



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2019년08월12일
(11) 등록번호 10-2009840
(24) 등록일자 2019년08월06일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G16H 50/30 (2018.01) A61B 34/10 (2016.01)
G16H 50/20 (2018.01)
(52) CPC특허분류
G16H 50/30 (2018.01)
A61B 34/10 (2016.02)
(21) 출원번호 10-2018-0031681
(22) 출원일자 2018년03월19일
심사청구일자 2018년03월19일
(56) 선행기술조사문헌
KR1020130104882 A
KR1020130104883 A
KR1020170090284 A
KR1020180008134 A

(73) 특허권자
한림대학교 산학협력단
강원도 춘천시 한림대학길 1, 한림대학교(옥천동)
(72) 발명자
전진평
강원도 춘천시 삭주로 77
이재준
강원도 춘천시 삭주로 77
(74) 대리인
김남혁

전체 청구항 수 : 총 11 항

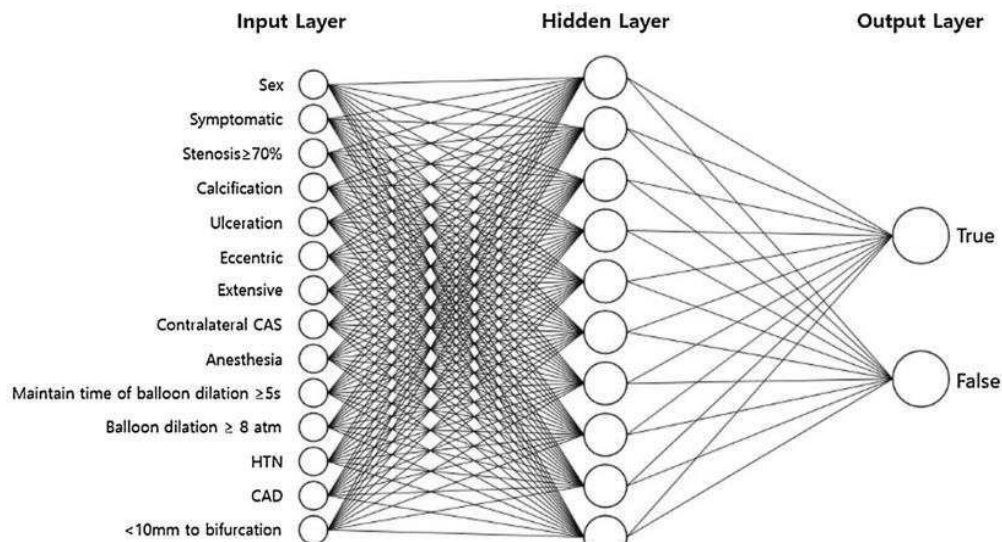
심사관 : 태정범

(54) 발명의 명칭 인공신경망(ANN)을 이용하여 지속적 혈류역학적 이상(PHD)를 예측하는 방법 및 장치

(57) 요약

본 발명의 실시 예에 따른 경동맥 스텐트 삽입술(CAS) 후 발생하는 지속적인 혈류역학적 이상(PHD)을 예측하는 방법은 CAS 후 PHD의 발생에 영향을 미치는 위험인자 데이터 및 그에 대한 결과값을 학습 데이터로 입력받아 ANN(Artificial Neural Network)에서 학습을 수행하는 단계 및 대상 환자의 CAS 후 PHD의 발생 여부를 예측하기 위해, 학습된 ANN에 상기 환자의 위험인자 데이터를 테스트 데이터로 입력하고, 상기 ANN을 이용한 연산을 수행하여 대상 환자의 PHD의 발생 여부를 판단하는 단계를 포함하고, 상기 위험인자 데이터는 환자별 임상인자와 방사선학적 인자를 포함하여 구성되며, 상기 임상인자는 성별, 연령에 대한 정보를 포함하고, 상기 방사선학적 인자는 병변의 위치, 병변의 분기로부터 이격된 거리에 대한 정보를 포함하는 것을 특징으로 한다.

대표도 - 도3



(52) CPC특허분류

G16H 10/60 (2018.01)

G16H 50/20 (2018.01)

G16H 50/50 (2018.01)

A61B 2034/101 (2016.02)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 2017M3A9E8033223

부처명 미래창조과학부

연구관리전문기관 한국연구재단

연구사업명 원천기술개발사업

연구과제명 한국인 뇌동맥류 발생에 영향을 미치는 단백질-코딩 유전변이 및 환경요인 발굴 및 질환
예측 연구

기 여 율 1/1

주관기관 한림대학교 산학협력단

연구기간 2017.04.01 ~ 2021.03.31

공지예외적용 : 있음

명세서

청구범위

청구항 1

전자 장치에 의해 수행되는 경동맥 스텐트 삽입술(CAS) 후 발생하는 지속적인 혈류역학적 이상(PHD)을 예측하는 방법에 있어서,

상기 전자 장치의 제어부가, CAS 후 PHD의 발생에 영향을 미치는 위험인자 데이터 및 그에 대한 결과값을 학습 데이터로 입력받아 ANN(Artificial Neural Network)에서 학습을 수행하는 단계; 및

상기 제어부가, 대상 환자의 CAS 후 PHD의 발생 여부를 예측하기 위해, 학습된 ANN에 상기 환자의 위험인자 데이터를 테스트 데이터로 입력하고, 상기 ANN을 이용한 연산을 수행하여 대상 환자의 PHD의 발생 여부를 판단하는 단계;를 포함하고,

상기 위험인자 데이터는 환자별 임상인자와 방사선학적 인자를 포함하여 구성되되, 상기 임상인자는 성별, 연령에 대한 정보를 포함하고, 상기 방사선학적 인자는 병변의 위치, 병변의 분기로부터 이격된 거리에 대한 정보를 포함하는 것을 특징으로 하는 지속적인 혈류역학적 이상(PHD)를 예측하는 방법.

청구항 2

제 1항에 있어서,

상기 ANN은

입력 레이어, 단일 히든 레이어, 출력 레이어를 포함하여 구성되되, 연산 동작 시, 상기 입력 레이어의 각 노드에는 위험인자에 대한 데이터가 입력되며, 상기 단일 히든 레이어에 ReLU 활성화 함수가 적용되는 것을 특징으로 하는 지속적인 혈류역학적 이상(PHD)를 예측하는 방법.

청구항 3

제 1항에 있어서,

상기 학습을 수행하는 단계는

상기 제어부가, 상기 학습 데이터가 입력되면 ANN를 이용하여 연산한 결과로 생성된 예상값과 학습 데이터로 입력된 결과값의 오차를 감소시키기 위해 역전파 학습 알고리즘을 적용하여 가중치 계수를 수정하는 단계; 및

상기 제어부가, 상기 가중치 계수를 수정하기 위해 기 설정된 분량의 학습을 완료함에 따라 최종 수정된 가중치 계수를 고정하는 단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 지속적인 혈류역학적 이상(PHD)를 예측하는 방법.

청구항 4

제 1항에 있어서,

상기 ANN의 학습률은 0.1로 설정되고, 가중치 매개변수 최적화 알고리즘으로는 Adam을 적용하는 것을 특징으로 하는 지속적인 혈류역학적 이상(PHD)를 예측하는 방법.

청구항 5

제 1항에 있어서,

상기 위험인자 데이터는 성별, 징후의 여부, 협착의 정도가 70%이상인지 여부, 석회화, 궤양, 편심 여부, 확장성, 대축성, 국소 마취 여부, 시술시 풍선 팽창 유지 시간이 5초 이상인지 여부, 시술 시 풍선 팽창 압력이 8기압 이상인지 여부, 고혈압 여부, 관상 동맥 질환 및 협착 병변의 위치가 분기로부터 10mm 이내의 거리에 존재하는지 여부를 포함하는 것을 특징으로 하는 지속적인 혈류역학적 이상(PHD)를 예측하는 방법.

청구항 6

경동맥 스텐트 삽입술(CAS) 후 발생하는 지속적인 혈류역학적 이상(PHD)을 예측하는 전자장치에 있어서,

입력 레이어, 단일 히든 레이어, 출력 레이어를 포함하여 구성되고, 상기 입력 레이어의 각 노드에 위험인자에 대한 데이터를 입력함에 따라 출력 레이어에서 PHD의 발생 여부에 대한 예측값을 산출하도록 ANN을 동작하는 제어부;

상기 ANN의 학습 및 테스트 동작에 요구되는 가중치 계수, 활성화 함수, 학습률 및 상기 ANN에 투입되는 정보인 환자별 위험인자 데이터를 저장하는 저장부;를 포함하는 것을 특징으로 하는 지속적인 혈류역학적 이상(PHD)를 예측하는 전자장치.

청구항 7

제 6항에 있어서,

상기 제어부는

학습 데이터를 입력받아 가중치 계수를 수정하는 학습 과정과, 학습 과정이 완료된 후, 입력되는 테스트 데이터를 처리하여 PHD에 대한 예측값을 산출하는 테스트 과정을 수행하는 ANN; 및

데이터 투입부;를 포함하고,

상기 데이터 투입부는

상기 ANN이 학습 과정을 수행하는 경우 환자의 위험인자 데이터 및 해당 환자의 실제 PHD 결과값을 포함하는 학습 데이터를 투입하도록 제어하는 것을 특징으로 하는 지속적인 혈류역학적 이상(PHD)를 예측하는 전자장치.

청구항 8

제 6항에 있어서,

상기 제어부는

환자 데이터 판독부를 포함하고,

상기 환자 데이터 판독부는

환자의 위험인자 데이터가 ANN에 의한 PHD 예측을 위해 입력 레이어의 노드에 입력되어야 하는 데이터의 최소 항목을 만족하는지 여부를 판단하고, 만족하지 않는 것으로 판단되면 추가 정보를 입력하도록 요청하는 것을 특징으로 하는 지속적인 혈류역학적 이상(PHD)를 예측하는 전자장치.

청구항 9

제 6항에 있어서,

상기 제어부는

정확도 산출부를 포함하고,

상기 정확도 산출부는

상기 ANN의 출력 레이어의 False노드와 True노드에 입력되는 값을 수신하여 비교하되, 환자별 False 값과 True 값의 차이를 산출하여 PHD의 발생 확률을 판단하는 것을 특징으로 하는 지속적인 혈류역학적 이상(PHD)를 예측하는 전자장치.

청구항 10

경동맥 스텐트 삽입술(CAS) 후 발생하는 지속적인 혈류역학적 이상(PHD)을 예측하는 전자장치에 있어서,

CAS 후 PHD의 발생에 영향을 미치는 위험인자 데이터 및 그에 대한 결과값을 학습 데이터로 입력받아 학습을 수행하며, 대상 환자의 CAS 후 PHD의 발생 여부를 예측하기 위해, 상기 환자의 위험인자 데이터를 테스트 데이터로 입력받은 후 연산을 수행하여 대상 환자의 PHD의 발생 여부를 판단하는 ANN을 구비하는 제어부;를 포함하고,

상기 위험인자 데이터는 환자별 임상인자와 방사선학적 인자를 포함하여 구성되되, 상기 임상인자는 성별, 연령

에 대한 정보를 포함하고, 상기 방사선학적 인자는 병변의 위치, 병변의 분기로부터 이격된 거리에 대한 정보를 포함하는 것을 특징으로 하는 지속적인 혈류역학적 이상(PHD)를 예측하는 전자장치.

청구항 11

경동맥 스텐트 삽입술(CAS) 후 발생하는 지속적인 혈류역학적 이상(PHD)을 예측하는 전자장치에 있어서,

CAS 후 PHD의 발생에 영향을 미치는 위험인자 데이터 및 그에 대한 결과값을 학습 데이터로 입력받아 학습을 수행하며, 대상 환자의 CAS 후 PHD의 발생 여부를 예측하기 위해, 상기 환자의 위험인자 데이터를 테스트 데이터로 입력받은 후 연산을 수행하여 대상 환자의 PHD의 발생 여부를 판단하는 ANN을 구비하는 제어부;를 포함하고,

상기 위험인자 데이터는 성별, 징후의 여부, 협착의 정도가 70%이상인지 여부, 석회화, 궤양, 편심 여부, 확장성, 대축성, 국소 마취 여부, 시술시 풍선 팽창 유지 시간이 5초 이상인지 여부, 시술 시 풍선 팽창 압력이 8기압 이상인지 여부, 고혈압 여부, 관상 동맥 질환 및 협착 병변의 위치가 분기로부터 10mm 이내의 거리에 존재하는지 여부를 포함하는 것을 특징으로 하는 지속적인 혈류역학적 이상(PHD)를 예측하는 전자장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명의 실시 예는 인공신경망(ANN)을 이용하여, 경동맥 스텐트 삽입술(CAS) 후 지속적인 혈류역학적 이상(PHD)이 발생되는지 여부를 예측하기 위한 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 1990년대 후반부터 경동맥 혈관 형성술과 스텐트 삽입술(CAS;carotid artery angioplasty and stenting)은 중후성 또는 무증상 내경동맥 협착 환자에게 빠르게 임상 적용이 이루어져왔다. 이러한 경동맥 혈관 형성술 및 스텐트 삽입술(CAS)은 내막절제술과 비교하면 덜 침습적인 방법이며 내막절제술의 고위험군에서 비교적 안전하게 적용할 수 있다는 점에서 긍정적인 평가를 받고 있다.

[0003] 그러나 CAS의 일부 경우에 합병증을 일으킬 수 있는 요인이 존재하며, 특히 경동맥 스텐트를 시술하는 과정에서 혈류역학적 이상이 발생할 수 있어 주의가 요망되는 바이다. 가장 많이 발생하는 증상은 저혈압이며, 이외에도 서맥, 무맥, 실신 등이 발생할 수 있다. 이러한 부작용은 경동맥 스텐트 삽입이 이루어짐에 따라, 동맥의 인위적인 확장과 스텐트에 의한 차폐현상으로 인하여 압수용체의 기능 장애가 발생하면서 일어날 수 있다.

[0004] 임상적 상황에서 일시적인 혈류역학적 이상은 즉각적인 심박 조율이나 의학적 보존적 치료로 인해 합병증 없이 회복될 수 있다. 그러나 지속적인 혈류역학적 이상(PHD;Persistent hemodynamic depression)은 급성 허혈증 뇌졸중, 출혈성 뇌졸중, 심근 경색 및 신장 기능 장애를 야기할 수 있어 주의를 요한다. 따라서 CAS 후에 혈류역학적 이상이 발생할 위험이 높은 환자에게는 CAS 시술 전 또는 후에 별도의 혈류역학적 안정화를 위한 대책이 요구된다.

[0005] 한편, 종래에 위험 요인을 정의하기 위한 대부분의 연구는 로지스틱 회귀 모델을 사용하여 수행되었다. 최근에 기계 학습 방법이 다중 회귀(multiple logistic regression, MLR)모델의 대안으로 다양한 의료 분야에서 연구의 진단 정확성을 향상시키는 데 점점 더 많이 사용되고 있다.

[0006] 가장 일반적으로 사용되는 기계 학습 알고리즘 중 두 가지는 인공 신경 네트워크 (ANN)와 지원 벡터 머신 (SVM)이다. ANN은 입력 레이어, 히든 레이어 및 출력 레이어와 같이 상호 연결된 세 계층으로 구성된다. ANN의 정보 처리 과정은 (i) 감독 및 감독되지 않은 학습 방법을 사용하는 역전파 단계와 (ii) 실제 결과와 계산된 오류를 비교하는 테스트 단계의 두 단계로 구성된다. 즉, ANN은 오류를 근거로 자체교정 또는 학습 능력을 갖는다는 점에서 기존의 다른 분석법과 차이가 있다.

[0007] 이에 따라 ANN은 미래 특정 상황이 발생할 확률을 예측하거나 고객이 취할 특정한 값 추정에 적합하며, 질적 변수와 양적 변수에 관계없이 모두 분석이 가능한 점, 입력 변수들 간 비선형 조합이 가능하여 예측력이 우수하다는 장점이 있다.

[0008] 그러나 종래에는 CAS 이후 혈류역학적 이상에 대한 종합적인 분석을 위해 ANN을 이용한 방법이 존재하지 않았고, 그에 따라 CAS 후 발생 가능한 합병증 예측하는 데 있어 정확성이 떨어지는 문제가 있었다.

[0009] 한편, 혈류역학적 이상 여부를 판단하는 것과 관련된 선행특허로는 공개특허공보 10-2017-0090286(유체-구조 상호작용을 고려한 협착 병변 영역의 혈류역학 시뮬레이션 방법)호가 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0010] 본 발명은 기존의 분석 방식인 MLR 및 SVM 이 아닌 ANN을 이용하여 경동맥 스텐트 삽입술(CAS) 후 발생하는 지속적인 혈류역학적 이상(PHD)에 대하여 보다 높은 정확도로 예측하려는 목적이 있다.

과제의 해결 수단

[0011] 본 발명의 실시 예에 따른 경동맥 스텐트 삽입술(CAS) 후 발생하는 지속적인 혈류역학적 이상(PHD)을 예측하는 방법은 CAS 후 PHD의 발생에 영향을 미치는 위험인자 데이터 및 그에 대한 결과값을 학습 데이터로 입력받아 ANN(Artificial Neural Network)에서 학습을 수행하는 단계 및 대상 환자의 CAS 후 PHD의 발생 여부를 예측하기 위해, 학습된 ANN에 상기 환자의 위험인자 데이터를 테스트 데이터로 입력하고, 상기 ANN을 이용한 연산을 수행하여 대상 환자의 PHD의 발생 여부를 판단하는 단계를 포함하고, 상기 위험인자 데이터는 환자별 임상인자와 방사선학적 인자를 포함하여 구성되며, 상기 임상인자는 성별, 연령에 대한 정보를 포함하고, 상기 방사선학적 인자는 병변의 위치, 병변의 분기로부터 이격된 거리, 병변의 석회화 동반여부 등에 대한 정보를 포함하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0012] 본 발명의 실시 예에 따른 경동맥 스텐트 삽입술(CAS) 후 발생하는 지속적인 혈류역학적 이상(PHD)을 예측하는 전자장치는 입력 레이어, 단일 히든 레이어, 출력 레이어를 포함하여 구성되고, 상기 입력 레이어의 각 노드에 위험인자에 대한 데이터를 입력함에 따라 출력 레이어에서 PHD의 발생 여부에 대한 예측값을 산출하도록 ANN을 동작하는 제어부, 상기 ANN의 학습 및 테스트 동작에 요구되는 가중치 계수, 활성화 함수, 학습률 및 상기 ANN에 투입되는 정보인 환자별 위험인자 데이터를 저장하는 저장부를 포함할 수 있다.

[0013] 본 발명의 실시 예에 따른 경동맥 스텐트 삽입술(CAS) 후 발생하는 지속적인 혈류역학적 이상(PHD)을 예측하는 전자장치는 CAS 후 PHD의 발생에 영향을 미치는 위험인자 데이터 및 그에 대한 결과값을 학습 데이터로 입력받아 학습을 수행하며, 대상 환자의 CAS 후 PHD의 발생 여부를 예측하기 위해, 상기 환자의 위험인자 데이터를 테스트 데이터로 입력받은 후 연산을 수행하여 대상 환자의 PHD의 발생 여부를 판단하는 ANN을 구비하는 제어부를 포함하고, 상기 위험인자 데이터는 환자별 임상인자와 방사선학적 인자를 포함하여 구성되며, 상기 임상인자는 성별, 연령에 대한 정보를 포함하고, 상기 방사선학적 인자는 병변의 위치, 병변의 분기로부터 이격된 거리에 대한 정보를 포함할 수 있다.

발명의 효과

[0014] 본 발명의 실시 예에 따른 ANN을 이용한 PHD 예측 방법은 기존의 분석 방식인 MLR 또는 SVM 방식에 비해 보다 높은 정확도를 나타낼 수 있다.

[0015] 또한, 본 발명의 실시 예는 역전파 알고리즘을 이용한 학습을 통해 가중치 계수를 산출할 수 있으므로, 위험인자와 실제 PHD 발생 여부에 대한 자료만 가지고도 추후 CAS 시술 전 환자의 PHD를 예측할 수 있게 하는 ANN모델을 생성할 수 있다.

[0016] 또한 본 발명의 실시 예는 PHD 발생 여부를 예측할 뿐 아니라, 발생 확률을 산출할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0017] 도 1은 본 발명의 실시 예에 따른 ANN이 수행하는 동작에 대한 설명을 위해 도시한 도면이다.

도 2는 본 발명의 실시 예에 따른 ANN의 신호 절차를 설명하기 위한 도면이다.

도 3은 본 발명의 실시 예에 따른 PHD 발생 예측을 위한 ANN의 구성을 도시한 도면이다.

도 4a는 본 발명의 실시 예에 따른 트레이닝 코호트와 테스트 코호트의 비교표를 도시한 도면이다.

도 4b는 본 발명의 실시 예에 따른 테스트 코호트를 ANN에 투입하여 얻은 예측 결과값을 표로 나타낸 도면이다.

도 5는 본 발명의 실시 예에 따른 ANN을 이용한 PHD 예측의 정확성에 대하여 그래프로 도시한 도면이다.

도 6은 본 발명의 실시 예에 따른 ANN의 학습 과정을 도시한 순서도이다.

도 7은 본 발명의 실시 예에 따른 ANN를 통한 PHD 예측 동작의 순서를 도시한 순서도이다.

도 8은 본 발명의 다양한 실시 예에 따른 ANN을 이용하여 PHD의 발생을 예측하는 전자장치의 구성을 도시한 블록도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0018] 본 발명은 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 실시예를 가질 수 있는 바, 특정 실시예들을 도면에 예시하고 상세하게 설명하고자 한다.
- [0019] 그러나, 이는 본 발명을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 각 도면을 설명하면서 유사한 참조부호를 유사한 구성요소에 대해 사용하였다.
- [0020] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 '연결되어' 있다거나 '접속되어' 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다. 반면에, 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 '직접 연결되어' 있다거나 '직접 접속되어' 있다고 언급된 때에는, 중간에 다른 구성요소가 존재하지 않는 것으로 이해되어야 할 것이다.
- [0021] 본 출원에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시예를 설명하기 위해 사용된 것으로, 본 발명을 한정하려는 의도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 출원에서, '포함하다' 또는 '가지다' 등의 용어는 명세서상에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0022] 또한, 본 명세서에서, 디바이스는 게이트웨이(gateway)에 연결되어 IoT(Internet of Things)에 적용되는 일반적인 장치(또는 사물)일 수 있다. 예를 들어, 디바이스는, 무선 호출기, 스마트폰, 태블릿 PC, 컴퓨터, 온도 센서, 습도 센서, 음향 센서, 모션 센서, 근접 센서, 가스 감지 센서, 열 감지 센서, 냉장고, CCTV, TV, 세탁기, 제습기, 전등, 화재 경보기 등을 포함할 수 있다. 그러나, 이에 제한되지 않는다.
- [0023] 또한, 본 명세서에서 디바이스(device)는 '기기' 또는 '장치'와 혼용될 수 있으며, '디바이스', '기기' 및 '장치'는 동일한 표현으로 기재되어 있을 수 있다.
- [0024] 이하, 첨부한 도면들을 참조하여, 본 발명의 바람직한 실시예를 보다 상세하게 설명하고자 한다. 이하, 도면상의 동일한 구성요소에 대해서는 동일한 참조부호를 사용하고 동일한 구성요소에 대해서 중복된 설명은 생략한다.
- [0025] 도 1은 본 발명의 실시 예에 따른 ANN이 수행하는 동작에 대한 설명을 위해 도시한 도면이다.
- [0026] 도 1을 참조하면, 본 발명의 실시 예에 따른 ANN(Artificial Neural Network; 인공신경망) 100이 도시되고 있다. 상기 ANN은 사람의 두뇌와 비슷한 방식으로 정보를 처리하기 위한 알고리즘을 의미하며, 3계층 레이어인 입력(input) 레이어, 히든(hidden)레이어, 출력(output) 레이어로 구성될 수 있다. 이 때 다양한 실시 예에 따라 상기 히든 레이어는 다수개 설정될 수도 있다. 상기 히든 레이어를 적어도 하나 이상 포함하는 신경망은 다층신경망으로 정의될 수 있다.
- [0027] 또한 ANN 100은 연결의 가중치를 갱신하는 학습 과정이 요구된다. 초기의 가중치는 랜덤으로 설정되어 있을 수 있다. 이 때 ANN 100을 학습시키기 위해 입력되는 정보는 학습데이터 110이고, 상기 학습 데이터 110이 ANN 100이 구성하는 알고리즘에 투입되어 상기 ANN 100이 학습될 수 있다. 학습이 완료되면, 입력 데이터 120가 ANN 100에 투입되어 정보처리 동작을 수행한 후 해당 결과를 도출할 수 있게 된다. 본 발명의 실시 예에 따라 ANN 100이 투입된 데이터 처리 결과로 산출하는 것은 PHD(Persistent hemodynamic depression; 지속적 혈류역학적 이상)의 발생 유무(Yes or No)에 대한 정보일 수 있다. 다양한 실시 예에 따라, 상기 ANN 100의 정보처리 과정을 거쳐 도출되는 정보는 PHD의 발생 확률에 대한 정보일 수 있다.
- [0028] ANN 100이 수행하는 학습 및 정보 처리 과정에 대한 설명을 위해 도 2를 참조하도록 한다.
- [0029] 도 2는 본 발명의 실시 예에 따른 ANN의 신호 절차를 설명하기 위한 도면이다.
- [0030] 도 2에서 도시되는 바와 같이 ANN은 노드들의 그룹으로 연결되어 있으며, 이는 사람의 뇌에 존재하는 뉴런의 네

트위크와 유사하다. 도 2의 각 원모양의 노드는 인공 뉴런을 나타내고 있으며, 화살표는 하나의 뉴런에서 출력되어 다른 하나의 뉴런으로의 입력을 나타내고 있다. 그리고 입력된 데이터는 항목별로 각각 입력 레이어의 $I(0)$, $I(1)$ 노드를 통해 투입될 수 있다.

[0031] 도 2를 참조하면, 입력 값과 가중치 계수의 내적에 바이아스(b) 값을 더한 것을 가중합(즉, $net=I_0*W_0+I_1*W_1+\dots+I_n*W_n+b$)이라고 하는데, 이 가중합을 활성화함수를 통해 가공하면 그 가공된 값이 ANN의 출력 값이 된다. 활성화함수는 어떠한 값을 크게 변화시키기 위한 값이며, 본 발명의 실시 예에 따라 활성화함수는 Sigmoid, Tanh, ReLU 등이 사용될 수 있다. sigmoid의 정의는 $f(x)=1/(1+e^{(-x)})$ 이며, ReLU의 정의는 $F(x)=\max(0,x)$ 이다. 도 2는 입력된 값에 기반한 가중합이 활성화함수에 따라 처리된 결과 0이라는 값을 출력한 모습을 도시하고 있다. 그리고 인공 뉴런들의 출력값이 밖으로 드러나지 않음을 이유로 히든 레이어로 정의되는 층은 도 2에서 도시되지 않고 있다. 그러나 본 발명의 실시 예에 따르면, 입력레이어와 출력 레이어 사이에 존재하는 히든 레이어가 적어도 하나 이상 포함될 수 있다.

[0032] 본 발명의 실시 예에 따른 ANN의 동작을 보다 자세히 설명하기 위해 도 3을 참조하기로 한다.

[0033] 도 3은 본 발명의 실시 예에 따른 PHD 발생 예측을 위한 ANN의 구성을 도시한 도면이다.

[0034] 도 3에서 도시되는 바와 같이, ANN은 입력 레이어, 하나의 히든 레이어, 출력 레이어로 구성될 수 있다. 입력 레이어의 각 노드에는 PHD의 예측에 요구되는 데이터가 항목별로 입력될 수 있다. 이 때 PHD의 예측에 요구되는 데이터는 PHD를 유발할 수 있는 위험인자로서, 성별, 연령, 고혈압, 당뇨, 관상동맥질환, 고지혈증, 마취 유형(CAS 시) 등의 임상적 데이터와, 협착 정도(70% 이상), 유형(편심 또는 동심), 협착 부위(경동맥(CCA) 분기점으로부터 10mm 이내의 거리에 존재하는지 여부), 대측성(contralateral) 폐색, 석회화 정도(심한 석회화 여부), 궤양, 플라크 분포(광범위한 플라크)를 포함하는 방사선학적 데이터가 해당될 수 있다. 참고로 상기 심한 석회화 여부에 관한 기준은 Rumberger 에 의해 제안된 척도를 사용하여 3등급과 4등급으로 정의될 수 있다.

[0035] 또한 상기 위험인자로는 절차 데이터가 추가로 포함될 수 있다. 상기 절차 데이터에는 풍선 팽창을 유지하는 시간(5초 이상), 최대 대기(8기압 이상), 풍선 크기와 길이, 스텐트 크기와 스텐트 길이에 관한 항목이 포함될 수 있다.

[0036] 본 발명의 실시 예에 따른 ANN은 도 3에서 도시되는 바와 같이, 예컨대 14개의 변수가 하나의 입력 레이어를 구성할 수 있다. 도 3의 입력 레이어의 각 노드에 입력되는 변수의 항목을 상단에서부터 순서대로 살펴보면, 성별, 징후가 있는지 여부(협착에 대한), 협착의 정도(70%이상인지 여부), 석회화(Rumberger에 의해 제안된 척도에 따른 3등급 및 4등급 여부), 궤양, 편심 여부(편심인지 또는 동심인지 여부), 확장성(시술에 따른 혈관 확장 정도), 대측성, 마취(국소 마취 여부), 시술시 풍선 팽창 유지 시간(5초 이상인지 여부), 시술 시 풍선 팽창 압력(8기압 이상인지 여부), 고혈압 여부, 관상 동맥 질환, 협착 병변의 위치가 분기로부터 10mm 이내의 거리에 존재하는지 여부가 도시되어 있다. ANN을 이용하여 정보를 분석하고자 할 경우 상기 입력 레이어의 각 항목에 맞는 환자별 데이터(예, 성별 값, 1 또는 0로 결정될 수 있음)를 입력할 수 있다.

[0037] 그러나 입력 레이어에 투입되는 데이터 항목은 14개로 제한되지 않고 보다 다양하게 설정될 수도 있고, 상기 언급된 14개 항목 중 일부는 추후 도시되는 도 4a에 나열되는 항목 중 일부(겹치는 항목이 없도록)로 대체될 수 있다.

[0038] 그리고 본 발명의 실시 예에 따라 10개의 뉴런으로 히든 레이어가 구성될 수 있다. 상기 히든 레이어는 다양한 실시 예에 따라 적어도 하나 이상 포함될 수 있으나, 바람직하게는 한 층으로 형성될 수 있다. 또한 상기 히든 레이어의 노드마다 활성화 함수가 적용될 수 있는데, 본 발명의 실시 예에 따른 히든 레이어의 각 노드는 ReLU 함수를 적용하는 것이 바람직하다. 또한 본 발명의 실시 예에 따른 ANN알고리즘은 매개변수에 대하여 Adam 초기화가 수행되었고, 학습률은 0.1 로 설정됨이 바람직하다. 상기 설정 내용(Adam 초기화, 학습률)에 대하여는 인공지능망 관련 분야의 기술자들이라면 쉽게 알 수 있는 내용이므로 자세한 설명은 생략하기로 한다. 본 발명의 실시 예에 따른 상기 ANN은 학습 동작을 수행하기 위해 역전파 학습 알고리즘이 적용될 수 있고, TensorFlow 플랫폼상에서 설계 및 구현될 수 있다.

[0039] 도 3의 중간층에 도시되는 히든 레이어의 각 노드는 입력 레이어의 전체 노드와 가중치에 의해 계산된 결과인 값($net=I_0*W_0+\dots+I_n*W_n$, W 는 가중치 계수)을 수신할 수 있다. 이후 히든 레이어의 각 노드는 활성화 함수에 의해 활성화 여부를 판단할 수 있다. 히든 레이어의 각 노드는 해당 값이 일정 기준치를 만족하여 활성화되거나 혹은 만족하지 못함에 따라 비활성화되는 것을 결정하게 되고 이는 활성화 함수에 기반하여 수행된다. 그리고 히든 레이어의 각 노드에서 출력 레이어의 true 노드와 false 노드로 연결되는 과정에도 각각에 상응하는 가중

치 계수($W'n$)가 존재할 수 있다. 히든 레이어의 노드가 10개이고 출력 레이어의 노드가 True 노드와 False 노드로 2개이므로, 히든 레이어의 노드에서 출력 레이어 노드로 연결되는 경로는 총 20개가 될 수 있다. 그러므로 본 발명의 실시 예에 따른 ANN의 히든 레이어와 출력 레이어 사이 단계에서 적용되는 가중치 계수는 최대 20개의 종류(각각 다르게 설정될 경우)로 설정될 수 있다. 이와 마찬가지로 입력 레이어와 히든 레이어 사이의 노드 간 연결 경로는 (입력 레이어 노드 개수 14개) * (히든 레이어 노드 개수 10개) = 140개가 되고, 이에 따라 입력 레이어와 히든 레이어 사이의 가중치 계수의 최대 종류는 140개가 될 수 있다.

[0040] 도 4a는 본 발명의 실시 예에 따른 트레이닝 코호트와 테스트 코호트의 비교표를 도시한 도면이다.

[0041] 도 4a를 참조하면, 본 발명의 실시 예에 따른 ANN을 학습시키기 위한 자료집단인 트레이닝 코호트(training cohort, 학습 데이터에 대응)와, 학습이 완료된 ANN에 예측 결과를 얻기 위해 투입하는 입력 자료인 테스트 코호트(test cohort, 테스트 데이터에 대응)에 대하여 도시하고 있다.

[0042] 도 4a는 본 발명의 실시예에 따른 ANN의 모델링 및 테스트를 위해, 109명의 자료(트레이닝 코호트에 76명, 테스트 코호트에 33명)가 사용되었음을 도시하고 있다. 다양한 실시 예에 따라, ANN이 학습과정을 거쳐 최적의 가중치 계수를 도출하기 위해, 환자의 최소 인원수가 설계자에 의해 설정될 수 있다. 또한 다양한 실시 예에 따라, 최소 인원수가 설정된 경우, 상기 ANN은 최소 인원수 이상의 특정 인원수(예, 76명)에 해당하는 자료가 입력되어 학습이 이루어진 경우에 한하여 신뢰할만한 ANN 알고리즘이 완성된 것으로 판단할 수 있다.

[0043] 상기 ANN 모델링을 위해 트레이닝 코호트(학습 데이터)가 가중치 계수가 완성되지 않은 ANN 알고리즘에 입력되는 동안에는, 상기 학습 데이터 중 위험인자 데이터가 ANN를 이용하여 연산된 결과로 생성된 예상값과 학습 데이터 중 결과값의 오차를 감소시키기 위해 역전과 학습 알고리즘을 적용하여 가중치 계수를 수정할 수 있다. 다시 말하면, ANN 모델링을 완성하기 위하여 ANN에 적용되는 가중치 계수를 산출하기 위해 입력되는 자료는 위험인자 데이터(예, PHD 발병률에 연관되는 위험인자인 연령, 성별, CAS 시술시 풍선 팽창 유지 시간 등에 관한 데이터)와 더불어, 실제 해당 환자들의 PHD 발병 여부에 관한 데이터(실제 결과값)가 모두 포함될 수 있다. 이에 따라 ANN에서 역전과 단계에서 가중치 계수를 수정할 시 요구되는 오차값(출력 레이어를 통해 산출된 예측값과 실제 결과값의 차이)을 산출할 수 있게 된다.

[0044] 상기 ANN은 가중치 계수를 수정하기 위해 기 설정된 분량의 학습이 완료되면, 최후 수정된 가중치 계수를 ANN 모델의 가중치 계수로 고정할 수 있다.

[0045] 도 4b는 본 발명의 실시 예에 따른 테스트 코호트를 ANN에 투입하여 얻은 예측 결과값을 표로 나타낸 도면이다.

[0046] 본 발명의 실시 예에 따른 ANN의 출력 레이어의 True 노드는 각 환자의 데이터를 처리한 결과로 도 4b의 표의 True 열에 기재된 바와 같은 값을 산출할 수 있다. 마찬가지로 본 발명의 실시 예에 따른 ANN의 False 노드는 각 환자의 데이터를 처리한 결과로 False 열에 기재된 바와 같은 값을 산출할 수 있다. 그리고 ANN은 False 값과 True 값 중 더 큰 값을 갖는 쪽이 결과로 산출할 수 있다. 예를 들어, True 값이 더 큰 값을 갖는 경우, True에 대응하는 값이 도출될 것이고, 이를 통해 사용자는 해당 환자에게 PHD의 발생될 것으로 예측할 수 있게 된다.

[0047] 도 5는 본 발명의 실시 예에 따른 ANN을 이용한 PHD 예측의 정확성에 대하여 그래프로 도시한 도면이다.

[0048] 도 5를 참조하면, ANN과 MLR과 SVM을 이용한 PHD 예측 결과의 정확도가 그래프로 도시되고 있다.

[0049] 상기 그래프는 AUROC(area under the ROC curve)로써, 그래프가 좌측상단에 근접하여 그려질수록 정확도가 높은 것으로 인정된다. 실선으로 나타내어진 그래프는 MLR 방식의 분석법을 통한 PHD 예측의 정확도에 해당하고, 실선 그래프 좌측 바로 옆의 점선으로 나타내어진 그래프는 SVM방식을 통해 수행된 PHD 예측의 정확도에 대한 그래프이다. 그리고 가장 좌측에 나타내어진 그래프가 바로 ANN을 이용하여 분석된 PHD 예측의 정확도를 나타내고 있다. 도 5에서 도시되는 바에 따르면 ANN을 이용한 PHD 예측이 MLR방식 및 SVM방식에 비해 훨씬 높은 예측률을 보이고 있다.

[0050] 도 6은 본 발명의 실시 예에 따른 ANN의 학습 과정을 도시한 순서도이다.

[0051] 본 발명의 실시 예에 따른 ANN 알고리즘을 구현하는 전자장치는 학습 데이터를 입력받는 610동작을 수행할 수 있다. 이 때 상기 학습 데이터는 사용자에게 의해 개별 입력될 수도 있으나, 별도로 의료기관 서버 컴퓨터에 저장된 환자 데이터로부터 일괄적으로 입력될 수도 있다. 상기 학습 데이터는 위험인자(예, 성별) 각각에 대한 데이터(예, 여성)인 위험인자 데이터와, 실제 PHD의 발생 여부인 결과값(예, 발생함)에 대한 데이터를 포함할 수 있다. 상기 학습 데이터는 ANN의 학습을 위해 입력되는 데이터이며, 학습을 위해서는 ANN이 정보를 처리하여 얻은

예측값과 실제 결과값과의 오차에 대한 정보가 필요하다. 이에 따라 학습 데이터에는 실제 결과값이 필수적으로 포함되어야 한다. 또한 상기 학습 데이터는 ANN의 가중치 계수가 충분히 신뢰성을 갖는 수준으로 도출되도록 하기 위해 일정 기준치(예, 70명) 이상의 환자별 데이터가 요구될 수 있다.

[0052] 이후 상기 전자장치는 ANN을 이용하여 초기 예측값을 생성하는 615동작을 수행할 수 있다.

[0053] 이후 상기 전자장치는 상기 도출된 초기 예측값과 학습용 결과값(학습 데이터로써 입력된 실제 결과값)과의 오차를 기반으로 가중치 계수를 수정하는 620동작을 수행할 수 있다. 상기 620동작은 역전파 알고리즘을 이용한 동작일 수 있다. 전자장치는 이와 같은 과정을 통해 가중치를 출력 레이어와 가까운 단계에서 적용되는 가중치 계수부터 수정하며, 준비된 학습 데이터의 입력이 모두 완료되면 최종적으로 산출된 계수를 ANN의 가중치 계수로 고정하여 ANN 모델을 완성할 수 있다.

[0054] 이와 같이 ANN 모델이 완성되면, 테스트용 데이터(환자별 위험인자 데이터로만 구성된 데이터)를 ANN 알고리즘에 투입하여 정보를 처리할 수 있다. 사용자는 상기 ANN을 통해 처리된 정보를 기반으로 PHD의 결과를 예측할 수 있다.

[0055] 도 7은 본 발명의 실시 예에 따른 ANN를 통한 PHD 예측 동작의 순서를 도시한 순서도이다.

[0056] 도 7을 참조하면, ANN 알고리즘을 수행하는 전자장치는 테스트용 데이터를 입력받는 710동작을 수행할 수 있다. 이 때 상기 테스트용 데이터는 PHD 발생여부를 확인할 수 없는 시점의 환자(예, 경동맥 스텐트 삽입술을 앞둔 환자)의 위험인자 데이터를 의미할 수 있다. 그리고 이 때 상기 테스트용 데이터는 각 환자의 PHD 발생 여부를 판단하기 위한 목적으로 투입될 수도 있고, 모델링이 완성된 ANN의 정확도를 체크하기 위한 목적으로 투입될 수 있다. 본 발명의 실시 예에 따르면 ANN의 정보 처리 정확도를 판단하기 위한 테스트용 데이터는 33명에 대한 자료로 구성될 수 있다.

[0057] 이후 상기 전자장치는 입력된 데이터를 수정 완료된 가중치 계수가 적용된 ANN 알고리즘에 따라 처리하여 True와 False에 해당하는 결과값을 각각 생성하는 715동작을 수행할 수 있다. 이후 상기 전자장치는 True 값과 False 값의 결과를 비교하는 720동작을 수행할 수 있다. 만약 True 값이 False 값보다 크게 산출된 경우, 상기 전자장치는 'PHD 발생'이라는 결과를 출력하는 725동작을 수행할 수 있다. 반면, True 값보다 False 값이 더 크게 산출된 것으로 판단되면, 상기 전자장치는 'PHD 발생하지 않음'과 같은 결과값을 출력하는 730동작을 수행할 수 있다.

[0058] 도 8은 본 발명의 다양한 실시 예에 따른 ANN을 이용하여 PHD의 발생을 예측하는 전자장치의 구성을 도시한 블록도이다.

[0059] 도 8을 참조하면, 전자장치는 표시부 810, 통신부 820, 입력부 830, 저장부 840, 제어부 850를 포함하여 구성될 수 있다. 그리고 상기 저장부 840는 환자별 위험인자 데이터 841을 포함하여 저장할 수 있다. 그리고 상기 제어부 850는 ANN 851, 환자 데이터 판독부 852, 데이터 투입부 853, 정확도 산출부 854를 포함하여 구성될 수 있다.

[0060] 상기 표시부 810는 패널, 홀로그램 장치, 또는 프로젝터를 포함할 수 있다. 패널은, 예를 들면, 유연하게(flexible), 투명하게(transparent), 또는 착용할 수 있게(wearable) 구현될 수 있다. 패널은 터치 패널과 하나의 모듈로 구성될 수도 있다. 홀로그램 장치는 빛의 간섭을 이용하여 입체 영상을 허공에 보여줄 수 있다. 프로젝터는 스크린에 빛을 투사하여 영상을 표시할 수 있다. 스크린은, 예를 들면, 전자 장치의 내부 또는 외부에 위치할 수 있다. 한 실시예에 따르면, 표시부는 패널, 홀로그램 장치, 또는 프로젝터를 제어하기 위한 제어 회로를 더 포함할 수 있다.

[0061] 본 발명의 실시 예에 따른 표시부 810는 ANN 851에 투입되는 데이터 및 ANN 851의 동작 결과 산출된 데이터에 관한 정보(예, PHD의 예측 결과; PHD 발생, PHD 발생하지 않음)를 표시하는 기능을 수행할 수 있다. 또한 상기 표시부 810는 다양한 실시 예에 따라 ANN 851가 처리한 결과의 확률에 관한 데이터를 산출할 수 있다. 예컨대, 상기 ANN은 다양한 실시 예에 따라, PHD의 발생 여부에 관한 예측 뿐 아니라, PHD가 발생할 것이라면 그 발생 확률이 얼마인지, 또는 발생하지 않을 것으로 예측된다면 발생하지 않을 확률이 얼마인지에 대한 정보를 함께 산출할 수 있다.

[0062] 상기 통신부 820는 타 사용자 전자장치 또는 타 서버와의 데이터 송수신을 위해 네트워크를 이용할 수 있으며 상기 네트워크의 종류는 특별히 제한되지 않는다. 상기 네트워크는 예를 들어, 인터넷 프로토콜(IP)을 통하여 대용량 데이터의 송수신 서비스를 제공하는 아이피(IP: Internet Protocol)망 또는 서로 다른 IP 망을 통합한

올 아이피(All IP) 망 일 수 있다. 또한, 상기 네트워크는 유선망, Wibro(Wireless Broadband)망, WCDMA를 포함하는 이동통신망, HSDPA(High Speed Downlink Packet Access)망 및 LTE(Long Term Evolution) 망을 포함하는 이동통신망, LTE advanced(LTE-A), 5G(Five Generation)를 포함하는 이동통신망, 위성 통신망 및 와이파이(Wi-Fi)망 중 하나 이거나 또는 이들 중 적어도 하나 이상을 결합하여 이루어질 수 있다.

[0063] 본 발명의 실시 예에 따른 상기 통신부 820는 타 전자장치 또는 외부 서버로부터 ANN에 투입할 데이터인 환자 정보를 수신하기 위한 통신 기능을 지원할 수 있다. 또한 상기 통신부 820는 ANN의 정보 처리 결과를 타 전자장치 또는 외부 서버로 전송할 수 있다.

[0064] 상기 입력부 830는 예를 들면, 터치 패널(touch panel), 펜 센서(pen sensor, 키(key), 또는 초음파(ultrasonic) 입력 장치를 포함할 수 있다. 터치 패널(252)은, 예를 들면, 정전식, 감압식, 적외선 방식, 또는 초음파 방식 중 적어도 하나의 방식을 사용할 수 있다. 또한, 터치 패널은 제어 회로를 더 포함할 수도 있다. 터치 패널은 택 타일레이어(tactile layer)를 더 포함하여, 사용자에게 촉각 반응을 제공할 수 있다.

[0065] 본 발명의 실시 예에 따른 상기 입력부 830는 학습 데이터(트레이닝 코호트) 또는 테스트 데이터(테스트 코호트)에 대응하는 자료를 직접 입력받을 수 있다. 또한 다양한 실시 예에 따라 상기 입력부 830는 ANN에 투입될 데이터의 항목을 변경하기 위한 사용자 조작을 수신할 수 있다. 예컨대, 상기 ANN의 입력 레이어에 포함되는 노드의 개수가 기본적으로 14개로 설정되어 있을 수 있는데, 총 위험 인자는 20가지 이상인 것으로 가정할 때, 사용자는 전체 위험 인자의 항목들 중 14개로 선택될 위험인자 항목을 선택하기 위해 상기 입력부 830를 사용할 수 있다.

[0066] 이 밖에도 다양한 실시예에 따른 사용자 입력이 요구될 수 있으며 그 경우 상기 입력부 830가 사용자 입력 신호를 디지털 신호로 변환하여 제어부 850에 전달할 수 있다.

[0067] 상기 저장부는 예를 들면, 내장 메모리 또는 외장 메모리를 포함할 수 있다. 내장메모리는, 예를 들면, 휘발성 메모리(예: DRAM(dynamic RAM), SRAM(static RAM), 또는 SDRAM(synchronous dynamic RAM) 등), 비휘발성 메모리(non-volatile Memory)(예: OTPROM(one time programmable ROM), PROM(programmable ROM), EPROM(erasable and programmable ROM), EEPROM(electrically erasable and programmable ROM), mask ROM, flash ROM, 플래시 메모리(예: NAND flash 또는 NOR flash 등), 하드 드라이브, 또는 솔리드 스테이트 드라이브(solid state drive(SSD)) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0068] 외장 메모리는 플래시 드라이브(flash drive), 예를 들면, CF(compact flash), SD(secure digital), Micro-SD(micro secure digital), Mini-SD(mini secure digital), xD(extreme digital), MMC(multi-media card) 또는 메모리 스틱(memory stick) 등을 더 포함할 수 있다. 외장 메모리는 다양한 인터페이스를 통하여 전자 장치와 기능적으로 및/또는 물리적으로 연결될 수 있다.

[0069] 본 발명의 실시 예에 따른 상기 저장부 840는 환자별 위험인자 데이터 841을 포함할 수 있다. 상기 환자별 위험인자 데이터 841은 예컨대, 성별, 징후가 있는지 여부(협착에 대한), 협착의 정도(70%이상인지 여부), 석회화(Runberger에 의해 제안된 척도에 따른 3등급 및 4등급 여부), 레양, 편심(편심인지 또는 동심인지 여부), 확장성(기술에 따른 혈관 확장 정도), 대축성, 마취(국소 마취 여부), 시술시 풍선 팽창 유지 시간(5초 이상인지 여부), 시술 시 풍선 팽창 압력(8기압 이상인지 여부), 고혈압 여부, 관상 동맥 질병, 협착 병변의 위치가 분기로 부터 10mm 이내의 거리에 존재하는지 여부를 포함할 수 있다. 상기 환자별 위험인자 데이터 841를 기반으로 한 학습 데이터 및 테스트 데이터가 ANN에 제공될 수 있다.

[0070] 또한 상기 저장부 840는 본 발명의 실시 예에 따라 ANN에 적용되는 활성화함수, 학습률, 가중치 계수 등에 관한 정보를 저장할 수 있다. 그리고 ANN의 학습이 완료됨에 따라 상기 저장부 840에 저장되는 가중치 계수 또한 업데이트되어 저장될 수 있다.

[0071] 상기 제어부 850는 프로세서(Processor), 컨트롤러(controller), 마이크로 컨트롤러(microcontroller), 마이크로 프로세서(microprocessor), 마이크로 컴퓨터(microcomputer) 등으로도 호칭될 수 있다. 한편, 제어부는 하드웨어(hardware) 또는 펌웨어(firmware), 소프트웨어, 또는 이들의 결합에 의해 구현될 수 있다.

[0072] 펌웨어나 소프트웨어에 의한 구현의 경우, 본 발명의 일 실시예는 이상에서 설명된 기능 또는 동작들을 수행하는 모듈, 절차, 함수 등의 형태로 구현될 수 있다. 소프트웨어 코드는 메모리에 저장되어 제어부에 의해 구동될 수 있다. 메모리는 상기 사용자 단말 및 서버 내부 또는 외부에 위치할 수 있으며, 이미 공지된 다양한 수단에 의해 상기 제어부와 데이터를 주고 받을 수 있다.

- [0073] 본 발명의 실시 예에 따른 상기 제어부 850는 ANN 851, 환자데이터 관독부 852, 데이터 투입부 853, 정확도 산출부 854를 포함하여 구성될 수 있다. 먼저 ANN 851은 본 발명의 실시 예에 따라, 투입된 학습 데이터를 기반으로 가중합을 구하는 등의 연산을 처리할 수 있다. 그리고 상기 ANN 851은 학습 과정 동안에는 역전과 알고리즘을 이용한 정보처리동작을 수행할 수 있다. 상기 ANN 851은 역전과 알고리즘을 통해 실제 결과값과 산출된 예측값의 오차가 줄어들도록 출력 레이어로부터 가까운 단계의 가중치 계수부터 수정해나갈 수 있다. 해당 동작을 거쳐 준비된 학습 데이터(예컨대, 76명에 대한 위험인자 데이터)가 모두 투입되어 학습 동작이 완료되면, 상기 ANN 851은 최종적으로 산출된 가중치 계수를 적용하여 ANN 모델을 완성할 수 있다.
- [0074] 이후 상기 ANN 851은 투입되는 테스트 데이터를 이용한 정보 처리 과정을 수행할 수 있다. 데이터가 입력되면, ANN의 입력 레이어의 각 노드에 위험인자 데이터가 할당되고, 히든 레이어를 거쳐 출력 레이어의 True 노드와 False 노드에 각각 해당 결과 값이 산출될 수 있다. 이후 True 노드와 False노드의 값을 비교하여 큰 값을 갖는 측(True 또는 False)이 최종 예측 결과로서 산출된다.
- [0075] 환자 데이터 관독부 852는 본 발명의 실시 예에 따라 상기 통신부 820를 통해 타 전자장치 또는 외부 서버(예, 관련 의료기관 서버)로부터 수집된 정보들 중에서 위험인자에 해당하는 데이터들만을 추출하는 동작을 수행할 수 있다. 예컨대, 통신부 820를 통해 전달되는 정보는 환자의 이름, 생년월일, 흡연 유무 등 검사 결과에 해당하지 않는 정보 및 특정 검사에 대한 결과 정보(예, HIV 감염 여부, 혈액형, 혈압, 백혈구 수치 등)가 해당될 수 있다. 그러나 이러한 많은 다양한 항목들 중 PHD예측과 관계가 없는 항목들이 존재할 수 있으므로, 상기 환자 데이터 관독부 852는 ANN에 투입되어 PHD의 예측을 수행하기 위해 요구되는 데이터의 항목만을 추출할 수 있다.
- [0076] 또한 상기 환자 데이터 관독부 852는 특정 환자의 테스트 데이터(또는 학습 데이터)가 PHD 예측에 요구되는 최소한의 위험인자 항목수(예컨대, 14가지)를 만족하는지 여부를 판단할 수 있다. 만약 환자의 데이터 항목이 PHD 예측에 요구되는 최소한의 위험인자 항목수를 만족하지 않는 경우, 상기 환자 데이터 관독부 852는 PHD예측을 위해 추가로 요구되는 항목에 대한 정보를 표시부 810에 표시하는 방식으로 요청할 수 있다. 예컨대, 상기 환자 데이터 관독부 852는 특정 환자의 PHD예측을 위한 위험인자 항목 중 혈압에 대한 정보가 미입력된 것으로 판단되면, 해당 환자의 혈압 데이터를 입력할 것을 표시부 810에 표시하는 방식으로 요구할 수 있다. 또는 상기 환자 데이터 관독부 852는 추가 정보에 대한 요청을 상기 통신부 820를 통해 타 서버 또는 타 전자장치(예컨대, 환자의 개인단말기)에 전송할 수 있다.
- [0077] 상기 데이터 투입부 853는 본 발명의 실시 예에 따라 ANN 851의 동작이 학습 단계인지 테스트 단계인지 여부를 판단하고, 학습 단계일 경우, 환자의 위험인자 데이터 및 해당 환자의 실제 결과값(실제 PHD 발생 여부에 대한 정보)를 포함하는 학습 데이터를 ANN 에 투입하도록 제어할 수 있다. 한편, ANN의 동작 단계가 학습 단계가 아닌 테스트 단계일 경우, 투입될 데이터는 환자의 위험인자 데이터만을 포함하도록 설정할 수 있다. 다시 말해, 상기 데이터 투입부 853는 학습 단계에서 투입될 정보에 실제 결과값이 포함되어 있지 않으면 학습 동작을 수행할 수 없으므로 이에 대하여 추가 정보를 요청할 수 있다. 그리고 상기 데이터 투입부 853는 테스트 단계에서 투입될 정보에 실제 결과값이 포함되어 있지 않는 경우, 별다른 문제없이 ANN에 데이터를 입력할 수 있다.
- [0078] 상기 정확도 산출부 854는 본 발명의 다양한 실시 예에 따라 상기 ANN 851의 결과값을 분석하는 보다 구체적으로 분석하는 동작을 수행할 수 있다. 본 발명의 기본 구성은 ANN의 결과가 True 혹은 False(PHD의 발생 예측 또는 발생되지 않을 것을 예측하는 2가지의 결과값만을 산출)로 분류되나, 다양한 실시 예에 따라 정확도 산출부 854에 의한 구체적인 PHD 발생 확률 산출이 수행될 수 있다.
- [0079] 상기 ANN 851은 True 노드와 False 노드의 값을 비교하여 큰 값을 갖는 쪽을 최종 결과로 산출하게 된다. 상기 정확도 산출부 854는 ANN 851의 True 노드와 False 노드의 값의 차이의 크기를 비교하거나 True 값이 기준치 이하이거나 또는 False 값이 기준치 이하인 것으로 판단되면, 그에 대응하는 PHD 발생 확률을 계산할 수 있다. 따라서, 상기 정확도 산출부 854는 ANN 851의 False 값과 True값을 전달받을 수 있고, 해당 값의 차이에 기반하여 PHD의 발생확률을 계산할 수 있다. 예를 들어, True 값이 False 값보다 큰 값을 보이거나 그 차이가 근소할 경우, 해당 환자의 PHD 발생 확률은, True값이 False 값보다 큰 값을 보이면서 그 차이가 현격한 경우에 비하여 낮게 측정될 수 있다.
- [0080] 또한 다양한 실시 예에 따르면, 상기 전자장치는 ANN을 기반으로 PHD의 발생 확률을 저하시키기 위해 가장 효과적인 위험인자를 산출할 수 있다. 상기 전자장치는 각 위험인자 데이터들 중 나이, 성별 등의 조절 불가능한 항목을 제외한, 풍선 팽창 유지 시간, 스텐트 사이즈, 혈압 등의 조절가능한 항목을 별도로 선별할 수 있다. 이후 상기 전자장치는 선별된 특정 항목의 값을 일정 간격으로 변경하여 비교 데이터를 생성할 수 있다. 이후, 상

기 전자장치는 원 데이터를 ANN에 투입하여 생성된 예측값과 비교 데이터를 ANN에 투입하여 생성된 예측값을 비교할 수 있으며, 만약, 원 데이터에 의해 생성된 예측값(예컨대, True)이 비교 데이터에 의해 생성된 예측값(예컨대, False)이 서로 다르게 산출되면, 두 값이 다르게 산출되기 시작하는 위험인자 항목별 데이터 수치를 기록할 수 있다. 예를 들어, 원 데이터 분석 결과 PHD 예측값이 True로 산출되나, 혈압의 수치를 1만큼 낮춘 비교 데이터를 분석한 결과 PHD 예측값이 False로 산출된 경우, 상기 전자장치는 해당 환자의 PHD 위험을 낮추기 위해 혈압을 1이상 낮추면 된다는 결과를 생성할 수 있다. 이와 같은 방식으로 본 발명의 다양한 실시 예는 환자의 CAS후 PHD의 발생 여부를 예측할 뿐 아니라, PHD가 발생하지 않게 하기 위해 요구되는 위험인자별 수치 정보를 산출하고 이를 사용자에게 제공할 수 있다.

[0081] 참고로, 본 발명의 실시 예에서, 연속 데이터는 평균 μ 표준 편차 (SD; standard Deviation)로 표시될 수 있으며, PHD의 위험 인자는 트레이닝 코호트의 MLR 모델을 사용하여 후향적 데이터로 결정될 수 있다. 테스트 코호트의 전향적 데이터는 ANN 모델에 대한 입력으로 사용될 수 있다.

[0082] 또한 다양한 실시 예에 따라, 상기 전자장치에서 PHD의 고위험군 환자를 자동으로 식별하기 위해서 CNN(Convolutional Neural Network) 기반의 영상 인식이 추가로 수행될 수 있다. 이는 해당 영상을 인식한 의료진이 직접 환자에 대한 자료를 별도로 입력하지 않더라도, 자동으로 영상 인식을 기반으로 관련 자료를 ANN에 투입할 수 있게 된다. 예를 들어, 협착부위가 분기로부터 10mm이하의 거리에 존재하는지 여부에 대한 데이터 입력에 있어, CNN기반의 영상 인식 기술은 촬영 영상이 입력되는 즉시 해당 환자의 정보가 자동으로 ANN의 입력 레이어의 특정 노드에 투입되는 것을 가능하게 할 수 있다.

[0083] 또한, 본 발명의 실시 예에 따르면 76명에 대한 14가지 항목의 트레이닝 데이터를 학습에 이용하였으나, 초과 적용을 방지하기 위해서는 항목 수를 줄이거나 데이터 양을 늘려 적용하는 편이 바람직하다.

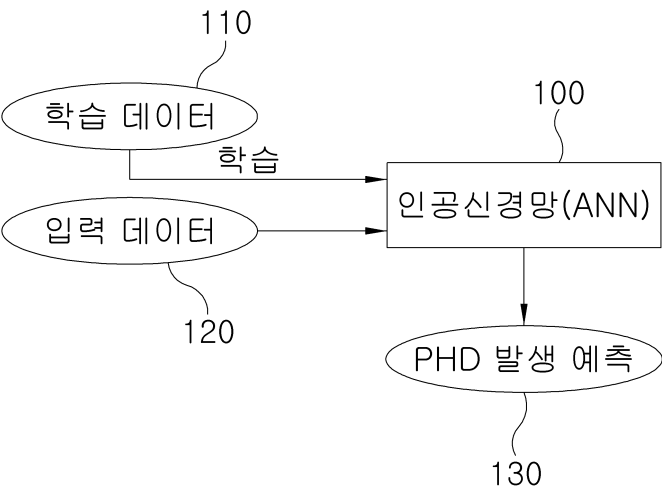
[0084] 상술한 예를 참조하여 본 발명을 상세하게 설명하였지만, 당업자라면 본 발명의 범위를 벗어나지 않으면서도 본 예들에 대한 개조, 변경 및 변형을 가할 수 있다. 요컨대 본 발명이 의도하는 효과를 달성하기 위해 도면에 도시된 모든 기능 블록을 별도로 포함하거나 도면에 도시된 모든 순서를 도시된 순서 그대로 따라야만 하는 것은 아니며, 그렇지 않더라도 얼마든지 청구항에 기재된 본 발명의 기술적 범위에 속할 수 있음에 주의한다.

부호의 설명

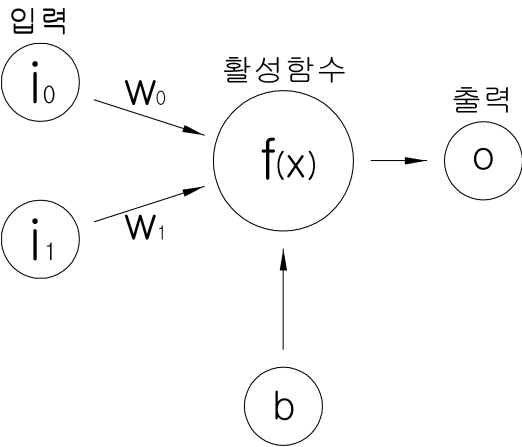
[0085] 810 : 표시부
820 : 통신부
830 : 입력부
840 : 저장부
841 : 환자별 위험인자 데이터
850 : 제어부
851 : ANN
852 : 환자 데이터 판독부
853 : 데이터 투입부
854 : 정확도 산출부

도면

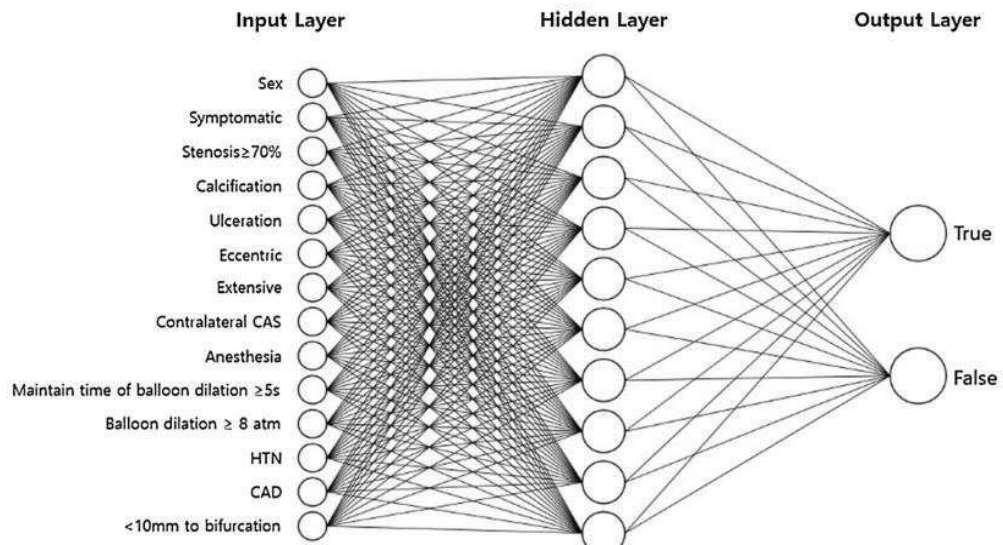
도면1



도면2



도면3



도면4a

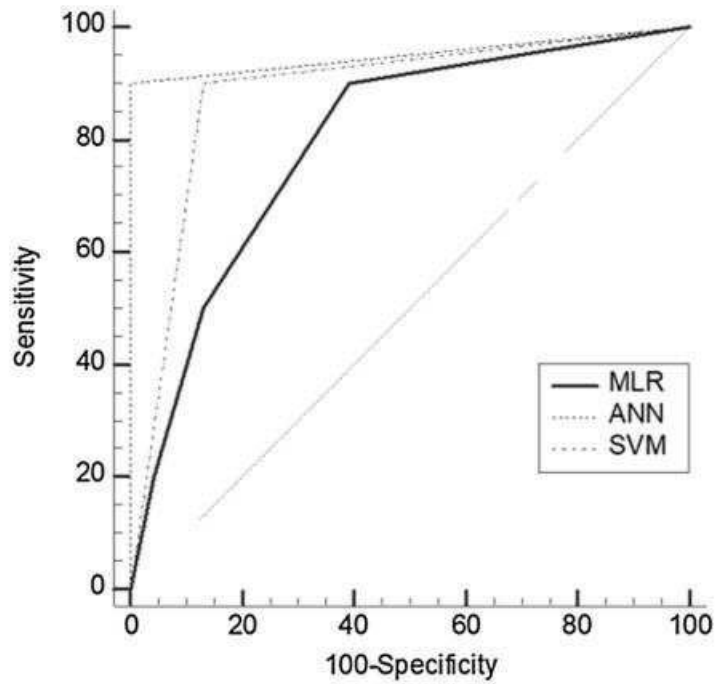
Variables	Training cohort (n = 76)	Test cohort (n = 33)	P
Clinical characteristics			
Male	61 (80.3%)	25 (75.8%)	0.596
Age, years	69.3 ± 9.5	72.1 ± 6.7	0.138
Hypertension	51 (67.1%)	25 (75.8%)	0.366
Diabetes mellitus	28 (36.8%)	13 (39.4%)	0.801
Coronary artery disease	10 (13.2%)	6 (18.2%)	0.496
Hyperlipidemia	10 (13.2%)	5 (15.2%)	0.781
Symptomaticity	65 (85.5%)	27 (81.8%)	0.624
Radiologic characteristics			
Lesion site, left	40 (52.6%)	16 (48.5%)	0.691
Distance within 10 mm from bifurcation	61 (80.3%)	28 (84.8%)	0.570
Stenosis ≥ 70%	53 (69.7%)	25 (75.8%)	0.522
Severe calcification	22 (28.9%)	8 (24.2%)	0.613
Ulceration	17 (22.4%)	7 (21.2%)	0.894
Eccentric stenosis	30 (39.5%)	13 (39.4%)	0.994
Extensive lesions	17 (22.4%)	7 (21.2%)	0.894
Contralateral CAS	5 (6.6%)	4 (12.1%)	0.344
Procedural characteristics			
Local anesthesia	73 (96.1%)	32 (97.0%)	0.815
Balloon time ≥ 5sec	64 (84.2%)	28 (84.8%)	0.933
Maximal ATM ≥ 8	66 (86.8%)	29 (87.9%)	0.882
Balloon size (mm)	4.30 ± 0.46	4.33 ± 0.48	0.757
Balloon length (mm)	28.68 ± 5.96	28.79 ± 6.00	0.934
Stent size (mm)	7.13 ± 1.18	7.09 ± 1.16	0.867
Stent length ≥ 40 mm	45.39 ± 9.16	44.24 ± 8.30	0.521
Persistent hemodynamic depression	21 (27.6%)	10 (30.3%)	0.776

ATM, Atmosphere; *P < 0.05 is significant.

도면4b

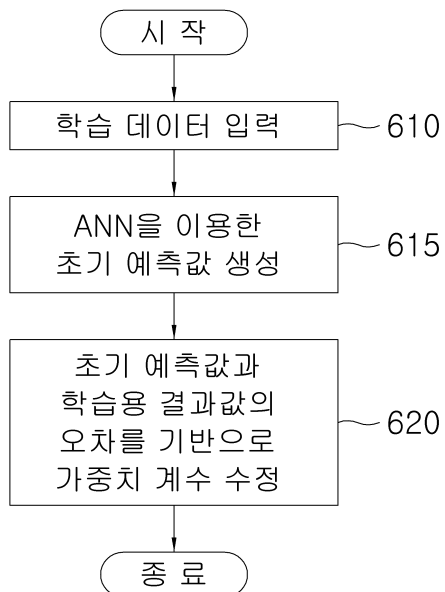
Case	FALSE	TRUE	Prediction	Actual	Case	FALSE	TRUE	Prediction	Actual
1	9.98E - 01	2.15E - 03	FALSE	FALSE	18	1.00E + 00	5.26E - 05	FALSE	FALSE
2	1.00E + 00	5.64E - 11	FALSE	FALSE	19	5.35E - 03	9.95E - 01	TRUE	TRUE
3	8.56E - 05	1.00E + 00	TRUE	TRUE	20	1.00E + 00	3.51E - 09	FALSE	FALSE
4	2.95E - 02	9.70E - 01	TRUE	TRUE	21	1.00E + 00	7.52E - 15	FALSE	FALSE
5	1.00E + 00	2.07E - 10	FALSE	FALSE	22	1.00E + 00	2.01E - 23	FALSE	FALSE
6	3.38E - 02	9.66E - 01	TRUE	TRUE	23	7.26E - 04	9.99E - 01	TRUE	TRUE
7	1.18E - 04	1.00E + 00	TRUE	TRUE	24	1.00E + 00	6.13E - 06	FALSE	FALSE
8	9.97E - 01	3.00E - 03	FALSE	FALSE	25	1.60E - 02	9.84E - 01	TRUE	TRUE
9	1.00E + 00	3.44E - 04	FALSE	FALSE	26	1.00E + 00	4.05E - 15	FALSE	FALSE
10	1.00E + 00	6.72E - 11	FALSE	FALSE	27	1.00E + 00	1.50E - 21	FALSE	FALSE
11	1.00E + 00	8.07E - 16	FALSE	FALSE	28	1.00E + 00	1.80E - 05	FALSE	FALSE
12	1.00E + 00	2.24E - 07	FALSE	FALSE	29	1.00E + 00	3.44E - 04	FALSE	FALSE
13	2.17E - 04	1.00E + 00	TRUE	TRUE	30	7.26E - 04	9.99E - 01	TRUE	TRUE
14	1.00E + 00	2.14E - 07	FALSE	FALSE	31	1.40E - 03	9.99E - 01	TRUE	FALSE
15	9.90E - 01	1.01E - 02	FALSE	FALSE	32	1.00E + 00	1.97E - 06	FALSE	FALSE
16	6.76E - 02	9.32E - 01	TRUE	TRUE	33	1.00E + 00	1.51E - 05	FALSE	FALSE
17	1.00E + 00	7.34E - 16	FALSE	FALSE					

도면5

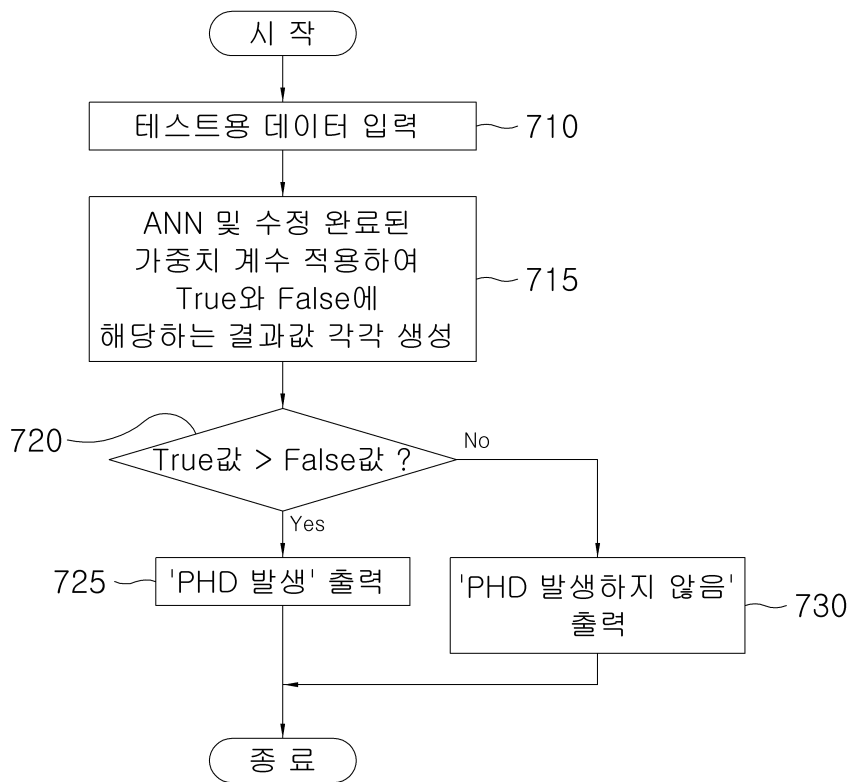


Criterion	AUROC (95% CI)	p-value	Sen (%)	Spe (%)
MLR (> 0.10)	0.796 (0.620–0.915)	<0.001	90.0	60.9
SVM (> 0)	0.885 (0.725–0.969)	<0.001	90.0	87.0
ANN (> 0)	0.950 (0.813–0.996)	<0.001	90.0	100.0

도면6



도면7



도면8

