

(43) 공개일자 2021년07월27일

- (71) 출원인

연세대학교 산학협력단

(52) CPC특허분류

*G16H 50/50* (2018.01)

A61B 5/4818 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2020-0006700

(22) 출원일자 2020년01월17일

심사청구일자 2020년01월17일

(72) 발명자

이준상

서울특별시 서대문구 연세로 50 연세대학교 제4공학관 D605호

조형주

서울특별시 서초구 잠원로8길 35 래미안신반포팰  
리스 103-1802

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

특허법인 플러스

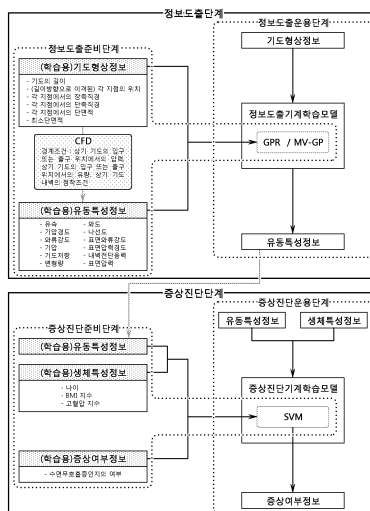
전체 청구항 수 : 총 11 항

(54) 발명의 명칭 기계학습을 이용한 수면무호흡증 진단방법

(57) 요약

본 발명은 기계학습을 이용한 수면무호흡증 진단방법에 관한 것이다. 본 발명의 목적은, 기도의 기하학적 형상으로부터 수면무호흡증과 관련된 매개변수들을 추출하고 시뮬레이션을 통해 산출한 데이터를 사용하여 기계학습을 수행함으로써 수면무호흡증 여부를 진단하는, 기계학습을 이용한 수면무호흡증 진단방법을 제공함에 있다. 본 발명의 다른 목적은, 상술한 바와 같이 기도의 기하학적 형상으로부터 수면무호흡증 여부를 진단함으로써, 수면무호흡증 진단의 정확성을 향상하고 정량적 표준을 제시하는, 기계학습을 이용한 수면무호흡증 진단방법을 제공함에 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

**A61B 5/7264** (2013.01)

**A61B 5/7275** (2013.01)

**A61B 6/52** (2020.08)

**G06N 20/00** (2019.01)

**G16H 30/20** (2018.01)

**G16H 50/20** (2018.01)

(72) 발명자

**최윤정**

서울특별시 서대문구 연세로 50-1 연세대학교 치과  
대학병원 726호

**정휘동**

서울특별시 강남구 광평로51길 27 삼익아파트  
404-1004

**류수지**

서울특별시 중구 다산로 142-9

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 NRF-2017M3A9E9073371

부처명 과학기술정보통신부

과제관리(전문)기관명 한국연구재단

연구사업명  
발사업 원천기술개발사업/바이오·의료기술개발사업/의료기관 창업 캠퍼스 연계 원천기술개

연구과제명 심혈관 질환 진단-치료 의료현장용 고속 FFR simulator 개발

기 여 율 1/1

과제수행기관명 연세대학교 산학협력단

연구기간 2017.09.01 ~ 2020.01.31

## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

대상자의 기도의 기도형상정보로부터 정보도출기계학습모델을 이용하여 유동특성정보가 도출되는 정보도출단계;  
상기 정보도출단계에서 도출된 상기 유동특성정보 및 상기 대상자의 생체특성정보로부터 증상진단기계학습모델을 이용하여 상기 대상자가 수면무호흡증인지의 여부인 증상여부정보가 도출되는 증상진단단계;  
를 포함하는 것을 특징으로 하는 기계학습을 이용한 수면무호흡증 진단방법.

#### 청구항 2

제 1항에 있어서, 상기 정보도출단계는,  
학습용으로서 미리 선택된 복수 개의 기도에 대하여, 상기 기도의 기도형상정보 및 전산유체역학을 통해 도출된 유동특성정보를 이용하여 상기 정보도출기계학습모델이 구축되는 정보도출준비단계,  
분석용으로서 새로 선택된 적어도 하나의 기도에 대하여, 상기 기도의 기도형상정보로부터 상기 정보도출준비단계에서 구축된 상기 정보도출기계학습모델을 이용하여 유동특성정보가 도출되는 정보도출운용단계  
를 포함하며,  
상기 정보도출기계학습모델이 구축될 때까지는 상기 정보도출준비단계만 수행되고,  
상기 정보도출기계학습모델이 구축된 후에는 상기 정보도출운용단계만 수행되는 것을 특징으로 하는 기계학습을 이용한 수면무호흡증 진단방법.

#### 청구항 3

제 2항에 있어서, 상기 정보도출준비단계는,  
학습용으로서 미리 선택된 복수 개의 기도에 대하여, 상기 기도의 단층촬영사진으로부터 3차원 모델링된 상기 기도의 기도형상정보가 도출되는 학습용기도형상정보도출단계,  
상기 기도의 3차원모델에 경계조건이 부여되어 전산유체역학을 통해 유동특성정보가 도출되는 학습용유동특성정보도출단계,  
복수 개의 상기 기도형상정보 및 상기 유동특성정보를 이용하여 기계학습이 이루어짐으로써 상기 정보도출기계학습모델이 구축되는 정보도출기계학습모델구축단계  
를 포함하는 것을 특징으로 하는 기계학습을 이용한 수면무호흡증 진단방법.

#### 청구항 4

제 3항에 있어서, 상기 정보도출기계학습모델구축단계는,  
GPR(Gaussian Process Regression) 또는 MV-GP(MultiVariate Gaussian Process regression) 알고리즘에 의하여 기계학습이 이루어짐으로써 상기 정보도출기계학습모델이 구축되는 것을 특징으로 하는 기계학습을 이용한 수면무호흡증 진단방법.

#### 청구항 5

제 3항에 있어서, 상기 기도형상정보는,

상기 기도의 길이, 상기 기도의 길이방향을 따라 이격 배치된 복수 개의 지점에 대하여, 각 지점의 위치, 각 지점에서의 장축직경, 각 지점에서의 단축직경, 각 지점에서의 단면적, 최소단면적 중 선택되는 적어도 하나인 것을 특징으로 하는 기계학습을 이용한 수면무호흡증 진단방법.

#### 청구항 6

제 3항에 있어서, 상기 경계조건은,

상기 기도의 입구 또는 출구 위치에서의 압력, 상기 기도의 입구 또는 출구 위치에서의 유량, 상기 기도 내벽의 점착조건 중 선택되는 적어도 하나인 것을 특징으로 하는 기계학습을 이용한 수면무호흡증 진단방법.

#### 청구항 7

제 3항에 있어서, 상기 유동특성정보는,

유속(velocity), 기압경도(pressure gradient), 와류강도(swirling strength), 기압(pressure), 기도저항(airway resistance), 변형량(deformation), 와도(vorticity), 나선도(helicity), 표면와류강도(surface swirling strength), 표면압력경도(surface pressure gradient), 내벽전단응력(wall shear stress), 표면압력(surface pressure) 중 선택되는 적어도 하나인 것을 특징으로 하는 기계학습을 이용한 수면무호흡증 진단방법.

#### 청구항 8

제 2항에 있어서, 상기 정보도출운용단계는,

분석용으로서 새로 선택된 적어도 하나의 기도에 대하여, 상기 기도의 단층촬영사진으로부터 3차원 모델링된 상기 기도의 기도형상정보가 도출되는 기도형상정보도출단계,

상기 기도형상정보가 상기 정보도출기계학습모델에 입력되어 유동특성정보가 출력되는 유동특성정보도출단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 기계학습을 이용한 수면무호흡증 진단방법.

#### 청구항 9

제 1항에 있어서, 상기 증상진단단계는,

상기 정보도출단계에서 사용된 기도 중 학습용으로서 미리 선택된 복수 개의 기도에 대하여, 상기 정보도출단계에서 도출된 상기 기도의 상기 유동특성정보, 상기 기도를 가지는 상기 대상자의 생체특성정보 및 상기 대상자의 증상여부정보를 이용하여 기계학습이 이루어짐으로써 상기 증상진단기계학습모델이 구축되는 증상진단준비단계,

분석용으로서 새로 선택된 적어도 하나의 기도에 대하여, 상기 기도의 상기 유동특성정보 및 상기 기도를 가지는 상기 대상자의 생체특성정보가 상기 증상진단준비단계에서 구축된 상기 증상진단기계학습모델에 입력되어 상기 대상자의 증상여부정보가 출력되는 증상진단운용단계

를 포함하며,

상기 증상진단기계학습모델이 구축될 때까지는 상기 증상진단준비단계만 수행되고,

상기 증상진단기계학습모델이 구축된 후에는 상기 증상진단운용단계만 수행되는 것을 특징으로 하는 기계학습을 이용한 수면무호흡증 진단방법.

## 청구항 10

제 9항에 있어서, 상기 증상진단준비단계는,

SVM(Support Vector Machine) 알고리즘에 의하여 기계학습이 이루어짐으로써 상기 증상진단기계학습모델이 구축되는 것을 특징으로 하는 기계학습을 이용한 수면무호흡증 진단방법.

## 청구항 11

제 9항에 있어서, 상기 생체특성정보는,

나이, BMI 지수, 고혈압(hypertension) 지수 중 선택되는 적어도 하나인 것을 특징으로 하는 기계학습을 이용한 수면무호흡증 진단방법.

## 발명의 설명

### 기술 분야

[0001] 본 발명은 수면무호흡증 진단방법에 관한 것으로, 보다 상세하게는 기계학습(machine learning)을 이용하여 수면무호흡증 여부에 대한 정확한 진단 및 정량적 표준을 제공하는, 기계학습을 이용한 수면무호흡증 진단방법에 관한 것이다.

### 배경 기술

[0002] 폐쇄성 수면무호흡증(Obstructive Sleep Apnea Syndrome, OSAS)이란 일반적인 수면호흡장애의 하나로서, 수면 중 상부 기도(비강에서 인두까지, 이하 '기도'로 약칭함)의 면적이 막히거나 좁아지면서 무호흡 또는 저호흡이 발생하는 증상을 말한다. 대부분의 OSAS 환자는 수면 중 과도한 코골이를 겪으며, 통계에 따르면 성인의 6명 중 1명이 OSAS를 앓고 있다고 보고될 정도로 상당히 흔하다고 볼 수 있다. OSAS 환자는 심혈관질환과 같은 질병에 대한 유병률이 높은 경향이 있어, 검사 또는 치료를 요하는 환자들이 늘고 있는 실정이다.

[0003] 일반적으로 현재 수면무호흡증 여부를 진단하기 위하여 수면다원검사(Polysomnography)를 실시하고 있다. 수면다원검사란 환자의 뇌파, 산소포화도, 호흡, 수면자세, 맥박, 흉곽움직임 등을 동시에 측정하는 것으로, 수면무호흡증을 진단하는데 가장 필수적인 진단검사이다. 그러나 수면다원검사를 위해서는 안면, 두부 등에 상당히 많은 개수의 피부부착형 센서(한국특허공개 제2019-0114386호("생체 정보 감지 센서", 2019.10.10.) 등에 이러한 피부부착형 센서의 형태가 개시된다)를 부착하여야 하며, 흉곽과 복부의 경우 센서를 둘러 묶는 방식으로 착용하여야 한다. 이처럼 수많은 센서를 부착 및 착용한 상태는 환자에게 큰 불편을 초래하며, 즉 환자는 평상시의 수면환경과 전혀 다른 환경에 처하게 되기 때문에 검사결과가 정확하지 않게 나오는 경우가 상당히 많다. 또한 수면다원검사는 야간에 최소 6시간 이상 수면을 하면서 시행하여야 하기 때문에, 하루에 시행 가능한 검사 개수가 제한되는 문제 또한 있다.

[0004] 이러한 문제를 해소하기 위하여, 보다 간편한 검사를 통해 수면무호흡증을 진단하기 위한 시도가 다양하게 이루어져 왔다. 그 중 한 예로서 한국특허등록 제1958561호("수면무호흡증 진단 장치 및 그 동작 방법", 2019.03.08., 이하 '선행문헌')에는, 환자의 두개골 구조정보에 기초하여 수면무호흡증 여부를 산출하는 기술이 개시된다. 보다 구체적으로는, 코골이소리크기, 허리둘레, 비하점(subnasale)에서 입중간점(stomion)까지의 거리, 목젖(uvula) 두께, 나이를 선행문헌에서 도출된 통계식을 사용하여 수면무호흡증 여부 확률을 구하는 기술이다. 그러나, 실제로 수면무호흡증 발생 시 주요 증상이 나타나는 기관은 앞서 설명한 바와 같이 기도인데, 선행문헌에서는 실질적으로 기도의 형상이나 구조는 전혀 고려하지 않고 주변부의 형상이나 구조를 통해 단지 통계적인 확률을 구할 뿐인 바, 정량적으로 정확한 진단결과를 얻을 것으로 기대하기 어렵다.

## 선행기술문헌

### 특허문헌

[0005] (특허문헌 0001) 1. 한국특허공개 제2019-0114386호("생체 정보 감지 센서", 2019.10.10.)

(특허문헌 0002) 2. 한국특허등록 제1958561호("수면무호흡증 진단 장치 및 그 동작 방법", 2019.03.08.)

## 발명의 내용

### 해결하려는 과제

[0006] 따라서, 본 발명은 상기한 바와 같은 종래 기술의 문제점을 해결하기 위하여 안출된 것으로, 본 발명의 목적은, 기도의 기하학적 형상으로부터 수면무호흡증과 관련된 매개변수들을 추출하고 시뮬레이션을 통해 산출한 데이터를 사용하여 기계학습을 수행함으로써 수면무호흡증 여부를 진단하는, 기계학습을 이용한 수면무호흡증 진단방법을 제공함에 있다. 본 발명의 다른 목적은, 상술한 바와 같이 기도의 기하학적 형상으로부터 수면무호흡증 여부를 진단함으로써, 수면무호흡증 진단의 정확성을 향상하고 정량적 표준을 제시하는, 기계학습을 이용한 수면무호흡증 진단방법을 제공함에 있다.

### 과제의 해결 수단

[0007] 상기한 바와 같은 목적을 달성하기 위한 본 발명의 기계학습을 이용한 수면무호흡증 진단방법은, 대상자의 기도의 기도형상정보로부터 정보도출기계학습모델을 이용하여 유동특성정보가 도출되는 정보도출단계; 상기 정보도출단계에서 도출된 상기 유동특성정보 및 상기 대상자의 생체특성정보로부터 증상진단기계학습모델을 이용하여 상기 대상자가 수면무호흡증인지의 여부인 증상여부정보가 도출되는 증상진단단계;를 포함할 수 있다.

[0008] 상기 정보도출단계는, 학습용으로서 미리 선택된 복수 개의 기도에 대하여, 상기 기도의 기도형상정보 및 전산유체역학을 통해 도출된 유동특성정보를 이용하여 상기 정보도출기계학습모델이 구축되는 정보도출준비단계, 분석용으로서 새로 선택된 적어도 하나의 기도에 대하여, 상기 기도의 기도형상정보로부터 상기 정보도출준비단계에서 구축된 상기 정보도출기계학습모델을 이용하여 유동특성정보가 도출되는 정보도출운용단계를 포함하며, 상기 정보도출기계학습모델이 구축될 때까지는 상기 정보도출준비단계만 수행되고, 상기 정보도출기계학습모델이 구축된 후에는 상기 정보도출운용단계만 수행될 수 있다.

[0009] 상기 정보도출준비단계는, 학습용으로서 미리 선택된 복수 개의 기도에 대하여, 상기 기도의 단층촬영사진으로부터 3차원 모델링된 상기 기도의 기도형상정보가 도출되는 학습용기도형상정보도출단계, 상기 기도의 3차원모델에 경계조건이 부여되어 전산유체역학을 통해 유동특성정보가 도출되는 학습용유동특성정보도출단계, 복수 개의 상기 기도형상정보 및 상기 유동특성정보를 이용하여 기계학습이 이루어짐으로써 상기 정보도출기계학습모델이 구축되는 정보도출기계학습모델구축단계를 포함할 수 있다.

[0010] 이 때 상기 정보도출기계학습모델구축단계는, GPR(Gaussian Process Regression) 또는 MV-GP(MultiVariate Gaussian Process regression) 알고리즘에 의하여 기계학습이 이루어짐으로써 상기 정보도출기계학습모델이 구축될 수 있다.

[0011] 또한 상기 기도형상정보는, 상기 기도의 길이, 상기 기도의 길이방향을 따라 이격 배치된 복수 개의 지점에 대하여, 각 지점의 위치, 각 지점에서의 장축직경, 각 지점에서의 단축직경, 각 지점에서의 단면적, 최소단면적 중 선택되는 적어도 하나일 수 있다.

[0012] 또한 상기 경계조건은, 상기 기도의 입구 또는 출구 위치에서의 압력, 상기 기도의 입구 또는 출구 위치에서의 유량, 상기 기도 내벽의 점착조건 중 선택되는 적어도 하나일 수 있다.

[0013] 또한 상기 유동특성정보는, 유속(velocity), 기압경도(pressure gradient), 와류강도(swirling strength), 기압(pressure), 기도저항(airway resistance), 변형량(deformation), 와도(vorticity), 나선도(helicity), 표면와류강도(surface swirling strength), 표면압력경도(surface pressure gradient), 내벽전단응력(wall shear stress), 표면압력(surface pressure) 중 선택되는 적어도 하나일 수 있다.

[0014] 상기 정보도출운용단계는, 분석용으로서 새로 선택된 적어도 하나의 기도에 대하여, 상기 기도의 단층촬영사진으로부터 3차원 모델링된 상기 기도의 기도형상정보가 도출되는 기도형상정보도출단계, 상기 기도형상정보가 상기 정보도출기계학습모델에 입력되어 유동특성정보가 출력되는 유동특성정보도출단계를 포함할 수 있다.

[0015] 상기 증상진단단계는, 상기 정보도출단계에서 사용된 기도 중 학습용으로서 미리 선택된 복수 개의 기도에 대하여, 상기 정보도출단계에서 도출된 상기 기도의 상기 유동특성정보, 상기 기도를 가지는 상기 대상자의 생체특성정보 및 상기 대상자의 증상여부정보를 이용하여 기계학습이 이루어짐으로써 상기 증상진단기계학습모델이 구

측되는 증상진단준비단계, 분석용으로서 새로 선택된 적어도 하나의 기도에 대하여, 상기 기도의 상기 유동특성 정보 및 상기 기도를 가지는 상기 대상자의 생체특성정보가 상기 증상진단준비단계에서 구축된 상기 증상진단기계학습모델에 입력되어 상기 대상자의 증상여부정보가 출력되는 증상진단운용단계를 포함하며, 상기 증상진단기계학습모델이 구축될 때까지는 상기 증상진단준비단계만 수행되고, 상기 증상진단기계학습모델이 구축된 후에는 상기 증상진단운용단계만 수행될 수 있다.

[0016] 상기 증상진단준비단계는, SVM(Support Vector Machine) 알고리즘에 의하여 기계학습이 이루어짐으로써 상기 증상진단기계학습모델이 구축될 수 있다.

[0017] 이 때 상기 생체특성정보는, 나이, BMI 지수, 고혈압(hypertension) 지수 중 선택되는 적어도 하나일 수 있다.

### 발명의 효과

[0018] 본 발명에 의하면, 폐쇄성 수면무호흡증(OSAS) 여부를 진단함에 있어서 기도의 기하학적 형상을 이용함으로써, 종래에 수많은 센서를 부착 및 착용한 상태에서 실제로 수면을 수행하면서 시행하여야만 했던 수면다원검사로 인한 환자의 불편함 초래, 진단결과 정확성 저하, 진단수행의 제한 등의 여러 문제들을 일거에 해소하는 효과가 있다. 보다 구체적으로는, 본 발명에 의하면, 기도의 기하학적 형상으로부터 수면무호흡증과 관련된 매개변수들을 추출하고 시뮬레이션을 통해 산출한 데이터를 사용하여 기계학습을 수행함으로써 수면무호흡증 여부를 진단한다. 즉 본 발명에 의하면 실제로 수면무호흡증 증상이 주요하게 나타나는 기도의 형상 및 구조, 기도에서의 유체역학적 특성의 관계를 이용하여 진단을 수행함으로써 가장 직접적인 진단결과를 얻을 수 있어, 궁극적으로 수면무호흡증 여부 진단의 정확성을 크게 향상할 수 있다는 큰 효과가 있다.

[0019] 뿐만 아니라 본 발명에 의하면, 기도의 유동특성을 예측함에 있어서 시뮬레이션 데이터를 이용하여 GPR 알고리즘을 통한 기계학습을 수행함으로써, 전산유체역학(CFD)을 이용하는 경우와 비교할 때 수만 배 이상 계산시간을 비약적으로 단축하는 효과가 있다. 더불어 본 발명에 의하면, SVM 알고리즘을 사용하여 수면무호흡증 여부를 진단함으로써, 환자 분류에 정량적 표준을 제시할 수 있으며 또한 분류결과를 신속하게 제공할 수 있다는 큰 효과 또한 있다.

### 도면의 간단한 설명

[0020] 도 1은 본 발명의 수면무호흡증 진단방법의 구성도.

도 2는 기도의 기도형상정보로부터 유동특성정보를 도출하는 과정 예시.

도 3 및 도 4는 전산유체역학(CFD)을 이용하여 산출한 유동특성정보 결과 예시.

도 5는 기도의 3차원모델의 여러 실시예.

도 6은 정상인 대상자의 기도의 3차원모델, 전산유체역학 해석결과, 기계학습 예측결과 예시.

도 7은 약한 수면무호흡증 환자인 대상자의 기도의 3차원모델, 전산유체역학 해석결과, 기계학습 예측결과 예시.

도 8은 본 발명의 수면무호흡증 진단방법의 정확도 결과.

### 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0021] 이하, 상기한 바와 같은 구성을 가지는 본 발명에 의한 기계학습을 이용한 수면무호흡증 진단방법을 첨부된 도면을 참고하여 상세하게 설명한다.

[0022] 도 1은 본 발명의 수면무호흡증 진단방법의 구성을 정리하여 도시한 것이다. 도 1에 잘 나타나 있는 바와 같이, 본 발명의 수면무호흡증 진단방법은, 크게는 정보도출단계 및 증상진단단계, 두 단계로 이루어진다. 상기 정보도출단계에서는 대상자의 기도의 기도형상정보로부터 정보도출기계학습모델을 이용하여 유동특성정보가 도출되며, 상기 증상진단단계에서는 상기 정보도출단계에서 도출된 상기 유동특성정보 및 상기 대상자의 생체특성정보로부터 증상진단기계학습모델을 이용하여 상기 대상자가 수면무호흡증인지의 여부인 증상여부정보가 도출된다.

[0023] 종래에 수면무호흡증 여부를 진단하기 위하여 통상적으로 수행해 왔던 수면다원검사는, 대상자가 수많은 센서를 부착하고 수면을 수행하여야만 하는 근본적인 문제로 인하여, 불편하고 정확성이 떨어지며 시행에 제한이 많았다. 이러한 문제를 해소하고자 코골이 소리를 측정하거나 수면 중 안면근육의 움직임을 측정하는 등 다양한 방



법이 시도되고 있으나, '대상자가 수면을 하는 상태'에서 무엇인가를 측정하도록 한다는 전제는 마찬가지로이기 때문에 역시 근본적인 문제 해결이 되지 못하였다.

[0024] 그러나 본 발명에서는, 상술한 바와 같이 수면무호흡증인지를 진단받고자 하는 대상자의 기도 형상을 기반으로 하여 수면무호흡증 여부를 진단한다. 즉 본 발명의 진단방법으로 대상자가 진단을 받을 경우, 단지 CT 촬영만 받으면 되며 수면을 할 필요가 전혀 없다. 이처럼 본 발명의 진단방법은, 종래의 진단방법들의 가장 근본적인 문제점, 즉 '대상자가 수면을 하는 상태'를 반드시 필요로 한다는 문제점을 제거하는 획기적인 효과가 있다. 이에 따라 본 발명에 의하면, 종래의 진단방법이 수면상태를 필요로 함에 따라 수반되는 여러 문제점들, 즉 환자의 불편함, 수면환경 변화로 인한 정확성 저하, 장시간의 검사시간과 이에 따른 지원인력의 낭비 등의 수많은 문제점들 역시 원천적으로 자연히 해소된다.

[0025] 본 발명에서는, 앞서 간략히 설명한 바와 같이, 상기 정보도출단계 및 상기 증상진단단계 각각에서 서로 다른 기계학습을 이용하도록 이루어진다. 이하 본 발명의 수면무호흡증 진단방법을 각각의 단계별로 보다 구체적으로 상세히 설명한다.

#### [0026] [1] 정보도출단계

[0027] 본 발명의 수면무호흡증 진단방법에서는, 1단계로서 대상자의 기도형상정보를 획득한 후 이로부터 진단을 위한 정보를 뽑아내고, 2단계로서 앞서의 단계에서 뽑아낸 정보를 이용하여 대상자가 수면무호흡증인지의 여부를 진단한다. 상기 정보도출단계가 바로 상술한 1단계, 즉 대상자의 기도형상정보로부터 진단을 위한 정보를 뽑아내는 과정이다.

[0028] 상기 정보도출단계에서는, 앞서 설명한 바와 같이, 대상자의 기도의 기도형상정보로부터 정보도출기계학습모델을 이용하여 유동특성정보가 도출된다. 상기 정보도출단계는 도 1에 도시된 바와 같이 정보도출준비단계 및 정보도출운용단계의 세부단계들로 이루어지는데, 상기 정보도출기계학습모델이 구축될 때까지는 상기 정보도출준비단계만 수행되고, 상기 정보도출기계학습모델이 구축된 후에는 상기 정보도출운용단계만 수행된다. 각각의 단계에 대하여 이하에서 보다 상세히 설명한다.

[0029] 상기 정보도출준비단계는, 간략하게 설명하자면 상기 정보도출기계학습모델이 구축되는 과정이다. 상기 정보도출기계학습모델이 구축되기 위해서는 기도형상정보와 유동특성정보를 이용한 기계학습이 필요한데, 학습을 위한 유동특성정보는 전산유체역학(CFD)을 통해 얻어진다. 단계적으로 설명하자면, 상기 정보도출준비단계는, 학습용 기도형상정보도출단계, 학습용유동특성정보도출단계, 정보도출기계학습모델구축단계를 포함할 수 있다.

[0030] 상기 학습용 기도형상정보도출단계에서는, 학습용으로 미리 선택된 복수 개의 기도에 대하여, 상기 기도의 단층촬영사진으로부터 3차원 모델링된 상기 기도의 기도형상정보가 도출된다. 도 2는 기도의 기도형상정보로부터 유동특성정보를 도출하는 과정의 예시인데, 도 2 상측에는 기도의 단층촬영사진(CT data)를 가지고 3차원 모델링(3D modeling)하여 기도의 3차원모델을 도출하는 예시가 나타나 있다. 이와 같이 만들어진 기도의 3차원모델로부터 상기 기도의 기도형상정보를 얻을 수 있는데, 여기에서 상기 기도형상정보는, 상기 기도의 길이, 상기 기도의 길이방향을 따라 이격 배치된 복수 개의 지점에 대하여, 각 지점의 위치, 각 지점에서의 장축직경, 각 지점에서의 단축직경, 각 지점에서의 단면적, 최소단면적 등이 될 수 있다.

[0031] 상기 학습용유동특성정보도출단계에서는, 상기 기도의 3차원모델에 경계조건이 부여되어 전산유체역학을 통해 유동특성정보가 도출된다. 도 2 하측에는 경계조건을 부여하는 예시가 나타나 있다. 여기에서 상기 경계조건은, 상기 기도의 입구 또는 출구 위치에서의 압력, 상기 기도의 입구 또는 출구 위치에서의 유량, 상기 기도 내벽의 점착조건 등이 될 수 있다. 이와 같은 경계조건을 부여하여 전산유체역학을 이용하여 시뮬레이션을 수행하면 다양한 유동특성정보를 얻을 수 있다. 즉 상기 기도를 통과하는 공기의 유동특성을 알 수 있다는 것이다. 여기에서 상기 유동특성정보는, 유속(velocity), 기압경도(pressure gradient), 와류강도(swirling strength), 기압(pressure), 기도저항(airway resistance), 변형량(deformation), 와도(vorticity), 나선도(helicity), 표면와류강도(surface swirling strength), 표면압력경도(surface pressure gradient), 내벽전단응력(wall shear stress), 표면압력(surface pressure) 등이 될 수 있다. 도 3 및 도 4는 전산유체역학(CFD)을 이용하여 산출한 유동특성정보 결과 예시를 도시한 것이다.

[0032] 상기 정보도출기계학습모델구축단계에서는, 복수 개의 상기 기도형상정보 및 상기 유동특성정보를 이용하여 기계학습이 이루어짐으로써 상기 정보도출기계학습모델이 구축된다. 상기 정보도출기계학습모델은, 궁극적으로는 기도형상정보를 입력으로 넣으면 유동특성정보가 출력으로 나오도록 하기 위한 것이다. 이 때 아무 학습이 되어 있지 않은 상태에서는 입력값으로부터 출력값을 도출할 근거가 미비하므로 정확도가 떨어지나, 위에서 설명한



두 개의 학습용~정보도출단계를 통해 기도형상정보와 (실제로 CFD를 통해 정확하게 도출한) 유동특성정보를 매칭하여 넣어서 기계학습을 시켜주면 정확도가 올라가게 된다. 물론 이러한 기도형상정보/유동특성정보 매칭 세트를 많이 넣어줄수록 정확도는 더욱 올라갈 것이다.

[0033] 본 발명에서, 상기 정보도출기계학습모델구축단계에서는 GPR(Gaussian Process Regression) 또는 MV-GP(MultiVariate Gaussian Process regression) 알고리즘에 의하여 기계학습이 이루어지도록 할 수 있다. 앞서 설명한 바와 같이 본 발명에서는 기도의 3차원모델의 기도형상정보로서 기도를 복수 개로 나누어 각 지점 간 거리, 각 지점에서의 단면적 등과 같은 정보를 획득하며, 유동특성정보로서 이러한 각 지점에서의 유량, 압력 등과 같은 정보를 도출한다.

[0034] GPR 또는 MV-GP 알고리즘 자체는 기계학습 분야에서 널리 알려져 있는 알고리즘이므로 상세한 설명은 생략하겠으나, 두 알고리즘 간의 차이에 대하여 간략히 설명하자면 다음과 같다. 본 발명에서, 상술한 바와 같이 기계학습 과정에 GPR 또는 MV-GP 두 알고리즘 중 어느 것을 사용하여도 기계학습을 수행할 수 있었으나, 계산의 신속성 및 정확성을 보다 향상시키기 위해서는 MV-GP 알고리즘을 이용하는 것이 보다 바람직하다.

[0035] 도 5는 기도의 3차원모델의 여러 실시예를 도시한 것으로, 도 5에 도시된 실시예에서는 기도의 길이방향을 따라 8개의 지점을 지정하고 있다. GPR의 경우, 단일 응답 변수 학습 시 사용하는 알고리즘으로 변수들 간의 상관 관계를 고려하지 않고 여러 응답 변수를 독립적으로 고려하게 된다. 따라서 도 5에 표시된 P1, P2, ..., P8 지점 각각에 대하여 각각 별도로 기계학습을 수행하며, 각 지점의 위치별 상관관계 혹은 유동특성 (응답 변수)간에 상관관계가 전혀 고려되지 않는다. 그러나 MV-GP는 P1, P2, ..., P8 지점 전체에 대하여 함께 기계학습을 수행하기 때문에, 각 지점의 위치별 상관관계, 유동특성 간의 상관관계가 고려되어 학습이 이루어지게 된다.

[0036] 또한 GPR의 경우, 기도의 위치별 유동 특성 인자 각각의 예측 알고리즘을 생성해야 하므로, 예를 들어 12개의 유동특성 값을 예측하기 위해서는 12번의 알고리즘 생성이 필요하고 8개 지점에 대한 유동 특성값을 얻기 위해서는 총  $12 \times 8 = 96$ 번의 작업이 필요하다. 하지만 MV-GP의 경우, 하나의 알고리즘으로 기도 형상정보를 주었을 때 각 지점별 12가지 유동 특성 값을 단번에 구할 수 있다. 따라서 향후 자동화 및 데이터 처리 관점에서 볼 때 MV-GP 알고리즘이 훨씬 더 유리하다.

[0037] 뿐만 아니라 MV-GP가 더 유리한 이유는 더 있다. 실제 사람의 호흡은 호기와 흡기로 구성되어 시간에 따라 변화하는 유동조건을 가지고 있다. 따라서 실제 호흡 조건을 대입하기 위해서는 시계열 데이터 예측이 가능한 알고리즘이 적합할 것이 자명하다. 이 때 GPR의 경우, 단일 응답 변수만을 예측 가능하기에 유량을 고정시켜 예측해야 하고 시계열 데이터를 예측하지 못한다. 따라서 실제 호흡 조건에서 유동특성 값을 예측하기 위해 시계열 데이터 예측이 가능한 MV-GP를 사용이 필수적이다.

[0038] 마지막으로, GPR과 다르게 MV-GP 알고리즘 구현은 상당히 까다롭다. 높은 차원의 벡터 형태로 구성되어 있는 MV-GP 알고리즘 생성을 위해서는 GPR과 다른 복잡한 비선형 형태의 공분산을 구해 커널(kernel) 함수로 설정해야 한다. 따라서 기존 GPR의 경우, 상용프로그램의 툴박스(tool box)를 사용하여 쉽게 알고리즘을 생성할 수 있지만 MV-GP는 500줄 이상의 자체 코드와 9개 함수에 대한 코드가 있어야 알고리즘 생성이 가능하다.

[0039] 이처럼 MV-GP는 GPR에 비해 차별성 및 우수성이 매우 높으며, 수면무호흡증의 유동 예측을 위해서 각 지점의 위치별 상관관계, 유동특성 간의 상관관계가 고려된 MV-GP의 사용이 훨씬 바람직하다는 것은 자명하다.

[0040] 상기 정보도출운용단계는, 간략하게 설명하자면 상기 정보도출기계학습모델을 이용하여 정보 도출이 직접 이루어지는 과정이다. 단계적으로 설명하자면, 상기 정보도출운용단계는, 기도형상정보도출단계, 유동특성정보도출단계를 포함할 수 있다.

[0041] 상기 기도형상정보도출단계에서는, 분석용으로서 새로 선택된 적어도 하나의 기도에 대하여, 상기 기도의 단층 촬영사진으로부터 3차원 모델링된 상기 기도의 기도형상정보가 도출된다. 실질적으로 실제로 이루어지는 작업 자체는 앞서의 학습용기도형상정보도출단계와 동일하며, 상기 학습용기도형상정보도출단계에서 얻어진 기도형상정보가 시간 절약 및 정확도 테스트를 위해 이 단계에서 재사용될 수도 있다.

[0042] 상기 유동특성정보도출단계에서는, 상기 기도형상정보가 상기 정보도출기계학습모델에 입력되어 유동특성정보가 출력된다. 앞서의 학습용유동특성정보도출단계에서는, 기도형상정보를 가지고 전산유체역학을 통해 유동특성정보를 도출하였으며, 실제로 이러한 작업에는 하나의 기도 당 4-5시간 정도의 장시간이 소요된다. 그러나 상기 정보도출준비단계가 수행되어 일단 상기 정보도출기계학습모델이 구축되고 나면, 상기 정보도출기계학습모델에 상기 기도형상정보가 입력되어 상기 유동특성정보가 출력되기까지 0.5초 정도의 비약적인 시간 단축이 이루어진

다.

[0043] 도 6은 정상인 대상자의 기도의 3차원모델, 전산유체역학 해석결과, 기계학습 예측결과 예시를, 도 7은 약한 수면무호흡증 환자인 대상자의 기도의 3차원모델, 전산유체역학 해석결과, 기계학습 예측결과 예시를 각각 도시하고 있다. 도 6 및 도 7의 예시에서는, 좌측에 도시된 바와 같이 기도의 3차원모델을 8부분으로 쪼개어 해석 및 예측을 수행하였다. 도 6 및 도 7 우측에는, 8개의 부분 각각에서의 유동특성정보로서 기도를 통해 흘러가는 공기의 속도(velocity) 및 정압(static pressure)의 해석결과 및 예측결과가 그래프로 표시되어 있다. 전산유체역학(CFD)을 이용한 해석결과는 그 자체로 정확한 값이므로, 기계학습모델(Machine Learning, ML)을 이용한 예측결과가 이 해석결과에 얼마나 가깝게 나오느냐를 봄으로써 예측결과의 정확성을 판단할 수 있을 것이다. 이 때 도 6 및 도 7 우측의 그래프로 잘 나타나 있는 바와 같이, GPR을 이용하였을 경우나 MV-GP를 이용하였을 경우 모두, 예측결과가 해석결과에 상당히 가깝게 나오고 있어, 기계학습모델을 이용한 예측결과의 정확성이 상당히 높다는 것을 확인할 수 있다. 또한 그래프 좌우를 비교해 보면 MV-GP가 GPR보다 좀더 정확성이 높다는 것도 확인할 수 있다. 실제로 본 출원인이 수행한 실험에서는 평균적인 정확도가 72% 정도로 확인된다.

## [0044] [2] 증상진단단계

[0045] 본 발명의 수면무호흡증 진단방법에서는, 1단계로서 대상자의 기도형상정보를 획득한 후 이로부터 진단을 위한 정보를 뽑아내고, 2단계로서 앞서의 단계에서 뽑아낸 정보를 이용하여 대상자가 수면무호흡증인지의 여부를 진단한다. 상기 증상진단단계가 바로 상술한 2단계, 앞서의 단계 결과로부터 수면무호흡증 여부를 진단하는 과정이다.

[0046] 상기 증상진단단계에서는, 앞서 설명한 바와 같이, 상기 정보도출단계에서 도출된 상기 유동특성정보 및 상기 대상자의 생체특성정보로부터 증상진단기계학습모델을 이용하여 상기 대상자가 수면무호흡증인지의 여부인 증상 여부정보가 도출된다. 상기 증상진단단계는 도 1에 도시된 바와 같이 증상진단준비단계 및 증상진단운용단계의 세부단계들로 이루어지는데, 상기 증상진단기계학습모델이 구축될 때까지는 상기 증상진단준비단계만 수행되고, 상기 증상진단기계학습모델이 구축된 후에는 상기 증상진단운용단계만 수행된다. 각각의 단계에 대하여 이하에서 보다 상세히 설명한다.

[0047] 상기 증상진단준비단계는, 간략하게 설명하자면 상기 증상진단기계학습모델이 구축되는 과정이다. 즉 상기 증상진단준비단계에서는, 상기 정보도출단계에서 사용된 기도 중 학습용으로 미리 선택된 복수 개의 기도에 대하여, 상기 정보도출단계에서 도출된 상기 기도의 상기 유동특성정보, 상기 기도를 가지는 상기 대상자의 생체특성정보 및 상기 대상자의 증상여부정보를 이용하여 기계학습이 이루어짐으로써 상기 증상진단기계학습모델이 구축된다. 여기에서 상기 생체특성정보는, 나이, BMI 지수, 고혈압(hypertension) 지수 등이 될 수 있다. 일반적으로 병원에서 건강검진을 받으면서 나이, 키, 체중, 혈압 등을 측정하는 기본검사 및 소변검사, 혈액검사 등이 이루어지며, 상기 생체특성정보는 이러한 검사결과로부터 쉽게 획득될 수 있다.

[0048] 상기 증상진단기계학습모델은, 궁극적으로는 유동특성정보 및 생체특성정보를 입력으로 넣으면 증상여부정보가 출력으로 나오도록 하기 위한 것이다. 앞서의 정보도출기계학습모델을 구축하는 과정과 마찬가지로, 일단은 기계학습을 위해 올바른 입력값/출력값 매칭 세트를 넣어 학습시켜야 하는데, 앞서 정보도출단계에서 확보된 정확한 입력값/출력값을 이용하면 좀더 정확도를 담보할 수 있을 것임은 자명하다. 이러한 이유로 상기 증상진단준비단계에서는 앞서 정보도출단계에서 학습용으로 사용된 데이터를 사용하여 기계학습모델을 구축하는 것이다.

[0049] 본 발명에서, 상기 증상진단준비단계에서는 SVM(Support Vector Machine) 알고리즘에 의하여 기계학습이 이루어지도록 할 수 있다. SVM 알고리즘 자체는 기계학습 분야에서 널리 알려져 있는 알고리즘이므로 여기에서는 상세한 설명은 생략한다.

[0050] 상기 증상진단운용단계는, 간략하게 설명하자면 상기 증상진단기계학습모델을 이용하여 증상 여부 진단이 직접 이루어지는 과정이다. 즉 상기 증상진단운용단계에서는, 분석용으로 새로 선택된 적어도 하나의 기도에 대하여, 상기 기도의 상기 유동특성정보 및 상기 기도를 가지는 상기 대상자의 생체특성정보가 상기 증상진단준비단계에서 구축된 상기 증상진단기계학습모델에 입력되어 상기 대상자의 증상여부정보가 출력된다.

[0051] 본 발명에서는, 진단받고자 하는 대상자는 기본적인 검사를 통해 생체특성정보를 제공하고, 여기에 더하여 단지 기도의 CT 촬영만을 더 수행하면 된다. 그러면 먼저 CT 사진으로부터 기도형상정보를 획득하고, 상기 정보도출기계학습모델을 이용하여 유동특성정보를 도출한다. 이렇게 얻어진 유동특성정보와 최초에 대상자가 이미 제공한 생체특성정보를 합쳐 상기 증상진단기계학습모델에 입력하면 증상여부정보가 출력되어 얻어질 수 있게 된다. 앞서 정보도출단계에서와 마찬가지로, 기계학습모델을 이용한 예측결과는 비약적으로 짧은 계산시간을 가진다.

즉 일단 기계학습모델이 구축이 되고, 구축된 기계학습모델이 충분한 신뢰성을 가지기만 한다면, 기계학습모델을 이용하여 매우 빠르고 쉬우면서도 높은 정확성을 가지고 수면무호흡증 여부를 진단해 낼 수 있는 것이다.

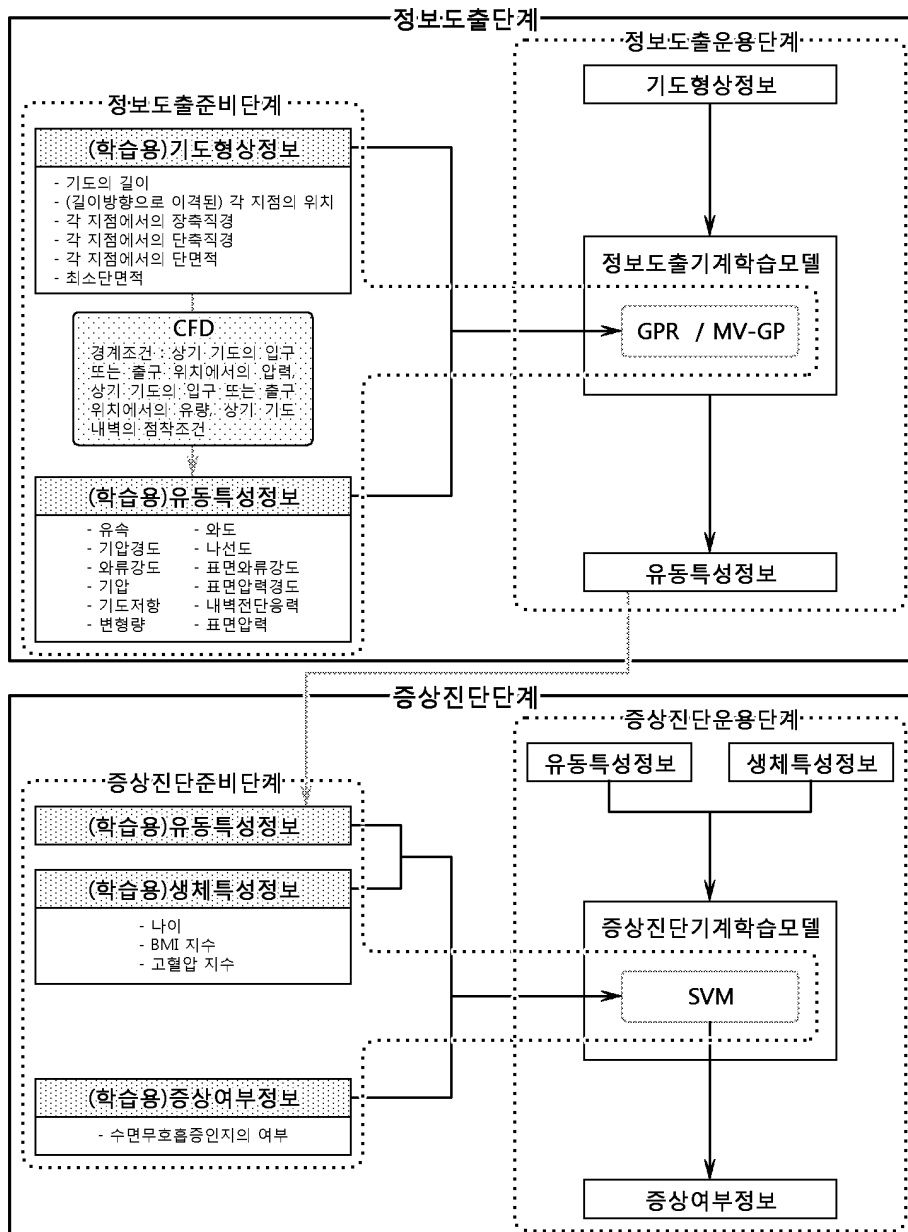
[0052] 특히 본 발명에 의하면, 증상진단 시 정량적인 분류기준을 세울 수 있게 된다. 상기 증상진단기계학습모델에 사용된 SVM 알고리즘은 정보를 분류하는데 사용되는 것으로, 상기 증상진단기계학습모델을 구축하는 과정에서 자연스럽게 분류기준이 만들어지게 된다. 이후 상기 증상진단기계학습모델을 운용하여 실제 증상진단을 수행할 때에는, 이렇게 모델 구축 시 만들어진 정량적인 분류기준을 이용하여 출력값(증상여부정보)을 도출하게 된다. 즉 본 발명에 의하면, 의사의 경험, 지식, 견해 등과 같은 어느 정도 정성적인 기준으로 수면무호흡증 여부의 진단이 이루어지는 것이 아니라, 기계학습모델 내에 정량적으로 세워진 분류기준에 따라 수면무호흡증 여부의 진단이 이루어지게 되는 것이다.

[0053] 도 8은 본 발명의 수면무호흡증 진단방법의 정확도 결과를 도시한 것으로, 상기 정보도출기계학습모델 구축 시 MV-GP를 사용하였을 때의 결과이다. 도 8에 도시된 바와 같이, 본 발명의 수면무호흡증 진단방법을 사용함으로써 하였느냐에 따라 약간 다르긴 하지만, 둘 다 정확도(Accuracy)가 약 85%, 민감도(Sensitivity)가 약 78%, 특이도(Specificity)가 약 89% 정도의 매우 훌륭한 결과를 보여준다. 일반적으로 임상 현장에서 의사가 수면무호흡증 여부를 진단한 결과의 정확도가 80% 정도인 것으로 알려져 있는데, 실제로 본 출원인이 수행한 실험에서 기계학습모델을 이용하여 진단한 결과의 정확도는 평균적으로 80% 이상으로 확인된다. 즉 본 발명에 따른 정량적인 분류기준을 가지는 기계학습모델에 의한 진단이, 실제 임상 현장에서의 의사의 정성적인 판단과 비교하였을 때, 동등하거나 또는 보다 나은 정확도를 가지는 것을 확인할 수 있는 것이다.

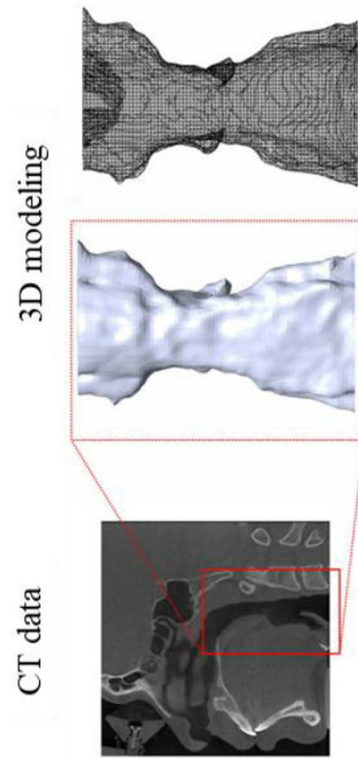
[0054] 본 발명은 상기한 실시예에 한정되지 아니하며, 적용범위가 다양함은 물론이고, 청구범위에서 청구하는 본 발명의 요지를 벗어남이 없이 당해 본 발명이 속하는 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 누구든지 다양한 변형 실시가 가능한 것은 물론이다.

도면

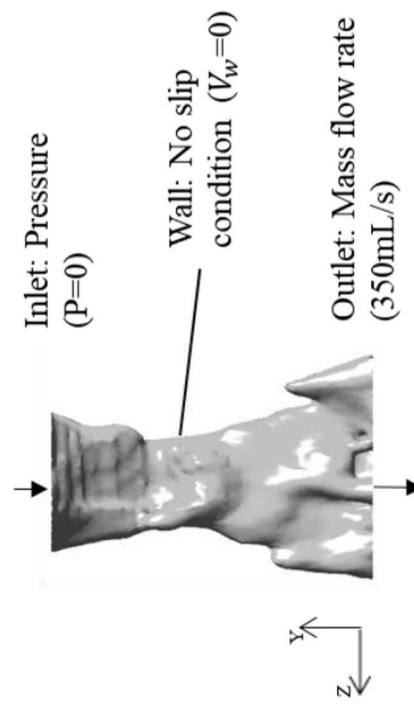
도면1



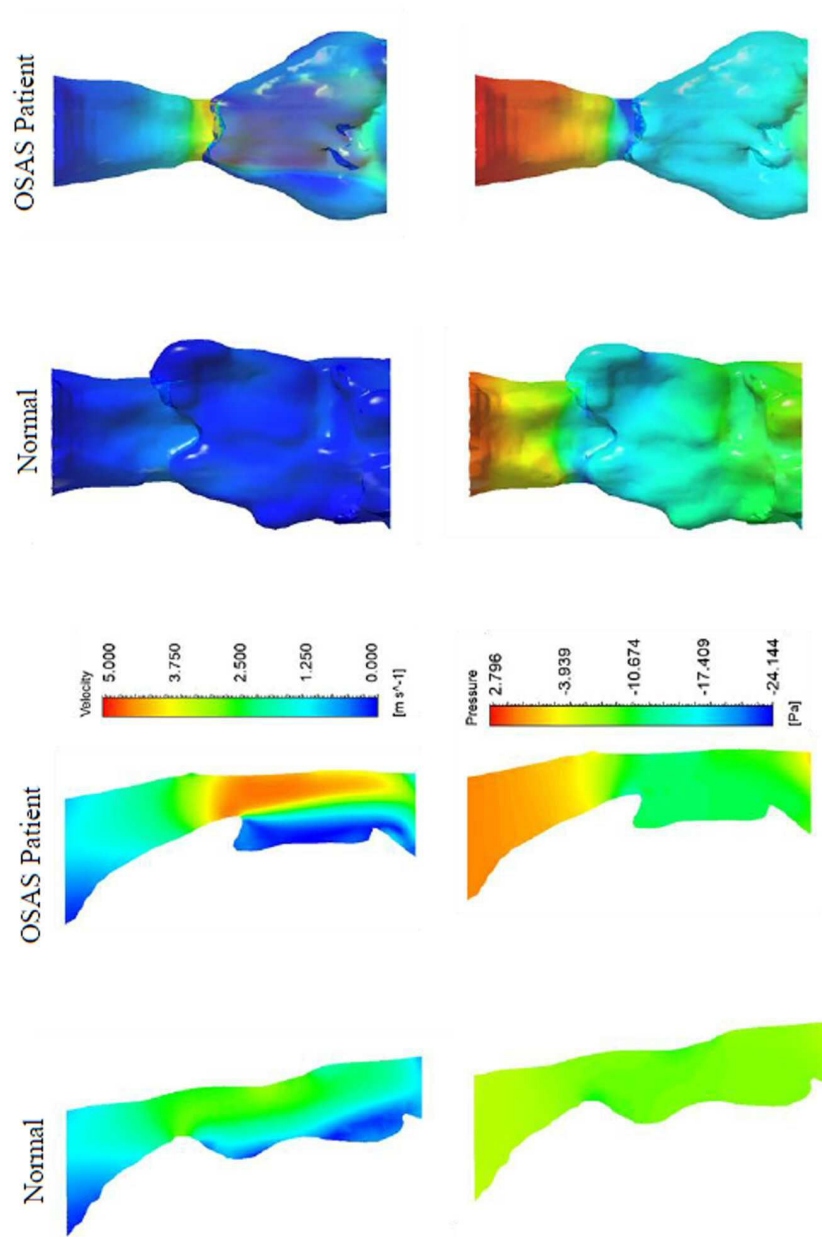
도면2



### Boundary condition

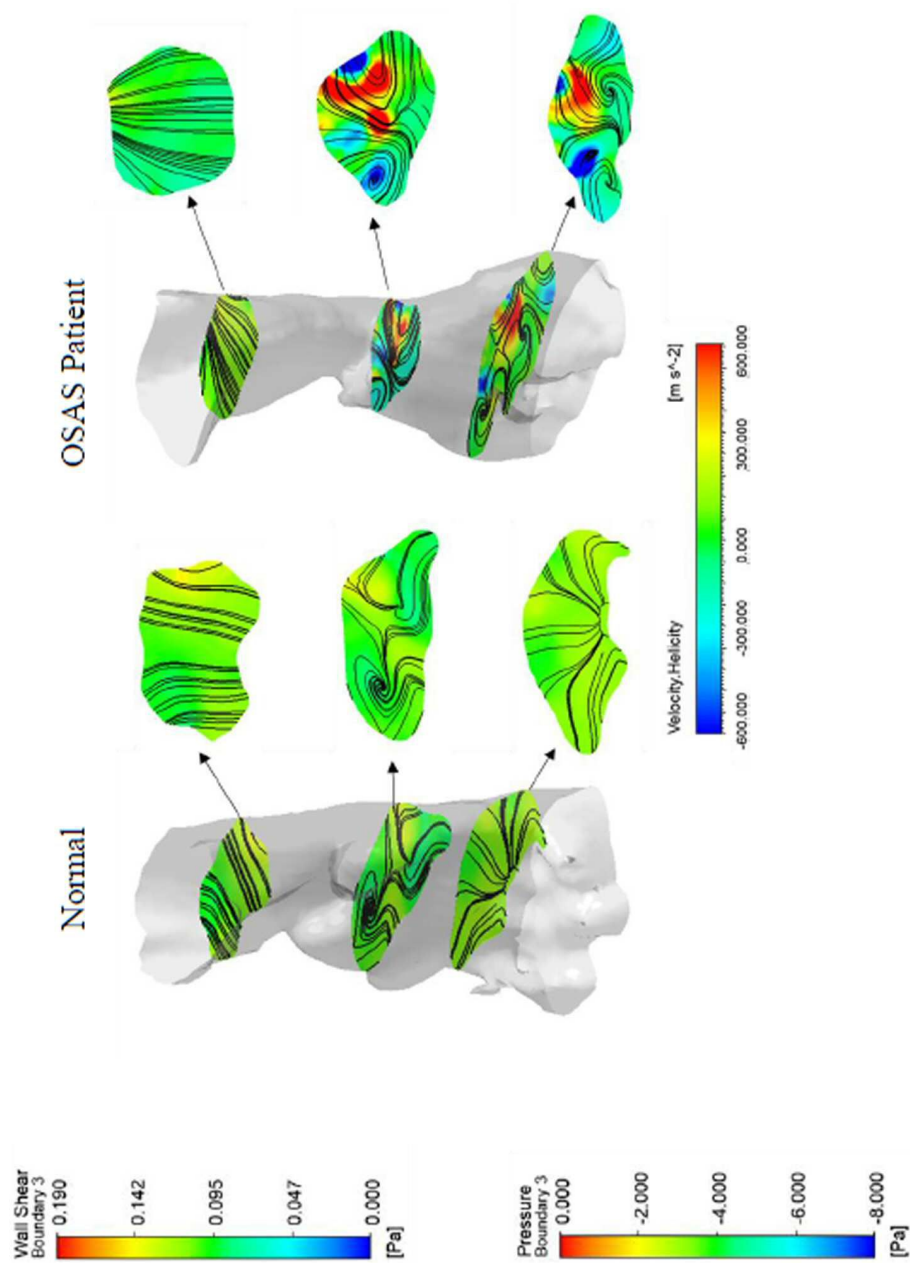


도면3



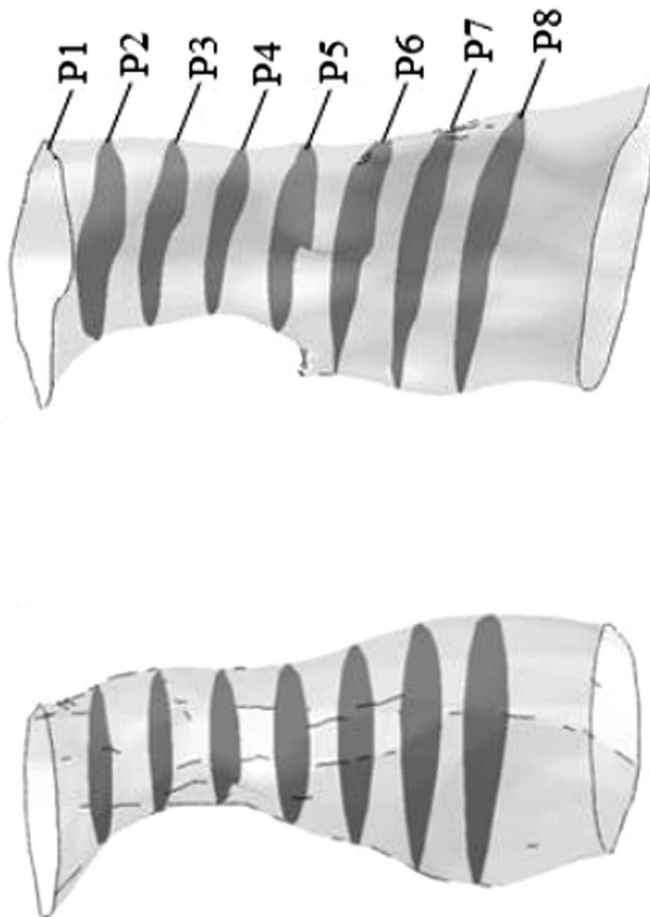


도면4

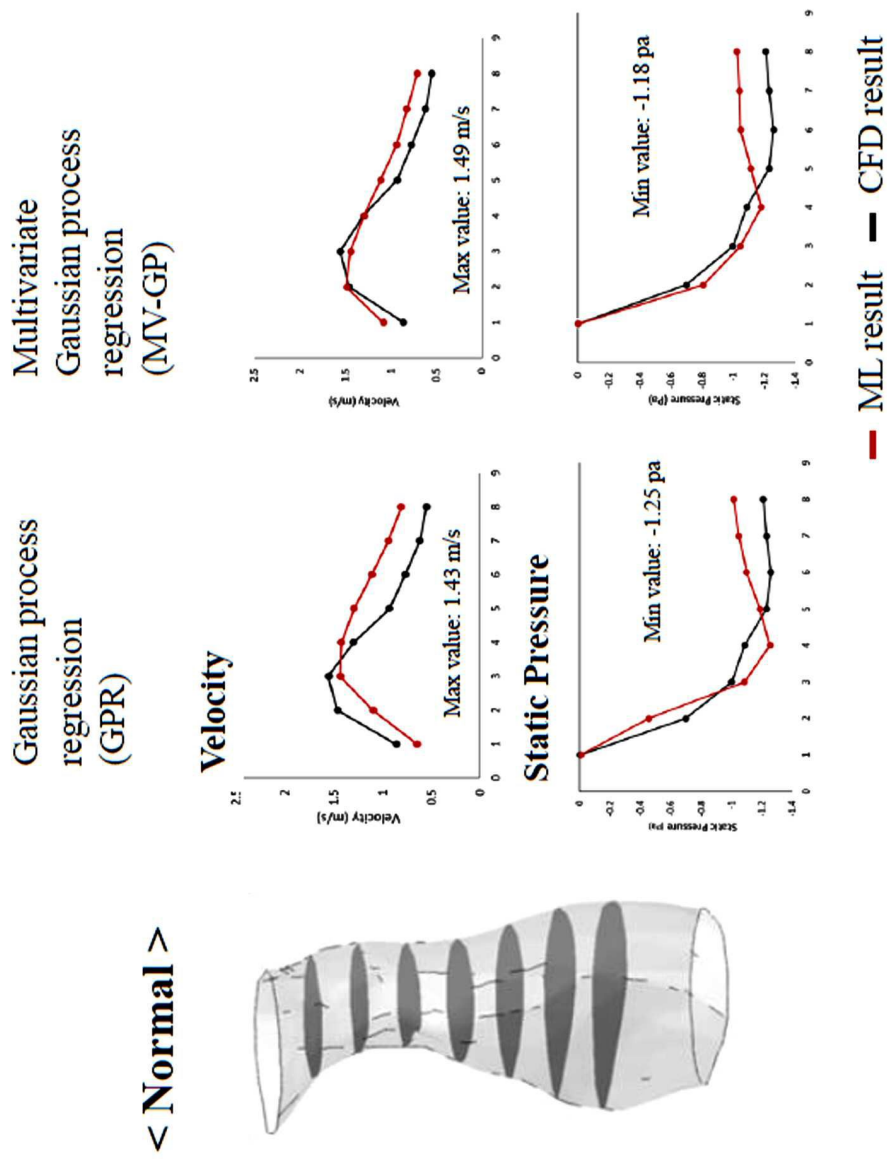




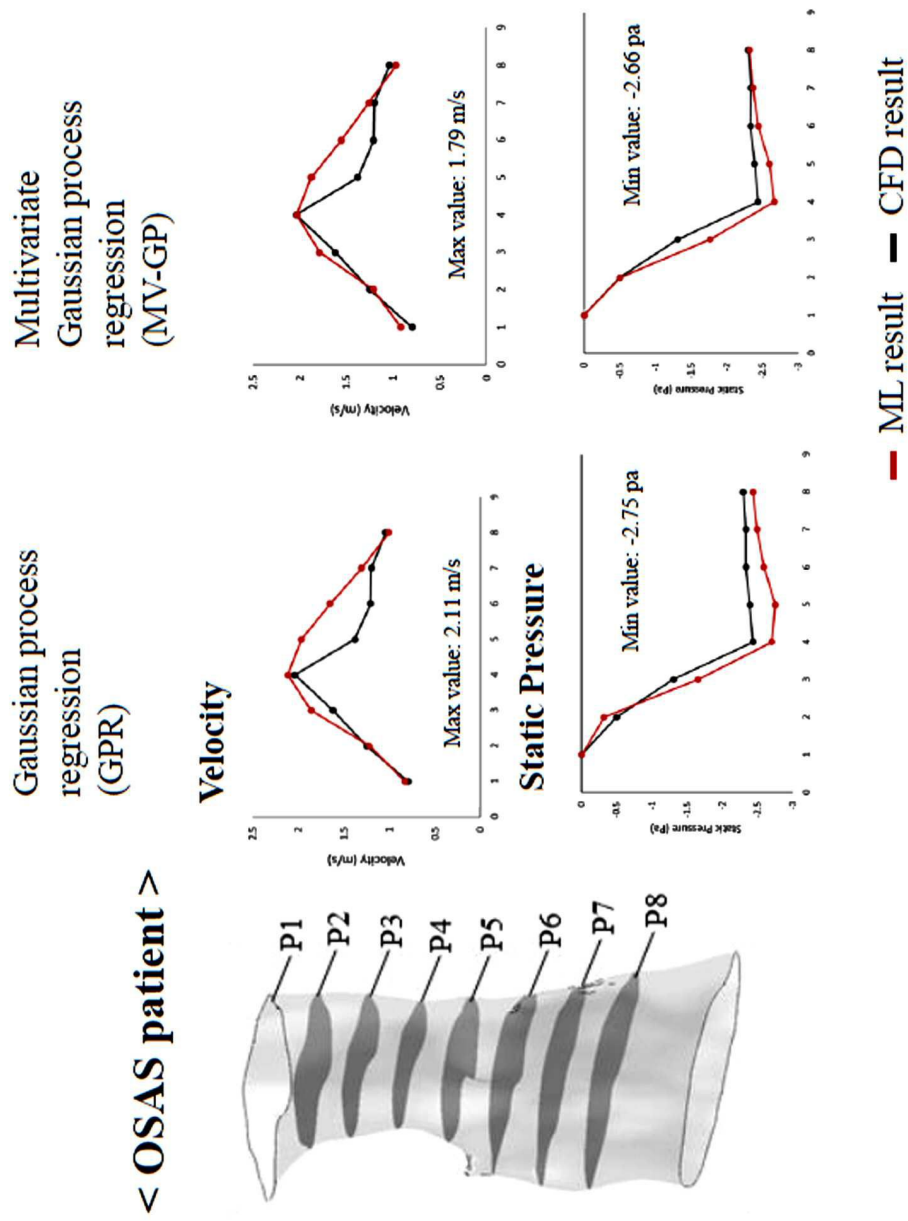
도면5



도면6



도면7



도면8

