} = \frac{1}{n-1} \text{Cov}[\phi^{k1}, \phi^{k2}]^{(T)}$$

[0090]

[0091] 위의 방정식에서 ϕ^1 and ϕ^2 는 $n \times m$ 및 $n \times q$ 의 차원의 2개의 딥러닝 특징 벡터이고, ϕ^1 and ϕ^2 사이의 공분산 값(covariance value)은 C_{ϕ_1, ϕ_2} 로 표시되고, i번째 및 j번째 특징값은 $\phi_i(t)$ and $\phi_j(t)$ 로 표시된다.

[0092]

n은 흉부 X선 이미지의 총 개수이고, Cov는 공분산 함수이고, T는 역변환 행렬을 나타낸다.

[0093]

최대 공분산 C_{ϕ_1, ϕ_2} 의 특징값은 최종 융합 벡터에 저장된다. 이 프로세스는 모든 값이 서로 연관될 때까지 계속된다.

[0094]

융합된 벡터는 $\phi^{(fu)}$ 로 표현되며, $N \times K$ 의 차원을 가지며 N은 샘플 이미지이고 K는 선택한 특징에 따라 변경되는 특징 길이를 의미한다.

[0095]

특징 선택부(124)는 특징 선택 기술을 사용하고, 즉 다중 로지스틱 회귀 제어 엔트로피 분산 접근 방식을 사용한다.

[0096]

편도 함수 활성화 함수는 불필요한 벡터의 특징을 제거하는 반면, 두드러지고 강한 특징은 새로운 벡터에 양의 값을 부여하는 엔트로피 분산 함수로 전달된다.

[0097]

마지막으로 특징 선택부(124)는 이 벡터를 Ensemble Learning for Datastream(ESD) Classification로 명명한 적합도 함수에 부여하여 그 방법의 효율성을 추정한다. 최종 엔트로피 분산 함수 Ent(fv)는 수학식 10으로 주어진다.

[0098]

하기의 수학식 10에서 엔트로피 함수는 $H(\beta)$ 로 표현되고, σ^2 는 선택된 특징 벡터의 분산을 나타낸다.

[0099]

특징 선택부(124)는 최종 엔트로피 분산 함수 Ent를 이용하여 두 아키텍처(Inception V3 딥러닝, VGG-19 딥러닝)로부터 추출된 모든 특징 벡터 간의 차이를 결정한다.

[0100]

분류기(125)는 선택한 특징을 확인하고, 부분 공간 판별법을 앙상블 학습에 적용한다.

[0101]

분류기(125)는 분류 결과 흉부 X선 이미지를 COVID-19, 폐렴, 정상으로 분류하고, 딥러닝 아키텍처 기반의 IoT 기반 스마트 헬스케어 시스템, 다중특징 융합, 선택을 활용한다.

수학식 10

$$Ent(fv) = - \left(\frac{\ln(H(\beta)_{(i+1)}) + \sigma^2(\beta)}{\ln(H(\beta)_{(i)}) + \sigma^2 + \ln(H(\beta)_{(i)}) + \sigma^2(\beta)} \right)$$

[0102]

[0103]

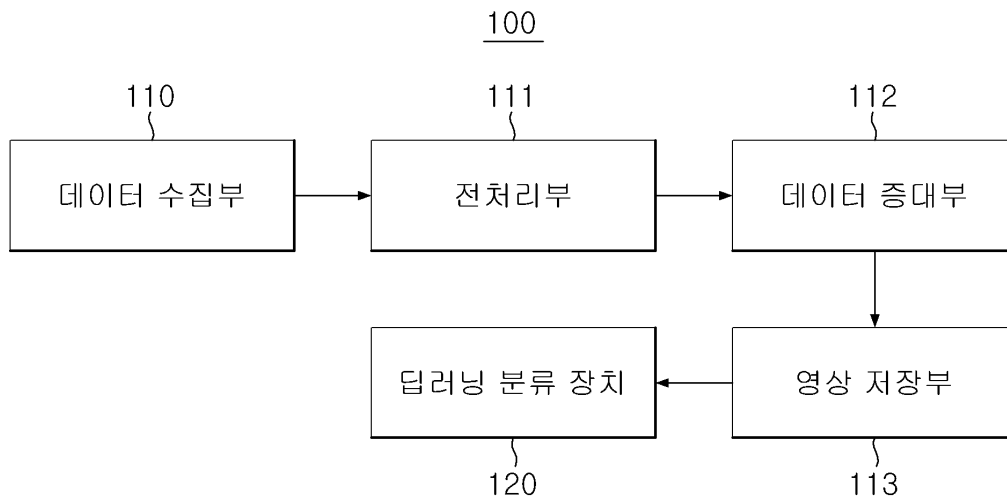
이상에서 본 발명의 실시예에 대하여 상세하게 설명하였지만 본 발명의 권리범위는 이에 한정되는 것은 아니고 다음의 청구범위에서 정의하고 있는 본 발명의 기본 개념을 이용한 당업자의 여러 변형 및 개량 형태 또한 본 발명의 권리범위에 속하는 것이다.

부호의 설명

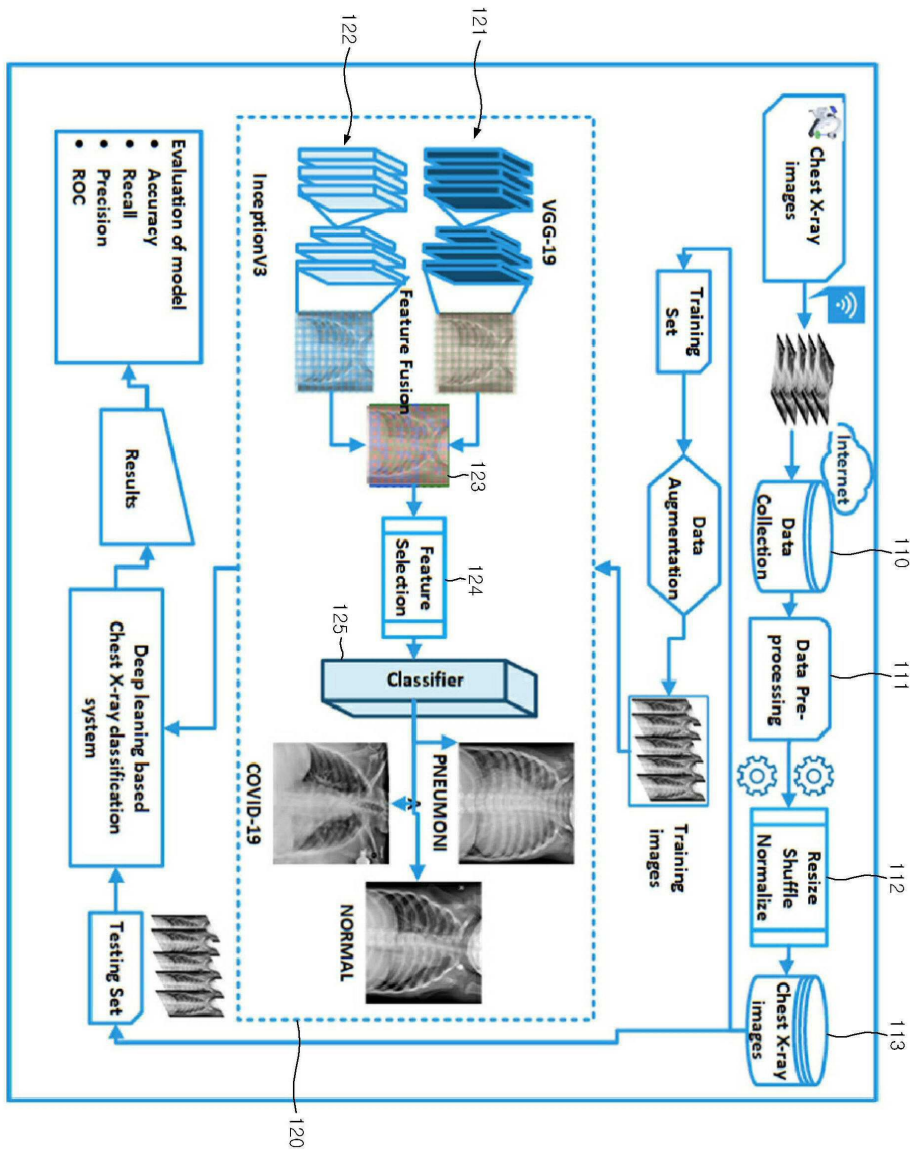
- [0104]
- 100: 헬스 케어 시스템
 - 110: 데이터 수집부
 - 111: 전처리부
 - 112: 데이터 증대부
 - 113: 영상 저장부
 - 120: 딥러닝 분류장치

도면

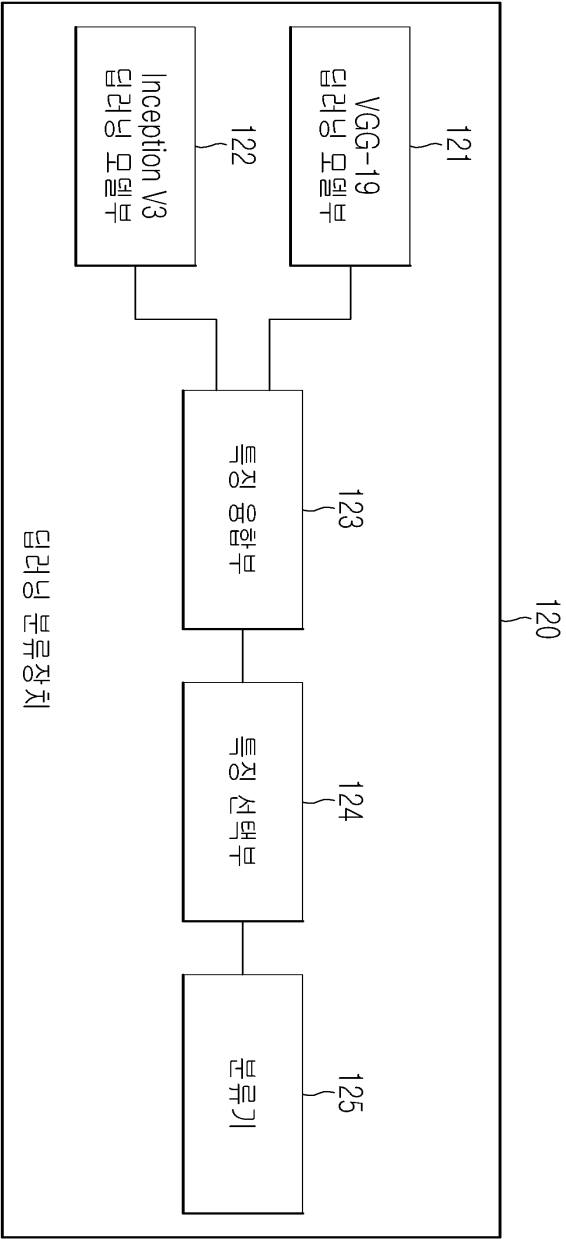
도면1



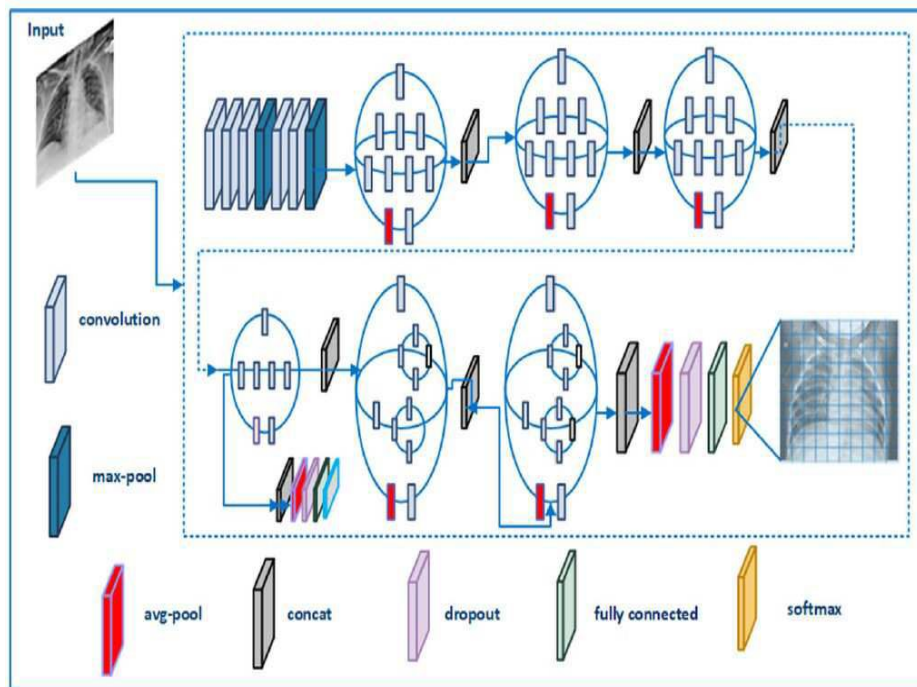
도면2



도면3



도면4



도면5

