발명의 설명

발명의 명칭: 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 시스템 및 방법

기술분야

[1] 본 발명은 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 시스템 및 방법에 관한 것으로, 보다 상세하게는 확산 확률 모델과 전이학습 기법을 사용하여 가상의 자궁경부 양성 이미지를 생성하기 위해 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 시스템 및 방법에 관한 것이다.

배경기술

[2] 본 명세서에서 달리 표시되지 않는 한, 이 섹션에 설명되는 내용들은 이 출원의 청구항들에 대한 종래 기술이 아니며, 이 섹션에 포함된다고 하여 종래 기술이라고 인정되는 것은 아니다.

[3] 일반적으로 여성의 자궁은 크게 몸 부분과 목 부분으로 나뉘는데, 몸 부분(제부)은 자궁의 약 75%를 차지하고 있고 목 부분(경부)은 질로 연결되는 부위이다. 이 중 자궁의 목 부분인 자궁경부에 발생하는 암을 '자궁경부암'이라고 한다.

[4] 건강보험심사평가원의 통계에 따르면, 최근 5년간 매년 5만명 이상의 환자가 자궁경부암으로 병원을 찾고 있다. 이 중 40대 환자가 약 25%를 차지하고 있고, 다음으로 50대 환자와 30대 환자가 각각 20% 이상으로 많은 환자 수를 기록하고 있다. 이와 같이 자궁경부암 발병률 통계상 전세계적으로 여성에게 위험한 암 종류 중 하나이다.

[5] 그런데, 최근 국립암센터의 2020년 암 등록 통계에 따르면, 2009년~2013년 대비 2014~2018년 자궁경부암 발생률은 16.7명에서 14.2명으로 감소 추세이다.

[6] 이러한 추세는 인공지능 기반 자궁경부암 등급 분류 모델 학습에 필요한 양성 이미지 데이터의 수가 지속적으로 감소하는 결과를 초래하게 되어 음성과 양성 이미지 클래스 간 데이터 불균형 문제가 발생하게 된다. 이에 따라 지속적인 인공지능 기반 자궁경부암 등급 분류 모델 성능 강화를 위해선, 자궁경부암 양성 데이터 확보가 필요한 상황이다.

[7] 이러한 상황에서, 인공지능 기반 자궁경부암 등급 분류 모델의 성능을 높이고 자궁경부암 진단 정확도를 향상시키기 위한 가상의 자궁경부 이미지를 생성하여 학습 데이터를 지속적으로 증강시킬 필요가 있다. 특히 자궁경부암 양성 이미지 같은 경우는 우리나라 발병률 추세가 낮아져 데이터 확보가 필요하므로 가상의 이미지 생성 기법이 효과적이라고 할 수 있다.

[8] 이 같은 인공지능 기반의 자궁경부암 진단과 관련하여, 본 발명의 출원인이 선출원하여 등록받은"인공지능 기반의 자궁경부암 검진 서비스 시스템(등록특허공보 제10-2462975호, 2022. 11. 8. 공고)"의 발명에는 인공지능 학습 모델을 이용

하여 자궁경부암 검진의 정확도 및 객관성 그리고 신속성을 제고함으로써 상술한 문제를 해소할 수 있는 방법을 제안한 바 있다.

[9] 그런데, 상기 선출원 특허발명의 인공지능 기반의 자궁경부암 검진 서비스 시스템을 보다 효과적으로 활용할 뿐만 아니라 검진 서비스를 위해 구축되는 인공지능 기반 자궁경부암 등급 분류 모델의 성능을 높이기 위해서는 감소되는 양성 이미지 데이터의 수를 보충하여 음성과 양성 이미지 클래스 간 데이터 불균형 문제를 해소하고 가상의 자궁경부 이미지를 생성하여 학습 데이터를 증강시킬 필요성이 있다.

[10] 이와 관련하여, 등록특허공보 제10-2041402호(2019. 11. 7. 공고)에는 "자궁경부 학습 데이터 생성 시스템과 자궁경부 학습 데이터 분류방법"에 관한 종래 기술이 나타나 있으나, 상기 선행기술은 본 발명이 의도하고자 하는 인공지능 확산 확률 모델과 전이학습 기법을 사용하여 가상의 자궁경부 이미지를 생성하기 위한 자궁경부 양성 이미지 생성 방법에 관한 것이 아니라, 단지 자궁경부와 관련한 AI 학습 시스템 구축을 위한 자궁경부 영상 데이터를 분류하는 분류방법에 관한 것이라는 점에서 전술한 문제점을 해소할 수 없다.

[11] [선행기술문헌]

[12] {특허문헌}

[13] (특허문헌 1) 등록특허공보 제10-2462975호(2022. 11. 8. 공고)

[14] (특허문헌 2) 등록특허공보 제10-2041402호(2019. 11. 7. 공고)

발명의 내용

기술적 과제

[15] 본 발명은 상기와 같은 종래의 문제점을 고려하여 개선하고자 안출한 것으로, 인공지능 기반 자궁경부암 등급 분류 모델을 구축하기 위해 필요한 음성과 양성 이미지 클래스 간 데이터 불균형 문제를 해소하고, 이들 이미지 데이터에 대해 AI 확산 확률 모델의 적용과 전이학습 기법을 사용하여 가상의 자궁경부 양성 이미지를 생성하고, 이에 따라 지속적인 인공지능 기반 자궁경부암 등급 분류 모델의 성능을 강화를 도모함으로써, 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 시스템 및 방법을 제공하는 데 그 목적이 있다.

[16] 또한, 상술한 바와 같은 기술적 과제들로 한정되지 않으며, 이하의 설명으로부터 또 다른 기술적 과제가 도출될 수도 있음은 자명하다.

과제 해결 수단

[17] 본 발명의 일 실시예에 따른 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 시스템은, 자궁경부 이미지 데이터를 획득 수집하는 데이터 수집부; 상기 데이터 수집부에서 수집된 자궁경부 이미지 데이터를 생성형 AI 모델에 의해 학습하는 데이터 학습부; 상기 데이터 학습부에서 도출된 자궁경부이미지 생성모델에 의해 입력 데이터를 추론하여 가상의 자궁경부 이미지를 생성하여 출력하는 추론부;를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[18] 본 발명의 바람직한 실시예에 따르면, 상기 생성형 AI 모델은 확산확률모델인 것을 특징으로 한다.

[19] 본 발명의 바람직한 실시예에 따르면, 상기 데이터 수집부는, 자궁경부 이미지를 촬영 획득하는 카메라 촬영부;와 상기 촬영된 자궁경부 이미지를 의료진이 판독하는 자궁경부 이미지 판독부;와 상기 판독된 이미지 데이터를 통신수단에 의해 저장되는 데이터베이스 서버 저장부;를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[20] 본 발명의 바람직한 실시예에 따르면, 상기 데이터 학습부는, 상기 데이터베이스 서버 저장부로부터 전송되어 분류되는 훈련데이터 세트 분류부;와 상기 훈련데이터 세트를 전처리하는 훈련데이터 세트 전처리부;와 상기 전처리된 데이터를 확산확률모델에 의해 학습하는 확산확률모델학습부;를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[21] 본 발명의 바람직한 실시예에 따르면, 상기 추론부는, 입력 이미지 또는 프롬프트를 입력하는 추론입력부;와 상기 입력 데이터를 전처리하는 추론전처리부;와 상기 전처리된 데이터를 확산확률모델에 의해 학습된 자궁경부이미지 생성모델에 적용하는 자궁경부이미지 생성모델 추론부;와 상기 생성모델 추론부에서 생성된 가상의 자궁경부 이미지를 출력하는 출력부;를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[22] 본 발명의 바람직한 실시예에 따르면, 상기 추론부에서 출력 생성된 가상의 자궁경부 양성 이미지를 의료진의 판독을 거쳐 저장하는 인공지능 기반 자궁경부암 등급 분류모델 학습용 데이터베이스;를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[23] 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 방법은, 자궁경부 이미지 데이터를 획득 수집하는 데이터 수집 단계; 상기 데이터 수집단계에서 수집된 자궁경부 이미지 데이터를 생성형 AI 모델에 의해 학습하는 데이터 학습단계; 상기 데이터 학습단계에서 도출된 자궁경부이미지 생성모델에 의해 입력 데이터를 추론하여 가상의 자궁경부 이미지를 생성하여 출력하는 추론단계;를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[24] 본 발명의 바람직한 실시예에 따르면, 상기 생성형 AI 모델은 확산확률모델인 것을 특징으로 한다.

[25] 본 발명의 바람직한 실시예에 따르면, 상기 데이터 수집 단계는, 자궁경부 이미지를 카메라 촬영부에 의한 촬영 획득 단계;와 상기 촬영된 자궁경부 이미지를 의료진이 판독하는 자궁경부 이미지 판독 단계;와 상기 판독된 이미지 데이터를 통신수단에 의해 저장하는 데이터베이스 서버 저장 단계;를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[26] 본 발명의 바람직한 실시예에 따르면, 데이터 학습단계는, 훈련데이터 세트를 상기 데이터베이스 서버 저장부로부터 전송되어 분류되는 훈련데이터 세트 분류 단계;와 상기 훈련데이터 세트를 전처리하는 훈련데이터 세트 전처리 단계;와 상기 전처리된 데이터를 확산확률모델에 의해 학습하는 확산확률모델학습단계;를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[27] 본 발명의 바람직한 실시예에 따르면, 상기 추론단계는, 입력 이미지 또는 프롬프트를 입력부에 입력하는 추론입력단계;와 상기 입력 데이터를 전처리하는 추론전처리 단계;와 상기 전처리된 데이터를 확산확률모델에 의해 학습된 자궁경부이미지 생성모델에 적용하는 자궁경부이미지 생성모델 추론단계;와 상기 생성모델 추론단계에서 생성된 가상의 자궁경부 이미지를 출력부에 의해 출력하는 출력단계;를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[28] 본 발명의 바람직한 실시예에 따르면, 상기 추론단계에서 출력 생성된 가상의 자궁경부 양성 이미지가 실제 양성 이미지인지 여부를 의료진이 판독하는 판독단계;와 상기 판독단계후 실제 양성 이미지와 동일한 경우 상기 이미지 데이터를 인공지능 기반 자궁경부암 등급 분류모델 학습용 데이터베이스에 저장하는 저장단계;를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[29] 본 발명의 바람직한 실시예에 따르면, 상기 인공지능 기반 자궁경부암 등급 분류모델 학습용 데이터베이스에 저장된 음성 및 양성 이미지 데이터를 기초로 인공지능 기반 자궁경부암 등급 분류모델를 재학습하는 재학습단계;를 포함하는 것을 특징으로 한다.

발명의 효과

[30] 본 발명에 의하면, 인공지능 기반 자궁경부암 등급 분류 모델을 구축하기 위해 필요한 음성과 양성 이미지 클래스 간 데이터 불균형 문제를 해소하는 유리한 효과가 있다.

[31] 본 발명에 의하면, 음성 및 양성 이미지 데이터에 대해 생성형 AI 모델에서 확산 확률 모델의 적용과 전이학습 기법을 사용하여 가상의 자궁경부 양성 이미지를 생성하고 재학습함으로써 지속적인 인공지능 기반 자궁경부암 등급 분류 모델의 성능을 강화할 수 있는 유리한 효과가 있다.

[32] 본 발명의 효과는 상기한 효과로 한정되는 것은 아니며, 본 발명의상세한 설명 또는 특허청구범위에 기재된 발명의 구성으로부터 추론 가능한 모든 효과를 포함하는 것으로 이해되어야 한다.

도면의 간단한 설명

[33] 도 1은 본 발명의 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 시스템의 전체 블록 구성도.

[34] 도 2는 도 1의 데이터 학습부의 세부 블록 구성도.

[35] 도 3은 도 1의 추론부의 세부 블록 구성도.

[36] 도 4는 본 발명의 실시예 1, 2에 따른, 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 시스템의 프로세스 구성 순서도.

[37] 도 5a는 본 발명의 실시예 1에 따른, 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 시스템 및 방법에 의한 가상의 양성 이미지 생성 예시 사진.

[38] 도 5b는 본 발명의 실시예 2에 따른, 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 시스템 및 방법에 의한 가상의 양성 이미지 생성 예시 사진.

[39]

발명의 실시를 위한 형태

[40] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 바람직한 실시예에 따른 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 시스템 및 방법에 대하여 구체적으로 살펴본다.

[41] 참고로, 이하 도면에서, 각 구성요소는 편의 및 명확성을 위하여 생략되거나 개략적으로 도시되었으며, 각 구성요소의 크기는 실제 크기를 반영하는 것은 아니며, 명세서 전체에 걸쳐 동일 참조 부호는 동일 구성요소를 지칭하며 개별 도면에서 동일 구성에 대한 도면 부호는 생략하기로 한다. 또한, 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 공지기능 및 구성에 대한 상세한 설명은 생략한다.

[42] 본 발명의 바람직한 실시예를 도 1 내지 도 5를 참조하여 설명하면, 도 1에 나타나 있는 바와 같이 본 발명의 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 시스템(1000)은, 자궁경부 이미지 데이터를 획득 수집하는 데이터 수집부(100); 상기 데이터 수집부(100)에서 수집된 자궁경부 이미지 데이터를 생성형 AI 모델에 의해 학습하는 데이터 학습부(200); 상기 데이터 학습부(200)에서 도출된 자궁경부이미지 생성모델에 의해 입력 데이터를 추론하여 가상의 자궁경부 이미지를 생성하여 출력하는 추론부(300);를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[43] 본 발명은 생성형 AI 모델을 이용하여 가상의 자궁경부 이미지를 생성하는데 생성형 AI 모델은 확산 확률 모델을 사용하고, 또한 본 발명은 전이학습 기법을 사용해 자궁경부 이미지 생성 모델을 만든다. 또한 본 발명에서 실시예로 확산 확률 모델을 사용하고 있지만, 후술하는 생성형 AI 모델의 종류인 생성적 적대 신경망(Generative Adversarial Networks, GANs), 변이형 오토인코더(Variational Autoencoders, VAEs), 자기회귀 모델(Autoregressive Models)을 사용하는 것도 가능하고 배제되는 것은 아니다.

[44] 상술한 본 발명의 특징을 통한 전체적인 생성 시스템을 요약하면 다음과 같다.

[45] 즉, 카메라(110)로 촬영된 자궁경부 이미지를 전문 의료진의 판독(120)을 통해 음성/양성 여부 및 병변을 표시하여 데이터베이스 서버(130)에 저장한다. 상기 저장된 데이터베이스 서버(130)에서 훈련 데이터세트를 분류(210) 하고 전처리부(220)에서 전처리한다. 상기 전처리된 데이터세트를 기반으로 생성형 AI 모델 학습부(230)에서 확산확률모델에 의해 학습한다. 그 후, 이를 추론하는 과정은 추론부(300)에서 이루어지는데, 이는 입력 이미지 또는 프롬프트의 추론 입력부(310)에서 데이터 입력되어 추론 데이터로 전처리부(320)에서 수행하고, 상기 전처리된 추론 데이터를 학습된 자궁경부이미지 생성모델 추론부(330)에 입력하여 가상의 자궁경부 이미지 출력부(300)를 통해가상의 이미지를 생성하는 것이다.

[46] 보다 구체적으로 도 1을 통해 설명하면, 먼저 자궁경부 이미지 데이터수집부(100)에서는 환자로부터 자궁경부 이미지를 촬영 획득하여(110) 이를 통신 수단 등 여러 경로를 통해 전문 의료진이 상기 획득된 자궁경부 이미지를 음성인지 양

성인지 여부를 판독하고(120) 양성인 경우 병변 표시를 한다. 그 다음, 판독 결과 병변 표시된 양성 이미지는 데이터베이스 서버(130)에 저장된다.

[47] 상기와 같이 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 데이터수집부(100)는, 자궁경부 이미지를 촬영 획득하는 카메라 촬영부(110)와 상기 촬영된 자궁경부 이미지를 의료진이 판독하는 자궁경부 이미지 판독부(120)와 상기 이미지 판독부(120)를 통신수단에 의해 저장되는 데이터베이스 서버 저장부(130)를 포함할 수 있다.

[48] 또한, 본 발명의 바람직한 실시예에 따르면, 도 1에 나타나 있는 바와 같이 상술한 데이터 수집부(100)에서 수집된 자궁경부 이미지 데이터를 기초로 데이터 학습부(200)에서 학습과정을 거친다. 즉, 상기 데이터 학습부(200)는, 상기 데이터베이스 서버 저장부(130)로부터 전송되어 분류되는 훈련데이터 세트 분류부(210)와 상기 훈련데이터 세트를 전처리하는 훈련데이터 세트 전처리부(220)와 상기 전처리된 데이터를 생성형 AI 모델(확산확률모델)에 의해 학습하는 확산확률모델학습부(230)를 포함할 수 있다.

[49] 상술한 본 발명의 바람직한 실시예에서 자궁경부 양성 이미지 생성기법을 도 2를 통해 설명한다.

[50] 즉, 도 2에 나타나 있는 바와 같이 본 발명에서는 대표적으로 3가지의 자궁경부 이미지 생성 기법(131)을 개발한다. (1) 무조건적 이미지 생성 기법(132)을 통해 원하는 개수대로 가상의 자궁경부 이미지를 생성하고, (2) 이미지 변환 기법(133)을 통해 음성 자궁경부를 양성 자궁경부로 바꾸는 등, 도메인 간 변환을 통해 가상의 자궁경부 이미지를 생성한다. (3) 조건부 이미지 생성 기법(134)을 통해 다양한 질병과 상황에 따라 조건부 자궁경부 이미지를 생성한다.

[51] 다시 말해, 상술한 바와 같이 자궁경부 이미지는 자궁경부 확대 촬영 장비(카메라)를 통해 촬영 후 전문의의 판독을 거쳐 음성/양성 여부, 병변 여부 등의 특징과 함께 데이터베이스에 저장되고, 데이터베이스에 저장된 이미지는 앞서 소개한 3가지 기법에서 목적에 맞는 훈련 데이터로 전처리한다. 이후 전처리된 자궁경부 이미지 데이터세트는 생성형 AI 모델의 하나인 확산 확률 모델에 훈련 데이터로 넣어 학습한다. 학습된 모델에 맞게 입력 이미지 또는 프롬프트를 전처리하여 학습된 모델의 입력으로 넣고, 추론부의 추론 과정을 거쳐 가상의 자궁경부 이미지를 생성하는 것이다.

[52] 또한, 본 발명의 바람직한 실시예에 따르면, 도 1에 나타나 있는 바와 같이 상술한 데이터 학습부(200)에서 학습된 자궁경부 이미지 생성모델(240)에 의해 가상의 양성 이미지를 생성하기 위해 추론부(300)로 전송되어 가상의 자공경부 양성 이미지를 생성할 수 있다. 즉, 상기 추론부(300)는, 추론 입력부(310)와 상기 입력 데이터를 전처리하는 추론 전처리부(320)와 상기 전처리된 데이터를 확산확률모델에 의해 학습된 자궁경부이미지 생성모델 추론부(330)에 적용하고, 여기에서 생성된 가상의 자궁경부 이미지를 출력하는 출력부(340)를 포함할 수 있다.

[53] 또한, 본 발명의 바람직한 실시예에 따르면, 도 4에 나타나 있는 바와 같이 상기 추론부(300)에서 출력 생성된 가상의 자궁경부 양성 이미지를 의료진의 판독을

거쳐 저장하는 인공지능 기반 자궁경부암 등급 분류모델 학습용 데이터베이스(500)를 포함할 수 있다. 즉, 출력 생성된 가상의 자궁경부 양성 이미지가 전문 의료진에 의해 실제 양성 이미지와 동일한 수준의 이미지로 평가되면 이를 실제 사용될 인공지능 기반의 자궁경부암 검진 서비스 시스템에서 보다 효과적인 활용을 위해 구축되는 인공지능 기반 자궁경부암 등급 분류 모델의 성능을 높이는 이미지 데이터로서 상기 인공지능 기반 자궁경부암 등급 분류모델 학습용 데이터베이스(500)에 저장될 수 있다.

[54] 다음은 본 발명의 일 실시예에 따른 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 방법에 대해 설명한다.

[55] 본 발명의 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 방법은, 자궁경부 이미지 데이터를 획득 수집하는 데이터 수집 단계(S100)와, 상기 데이터 수집단계(S100)에서 수집된 자궁경부 이미지 데이터를 생성형 AI 모델에 의해 학습하는 데이터 학습단계(S200)와, 상기 데이터 학습부(200)에서 도출된 자궁경부이미지 생성모델에 의해 입력 데이터를 추론하여 가상의 자궁경부 이미지를 생성하여 출력하는 추론단계(S300)를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[56] 상기 데이터 수집 단계(S100)는, 자궁경부 이미지를 카메라 촬영부(110)에 의한 촬영 획득 단계(S110)와 상기 촬영된 자궁경부 이미지를 의료진이 판독하는 자궁경부 이미지 판독 단계(S120)와 상기 판독된 이미지 데이터를 통신수단에 의해 저장하는 데이터베이스 서버 저장 단계(S130)를 포함할 수 있다.

[57] 또한, 상기 데이터 학습단계(S200)는, 훈련데이터 세트를 상기 데이터베이스 서버 저장부(130)로부터 전송되어 분류되는 훈련데이터 세트 분류 단계(S210)와 상기 훈련데이터 세트를 전처리하는 훈련데이터 세트 전처리 단계(S220)와 상기 전처리된 데이터를 확산확률모델에 의해 학습하는 확산확률모델 학습단계(S230)를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[58] 또한, 상기 추론단계(S300)는, 생성할 입력 이미지 또는 프롬프트를 입력부(310)에 입력하는 추론입력단계(S310)와 상기 입력 데이터를 전처리하는 추론전처리 단계(S320)와 상기 전처리된 데이터를 확산확률모델에 의해 학습된 자궁경부 이미지 생성모델에 적용하는 자궁경부이미지 생성모델 추론단계(S330)와 상기 생성모델 추론단계(S330)에서 생성된 가상의 자궁경부 이미지를 출력부에 의해 출력하는 출력단계(S340)를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[59] 본 발명의 바람직한 실시예에 따르면, 상기 추론부(300)에서 출력 생성된 가상의 자궁경부 양성 이미지가 실제 양성 이미지인지 여부를 의료진이 판독하는 판독단계(S400)와 상기 판독단계(S400) 후 실제 양성 이미지와 동일한 경우 상기 이미지 데이터를 인공지능 기반 자궁경부암 등급 분류모델 학습용 데이터베이스(500)에 저장하는 저장단계(S500)를 더 포함할 수 있다.

[60] 본 발명의 바람직한 실시예에 따르면, 상기 인공지능 기반 자궁경부암 등급 분류모델 학습용 데이터베이스(500)에 저장된 음성 및 양성 이미지 데이터를 기초

로 인공지능 기반 자궁경부암 등급 분류모델를 재학습하는 재학습단계(S600)를 더 포함할 수 있다.

[61] 상술한 본 발명의 실시예 1은 도 2 내지 도 4에 나타나 있는 바와 같이 음성 자궁경부 이미지를 기초로 양성 이미지를 생성하는 이미지 변환기법(133)을 선택한 것이고, 실시예 2는 양성 자궁경부 이미지를 기초로 생성하는 조건부 이미지 생성기법(134)을 선택한 것이다.

[62] 실시예 1과 실시예 2에 대해 도 4를 통해 설명하면, 도 4에서 실시예 1의 상측 프로세스는 이미지 변환기법(133)을 선택하여 음성 자궁경부 이미지를 분류부(210)에서 분류하여 이미지 생성과정을 실행한 것이고, 실시예 2의 하측 프로세스는 조건부 이미지 생성기법(134)을 선택하여 양성 자궁경부 이미지를 분류부(210)에서 분류하여 이미지 생성과정을 실행한 것이다.

[63] 보다 구체적으로, 도 4에 나타나 있는 바와 같이 실시예 1의 이미지 변환 생성기법(133)은 훈련 데이터(220)에 3가지의 쌍을 이루어 입력해야 한다. 즉, 변환 전 이미지로 음성 자궁경부 이미지를 지정하고, 프롬프트는 “양성 자궁경부”, 변환 후 이미지는 양성 자궁경부 이미지로 지정한다. 이를 이미지 변환 기법(133)의 훈련 데이터(220)로 전처리한 뒤 확산확률모델학습(230)을 진행한다. 확산확률모델학습(230)이 끝나면 추론 데이터(310, 320)로 변환 전 이미지를 음성 이미지로 지정하고, 프롬프트를 "양성 자궁경부"로 지정한다. 상기 추론 데이터를 전처리하여 확산확률모델의 입력으로 사용하여 추론을 진행(330)하면 가상의 양성 자궁경부 이미지가 생성출력(340) 된다.

[64] 또한, 도 4의 실시예 2의 조건부 이미지 생성 기법(134)은 데이터베이스 서버(130)에서 양성 이미지를 수집 분류하여 훈련 데이터(220)의 이미지로 사용하고, 프롬프트는 "양성 자궁경부"로 조건을 지정한다. 훈련데이터로 전처리하여 확산확률모델(230)을 학습한다. 확산확률모델학습(230)이 끝나면 추론 데이터(310, 320)로 프롬프트는 "양성 자궁경부"로 지정하고 생성할 이미지의 개수를 지정한다. 상기 추론 데이터를 전처리하여 확산확률모델의 입력으로 사용하여 추론을 진행(330)하면 가상의 양성 자궁경부 이미지를 생성출력(340) 된다.

[65] 또한, 상술한 바의 실시예 1, 2의 과정이 끝나면 실제 양성 이미지의 특징을 가지는지에 대한 의료진의 판독(검증) 단계(400, S400)를 거친다. 해당 판독(검증) 단계(400, S400)는 전문의 판독 과정이 들어가며, 만약 양성 이미지의 특징을 가졌을 경우 인공지능 기반 자궁경부암 등급 분류 모델 학습용 데이터베이스에 저장(500, S500) 된다. 상기 저장된 양성 이미지를 가지고 인공지능 기반 자궁경부암 등급 분류 모델을 재학습 과정(600, S600)을 거쳐 성능을 강화시킬 수 있다.

[66] 한편, 본 발명에서는‘무조건적 이미지 생성기법’에 대해서는 별도의 실시예로 삼지 않고, 단지 본 발명의 이해를 돕기 위한 설명 자료로 추가한다.

[67] 또한, 도 5a는 본 발명의 실시예 1에 따른 가상의 양성 이미지 생성 예시 사진을 나타낸 것이고, 도 5b는 본 발명의 실시예 2에 따른 가상의 양성 이미지 생성 예시 사진을 나타낸 것이다.

[68] 아래에서는 상술한 본 발명의 바람직한 실시예에 대한 이해를 돕기 위해 본 발명과 관련된 생성형 AI 모델의 종류인 확산 확률 모델 및 전이학습을 위주로 먼저 상세히 설명하고, 다른 종류의 생성형 AI 모델에 대해서는 간략히 후술한다.

[69] <생성형 AI 모델에 대한 설명>

[70] 기계 학습 모델은 모델이 하는 일에 따라 크게 분류 모델과 생성 모델로 나눌 수 있다. 분류 모델은 일반적으로 고차원의 입력 데이터를 낮은 차원의 레이블 데이터로 변환하는 작업이고, 반대로 생성 모델은 상대적으로 낮은 차원의 데이터로부터 높은 차원의 데이터를 만들어내는 작업을 의미한다.

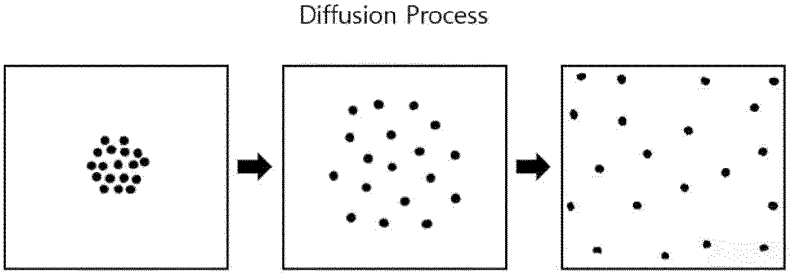
[71] 여기서 상기 이미지를 생성하는 생성형 AI 모델의 종류에 대해 설명하면, 생성적 적대 신경망 (Generative Adversarial Networks, GANs), 변이형 오토인코더 (Variational Autoencoders, VAEs), 자기회귀 모델 (Autoregressive Models), 확산 확률 모델 (Diffusion Models) 등이 있는데, 아래에서 이들 모델에 대해 개략적으로 후술한다.

[72] 먼저, 본 발명에서 사용하는 생성형 AI 모델은 확산확률모델을 이용한 전이학습 방법으로 학습한다.

[73] <확산확률모델(Diffusion Probabilistic Model)에 대한 설명>

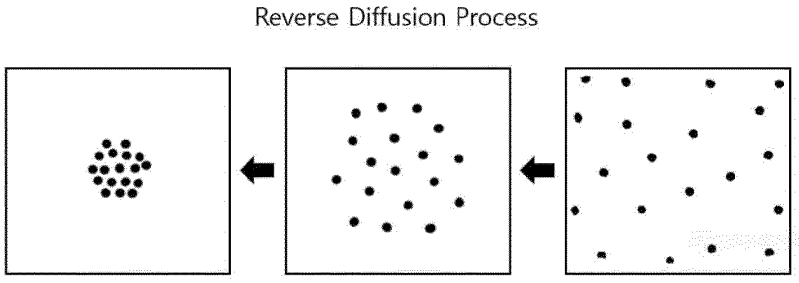
[74] 확산확률모델은 공간상에 모여 있던 분자들이 확산 현상을 통해 전 공간에 고르게 분포되는 현상을 나타내는 랑주뱅 동역학에서 아이디어가 시작되었는데 아래 도시 사항을 통해 설명한다.

[75]



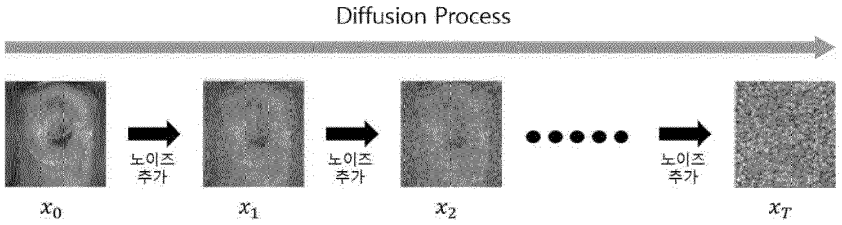
[76] 상기 분자 하나의 움직임은 가우시안 분포를 따르게 되며, 평균과 표준편차를 따르는 정규 분포의 움직임을 표현할 수 있다. 매 시간마다 각 분자의 움직임을 계산할 수 있다면 Diffusion Process를 거꾸로 되돌릴 수 있다.

[77]



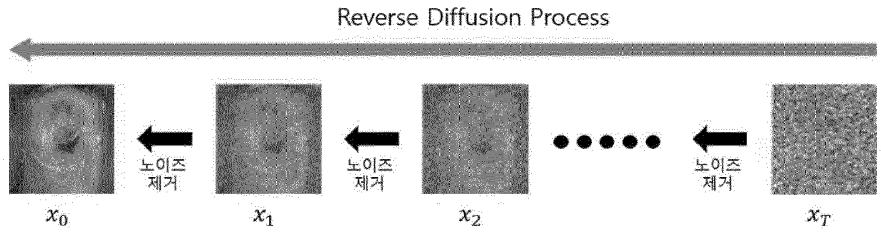
[78] 이를 그대로 이미지의 픽셀 값에 적용하여, 분자의 움직임을 정규분포를 따르는 노이즈로 본 것과 마찬가지로 이미지의 픽셀 값에 정규분포를 따르는 노이즈 값을 추가한다.

[79]

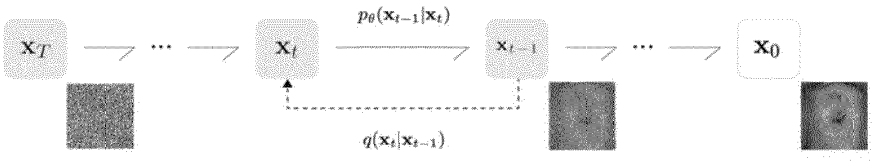


[80] x_0는 원본 이미지이다. 이 이미지의 모든 픽셀값에 노이즈를 추가하여 만들어진 이미지가 x_1이다. 분자의 Diffusion Process와 동일한 방법으로 이미지로부터 모든 픽셀값에 시간 t마다 노이즈를 첨가한다. T번을 거쳐 만들어진 이미지는 완전한 노이즈 이미지고, 분자로 비유하자면 Diffusion Process에서 x_0가 뭉쳐진 상태, x_T가 완전히 균등하게 분포하고 있는 상태를 의미한다. 또한 앞서 얘기한 것과 같이 매시간 마다 첨가된 노이즈를 계산할 수 있다면 이 과정을 되돌릴 수 있다. 분자들의 경우에는 모든 공간에 균등하게 분포하는 상태에서 다시 한 공간에 모여 있는 상태로 되돌릴 수 있다.

[81]



[82] 상기 이미지의 경우, 시간 t마다 이미지 픽셀값에 첨가된 노이즈를 계산할 수 있다면 노이즈 이미지 x_T로부터 입력 이미지 x_0로 되돌리는 것이 가능하다. 이를 다음과 같은 수식으로 설명할 수 있다.

[83] 

[84] 입력 이미지가 가장 오른쪽의 x_0가 되고, 노이즈 이미지가 x_T가 된다. 해당 프로세스는 정방향 변환(forward)와 역방향 변환(reverse)로 나뉜다. 정변환은 입력 이미지가 노이즈 이미지로 변하는 것이며, 역변환은 노이즈 이미지로부터 입력 데이터가 만들어지는 것이다. 따라서 노이즈 이미지에서 입력 데이터를 생성하는 방법을 활용하여, 확산확률모델에서는 역변환 단계를 매개 변수화하여 딥러닝 모델로 학습하고 학습된 역변환을 통해 노이즈 이미지로부터 입력 이미지를 생성한다. 이로써 확산확률모델은 유한한 시간 뒤에 이미지를 생성하도록 학습된 매개 변수화된 마르코프 체인이라고 할 수 있다. 현재 상태(t)는 이전 상태(t-1)에 의존한다는 마르코프의 특성을 가진다. 확산확률모델의 목적은 정변환에서 역변환 단계를 거친 노이즈 이미지를 입력 이미지의 확률 분포와 유사하게 만드는 것에 있다. 이를 위해 역변환 단계에서 노이즈 생성 확률 분포 매개변수인 평균과 표준편차를 업데이트하며 학습이 진행된다. 또한, 실제 노이즈 생성 시 가우시안 확률 분포에서 항상 다른 값으로 샘플링되므로, 생성되는 이미지는 계속 바뀐다. 그리고 학습 데이터에 따라 역변환으로부터 생성된 결과 이미지가 달라진다.

[85] <확산 확률 모델의 학습에 대한 설명>

[86] 본 발명에서 생성형 AI 모델은 인간의 두뇌의 뉴런과 비슷한 신경망을 사용하여 기존 데이터의 패턴과 특징을 학습한다. 그 다음 이 모델은 학습한 패턴 및 특징과 일치하는 새로운 데이터를 생성할 수 있다. 예를 들면, 자궁경부 이미지 세트에 대해 훈련된 생성형 AI 모델은 훈련된 자궁경부 이미지와 유사한 가상의 자궁경부 이미지를 생성할 수 있다.

[87] 앞서 실시예 1, 2에서 언급한 바와 같이 본 발명의 생성형 AI 모델은 무조건적 이미지 생성기법(132), 조건부 이미지 생성기법(133), 이미지 변환기법(134)과 같이 3가지의 기법이 있다. 즉, 본 발명에서 별도 실시예로 삼지는 않지만 무조건적 이미지 생성기법(132)은 자궁경부 이미지 세트만을 이용해 가상의 자궁경부 이미지를 생성한다. 또한 본 발명의 실시예 1로 삼은 이미지 변환기법(134)은 스타일 변환, 이미지 복원, 도메인 간 변환, 위치 변화와 같은 방법을 통해 자궁경부 이미지를 생성한다. 또한, 본 발명의 실시예 2로 삼은 조건부 이미지 생성기법(133)은 특정 자궁경부의 특징을 기반으로 자궁경부 이미지를 생성한다.

[88] 상기 무조건적 이미지 생성기법(132)과 조건부 이미지 생성기법(133)의 차이점은 다음과 같다. 예를 들어서 무조건적 이미지 생성기법(132)은 데이터 없이 생성할 수 있기 때문에 다량의 자궁경부 이미지를 생성할 수 있고, 조건부 이미지 생성기법(133)은 특정한 상황에 맞춘 자궁경부 이미지를 생성할 수 있다. 예시로는 양성 자궁경부 이미지, 음성 자궁경부 이미지, 백색 병변이 잘 보이는 자궁경부 이미지 등이 있다.

[89] <전이학습에 대한 설명>

[90] 또한, 본 발명에서는 전이학습 기법을 사용하여 확산확률모델을 학습한다. 전이학습은 어떤 목적을 이루기 위해 학습된 모델을 다른 작업에 이용하는 것을 의미한다. 이미 다른 데이터세트로 학습된 모델의 지식을 새로운 작업이나 데이터세트에 활용하는 기법이며, 작은 데이터세트로도 높은 성능을 얻을 수 있게 해주고 수행하고자 하는 테스트와 도메인에 특화된 모델을 만들 수 있다는 장점이 있다. 전이학습은 2가지 단계로 나뉘며, 사전학습과 미세조정 단계를 거쳐 학습된다. 사전학습단계에서는 모델을 대규모 데이터세트에서 학습시켜 일반적인 특징을 학습한다. 예를 들면, 이미지 인식 모델을 학습할 때 ImageNet같은 큰 데이터세트를 이용하여 다양한 이미지의 일반적 특징(예: 엣지, 텍스처 등)을 학습한다. 미세 조정 단계에서는 사전 학습된 모델을 특정 작업에 맞게 조정한다. 이는 작은 데이터세트를 사용하여 모델을 특정 도메인에 맞게 조정하는 과정이다. 사전 학습된 모델을 가져와 자궁경부 이미지 생성에 맞게 조정한다. 이 과정에서 자궁경부 데이터세트를 사용하고, 모델의 마지막 몇 개의 레이어를 재학습하는 과정을 통해 적은 데이터와 자원으로도 높은 성능을 달성할 수 있다.

[91] <확산 확률 모델의 학습에 대한 구체적인 설명>

[92] 도 2에 나타나 있는 바와 같이, 첫 번째 무조건적 이미지 생성기법(132)은, 데이터베이스 서버(130)에서 자궁경부 이미지를 수집하여 훈련 데이터(210)로 전처리한다. 전처리된 자궁경부 이미지세트를 확산확률모델(230)의 기본 알고리즘에 넣고 학습한다.

[93] 또한, 도 2에 나타나 있는 바와 같이, 두 번째 이미지 변환기법(133)은, 변환 전 이미지와 조건이 포함된 프롬프트와 변환 후 이미지까지 3가지로 쌍을 이루어 훈련 데이터로 전처리한다. 전처리된 데이터세트를 Image to Image 알고리즘에 넣고 학습한다.

[94] 또한, 도 2에 나타나 있는 바와 같이, 세 번째 조건부 이미지 생성 기법(134)은, 특정 상황 또는 케이스가 포함된 조건을 프롬프트로 설정하고 조건에 맞는 이미지까지 2가지로 쌍을 이루어 훈련데이터로 전처리한다. 전처리된 데이터세트를 Text to Image 알고리즘에 넣고 학습한다.

[95] <확산확률 모델의 추론에 대한 구체적인 설명>

[96] 도 3에 나타나 있는 바와 같이, 첫 번째 무조건적 이미지 생성기법(302)은, 자궁경부 이미지 세트를 기반으로 학습한 확산확률모델에서 생성할 이미지 개수를 지정하여 가상의 자궁경부 이미지를 생성할 수 있다.

[97] 또한, 두 번째 이미지 변환기법(303)은, 입력 이미지를 특정한 속성이나 스타일을 가진 다른 이미지로 변환하는 기법이다. 입력 이미지(311)와 프롬프트(310)를 기반으로 가상의 이미지를 생성한다. 예를 들면, 음성 자궁경부 이미지와 "양성 자궁경부"라는 프롬프트를 기반으로 가상의 양성 자궁경부 이미지로 변환한다. 변환 기술의 예시는 스타일 변환, 이미지 복원, 도메인 간 변환, 위치 변화가 있다. 스타일 변환은 주어진 이미지를 특정 스타일로 변환하는 것이다. 특정 스타일은 인종, 의사 등이 있다. 인종마다 자궁경부의 특징이 상이하거나, 의사마다 자궁경부를 촬영하는 방식이 다른 경우 스타일 변환 기법을 통해 자궁경부 이미지를 생성할 수 있다. 이미지 복원은 손상되거나 불완전한 이미지를 복원하는 것이다. 카메라를 이용해 촬영된 자궁경부 이미지에 노이즈가 있거나, 손상된 경우 완전한 이미지로 변환할 수 있다. 도메인 간 변화는 한 도메인의 이미지를 다른 도메인으로 변환하는 것이다. 예를 들면, 음성 자궁경부 이미지를 양성 자궁경부 이미지로 변환하거나 양성 자궁경부 이미지를 음성 자궁경부 이미지로 변환한다. 마지막으로 위치 변화는 특정 객체의 위치나 모습을 변경하는 것이다. 예를 들면, 자궁경부의 변형대가 보이지 않는 이미지를 변형대가 보이는 이미지로 변환한다. 또는 자궁경부의 외구가 보이지 않은 이미지를 외구가 보이는 이미지로 변환한다.

[98] 또한, 세 번째 조건부 이미지 생성기법(304)은, 음성 자궁경부 이미지를 학습시켜 가상의 음성 자궁경부 이미지를 생성할 수 있다. 또는 양성 자궁경부 이미지를 학습시켜 가상의 양성 자궁경부 이미지를 생성할 수 있다. 이러한 생성 기법을 조건부 이미지 생성이라고 한다. 조건은 프롬프트(310)라 칭하고, 프롬프트는 텍스트로 주어진다. 예를 들면 조건부 이미지 생성 모델에서 프롬프트에 "음성 자궁경부"를 입력하고, 생성할 이미지 N개를 지정(312) 하면 음성 자궁경부 이미지가 N개 생성된다. 추가로 자궁경부의 모든 시각적 특징을 기반으로 다양하게 이미지를 생성할 수 있다.(ex. 양성 자궁경부 이미지, 특정 병변이 포함된 자궁경부 이미지, 자궁경부 외구(External os)가 보이지 않는 자궁경부 이미지 등. 모든 상황을 학습하여 생성할 수 있다.)

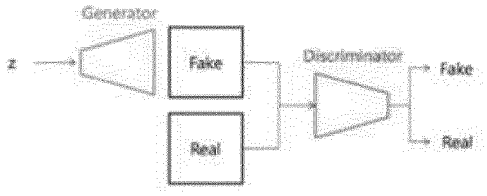
[99] 위와 같이 크게 3가지의 방법을 기반으로 가상의 자궁경부 이미지를 생성한다. 각 기법의 입력 방식으로서 무조건적 이미지 생성기법(302)은 생성할 이미지 개수(312)를 사용하고, 이미지 변환기법(303)은 변환 전 이미지(311)와 프롬프트(310)를 사용하며, 조건부 이미지 생성기법(304)은 프롬프트(310)와 생성할 이미지 개수(312)를 사용하여 입력할 수 있다.

[100] 한편, 생성형 AI 모델의 종류 중, 생성적 적대 신경망(Generative Adversarial Networks, GANs), 변이형 오토인코더(Variational Autoencoders, VAEs), 자기회귀 모델(Autoregressive Models)에 대해 설명한다.

[101] <생성적 적대 신경망(Generative Adversarial Networks, GANs)에 대한 설명>

[102] 생성적 적대 신경망은 2개의 신경망(생성자, 판별자)으로 구성된 모델이다. 생성자와 판별자가 서로 경쟁하며 데이터를 생성하는 모델이다. 생성자는 새로운 데이터를 생성하고, 판별자는 이 데이터가 진짜인지 가짜인지 판별한다.

[103]

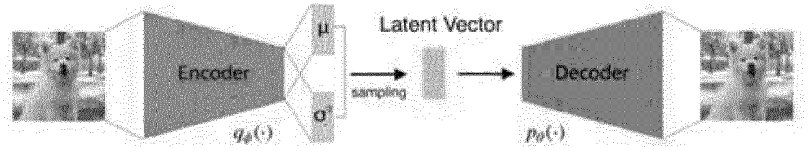


[104] 생성자(Generator)는 생성된 z를 받아서 실제 데이터와 비슷한 데이터를 만들어내도록 학습하고, 판별자(Discriminator)는 실제 데이터와 생성자가 생성한 가짜 데이터를 구별하도록 학습한다. 생성자는 입력 데이터의 분포를 알아내도록 학습하고, 이 분포를 재현하여 원 데이터의 분포와 차이가 없도록 한다. 판별자는 실제 데이터인지 가짜 데이터인지 구별해서 각각에 대한 확률을 추정한다. 실제 데이터의 분포에 가까운 데이터를 생성하는 것이 생성적 적대 신경망이 가진 궁극적인 목표이며, 생성자는 판별자가 거짓으로 판별하지 못하도록 가짜 데이터를 실제 데이터와 가깝게 생성하려 노력한다. 이 과정을 통해 생성자과 판별자의 성능이 점차 개선되고 궁극적으로는 판별자가 실제 데이터와 가짜 데이터를 구분하지 못하게 만드는 것이 목표이다.

[105] <변이형 오토인코더(Variational Autoencoders, VAEs)에 대한 설명>

[106] 상기 변이형 오토인코더는 학습 데이터의 압축된 표현을 확률 분포로 학습하는 생성형 AI 모델로, 학습한 표현의 변형을 만들어 새로운 샘플 데이터를 생성하는 데 사용된다. 우선 오토인코더에 대한 기본 개념은 다음과 같다. 원본 데이터를 목적에 맞는 잠재 변수로 추론하는 과정을 인코딩, 부호화된 데이터를 다시 원본 데이터 형태로 복원하는 과정을 디코딩이라고 한다. 이렇게 인코더와 디코더로 이뤄진 신경망을 오토인코더라고 한다. 대부분의 오토인코더가 이산 잠재 공간 모델을 학습하는 반면, 변이형 오토인코더는 연속 잠재 변수 모델을 학습한다. 잠재 공간에 대한 단일 인코딩 벡터 대신 변이형 오토인코더는 평균 벡터와 표준편차 벡터의 두 가지 다른 벡터를 모델링한다.

[107]

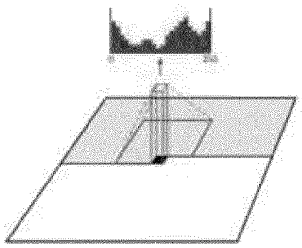


[108] 상기 입력된 강아지 사진이 인코더 네트워크로 연결된다. 인코더는 입력 이미지를 압축하여 낮은 차원의 잠재 공간(Latent Vector)로 변환한다. 여기서 중요한 점은 인코더가 단순히 하나의 벡터로 변환하는 것이 아니라, 평균과 분산 2가지의 파라미터를 추정한다는 점이다. 이 파라미터들은 잠재 공간에서의 확률 분포를 정의한다. 잠재 벡터는 인코더에서 얻은 평균과 분산을 바탕으로 잠재 벡터를 샘플링한다. 이는 정규 분포를 따르는 랜덤 벡터로 이 과정에서 무작위 샘플링 과정이 추가된다. 이 무작위성 때문에 변이형 오토인코더는 단순한 압축이 아닌 생성형 AI 모델로써 작동할 수 있다. 샘플링 된 잠재 벡터는 디코더 네트워크로 전달되어 원래의 이미지와 유사한 이미지를 복원한다. 디코더는 잠재 벡터를 받아서 다시 높은 차원의 이미지 데이터로 복원하는 역할을 한다. 마지막으로 디코더에서 나온 결과는 원래 입력 이미지와 매우 유사한 이미지가 된다. 하지만 잠재 벡터에서 샘플링이 무작위성을 포함하기 때문에 원래와 완전히 똑같진 않다.

[109] <자기회귀 모델(Autoregressive Models)에 대한 설명>

[110] 상기 자기회귀라는 용어는 자기 자신에 대해 회귀하는 모델이라는 뜻이다. 이는 이전의 픽셀 값을 기반으로 다음 픽셀 값을 예측한다는 의미이다. 자기회귀 모델은 이미지를 생성할 때 픽셀 시퀀스를 설정하고, 이전 픽셀 기반 예측을 하는 2가지의 과정을 거친다.

[111]



[112] 상기 이미지는 2차원 배열로 표현된다. 자기회귀 모델은 2차원 이미지를 1차원 시퀀스로 펼쳐서 각 픽셀을 순차적으로 처리한다. 첫 번째 픽셀을 생성한 후, 그 픽셀을 기반으로 두 번째 픽셀을 예측하고 생성한다. 이 과정을 이전 픽셀들의 정보를 사용해 다음 픽셀의 값을 계산하는 방식이다. 이를 위해 모델은 이전에 생성된 픽셀의 정보를 이용해 다음 픽셀의 확률 분포를 추정하고 그 분포에

따라 새로운 픽셀 값을 샘플링하여 생성한다. 이 과정을 반복하여 모든 픽셀을 생성하면 최종 이미지가 된다. 또한 순환 신경망이나 합성곱 신경망을 이용해 픽셀 단위로 이미지를 생성한다.

[113] 이상 상술한 바와 같이 본 발명에 따르면, 인공지능 기반의 자궁경부암 검진 서비스를 효과적으로 수행하기 위해, 인공지능 기반 자궁경부암 등급 분류 모델을 구축하는데 필요한 음성과 양성 이미지 클래스 간 데이터 불균형 문제를 해소할 수 있고, 또한 본 발명에 의하면, 음성 및 양성 이미지 데이터에 대해 생성형 AI 모델에서 확산 확률 모델의 적용과 전이학습 기법을 사용하여 가상의 자궁경부 양성 이미지를 생성하고 재학습함으로써 지속적인 인공지능 기반 자궁경부암 등급 분류 모델의 성능을 강화할 수 있다.

[114] 이상 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시예를 설명하였지만, 본 명세서에 기재된 실시예와 도면에 도시된 구성은 본 발명의 가장 바람직한 일 실시예에 불과할 뿐이고 본 발명의 기술적 사상을 모두 대변하는 것은 아니므로, 본 출원 시점에 있어서 이들을 대체할 수 있는 다양한 균등물과 변형예들이 있을 수 있음을 이해하여야 한다. 그러므로 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적인 것이 아닌 것으로서 이해되어야 하고, 본 발명의 범위는 상세한 설명보다는 후술하는 특허청구범위에 의하여 나타내어지며, 특허청구범위의 의미 및 범위 그리고 그 등가 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태가 본 발명의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

[115]

[116] {부호의 설명}

[117] 100: 데이터 수집부

[118] 110: 카메라 촬영부(이미지 획득부)

[119] 120: 자궁경부 이미지 판독부

[120] 130: 데이터베이스 서버 저장부

[121] 131: 생성기법 선택부

[122] 132: 무조건적 이미지 생성기법 선택부

[123] 133: 이미지 변환기법 선택부

[124] 134: 조건부 이미지 생성기법 선택부

[125] 143: 조건 설정부

[126] 144: 조건 설정부

[127] 200: 데이터 학습부

[128] 210: 훈련 데이터 세트 분류부

[129] 220: 훈련 데이터 세트 전처리부

[130] 230: 생성형 AI 모델 학습부(확산확률모델)

[131] 240: 자궁경부이미지 생성모델

[132] 300: 추론부

[133] 301: 추론 생성기법 선택부

[134] 302: 무조건적 이미지 추론 생성기법 선택부
[135] 303: 이미지 변환기법 추론 선택부
[136] 304: 조건부 이미지 추론 생성기법 선택부
[137] 310: 추론 입력부(입력이미지 또는 프롬프트)
[138] 311: 이미지 입력부
[139] 312: 생성 이미지 개수 설정부
[140] 320: 추론 전처리부
[141] 330: 자궁경부이미지 생성모델 추론부
[142] 340; 가상의 자궁경부 양성 이미지 생성 출력부
[143] 400: 가상의 생성 이미지(양성)의 의료진 판독부
[144] 500: 인공지능 기반 자궁경부암 등급 모델 분류 학습용 데이터베이스
[145] 600: 인공지능 기반 자궁경부암 등급 모델 재학습부
[146] 1000: 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 시스템

청구범위

[청구항 1] 자궁경부 이미지 데이터를 획득 수집하는 데이터 수집부;
상기 데이터 수집부에서 수집된 자궁경부 이미지 데이터를 생성형 AI 모델에 의해 학습하는 데이터 학습부;
상기 데이터 학습부에서 도출된 자궁경부이미지 생성모델에 의해 입력 데이터를 추론하여 가상의 자궁경부 이미지를 생성하여 출력하는 추론부;를 포함하는 것을 특징으로 하는 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 시스템.

[청구항 2] 제1항에 있어서,
상기 생성형 AI 모델은 확산확률모델인 것을 특징으로 하는 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 시스템.

[청구항 3] 제2항에 있어서,
상기 데이터 수집부는,
자궁경부 이미지를 촬영 획득하는 카메라 촬영부;와
상기 촬영된 자궁경부 이미지를 의료진이 판독하는 자궁경부 이미지 판독부;와
상기 판독된 이미지 데이터를 통신수단에 의해 저장되는 데이터베이스 서버 저장부;를 포함하는 것을 특징으로 하는 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 시스템.

[청구항 4] 제2항에 있어서,
상기 데이터 학습부는,
상기 데이터베이스 서버 저장부로부터 전송되어 분류되는 훈련데이터 세트 분류부;와
상기 훈련데이터 세트를 전처리하는 훈련데이터 세트 전처리부;와
상기 전처리된 데이터를 확산확률모델에 의해 학습하는 확산확률모델학습부;를 포함하는 것을 특징으로 하는 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 시스템.

[청구항 5] 제2항에 있어서,
상기 추론부는,
입력 이미지 또는 프롬프트를 입력하는 추론입력부;와
상기 입력 데이터를 전처리하는 추론전처리부;와
상기 전처리된 데이터를 확산확률모델에 의해 학습된 자궁경부이미지 생성모델에 적용하는 자궁경부이미지 생성모델 추론부;와
상기 생성모델 추론부에서 생성된 가상의 자궁경부 이미지를 출력하는 출력부;를 포함하는 것을 특징으로 하는 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 시스템.

[청구항 6] 제1항 내지 제5항 중 어느 한 항에 있어서,

상기 추론부에서 출력 생성된 가상의 자궁경부 양성 이미지를 의료진의 판독을 거쳐 저장하는 인공지능 기반 자궁경부암 등급 분류모델 학습용 데이터베이스;를 포함하는 것을 특징으로 하는 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 시스템.

[청구항 7] 자궁경부 이미지 데이터를 획득 수집하는 데이터 수집 단계;
상기 데이터 수집단계에서 수집된 자궁경부 이미지 데이터를 생성형 AI 모델에 의해 학습하는 데이터 학습단계;
상기 데이터 학습단계에서 도출된 자궁경부이미지 생성모델에 의해 입력 데이터를 추론하여 가상의 자궁경부 이미지를 생성하여 출력하는 추론단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 방법.

[청구항 8] 제7항에 있어서,
상기 생성형 AI 모델은 확산확률모델인 것을 특징으로 하는 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 방법.

[청구항 9] 제8항에 있어서,
상기 데이터 수집 단계는,
자궁경부 이미지를 카메라 촬영부에 의한 촬영 획득 단계;와
상기 촬영된 자궁경부 이미지를 의료진이 판독하는 자궁경부 이미지 판독 단계;와
상기 판독된 이미지 데이터를 통신수단에 의해 저장하는 데이터베이스 서버 저장 단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 방법.

[청구항 10] 제8항에 있어서,
데이터 학습단계는,
훈련데이터 세트를 상기 데이터베이스 서버 저장부로부터 전송되어 분류되는 훈련데이터 세트 분류 단계;와
상기 훈련데이터 세트를 전처리하는 훈련데이터 세트 전처리 단계;와
상기 전처리된 데이터를 확산확률모델에 의해 학습하는 확산확률모델학습단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 방법.

[청구항 11] 제8항에 있어서,
상기 추론단계는,
입력 이미지 또는 프롬프트를 입력부에 입력하는 추론입력단계;와
상기 입력 데이터를 전처리하는 추론전처리 단계;와
상기 전처리된 데이터를 확산확률모델에 의해 학습된 자궁경부이미지 생성모델에 적용하는 자궁경부이미지 생성모델 추론단계;와

상기 생성모델 추론단계에서 생성된 가상의 자궁경부 이미지를 출력부에 의해 출력하는 출력단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 방법.

[청구항 12] 제7항 내지 제11항 중 어느 한 항에 있어서,
상기 추론단계에서 출력 생성된 가상의 자궁경부 양성 이미지가 실제 양성 이미지인지 여부를 의료진이 판독하는 판독단계;와
상기 판독단계 후 실제 양성 이미지와 동일한 경우 상기 이미지 데이터를 인공지능 기반 자궁경부암 등급 분류모델 학습용 데이터베이스에 저장하는 저장단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 방법.

[청구항 13] 제12항에 있어서,
상기 인공지능 기반 자궁경부암 등급 분류모델 학습용 데이터베이스에 저장된 음성 및 양성 이미지 데이터를 기초로 인공지능 기반 자궁경부암 등급 분류모델를 재학습하는 재학습단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 생성형 AI 모델을 이용한 자궁경부 이미지 생성 방법.