



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0165058
(43) 공개일자 2022년12월14일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G16H 50/50 (2018.01) G06N 20/20 (2019.01)
G10L 25/66 (2013.01) G16H 10/60 (2018.01)
G16H 50/20 (2018.01) G16H 50/70 (2018.01)

(52) CPC특허분류

G16H 50/50 (2018.01)
G06N 20/20 (2021.08)

(21) 출원번호 10-2021-0073542

(22) 출원일자 2021년06월07일

심사청구일자 2021년06월07일

(71) 출원인

이화여자대학교 산학협력단

서울특별시 서대문구 이화여대길 52 (대현동, 이화여자대학교)

(72) 발명자

송태진

서울특별시 서초구 잠원로 85 블루힐하우스 1204호

김건하

서울특별시 서초구 동광로19길 51 방배래미안애버뉴 1105호

장윤경

서울특별시 영등포구 양평로 160 에듀시티에비앙 101동 403호

(74) 대리인

특허법인한얼

전체 청구항 수 : 총 6 항

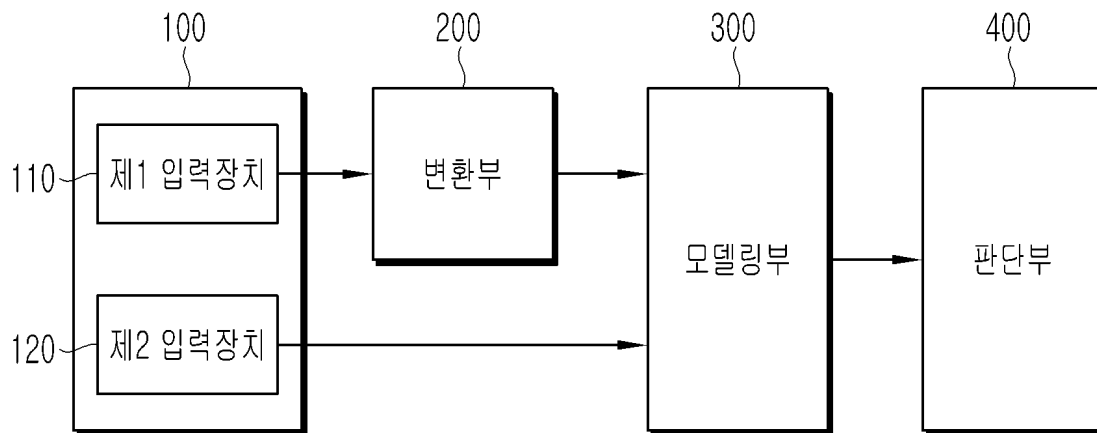
(54) 발명의 명칭 인공지능을 기반으로 음성패턴을 분석하여 삼킴장애 여부를 예측하는 장치 및 방법

(57) 요약

본 발명은 인공지능을 이용하여 음성패턴을 분석하고 이에 따라 삼킴장애 여부를 예측하는 장치 및 방법에 관한 것이다.

본 발명에 의하면, 뇌졸중 환자와 같은 신경계질환 환자에서 주 사망원인인 흡인성 폐렴과 같은 심각한 합병증을 기존의 침습적 방법이 아닌 비침습적으로 예측할 수 있으며, 음성 데이터 및 중요 연관 인자 데이터를 사용한 인공지능 모델을 통하여 예측을 수행함으로써 정확도와 신뢰성을 높일 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G10L 25/66 (2013.01)

G16H 10/60 (2021.08)

G16H 50/20 (2018.01)

G16H 50/70 (2018.01)

명세서

청구범위

청구항 1

인공지능을 기반으로 하여 삼킴장애 여부를 예측하는 장치로서,

다수의 뇌졸중 환자의 음성 데이터, 중요 연관 인자 데이터 및 진단 데이터가 입력되는 입력부(100);

상기 입력부(100)에 입력된 음성 데이터를 시각화 데이터로 변환하는 변환부(200);

상기 시각화 데이터 및 상기 중요 연관 인자 데이터를 독립변수로 하고, 상기 진단 데이터를 종속변수로 하는 학습 데이터를 이용하여 인공지능 모델을 통하여 예측 모델을 구축하는 모델링부(300); 및

상기 예측 모델에 예측 대상 환자의 음성 데이터 및 중요 연관 인자 데이터가 포함된 예측 대상 데이터를 적용하여 삼킴장애 여부를 예측하는 예측부(400);를 포함하며,

상기 중요 연관 인자 데이터는,

상기 음성 데이터 측정 시의 나이, 키, 체중, 허리둘레, 및 성별 데이터를 포함하는 신체 데이터,

뇌졸중의 종류, 뇌졸중의 크기, 뇌졸중의 심각도, 뇌졸중의 발생위치 데이터, 소혈관질환 여부 및 뇌신경 진찰 소견 데이터를 포함하는 뇌졸중 데이터,

고혈압, 당뇨병, 고지혈증, 협심증, 심근경색, 대사증후군, 심부전증, 구강질환 및 성대질환의 여부 또는 심각도 데이터를 포함하는 기저질환 데이터, 및

흡연 및 알콜 섭취 여부 또는 빈도, 및 약물 섭취 여부, 빈도 또는 종류 데이터를 포함하는 생활습관 데이터를 포함하는,

장치.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 인공지능 모델은 합성곱 신경망(CNN, Convolutional Neural Network)인,

장치.

청구항 3

인공지능을 기반으로 하여 삼킴장애 여부를 예측하는 방법으로서,

(a) 다수의 뇌졸중 환자로부터 수집된 음성 데이터, 중요 연관 인자 데이터 및 진단 데이터가 입력되는 단계;

(b) 입력된 상기 음성 데이터가 시각화 데이터로 변환되는 단계;

(c) 상기 시각화 데이터 및 상기 중요 연관 인자 데이터를 독립변수로 하고, 상기 진단 데이터를 종속변수로 하는 학습 데이터가 인공지능 모델에 의해 이용되어 예측 모델이 구축되는 단계; 및

(d) 구축된 상기 예측 모델에 예측 대상 환자의 음성 데이터 및 중요 연관 인자 데이터가 포함된 예측 대상 데이터를 적용하여 삼킴장애 여부가 예측되는 단계;를 포함하며,

상기 학습 데이터 및 상기 예측 대상 데이터에 각각 포함되는 중요 연관 인자 데이터는,

상기 음성 데이터 수집 시의 나이, 키, 체중, 허리둘레, 및 성별 데이터를 포함하는 신체 데이터,

뇌졸중의 종류, 뇌졸중의 크기, 뇌졸중의 심각도, 뇌졸중의 발생위치 데이터, 소혈관질환 여부 및 뇌신경 진찰

소견 데이터를 포함하는 뇌졸중 데이터,

고혈압, 당뇨병, 고지혈증, 협심증, 심근경색, 대사증후군, 심부전증, 구강질환 및 성대질환의 여부 또는 심각도 데이터를 포함하는 기저질환 데이터, 및

흡연 및 알코올 섭취 여부 또는 빈도, 및 약물 섭취 여부, 빈도 또는 종류 데이터를 포함하는 생활습관 데이터를 포함하는,

방법.

청구항 4

제 2 항에 있어서,

상기 인공지능 모델은 합성곱 신경망(CNN, Convolutional Neural Network)인,

방법.

청구항 5

제 3 항 또는 제 4 항에 따른 방법을 실행시키기 위한 컴퓨터 프로그램이 저장된 저장매체.

청구항 6

제 3 항 또는 제 4 항에 따른 방법을 실행시키기 위하여 저장매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 인공지능을 이용하여 음성패턴을 분석하고 이에 따라 삼킴장애 여부를 예측하는 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 뇌졸중이란 뇌혈류의 흐름의 이상으로 인해 갑작스럽게 발생한 신경학적 결손을 의미한다. 의학적으로 뇌혈관 질환(腦血管疾患, CerebroVascular Accident, CVA)이라고 하며, 영어권 국가에서는 stroke라고 하고 한의학에서는 중풍(中風)부르는 것이 보통이다.

[0004] 뇌는 몸 전체에서 무게로는 체중의 2%만 차지하지만, 뇌로 가는 혈류량은 전체 심박출량의 15%나 되고, 산소 소모량은 몸 전체 산소 소모량의 20%나 된다.

[0005] 게다가 뇌는 에너지원으로 포도당만을 사용하므로 에너지 공급이 잠시만 중단되어도 쉽게 손상된다. 뇌혈류의 감소로 인해 에너지원이 감소하게 되면 결국 뇌졸중이 발생한다.

[0006] 뇌졸중의 위험인자는 매우 다양하지만 대표적으로는 고혈압, 당뇨병, 이상지질혈증, 흡연, 알코올 섭취, 심방세동 등이 있다. 뇌졸중은 사망률이 높고, 치료에 많은 비용과 시간이 들어가며, 치료한다고 하여도 장애를 남기기 쉬운 질환이다. 특히 뇌졸중 발생 이후 다수의 환자가 음식이나 물을 삼키는데 어려움을 겪는 삼킴장애가 발생한다.

[0007] 이와 같이 뇌졸중으로 인해 삼킴장애가 발생하는 경우, 예후가 극히 불량하고 폐렴, 패혈증 등으로 사망하거나 영구한 장애가 남게 되는 경우가 드물지 않다.

[0008] 이를 예방하기 위해 뇌졸중의 진단 및 치료 가이드라인에서는 삼킴장애의 여부 및 심각도를 반드시 확인하고 필

요한 경우 경관식을 투여하는 등의 삼킴장애에 대한 적극적인 진단 및 치료를 권장하고 있다.

[0009] 그러나, 현재 삼킴장애의 여부를 확인하려면 환자에게 물을 삼켜보게 하거나 조영제를 삼키게 한 뒤 방사선 촬영을 시행하는 방법 이외에 다른 방법이 없는 상태이다.

[0010] 그런데 이러한 방법에서 야기되는 문제는, 검사시 물이나 조영제를 삼키게 하는 행위 자체가 환자에게 흡인(aspiration)을 유발함으로써, 흡인성 폐렴의 위험을 증가시킬 수 있고, 방사선에 불필요하게 노출되게 된다는 점이다.

[0011] 따라서, 삼킴장애 여부를 보다 간편하면서 환자에게 피해를 최소화 할 수 있도록 비침습적으로 예측하는 방법이 필요한 상황이다.

[0012] 한편, 후술하는 특허문헌 1에는 음성 분석을 통하여 뇌졸중 여부를 판단하는 방법이 개시되나, 이는 뇌졸중의 여부만을 판단하는 것으로서, 삼킴장애를 직간접적으로 판단하는 것은 아니다. 더욱이, 삼킴장애 여부는 음성 패턴 이외에도 여러가지 인자에 의해 발생하는 바, 이를 삼킴장애 여부 예측에 사용하기에는 다소 무리가 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0014] (특허문헌 0001) KR 10-1958188 B1

발명의 내용

해결하려는 과제

[0015] 이에, 본 발명은 상기한 종래의 문제점에 착안하여 이를 해결하기 위하여 안출된 것으로서, 비침습적이면서 정확도 높은 삼킴장애 예측 장치 및 방법을 제공하고자 한다.

과제의 해결 수단

[0017] 인공지능을 기반으로 하여 삼킴장애 여부를 예측하는 장치로서, 다수의 뇌졸중 환자의 음성 데이터, 중요 연관 인자 데이터 및 진단 데이터가 입력되는 입력부; 상기 입력부에 입력된 음성 데이터를 시각화 데이터로 변환하는 변환부; 상기 시각화 데이터 및 상기 중요 연관 인자 데이터를 독립변수로 하고, 상기 진단 데이터를 종속변수로 하는 학습 데이터를 이용하여 인공지능 모델을 통하여 예측 모델을 구축하는 모델링부; 상기 예측 모델에 예측 대상 환자의 음성 데이터 및 중요 연관 인자 데이터가 포함된 예측 대상 데이터를 적용하여 삼킴장애 여부를 예측하는 예측부;를 포함하며, 상기 중요 연관 인자 데이터는, 상기 음성 데이터 측정 시의 나이, 키, 체중, 허리둘레, 및 성별 데이터를 포함하는 신체 데이터, 뇌졸중의 종류, 뇌졸중의 크기, 뇌졸중의 심각도, 뇌졸중의 발생위치, 소혈관질환 여부 및 뇌신경 진찰 소견 데이터를 포함하는 뇌졸중 데이터, 고혈압, 당뇨병, 고지혈증, 협심증, 심근경색, 대사증후군, 심부전증, 구강질환 및 성대질환의 여부 또는 심각도 데이터를 포함하는 기저질환 데이터, 및 흡연 및 알콜 섭취 여부 또는 빈도, 및 약물 섭취 여부, 빈도 또는 종류 데이터를 포함하는 생활습관 데이터를 포함하는 장치를 제공한다.

[0018] 또한, (a) 다수의 뇌졸중 환자로부터 수집된 음성 데이터, 중요 연관 인자 데이터 및 진단 데이터가 입력되는 단계; (b) 입력된 상기 음성 데이터가 시각화 데이터로 변환되는 단계; (c) 상기 시각화 데이터 및 상기 중요 연관 인자 데이터를 독립변수로 하고, 상기 진단 데이터를 종속변수로 하는 학습 데이터가 인공지능 모델에 의해 이용되어 예측 모델이 구축되는 단계; (d) 구축된 상기 예측 모델에 예측 대상 환자의 음성 데이터 및 중요 연관 인자 데이터가 포함된 예측 대상 데이터를 적용하여 삼킴장애 여부가 예측되는 단계;를 포함하며, 상기 학습 데이터 및 상기 예측 대상 데이터에 각각 포함되는 중요 연관 인자 데이터는, 상기 음성 데이터 수집 시의 나이, 키, 체중, 허리둘레, 구강구조 및 성별 데이터를 포함하는 신체 데이터, 뇌졸중의 종류, 뇌졸중의 크기, 뇌졸중의 심각도, 및 뇌졸중의 발생위치 데이터를 포함하는 뇌졸중 데이터, 고혈압, 당뇨병, 고지혈증, 협심증, 심근경색, 대사증후군, 심부전증, 구강질환 및 성대질환의 여부 또는 심각도 데이터를 포함하는 기저질환 데이

터, 및 흡연 및 알콜 섭취 여부 또는 빈도, 및 약물 섭취 여부, 빈도 또는 종류 데이터를 포함하는 생활습관 데이터를 포함하는 방법을 제공한다.

[0019] 상기 인공지능 모델은 합성곱 신경망(CNN, Convolutional Neural Network)인 것이 바람직하다.

[0020] 또한, 상기 방법을 실행시키기 위한 컴퓨터 프로그램을 기록한 기록매체 및 상기 방법을 실행시키기 위하여 기록매체에 기록된 컴퓨터 프로그램을 제공한다.

발명의 효과

[0022] 본 발명에 의하면, 뇌졸중 환자와 같은 신경계질환 환자에서 주 사망원인인 흡인성 폐렴과 같은 심각한 합병증을 예측하기 위해, 삼킴장애를 기존의 침습적 방법이 아닌 비침습적으로 예측할 수 있다.

[0023] 또한, 음성 데이터 및 중요 연관 인자 데이터를 사용한 인공지능 모델을 통하여 예측을 수행함으로써 정확도와 신뢰성을 높일 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0025] 도 1은, 본 발명의 일 실시예에 따른 삼킴장애 예측장치의 개략도이다.

도 2는, 본 발명의 일 실시예에 따른 삼킴장애 예측방법의 플로우 차트이다.

도 3은, 중요 연관 인자 데이터 중 신체 데이터와 진단 데이터의 관계를 나타내는 표이다.

도 4는, 중요 연관 인자 데이터 중 뇌졸중 데이터와 진단 데이터의 관계를 나타내는 표이다.

도 5는, 뇌내 소혈관질환의 종류를 나타낸다.

도 6은, 중요 연관 인자 데이터 중 기저질환 데이터와 진단 데이터의 관계를 나타내는 표이다.

도 7은, 중요 연관 인자 데이터 중 생활습관 데이터와 진단 데이터의 관계를 나타내는 표이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0026] 본 발명의 상기와 같은 목적, 특징 및 다른 장점들은 첨부도면을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시예를 상세히 설명함으로써 더욱 명백해질 것이다. 이 과정에서 도면에 도시된 선들의 두께나 구성요소의 크기 등은 설명의 명료성과 편의상 과장되게 도시되어 있을 수 있다. 또한, 후술되는 용어들은 본 발명에서의 기능을 고려하여 정의된 용어들로서 이는 사용자, 운용자의 의도 또는 관례에 따라 달라질 수 있다. 그러므로 이러한 용어들에 대한 정의는 본 명세서 전반에 걸친 내용을 토대로 기술되어야 할 것이다.

[0027] 또한, 기술되는 실시예는 발명의 설명을 위해 예시적으로 제공되는 것이며, 본 발명의 기술적 범위를 한정하는 것은 아니다.

[0029] 이하, 첨부된 도 1 내지 도 6을 참조하여 본 발명의 일 실시예에 따른 인공지능을 기반으로 음성패턴을 분석하여 삼킴장애 여부를 예측하는 장치를 상세히 설명한다.

[0030] 도 1에 나타난 바와 같이, 본 발명에 따라, 인공지능을 기반으로 음성패턴을 분석하여 삼킴장애 여부를 예측하는 장치는, 입력부(100), 변환부(200), 모델링부(300), 및 예측부(400)를 포함한다.

[0031] 입력부(100)에는 음성 데이터, 중요 연관 인자 데이터 및 진단 데이터가 입력된다.

[0032] 입력부(100)는 음성 데이터를 입력받기 위한 제1입력장치(110), 중요 연관 인자 데이터 및 진단 데이터를 입력받기 위한 제2입력장치(120)로 구성될 수 있다.

[0033] 제1입력장치(110)는 예를 들면, 음성이 입력될 수 있는 마이크로폰, 또는 마이크로폰이 내장된 기기 등으로 구성될 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.

[0034] 제2입력장치(120)는 중요 연관 인자 데이터 및 진단 데이터를 입력받기 위한 문자 또는 이미지 입력장치로 구성

되며, 예를 들면, 키보드, 키패드, 키버튼, 마우스, 터치형 입력장치 등을 들 수 있으나, 이에 한정되지는 않는다.

- [0035] 입력부(100)를 통하여 입력되는 음성 데이터, 중요 연관 인자 데이터 및 진단 데이터에 대하여는 후술한다.
- [0036] 변환부(200)는 입력부(100)에 입력된 각 데이터 중 음성 데이터를 시각화 데이터로 변환한다.
- [0037] 변환부(200)는 음성 데이터를 시각화하기 위한 방법 또는 프로그램을 통하여 음성 데이터에 포함된 신호를 시각화하며, 이러한 방법에는 예를 들면 푸리에(Fourier) 합성, 변환 등을 이용할 수 있으나, 이에 한정되지는 않는다.
- [0038] 변환부(200)는 음성 데이터를 파형(Wave form), 스펙트럼(Spectrum) 또는 스펙트로그램(Spectrogram) 등으로 변환함으로써 시각화 데이터를 생성한다.
- [0039] 모델링부(300)는 상기 시각화 데이터, 중요 연관 인자 데이터 및 진단 데이터를 포함하는 학습 데이터를 이용하여 인공지능 모델을 통하여 예측 모델을 구축한다.
- [0040] 모델링부(300)는 학습 데이터 중 시각화 데이터 및 중요 연관 인자 데이터를 독립변수(입력변수)로 하고, 상기 진단 데이터를 종속변수(결과변수)로 하여, 이를 인공지능 모델을 통하여 학습함으로써 예측 모델을 구축한다.
- [0041] 모델링부(300)에서 사용되는 인공지능 모델은 알려진 인공지능 모델이 사용될 수 있으나, 시각화된 이미지 학습에 특화된 합성곱 신경망(CNN, Convolutional Neural Network)이 사용되는 것이 바람직할 수 있다.
- [0042] 중요 연관 인자 데이터는 신체 데이터, 뇌졸중 데이터, 기저질환 데이터 및 생활습관 데이터를 포함할 수 있으며, 상세히는 후술한다.
- [0043] 진단 데이터는 상기 음성 데이터 및 중요 연관 인자 데이터를 갖는 환자에게 실제로 삼킴장애 검사를 실시하여 진단한 삼킴장애 여부 또는 심각도 데이터이며, 상세히는 후술한다.
- [0044] 이러한 진단 데이터는 인공지능 모델을 통한 학습에 있어서, 독립변수에 종속되는 변수이나, 상기와 같이 실제 삼킴장애 검사를 실시한 결과를 입력하여 시각화 데이터 및 중요 연관 인자 데이터를 포함하는 학습 데이터를 레이블하는 역할을 하여 모델 정확도를 높이는 지도 학습에 사용된다. 물론, 비지도 학습도 가능하다.
- [0045] 예측부(400)는 모델링부(300)에서 구축된 예측 모델에, 실제 예측 대상이 되는 환자의 음성 데이터 및 중요 연관 인자 데이터를 적용하여 삼킴장애 여부를 예측한다.
- [0047] 다음, 도 2 내지 도 6을 더 참조하여, 본 발명에 따라 인공지능을 기반으로 음성패턴을 분석하여 삼킴장애 여부를 예측하는 방법을 상세히 설명한다.
- [0048] 먼저, 다수의 뇌졸중 환자로부터 수집된 음성 데이터, 중요 연관 인자 데이터 및 진단 데이터를 포함하는 학습 데이터가 입력된다(S10).
- [0049] 본 실시예에 따른 방법을 수행하기 위한 실제 적용예에서는, 뇌졸중 환자 423명으로부터 1035건의 음성 데이터를 수집하고, 1035건의 음성 데이터 중 700건의 음성파일들을 학습 데이터 세트로 사용하였고, 나머지 335건의 음성 데이터는 후술하는 바와 같이 구축되는 예측 모델의 테스트 데이터 세트로 사용하였다.
- [0050] 입력부(100)에 상기와 같이 수집된 음성 데이터, 중요 연관 인자 데이터 및 진단 데이터가 입력된다.
- [0051] 구체적으로, 제1입력장치(110)에는 음성 데이터가 입력되고, 제2입력장치(120)에는 중요 연관 인자 데이터 및 진단 데이터가 입력된다.
- [0052] 다음, 입력된 음성 데이터가 시각화 데이터로 변환된다(S20).
- [0053] 입력부(100)에 입력된 학습 데이터 중 음성 데이터가 변환부(200)에서 시각화 데이터로 변환된다.
- [0054] 변환부(200)는 상기와 같이 음성 데이터를 파형(Wave form), 스펙트럼(Spectrum) 또는 스펙트로그램(Spectrogram) 등으로 변환함으로써 시각화 데이터를 생성한다.
- [0055] 다음, 시각화 데이터 및 중요 연관 인자 데이터를 독립변수로 하고, 진단 데이터를 종속변수로 하는 학습 데이터가 인공지능 모델에 의해 이용되어 예측 모델이 구축된다(S30).
- [0056] 즉, 모델링부(300)에서 중요 연관 인자 데이터 및 진단 데이터와, 시각화 데이터를 포함하는 학습 데이터가 인공지능

모델에 의해 예측 모델이 구축된다.

- [0057] 여기서, 학습 데이터는 시각화 데이터는 상기와 같이, 입력부(100)에 입력된 음성 데이터가 변환부(200)에 의해 변환된 데이터이며, 중요 연관 인자 데이터는 및 진단 데이터는 입력부(100)에 입력된 데이터이다.
- [0058] 달리 표현하면, 모델링부(300)는 시각화 데이터 및 중요 연관 인자 데이터를 독립변수(입력변수)로 하고 진단 데이터를 종속변수(결과변수)로 하여 학습 데이터로 인공지능 모델의 학습을 수행하여 예측 모델을 구축한다.
- [0059] 중요 연관 인자 데이터에 대하여 설명한다.
- [0060] 중요 연관 인자 데이터는 신체 데이터, 뇌졸중 데이터, 기저질환 데이터 및 생활 습관 데이터를 포함한다.
- [0061] 신체 데이터는 음성 데이터 수집 시의 나이, 키, 체중, 허리둘레, 및 성별 데이터를 포함한다.
- [0062] 도 3에 나타난 바와 같이, 신체 데이터는 음성 데이터 수집 시의 나이, 키, 체중, 허리둘레를 해당 단위의 수치로 하여 입력되고, 성별 데이터의 경우에는 남성을 1, 여성을 2로 하여 입력될 수 있다.
- [0063] 나이가 많을수록 뇌졸중의 심각도가 높으며 뇌졸중 이후 회복이 더디다.
- [0064] 따라서 나이가 많을수록 뇌졸중에 의한 삼킴장애가 발생할 가능성이 높으며 삼킴장애가 심할 가능성이 높다.
- [0065] 또한, 나이에 따라 음성패턴이 변할 수 있기 때문에 음성패턴 고려시 나이를 고려할 필요가 있다.
- [0066] 키, 체중, 허리둘레 등은 체질량지수 및 비만도를 반영하는 지표로 인간의 음성은 체질량지수, 비만도 등에 따라 변할 수 있고 체질량지수, 비만도는 뇌졸중 발생과 밀접하게 연관되어 있다. 따라서 체질량지수, 비만도가 삼킴장애와 연관되어 있을 가능성이 높다.
- [0067] 따라서, 음성패턴을 고려할 때 체질량지수 및 비만도 등을 고려할 필요가 있다.
- [0068] 또한, 음성패턴은 성별에 따라 크게 다르기 때문에 음성패턴 기반으로 하여 삼킴장애 여부를 판단하기 위하여는 성별을 고려할 필요가 있다.
- [0069] 뇌졸중 데이터는 뇌졸중의 종류, 뇌졸중의 크기, 뇌졸중의 심각도, 뇌졸중의 발생위치, 소혈관질환 여부 및 뇌 신경 진찰 소견 데이터를 포함한다.
- [0070] 도 4에 나타난 바와 같이, 뇌졸중 데이터는 뇌졸중의 종류(뇌경색, 뇌출혈)에 따라 미리 정해진 기준에 의해 수치가 입력될 수 있다.
- [0071] 뇌졸중은 뇌혈관이 터졌을 때는 뇌출혈, 뇌혈관이 막혔을 때는 뇌경색으로 나눌 수 있는데, 일반적으로 뇌출혈이 뇌경색보다 삼킴장애가 더 흔하게 동반되므로 뇌졸중의 종류를 고려할 필요가 있으며, 도 4에 나타난 바와 같이, 예를 들면, 뇌경색은 1, 뇌출혈은 2와 같이 설정될 수 있다.
- [0072] 그리고, 뇌졸중의 크기 단위에 따른 수치가 입력되며, 뇌졸중이 발생한 위치에 따라 설정된 수치가 입력될 수 있다. 또한, 뇌졸중의 심각도에 따라 설정된 범위의 수치(예를 들면, 1~5)가 입력될 수 있다.
- [0073] 뇌졸중의 크기나 심각도가 높은 경우 삼킴장애를 일으킬 수 있는 뇌의 부위 또는 뇌신경의 경로가 손상될 가능성이 높아질 수 있다.
- [0074] 따라서 삼킴장애 발생 가능성을 예측하기 위해서는 뇌졸중의 크기와 심각도를 고려해야 한다.
- [0075] 뇌졸중의 종류, 크기, 심각도 이외에 삼킴장애 발생에 가장 중요한 요소는 뇌졸중의 발생 위치이다.
- [0076] 삼킴장애를 일으킬 가능성이 매우 높은 피질연수 경로(corticobulbar track)가 가장 많이 분포하는 곳은 주로 뇌간(brainstem)부위이다.
- [0077] 즉, 뇌간 특히 뇌교(pons)나 연수(medullar)부위에 뇌졸중이 발생하는 경우 삼킴장애가 상대적으로 심하며 회복도 더디게 된다.
- [0078] 따라서, 뇌졸중의 발생위치에 따라 수치가 입력되도록 한다.
- [0079] 뇌의 소혈관질환은 뇌내 소혈관에 병리적인 변화가 일어나고 뇌 MRI 나 CT상에서 이러한 병리적 변화가 관찰되는 것을 의미한다.
- [0080] 도 5에 나타난 바와 같이, 이러한 소혈관질환에는 A. 백질변성(white-matter hyperintensities), B. 뇌미세출혈(cerebral microbleeds), C. 혈관주위공간(perivascular spaces), D. 무증상 뇌경색(asymptomatic lacunar

infarctions) 등이 있다(흰 화살표 참조). 이와 같은 소혈관질환의 여부나 종류에 따라 수치가 입력된다.

- [0081] 뇌신경 진찰 소견은 5번, 7번, 9번, 10번, 11번, 12번 뇌신경 마비의 여부에 따라 음성패턴이 달라질 수 있으며 삼킴장애가 발생하는데 직접적으로 연관되어 있으므로. 따라서, 뇌신경 마비의 여부 및 위치(좌, 우, 양측)에 따라 수치가 입력된다.
- [0082] 기저질환 데이터는 고혈압, 당뇨병, 고지혈증, 협심증, 심근경색, 대사증후군, 심부전증, 구강질환 및 성대질환의 여부 또는 심각도 데이터를 포함한다.
- [0083] 도 6에 나타난 바와 같이, 기저질환 데이터는 각 질환의 여부가 0 또는 1로 입력되거나, 각 질환의 심각도에 따라 설정된 범위의 수치(예를 들면, 0~100)가 입력될 수 있다.
- [0084] 또한, 여기서 각 질환의 여부는 심각도에 따른 수치가 일정 수치(예를 들면 50)를 초과하는 여부에 따라 정해질 수 있다.
- [0085] 고혈압, 당뇨병, 고지혈증, 협심증, 심근경색, 대사증후군, 심부전증 등은 뇌졸중 발생의 중요 위험인자이며, 또한, 이러한 기저질환들은 뇌의 소혈관질환과도 밀접하게 연관되어 있는데 소혈관질환은 일종의 뇌의 미세한 손상으로 뇌의 신경망 손상을 반영한다.
- [0086] 기저질환의 존재 여부는 그 자체도 뇌졸중의 발생 및 심각도와 밀접하게 연관되어 있다. 신경망 손상과 뇌졸중 발생, 뇌졸중의 심각도들은 뇌졸중으로 인한 삼킴장애와 밀접하게 연관되어 있어 삼킴장애 여부 및 심각도를 예측하기 위해서는 기저질환의 존재여부를 고려할 필요가 있고, 구강질환(구강내염증, 암, 기타질환 등), 성대질환(성대마비, 성대결절, 암, 기타질환 등)은 삼킴장애와 밀접하게 연관되어 있으므로 이에 대한 존재여부 및 심각도에 따라 수치가 입력된다.
- [0087] 생활습관 데이터는 흡연 및 알콜 섭취 여부 또는 빈도, 및 약물 섭취 여부, 빈도 또는 종류 데이터를 포함한다.
- [0088] 도 7에 나타난 바와 같이, 생활습관 데이터는 흡연 여부 또는 빈도(갑/일), 알콜 섭취 여부 또는 빈도(회/주), 및 약물 섭취 여부, 빈도(회/주)가 수치로 입력되며, 섭취하는 약물의 종류에 따라 설정된 수치가 입력될 수 있다.
- [0089] 흡연과 알코올 섭취의 경우 중요한 뇌졸중의 위험인자이며 흡연량과 알코올 섭취량이 증가할수록 뇌졸중의 발생 위험성이 높아지며 뇌졸중의 심각도도 높아진다.
- [0090] 뇌졸중의 심각도가 높을수록 삼킴장애가 동반될 가능성은 높아지게 된다. 따라서 뇌졸중에 동반된 삼킴장애를 진단하거나 심각도를 측정할 때 흡연 및 알코올 섭취 빈도에 따라 수치가 입력된다.
- [0091] 뇌졸중 환자에서 우울증약, 신경안정제, 치매행동장애 조절약제 등은 의식수준을 저하시키거나 추체외로 증상을 촉발시키거나 뇌신경의 기능저하를 초래하여 삼킴장애를 발생시키거나 악화시킬 수 있기 때문에 뇌졸중 환자에서 삼킴장애의 발생여부와 심각도를 확인하기 위해서는 복용 중인 약물의 종류, 빈도에 수치가 입력된다.
- [0092] 진단 데이터는 상기한 뇌졸중 환자를 상대로 실제 검진을 통하여 진단한 삼킴장애 여부 또는 심각도 데이터이다.
- [0093] 삼킴장애의 진단은 뇌졸중 환자들에게 현재 사용되는 삼킴장애에 대한 검사 방법인 물을 삼키게 하는 방법 또는 비디오 투시 연하검사를 시행하여 삼킴 여부를 확인하고, 또한 10회 물을 삼키는 동안 사례가 들리는 경우가 몇 번인지에 대해 확인하여 진단하였다.
- [0094] 도 3 내지 도 7에 나타난 바와 같이, 진단 데이터는 삼킴장애의 여부가 0 또는 1로 입력되거나, 삼킴장애의 심각도에 따라 설정된 범위의 수치(예를 들면, 0~100)가 입력될 수 있고, 여기서 삼킴장애 여부는 심각도에 따른 수치가 일정 수치(예를 들면 50)를 초과하는 여부에 따라 정해질 수 있다.
- [0095] 실제로 진단한 진단 데이터를 학습 데이터의 종속변수로 직접 입력한다. 이는 인공지능 학습방법 중 지도 학습으로서, 결과인 종속변수도 독립변수와 함께 입력한다.
- [0096] 비지도 학습의 경우 인공지능 모델이 입력되는 독립변수만을 가지고 종속변수와 관계함수를 찾아야 하므로 정확도가 다소 떨어지며 학습시간도 느리고, 또한 많은 양의 학습 데이터가 필요하다.
- [0097] 지도 학습의 경우 독립변수에 따른 종속변수를 함께 입력하여 학습을 수행함으로써 정확도가 높고 학습시간도 빠르며, 비교적 적은 양의 학습 데이터만으로도 높은 정확도의 모델 구축이 가능하다.

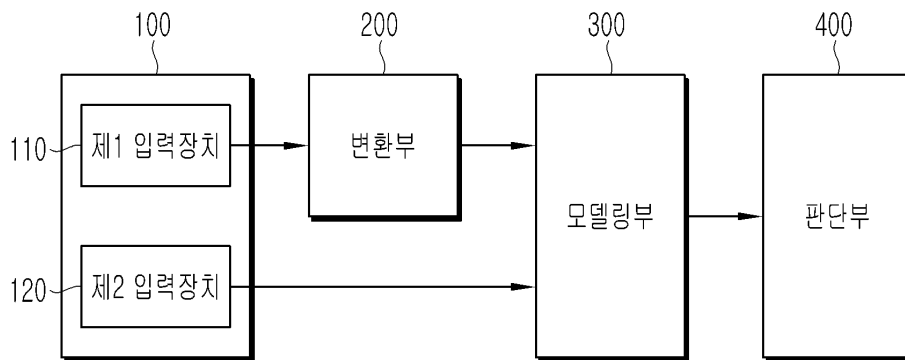
- [0098] 학습 데이터에 인공지능 모델링을 적용하지 않았을 경우 삼킴장애가 있는 경우를 종속변수로 적용하였을 때 AUC는 0.83이었고, 본 실시예에 따른 인공지능 모델링을 이용하였을 때의 AUC는 0.87로 유의하게 예측력이 증가함을 확인하였다.
- [0099] 이후, 상기한 1035건의 데이터 중 예측 모델을 구축하는 데에 사용된 700건의 데이터를 제외한 335건의 음성과 일을 이용하여 테스트를 수행하였다.
- [0100] 테스트 세트를 통한 검증에서도 상기 학습 데이터에 의해 구축된 예측 모델이 아래와 같이 유효함을 확인하였다.
- [0102] 학습 데이터 세트: AUC 0.89, sensitivity 0.83, specificity 0.93
- [0103] 테스트 데이터 세트: AUC 0.87, sensitivity 0.81, specificity 0.92
- [0105] 다음, 구축된 상기 예측 모델에 예측 대상 환자의 음성 데이터 및 중요 연관 인자 데이터가 포함된 예측 대상 데이터를 적용하여 삼킴장애 여부가 예측된다(S40).
- [0106] 예측부(400)는 상기와 같이 모델링부(300)에서 구축된 예측 모델에 실제로 예측 대상이 되는 환자의 음성 데이터 및 중요 연관 인자 데이터, 즉, 독립변수를 입력하여 종속변수인 삼킴장애 여부를 예측하며, 이를 통하여 실제 예측 대상 환자의 삼킴장애 여부를 예측할 수 있다.
- [0107] 여기서도 예측 결과로서 실제 삼킴장애의 여부가 0 또는 1로 예측되거나, 삼킴장애의 심각도에 따라 설정된 범위의 수치(예를 들면, 0~100)로 예측될 수 있고, 여기서 삼킴장애 여부는 심각도에 따른 수치가 일정 수치(예를 들면 50)를 초과하는 여부에 따라 정해질 수 있다.
- [0109] 본 발명에 따른 인공지능을 기반으로 음성패턴을 분석하여 삼킴장애 여부를 예측하는 장치는 프로세서, 메모리, 사용자 입력장치, 프레젠테이션 장치 중 적어도 일부를 포함하는 컴퓨팅 장치에 의해 구현될 수 있다.
- [0110] 이러한 컴퓨팅 장치는, 컴퓨팅 장치는 스마트폰, 태블릿, 랩탑, 데스크탑, 서버, 클라이언트 등의 다양한 장치를 포함할 수 있다.
- [0111] 메모리는 프로세서에 의해 실행되면 특정 태스크를 수행할 있도록 코딩되어 있는 컴퓨터-판독가능 소프트웨어, 애플리케이션, 데이터 등을 저장하는 매체이다.
- [0112] 프로세서는 메모리에 저장되어 있는 컴퓨터-판독가능 소프트웨어, 애플리케이션, 데이터 등을 판독하여 실행할 수 있다.
- [0113] 또한, 본 발명에 따른 인공지능을 기반으로 음성패턴을 분석하여 삼킴장애 여부를 예측하는 방법은 상기한 컴퓨팅 장치에 의해 실행될 수 있으며, 이를 실현하기 위하여 컴퓨팅 장치로 읽을 수 있는 저장매체에 저장되는 컴퓨터 프로그램 및 이를 저장하여 컴퓨터로 읽을 수 있는 저장매체로 제공될 수 있다.
- [0115] 본 발명에 따른 인공지능을 기반으로 음성패턴을 분석하여 삼킴장애 여부를 예측하는 장치 및 방법에 의하면, 뇌졸중 환자와 같은 신경계질환 환자에서 주 사망원인인 흡인성 폐렴과 같은 심각한 합병증을 기존의 침습적 방법이 아닌 비침습적으로 예측할 수 있다.
- [0116] 또한, 음성 데이터 및 중요 연관 인자 데이터를 사용한 인공지능 모델을 통하여 예측을 수행함으로써 정확도와 신뢰성을 높일 수 있다.
- [0118] 이상에서 본 발명의 바람직한 실시예에 대하여 설명하였으나, 본 발명은 상술한 특징의 실시예에 한정되지 아니한다. 즉, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가지는 자라면 첨부된 특허청구범위의 사상 및 범주를 일탈함이 없이 본 발명에 대한 다수의 변경 및 수정이 가능하며, 그러한 모든 적절한 변경 및 수정의 균등물들도 본 발명의 범위에 속하는 것으로 간주되어야 할 것이다.

부호의 설명

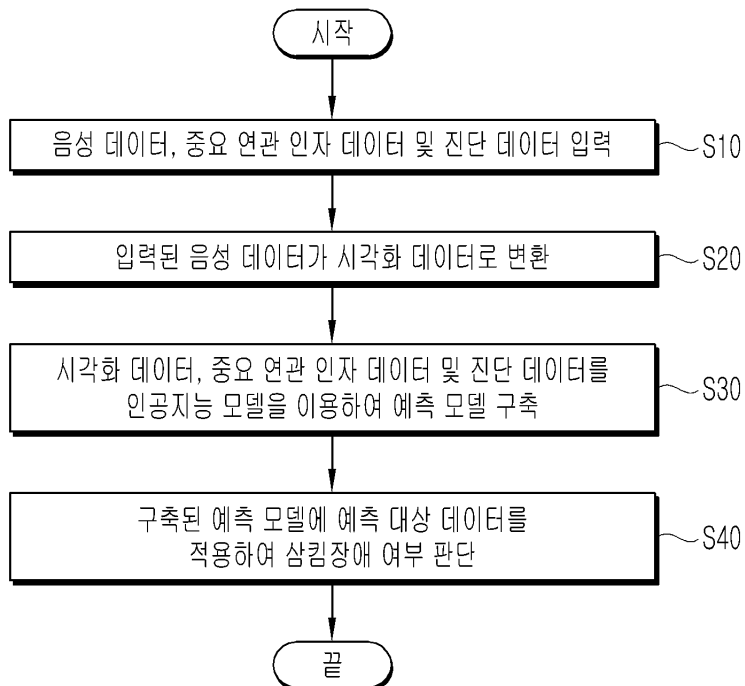
- [0120]
- 100: 입력부
 - 200: 변환부
 - 300: 모델링부
 - 400: 예측부

도면

도면1



도면2



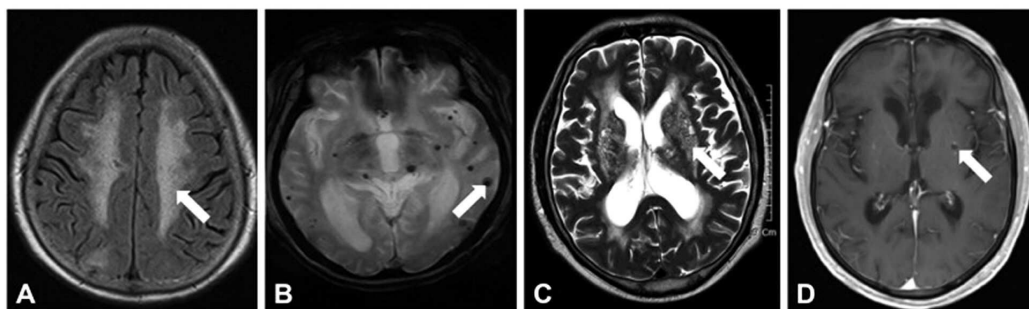
도면3

나이 (세)	키 (cm)	체중 (kg)	허리둘레 (cm)	성별		삼킴장애
61	152	50	75	2		0 (30)
73	168	60	80	1		1 (65)
75	156	55	78	2		0 (20)
.	.	.	.	.		.
.	.	.	.	.		.
.	.	.	.	.		.
.	.	.	.	.		.

도면4

종류	크기 (mm)	발생위치	심각도	소혈관 질환여부 (종류)	뇌신경 마비여부 (위치)		삼킴장애
2	8	1	4	1 (1)	1 (1)		1 (70)
1	5	2	2	0 (0)	0 (0)		0 (20)
2	10	3	5	1 (2)	1 (2)		1 (80)
.	.	.	.	.	.		.
.	.	.	.	.	.		.
.	.	.	.	.	.		.
.	.	.	.	.	.		.

도면5



도면6

고혈압	당뇨병	고지혈증	협심증	심근경색	대사증후군	심부전증	구강질환	성대질환		삼킴장애
1 (55)	0 (20)	1 (60)	0 (10)	0 (10)	1 (55)	0 (10)	1 (60)	1 (70)		0 (45)
0 (30)	0 (10)	0 (20)	1 (60)	1 (55)	0 (30)	1 (55)	0 (20)	0 (10)		0 (20)
1 (60)	1 (55)	1 (70)	1 (55)	1 (60)	1 (70)	0 (40)	1 (55)	1 (60)		1 (80)
.	.	.	.	.	.	.	.	.		.
.	.	.	.	.	.	.	.	.		.
.	.	.	.	.	.	.	.	.		.
.	.	.	.	.	.	.	.	.		.

도면7

흡연여부 (빈도)	알콜섭취여부 (빈도)	약물섭취여부 (빈도)	약물종류		삼킴장애
0 (0)	1 (2)	0 (0)	0		0 (5)
1 (0.5)	1 (3)	1 (7)	1		1 (65)
0 (0)	0 (0)	1 (3)	2		0 (15)
.	.	.	.		.
.	.	.	.		.
.	.	.	.		.
.	.	.	.		.