



(19) 대한민국특허청(KR)  
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2021-0020666  
(43) 공개일자 2021년02월24일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
A61B 5/00 (2021.01) A61B 5/024 (2006.01)  
(52) CPC특허분류  
A61B 5/4824 (2013.01)  
A61B 5/0059 (2013.01)  
(21) 출원번호 10-2019-0100484  
(22) 출원일자 2019년08월16일  
심사청구일자 2019년08월16일

(71) 출원인  
전남대학교산학협력단  
광주광역시 북구 용봉로 77 (용봉동)  
재단법인 아산사회복지재단  
서울특별시 송파구 올림픽로43길 88 (풍납동)  
울산대학교 산학협력단  
울산광역시 남구 대학로 93(무거동)  
(72) 발명자  
신항식  
전라남도 순천시 왕지3길 55 순천두산위브1단지아파트 102-2104  
노규정  
서울특별시 강남구 영동대로 210 쌍용아파트 2-1707  
최병문  
서울특별시 송파구 오금로32길 31 래미안송파과인탑 101-1301  
(74) 대리인  
특허법인지원

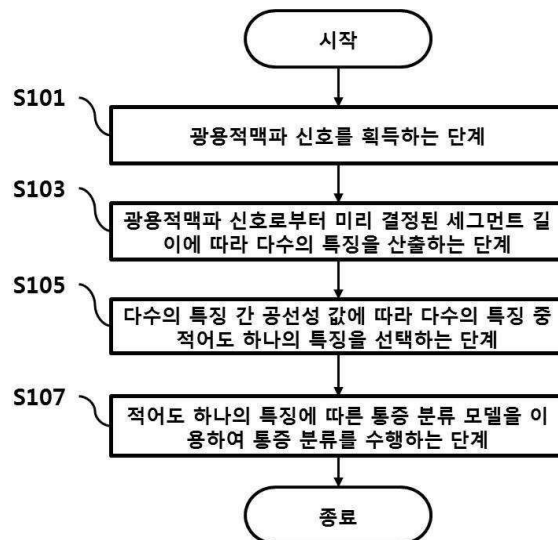
전체 청구항 수 : 총 14 항

(54) 발명의 명칭 광용적맥파를 이용한 통증 분류 방법 및 장치

### (57) 요약

본 발명은 광용적맥파를 이용한 통증 분류 방법 및 장치에 관한 것이다. 본 발명의 일 실시예에 따른 통증 분류 방법은 (a) 광용적맥파(photoplethysmography, PPG) 신호를 획득하는 단계; 및 (b) 상기 광용적맥파로부터 산출된 적어도 하나에 따른 통증 분류 모델을 이용하여 통증 분류를 수행하는 단계;를 포함할 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

**A61B 5/02416** (2013.01)

**A61B 5/7275** (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

|             |                                    |
|-------------|------------------------------------|
| 과제고유번호      | 1711074231                         |
| 부처명         | 과학기술정보통신부                          |
| 과제관리(전문)기관명 | 한국연구재단                             |
| 연구사업명       | 기초연구실지원사업                          |
| 연구과제명       | 개인 및 집단 안녕 추구를 위한 HRQoL 평가기술 연구 그룹 |
| 기 여 율       | 1/1                                |
| 과제수행기관명     | 전남대학교                              |
| 연구기간        | 2018.06.01 ~ 2021.02.28            |

---

## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

(a) 광용적맥파(photoplethysmography, PPG) 신호를 획득하는 단계; 및  
(b) 상기 광용적맥파로부터 산출된 적어도 하나의 특징에 따른 통증 분류 모델을 이용하여 통증 분류를 수행하는 단계;  
를 포함하는,  
통증 분류 방법.

#### 청구항 2

제1항에 있어서,  
상기 (a) 단계와 (b) 단계 사이에,  
(c) 상기 광용적맥파 신호로부터 미리 결정된 세그먼트 길이에 따라 다수의 특징을 산출하는 단계; 및  
(d) 상기 다수의 특징 간 공선성(collinearity) 값에 따라 상기 다수의 특징 중 상기 적어도 하나의 특징을 선택하는 단계;  
를 더 포함하는,  
통증 분류 방법.

#### 청구항 3

제1항에 있어서,  
상기 다수의 특징은, 적어도 하나의 제1 특징, 적어도 하나의 제2 특징 및 적어도 하나의 제3 특징을 포함하고,  
상기 적어도 하나의 제1 특징은, 상기 광용적맥파로부터 산출되고,  
상기 적어도 하나의 제2 특징은, 상기 적어도 하나의 제1 특징을 정규화(normalize)하여 산출되고,  
상기 적어도 하나의 제3 특징은, 상기 적어도 하나의 제1 특징 및 상기 적어도 하나의 제2 특징 각각의 평균(average), 표준편차(standard deviation), 연속적 차이의 제곱 평균 제곱근(root mean square of successive difference) 및 연속적 차이의 표준 편차(standard deviation of successive difference) 중 적어도 하나를 포함하는,  
통증 분류 방법.

#### 청구항 4

제2항에 있어서,  
상기 (d) 단계는,  
상기 다수의 특징 중 상기 공선성 값이 임계값보다 큰 특징을 제거하여 상기 적어도 하나의 특징을 선택하는 단계;  
를 포함하는,

통증 분류 방법.

#### 청구항 5

제1항에 있어서,

상기 적어도 하나의 특징은, 상기 광용적맥과 신호의 펄스의 전체 면적과 수축기 면적의 비율의 평균, 상기 광용적맥과 신호의 펄스의 상승 기울기의 표준 편차 및 상기 광용적맥과 신호의 펄스의 시작점과 다음 펄스의 시작점 사이의 진폭과 상기 펄스의 시작점과 피크 사이의 진폭의 비율의 연속적 차이의 제곱 평균 제곱근 중 적어도 하나를 포함하는,

통증 분류 방법.

#### 청구항 6

제1항에 있어서,

상기 미리 결정된 세그먼트 길이는, 20 비트를 포함하는,

통증 분류 방법.

#### 청구항 7

제1항에 있어서,

상기 통증 분류 모델은, 시그모이드 함수(sigmoid function), 선형 함수, SVM(support vector machine), RF(random forest), ANN(artificial neural network), CNN(convolutional neural network) 및 DNN(deep neural network) 중 적어도 하나가 적용된,

통증 분류 방법.

#### 청구항 8

광용적맥파(photoplethysmography, PPG) 신호를 획득하는 획득부; 및

상기 광용적맥파로부터 산출된 적어도 하나의 특징에 따른 통증 분류 모델을 이용하여 통증 분류를 수행하는 제어부;

를 포함하는,

통증 분류 장치.

#### 청구항 9

제8항에 있어서,

상기 제어부는,

상기 광용적맥파 신호로부터 미리 결정된 세그먼트 길이에 따라 다수의 특징을 산출하고,

상기 다수의 특징 간 공선성(collinearity) 값에 따라 상기 다수의 특징 중 상기 적어도 하나의 특징을 선택하는,

통증 분류 장치.

#### 청구항 10

제8항에 있어서,  
 상기 다수의 특징은, 적어도 하나의 제1 특징, 적어도 하나의 제2 특징 및 적어도 하나의 제3 특징을 포함하고,  
 상기 적어도 하나의 제1 특징은, 상기 광용적맥파로부터 산출되고,  
 상기 적어도 하나의 제2 특징은, 상기 적어도 하나의 제1 특징을 정규화(normalize)하여 산출되고,  
 상기 적어도 하나의 제3 특징은, 상기 적어도 하나의 제1 특징 및 상기 적어도 하나의 제2 특징 각각의 평균(average), 표준편차(standard deviation), 연속적 차이의 제곱 평균 제곱근(root mean square of successive difference) 및 연속적 차이의 표준 편차(standard deviation of successive difference) 중 적어도 하나를 포함하는,  
 통증 분류 장치.

#### 청구항 11

제9항에 있어서,  
 상기 제어부는,  
 상기 다수의 특징 중 상기 공선성 값이 임계값보다 큰 특징을 제거하여 상기 적어도 하나의 특징을 선택하는,  
 통증 분류 장치.

#### 청구항 12

제8항에 있어서,  
 상기 적어도 하나의 특징은, 상기 광용적맥파 신호의 펄스의 전체 면적과 수축기 면적의 비율의 평균, 상기 광용적맥파 신호의 펄스의 상승 기울기의 표준 편차 및 상기 광용적맥파 신호의 펄스의 시작점과 다음 펄스의 시작점 사이의 진폭과 상기 펄스의 시작점과 피크 사이의 진폭의 비율의 연속적 차이의 제곱 평균 제곱근 중 적어도 하나를 포함하는,  
 통증 분류 장치.

#### 청구항 13

제12항에 있어서,  
 상기 미리 결정된 세그먼트 길이는, 20 비트를 포함하는,  
 통증 분류 장치.

#### 청구항 14

제8항에 있어서,  
 상기 통증 분류 모델은, 시그모이드 함수(sigmoid function), 선형 함수, SVM(support vector machine), RF(random forest), ANN(artificial neural network), CNN(convolutional neural network) 및 DNN(depp neural network) 중 적어도 하나가 적용된,  
 통증 분류 장치.

#### 발명의 설명

## 기술 분야

[0001] 본 발명은 통증 분류 방법 및 장치에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 광용적맥파를 이용한 통증 분류 방법 및 장치에 관한 것이다.

## 배경 기술

[0003] 일반적으로, 통증의 원인에 따라서, 통증은 침해 수용성통증(nociceptive pain), 신경인성 통증(neurogenic pain), 비기질성 동통 또는 심인성 동통(psychogenic pain)으로 나뉜다. 또한, 발생부위에 따라서, 체성통(somatic pain), 내장통(visceral pain), 중추통(central pain)으로 나뉘며, 체성통은 표면통과 심부통으로 나뉜다.

[0004] 통증의 심도는 발생부위에 따라 통증을 분류하는 것이므로, 일반적으로 통증은 환자의 주관에 따라 달라지므로, 이를 분류하는 것은 상당히 어렵다. 현재로는 통증을, 개관적이고, 수치적이며, 정확하게 분류하는 이렇다 할 방법이 없다.

[0005] 현재 개발된 통증 분류 방식으로는 마취된 환자의 데이터만을 분석할 수 있으며 수술 후 통증에 대해서는 사용할 수 없기 때문에, 임상 환경에서 주로 사용된다. 따라서, 통증을 결정하는 객관적이고 수치적이며 간단하면서 정확도가 높은 생체신호 기반 통증 분류 장치 및 방법이 요망된다.

## 선행기술문헌

### 비특허문헌

[0006] (비특허문헌 0001) [비특허문헌 1] J. L. Apfelbaum, C. Chen, S. S. Mehta, and T. J. Gan, "Postoperative pain experience: results from a national survey suggest postoperative pain continues to be undermanaged," Anesthesia & Analgesia, vol. 97, no. 2, pp. 534-540, 2003.

## 발명의 내용

### 해결하려는 과제

[0007] 본 발명은 전술한 문제점을 해결하기 위하여 창출된 것으로, 광용적맥파를 이용한 통증 분류 방법 및 장치를 제공하는 것을 그 목적으로 한다.

[0008] 또한, 본 발명은 최적의 특징 집합으로 광용적맥파 신호의 펄스의 전체 면적과 수축기 면적의 비율의 평균( $AV-A_{sys}/A_{total}$ ), 광용적맥파 신호의 펄스의 상승 기울기의 표준 편차( $SD-RS$ ) 및 광용적맥파 신호의 펄스의 시작점과 다음 펄스의 시작점 사이의 진폭과 상기 펄스의 시작점과 피크 사이의 진폭의 비율의 연속적 차이의 제곱 평균 제곱근( $RMSSD-ACV_{peak}/ACA_{bl}$ )을 산출하는 방법 및 장치를 제공하는 것을 그 목적으로 한다.

[0009] 또한, 본 발명은 최적의 세그먼트 길이로 20 비트로 구성된 광용적맥파의 세그먼트 길이를 산출하는 방법 및 장치를 제공하는 것을 그 목적으로 한다.

[0010] 본 발명의 목적들은 이상에서 언급한 목적들로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 목적들은 아래의 기재로부터 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

### 과제의 해결 수단

[0012] 상기한 목적들을 달성하기 위하여, 본 발명의 일 실시예에 따른 통증 분류 방법은 (a) 광용적맥파(photoplethysmography, PPG) 신호를 획득하는 단계; 및 (b) 상기 광용적맥파로부터 산출된 적어도 하나의 특징에 따른 통증 분류 모델을 이용하여 통증 분류를 수행하는 단계를 포함할 수 있다.

[0013] 실시예에서, 상기 (a) 단계와 (b) 단계 사이에, (c) 상기 광용적맥파 신호로부터 미리 결정된 세그먼트 길이에 따라 다수의 특징을 산출하는 단계; 및 (d) 상기 다수의 특징 간 공선성(collinearity) 값에 따라 상기 다수의 특징 중 상기 적어도 하나의 특징을 선택하는 단계;를 포함할 수 있다.

[0014] 실시예에서, 상기 다수의 특징은, 적어도 하나의 제1 특징, 적어도 하나의 제2 특징 및 적어도 하나의 제3 특징

을 포함하고, 상기 적어도 하나의 제1 특징은, 상기 광용적맥파로부터 산출되고, 상기 적어도 하나의 제2 특징은, 상기 적어도 하나의 제1 특징을 정규화(normalize)하여 산출되고, 상기 적어도 하나의 제3 특징은, 상기 적어도 하나의 제1 특징 및 상기 적어도 하나의 제2 특징 각각의 평균(average), 표준편차(standard deviation), 연속적 차이의 제곱 평균 제곱근(root mean square of successive difference) 및 연속적 차이의 표준 편차(standard deviation of successive difference) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0015] 실시예에서, 상기 (d) 단계는, 상기 다수의 특징 중 상기 공선성 값이 임계값보다 큰 특징을 제거하여 상기 적어도 하나의 특징을 선택하는 단계;를 포함할 수 있다.

[0016] 실시예에서, 상기 적어도 하나의 특징은, 상기 광용적맥파 신호의 펄스의 전체 면적과 수축기 면적의 비율의 평균, 상기 광용적맥파 신호의 펄스의 상승 기울기의 표준 편차 및 상기 광용적맥파 신호의 펄스의 시작점과 다음 펄스의 시작점 사이의 진폭과 상기 펄스의 시작점과 피크 사이의 진폭의 비율의 연속적 차이의 제곱 평균 제곱근 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0017] 실시예에서, 상기 미리 결정된 세그먼트 길이는, 20 비트를 포함할 수 있다.

[0018] 실시예에서, 상기 통증 분류 모델은, 시그모이드 함수(sigmoid function), 선형 함수, SVM(support vector machine), RF(random forest), ANN(artificial neural network), CNN(convolutional neural network) 및 DNN(depp neural network) 중 적어도 하나가 적용될 수 있다.

[0019] 실시예에서, 통증 분류 장치는 광용적맥파(photoplethysmography, PPG) 신호를 획득하는 획득부; 및 상기 광용적맥파로부터 산출된 적어도 하나의 특징에 따른 통증 분류 모델을 이용하여 통증 분류를 수행하는 제어부;를 포함할 수 있다.

[0020] 실시예에서, 상기 제어부는, 상기 광용적맥파 신호로부터 미리 결정된 세그먼트 길이에 따라 다수의 특징을 산출하고, 상기 다수의 특징 간 공선성(collinearity) 값에 따라 상기 다수의 특징 중 상기 적어도 하나의 특징을 선택할 수 있다.

[0021] 실시예에서, 상기 다수의 특징은, 적어도 하나의 제1 특징, 적어도 하나의 제2 특징 및 적어도 하나의 제3 특징을 포함하고, 상기 적어도 하나의 제1 특징은, 상기 광용적맥파로부터 산출되고, 상기 적어도 하나의 제2 특징은, 상기 적어도 하나의 제1 특징을 정규화(normalize)하여 산출되고, 상기 적어도 하나의 제3 특징은, 상기 적어도 하나의 제1 특징 및 상기 적어도 하나의 제2 특징 각각의 평균(average), 표준편차(standard deviation), 연속적 차이의 제곱 평균 제곱근(root mean square of successive difference) 및 연속적 차이의 표준 편차(standard deviation of successive difference) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0022] 실시예에서, 상기 제어부는, 상기 다수의 특징 중 상기 공선성 값이 임계값보다 큰 특징을 제거하여 상기 적어도 하나의 특징을 선택할 수 있다.

[0023] 실시예에서, 상기 적어도 하나의 특징은, 상기 광용적맥파 신호의 펄스의 전체 면적과 수축기 면적의 비율의 평균, 상기 광용적맥파 신호의 펄스의 상승 기울기의 표준 편차 및 상기 광용적맥파 신호의 펄스의 시작점과 다음 펄스의 시작점 사이의 진폭과 상기 펄스의 시작점과 피크 사이의 진폭의 비율의 연속적 차이의 제곱 평균 제곱근 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0024] 실시예에서, 상기 미리 결정된 세그먼트 길이는, 20 비트를 포함할 수 있다.

[0025] 실시예에서, 상기 통증 분류 모델은, 시그모이드 함수(sigmoid function), 선형 함수, SVM(support vector machine), RF(random forest), ANN(artificial neural network), CNN(convolutional neural network) 및 DNN(depp neural network) 중 적어도 하나가 적용될 수 있다.

[0026] 상기한 목적들을 달성하기 위한 구체적인 사항들은 첨부된 도면과 함께 상세하게 후술될 실시예들을 참조하면 명확해질 것이다.

[0027] 그러나, 본 발명은 이하에서 개시되는 실시예들에 한정되는 것이 아니라, 서로 다른 다양한 형태로 구성될 수 있으며, 본 발명의 개시가 완전하도록 하고 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자(이하, "통상의 기술자")에게 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해서 제공되는 것이다.

## 발명의 효과

[0029] 본 발명의 일 실시예에 의하면, 광용적맥파 신호의 펄스의 전체 면적과 수축기 면적의 비율의 평균(AV-

$A_{sys}/A_{total}$ ), 광용적맥과 신호의 펄스의 상승 기울기의 표준 편차(SD-RS) 및 광용적맥과 신호의 펄스의 시작점과 다음 펄스의 시작점 사이의 진폭과 상기 펄스의 시작점과 피크 사이의 진폭의 비율의 연속적 차이의 제곱 평균 제곱근(RMSSD-ACV<sub>peak</sub>/ACA<sub>bl</sub>)과 20 비트로 구성된 세그먼트 길이를 산출하여 통증 분류의 정확도를 향상시킬 수 있다.

[0030] 본 발명의 효과들은 상술된 효과들로 제한되지 않으며, 본 발명의 기술적 특징들에 의하여 기대되는 잠정적인 효과들은 아래의 기재로부터 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

### 도면의 간단한 설명

[0032] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 통증 분류 방법을 도시한 도면이다.  
 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 광용적맥과의 그래프를 도시한 도면이다.  
 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 통증 평가 지표 간 공선성을 도시한 도면이다.  
 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 세그먼트 길이와 통증 평가 지표 개수에 대한 통증 분류 성능 그래프를 도시한 도면이다.  
 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 통증 평가 지표 및 광용적맥과 그래프를 도시한 도면이다.  
 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 통증 분류 장치의 기능적 구성을 도시한 도면이다.

### 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0033] 본 발명은 다양한 변경을 가할 수 있고, 여러 가지 실시예들을 가질 수 있는 바, 특정 실시예들을 도면에 예시하고 이를 상세히 설명하고자 한다.

[0034] 청구범위에 개시된 발명의 다양한 특징들은 도면 및 상세한 설명을 고려하여 더 잘 이해될 수 있을 것이다. 명세서에 개시된 장치, 방법, 제법 및 다양한 실시예들은 예시를 위해서 제공되는 것이다. 개시된 구조 및 기능상의 특징들은 통상의 기술자로 하여금 다양한 실시예들을 구체적으로 실시할 수 있도록 하기 위한 것이고, 발명의 범위를 제한하기 위한 것이 아니다. 개시된 용어 및 문장들은 개시된 발명의 다양한 특징들을 이해하기 쉽게 설명하기 위한 것이고, 발명의 범위를 제한하기 위한 것이 아니다.

[0035] 본 발명을 설명함에 있어서, 관련된 공지기술에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우, 그 상세한 설명을 생략한다.

[0036] 이하, 본 발명의 일 실시예에 따른 광용적맥과(photoplethysmography, PPG)를 이용한 통증 분류 방법 및 장치를 설명한다.

[0038] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 통증 분류 방법을 도시한 도면이다.

[0039] 도 1을 참고하면, S101 단계는 광용적맥과 신호를 획득하는 단계이다. 일 실시예에서, 광용적맥과 신호를 미리 결정된 세그먼트 길이만큼 획득할 수 있다. 예를 들어, 미리 결정된 세그먼트 길이는 20 비트(beat)를 포함할 수 있다.

[0040] 여기서, 광용적맥과 신호는 빛이 신체의 주변 부위에 조사된 후에 투과, 반사 또는 분산되는 빛의 양을 측정하여 혈관의 혈액량 변화를 나타낼 수 있다.

[0041] 일 실시예에서, 광용적맥과 신호는 수술 전과 수술 후에 각각 획득될 수 있다.

[0042] 일 실시예에서, 광용적맥과 신호를 전처리할 수 있다. 예를 들어, 노이즈를 제거하기 위하여 대역 통과 필터를 사용하여 광용적맥과 신호를 필터링할 수 있다.

[0043] S103 단계는 광용적맥과 신호로부터 미리 결정된 세그먼트 길이에 따라 다수의 특징을 산출하는 단계이다. 일 실시예에서, 다수의 특징은, 적어도 하나의 제1 특징, 적어도 하나의 제2 특징 및 적어도 하나의 제3 특징을 포함할 수 있다.

[0044] 여기서, 적어도 하나의 제1 특징은, 상기 광용적맥과로부터 산출될 수 있다. 이 경우, 제1 특징은 기본 특징(basic feature) 또는 이와 동등한 기술적 용어로 지칭될 수 있다.

[0045] 또한, 적어도 하나의 제2 특징은, 상기 적어도 하나의 제1 특징을 정규화(normalize)하여 산출될 수 있다. 이

경우, 제2 특징은 정규화 특징(normalized feature) 또는 이와 동등한 기술적 용어로 지칭될 수 있다.

[0046] 또한, 적어도 하나의 제3 특징은, 상기 적어도 하나의 제1 특징 및 상기 적어도 하나의 제2 특징 각각의 평균(average), 표준편차(standard deviation), 연속적 차이의 제곱 평균 제곱근(root mean square of successive difference) 및 연속적 차이의 표준 편차(standard deviation of successive difference) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 이 경우, 제3 특징은 동적 특징(dynamic feature) 또는 이와 동등한 기술적 용어로 지칭될 수 있다.

[0047] 일 실시예에서, 미리 결정된 세그먼트 길이는 통증 분류 정확도의 변화량이 가장 큰 상기 광용적맥파의 최적의 세그먼트 길이를 의미할 수 있다. 예를 들어, 미리 결정된 세그먼트 길이는, 20 비트를 포함할 수 있다.

[0048] 예를 들어, 통증 분류 정확도는 평균 정확도(average accuracy, AC), 민감도(sensitivity, SE), 특이도(specificity, SP), 양성 예측도(positive predictive value, PPV) 및 곡선 아래 면적(area under curve, AUC) 중 하나로 표현될 수 있으나, 이는 예시일 뿐이며 다양한 지표가 사용될 수 있다.

[0049] S105 단계는 다수의 특징 간 공선성(collinearity) 값에 따라 다수의 특징 중 적어도 하나의 특징을 선택하는 단계이다. 일 실시예에서, 다수의 특징 중 공선성 값이 임계값보다 큰 특징을 제거하여 상기 적어도 하나의 특징을 선택할 수 있다.

[0050] 일 실시예에서, 적어도 하나의 특징은, 광용적맥파 신호의 펄스의 전체 면적과 수축기 면적의 비율의 평균( $AV-A_{sys}/A_{total}$ ), 광용적맥파 신호의 펄스의 상승 기울기의 표준 편차(SD-RS) 및 광용적맥파 신호의 펄스의 시작점과 다음 펄스의 시작점 사이의 진폭과 상기 펄스의 시작점과 피크 사이의 진폭의 비율의 연속적 차이의 제곱 평균 제곱근( $RMSSD-ACV_{peak}/ACA_{bl}$ ) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0051] S107 단계는 적어도 하나의 특징과 세그먼트 길이에 따른 통증 분류 모델을 이용하여 통증 분류를 수행하는 단계이다. 일 실시예에서, 통증 분류 모델은, 시그모이드 함수(sigmoid function)이 적용될 수 있다. 예를 들어, 시그모이드 함수는 하기 <수학식 1>과 같이 정의될 수 있다.

### 수학식 1

$$f(x) = \frac{L}{1 + e^{-k(x-x_0)}}$$

[0052]

[0053] 여기서, x는 적어도 하나의 특징에 대한 평균값, 표준편차 및 연속적 차이의 제곱 평균 제곱근값 중 적어도 하나를 나타내고, k = 1, x0 = 0일 수 있다.

[0054] 일 실시예에서, 시그모이드 함수값  $f(x) > 0.5$ 인 경우 통증이 있는 것을 나타내고,  $f(x) < 0.5$ 인 경우 통증이 없는 것을 나타낼 수 있다.

[0055] 일 실시예에서, 통증 분류 모델은, 시그모이드 함수, 선형 함수, SVM(support vector machine), RF(random forest), ANN(artificial neural network), CNN(convolutional neural network) 및 DNN(depp neural network) 중 적어도 하나가 적용될 수 있으나, 이에 제한되는 것은 아니다.

[0057] 이하에서는, 광용적맥파를 이용한 통증 분류 방법에 있어서, 통증 분류 정확도를 최대로 하는 광용적맥파 신호로부터 산출된 특징과 광용적맥파 신호의 세그먼트 길이가 적용된 통증 평가 모델을 검증하는 내용이 보다 상세히 설명된다. 여기서, 통증 평가 모델은 수술 후 통증 평가 모델(postoperative pain assessment model)을 의미할 수 있다.

[0059] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 광용적맥파의 그래프를 도시한 도면이다.

[0060] 도 2를 참고하면, 광용적맥파 신호로부터 광용적맥파 신호의 공간 특성, 진폭, 시간 특성, 길이 및 간격과 관련된 특징들이 산출될 수 있다. 일 실시예에서, 산출된 특징들은 기본 특징(basic feature), 정규화 특징(normalize feature) 및 동적 특징(dynamic feature)을 포함할 수 있다.

[0061] 예를 들어, 광용적맥파 신호로부터 하기 <표 1>과 같은 기본 특징들이 산출될 수 있다.

표 1

| 카테고리               | 특징            | 단위   | 설명                                |
|--------------------|---------------|------|-----------------------------------|
| 면적<br>(area)       | A             | a.u. | 한 주기의 펄스의 전체 영역                   |
|                    | $A_{sys}$     | a.u. | 펄스의 수축기 영역                        |
|                    | $A_{dia}$     | a.u. | 펄스의 이완기 영역                        |
|                    | TriA          | a.u. | 펄스의 삼각형 영역                        |
|                    | $TriA_{sys}$  | a.u. | 펄스의 수축기에 대한 삼각형 영역                |
|                    | $TriA_{dia}$  | a.u. | 펄스의 이완기에 대한 삼각형 영역                |
| 길이<br>(length)     | $L_{sys}$     | ms   | 수축기 길이                            |
|                    | $L_{dia}$     | ms   | 이완기 길이                            |
| 간격<br>(interval)   | $PPI_{peak}$  | ms   | 인접 수축기 피크 간 시간 간격                 |
|                    | $PPI_{onset}$ | ms   | 인접 이완기 피크 간 시간 간격                 |
|                    | PW30          | ms   | 최대 진폭의 30%에서의 펄스 너비(width)        |
|                    | PW50          | ms   | 최대 진폭의 50%에서의 펄스 너비               |
|                    | PW70          | ms   | 최대 진폭의 70%에서의 펄스 너비               |
|                    | PW90          | ms   | 최대 진폭의 90%에서의 펄스 너비               |
| 진폭<br>(amplitude)  | $ACA_{bl}$    | a.u. | 기준선으로부터 수축기 피크까지의 진폭              |
|                    | $ACA_{onset}$ | a.u. | 펄스의 시작점부터 수축기 피크까지의 진폭            |
|                    | $ACV_{peak}$  | a.u. | 펄스의 수축기 피크부터 다음 펄스의 수축기 피크까지의 진폭  |
|                    | $ACV_{onset}$ | a.u. | 펄스의 시작점부터 다음 펄스의 시작점까지의 진폭        |
| 기울기<br>(slope)     | RS            | a.u. | 펄스의 시작점과 수축기 피크의 상승 기울기           |
|                    | $L_{RS}$      | a.u. | 펄스의 시작점과 수축기 피크 간 거리              |
|                    | $RS_{max}$    | a.u. | 펄스의 시작점과 수축기 피크 간 간격에서의 최대 상승 기울기 |
|                    | FS            | a.u. | 펄스의 수축기 피크와 다음 펄스의 시작점의 하강 기울기    |
|                    | $L_{FS}$      | a.u. | 펄스의 수축기 피크와 다음 펄스의 시작점 간 거리       |
| 형태<br>(morphology) | skew          | ms   | 펄스의 비대칭도                          |
|                    | kur           | ms   | 펄스의 첨도                            |

[0064] 예를 들어, 기본 특징들 간 비율로부터 하기 <표 2>와 같은 정규화된 특징들이 산출될 수 있다. 이는, 광용적맥파 신호의 진폭은 측정시 피검자의 피부 색, 측정 부위의 인체 구성, 해부학적 구조, 손톱 상태, 주변 광 및 센서 착용 상태와 같은 다양한 요소의 영향을 받기 때문에 임의 단위(arbitrary units, a.u.)를 가질 수 있다. 따라서, 진폭 기반 특성을 정량화해서는 안되며 임의 단위의 정규화를 고려해야 한다. 임의 단위를 포함한 특징 사이의 비율을 계산하면 임의 단위 대신 단위가 없는(n.u.) 무차원(dimensionless) 특징이 산출될 수 있다. 이와 마찬가지로, 시간 단위를 포함하는 특징 사이의 비율을 계산하면 무차원 특징이 산출될 수 있다.

표 2

| 카테고리 | 특징 | 단위 |
|------|----|----|
|------|----|----|

|                         |                                  |      |
|-------------------------|----------------------------------|------|
| 면적<br>(area)            | $A_{sys}/A$                      | n.u. |
|                         | $A_{dia}/A$                      | n.u. |
|                         | $A_{sys}/A_{dia}$                | n.u. |
|                         | $A/ACA_{bl}$                     | n.u. |
|                         | $A_{sys}/ACA_{bl}$               | n.u. |
|                         | $A_{dia}/ACA_{bl}$               | n.u. |
|                         | $TriA_{sys}/TriA$                | n.u. |
|                         | $TriA_{dia}/TriA$                | n.u. |
|                         | $TriA_{sys}/TriA_{dia}$          | n.u. |
| 길이<br>(length)          | $L_{sys}/PPI_{onset}$            | n.u. |
|                         | $L_{dia}/PPI_{onset}$            | n.u. |
|                         | $L_{sys}/L_{dia}$                | n.u. |
| 진폭<br>(amplitude)       | $ACV_{peak}/ACA_{onset}$         | n.u. |
|                         | $ACV_{peak}/ACA_{bl}$            | n.u. |
|                         | $ACV_{onset}/ACA_{onset}$        | n.u. |
|                         | $ACV_{onset}/ACA_{bl}$           | n.u. |
| 기울기<br>(slope)          | $RS_{max}/RS$                    | n.u. |
|                         | RS/FS                            | n.u. |
|                         | $RS/ACA_{bl}$                    | n.u. |
| 시공간<br>(Spatiotemporal) | $(A/ACA_{bl})/L_{sys}$           | n.u. |
|                         | $(A/ACA_{bl})/L_{dia}$           | n.u. |
|                         | $(A/ACA_{bl})/PPI_{onset}$       | n.u. |
|                         | $(A_{sys}/ACA_{bl})/L_{sys}$     | n.u. |
|                         | $(A_{sys}/ACA_{bl})/L_{dia}$     | n.u. |
|                         | $(A_{sys}/ACA_{bl})/PPI_{onset}$ | n.u. |
|                         | $(A_{dia}/ACA_{bl})/L_{sys}$     | n.u. |
|                         | $(A_{dia}/ACA_{bl})/L_{dia}$     | n.u. |
|                         | $(A_{dia}/ACA_{bl})/PPI_{onset}$ | n.u. |

[0067] 또한, 예를 들어, 기본 특징들과 정규화된 특징들로부터 하기 <표 3>과 같은 동적 특징들이 산출될 수 있다. 즉, 25개의 기본 특징과 28개의 정규화된 특징에 대한 평균값(AV)(53개), 표준 편차값(SD)(53개), 연속적 차이의 제곱 평균 제곱근값(RMSSD)(53개) 및 연속적 차이의 표준 편차값(SDSD)(53개)를 포함하는 동적 특징들이 산출될 수 있다.

표 3

[0068]

| 방식    | 설명                                  | 예시              |
|-------|-------------------------------------|-----------------|
| AV    | 기본 특징 및 정규화된 특징의 평균값                | $AV-A_{sys}$    |
| SD    | 기본 특징 및 정규화된 특징의 표준 편차값             | $SD-A_{sys}$    |
| RMSSD | 기본 특징 및 정규화된 특징의 연속적 차이의 제곱 평균 제곱근값 | $RMSSD-A_{sys}$ |
| SDSD  | 기본 특징 및 정규화된 특징의 연속적 차이의 표준 편차값     | $SDSD-A_{sys}$  |

- [0070] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 통증 평가 지표 간 공선성을 도시한 도면이다.
- [0071] 도 3을 참고하면, 본 발명의 다양한 실시예들에 따라 광용적맥파의 다양한 특징을 분석하고 통증과 관련된 특징을 확인할 수 있다. 예를 들어, 상호 의존적 지표(interdependent indicator)를 포함하는 총 51개의 특징이 도출될 수 있다.
- [0072] 만약, 단일 특징을 사용하여 통증을 분류하는 경우라면, 특징들 간 공선성은 고려되지 않아도 된다. 그러나 일부 특징들과 결합된 특징을 생성하는 경우 특징들 사이의 공선성을 고려해야 할 수도 있다. 이는 정확도 평가에서 오류가 발생할 수 있기 때문이다.
- [0073] 각 특징 간의 공선성은 상관 계수로부터 계산되어 도 3과 같이 표현될 수 있다. 도 3에서 파란색은 양의 상관 계수이고, 빨간색은 음의 상관 계수를 나타낸다. 색 농도는 상관 계수의 크기를 나타낸다. 공선성 평가의 결과는 단일 특징을 사용하여 조합된 특징을 산출하는데 사용할 수 있다.
- [0074] 이 경우, 도 3에서의 1 내지 51의 각 숫자는 하기 <표 4>와 같은 특징을 나타낼 수 있다. 상기 도 3과 표 4에서의 특징들 간 공선성은 일 예시일 뿐이며, 공선성에 대한 값은 다양한 지표로 정의될 수 있다. 예를 들어, 특징들 간 공선성은 일반적으로 조건 수(condition number), 분산 팽창 계수(variance inflation factor, VIF) 또는 상관 계수(correlation coefficient)를 사용하여 산출될 수 있다.

표 4

[0075]

| 번호 | 특징            | 번호 | 특징                      | 번호 | 특징                               |
|----|---------------|----|-------------------------|----|----------------------------------|
| 1  | A             | 18 | FS                      | 35 | $L_{sys}/L_{dia}$                |
| 2  | $A_{sys}$     | 19 | $L_{FS}$                | 36 | $ACV_{peak}/ACA_{onset}$         |
| 3  | $A_{dia}$     | 20 | PW30                    | 37 | $ACV_{peak}/ACA_{bl}$            |
| 4  | TriA          | 21 | PW50                    | 38 | $ACV_{onset}/ACA_{onset}$        |
| 5  | $TriA_{sys}$  | 22 | PW70                    | 39 | $ACV_{onset}/ACA_{bl}$           |
| 6  | $TriA_{dia}$  | 23 | PW90                    | 40 | $RS_{max}/RS$                    |
| 7  | $L_{sys}$     | 24 | $A_{sys}/A$             | 41 | $RS/FS$                          |
| 8  | $L_{dia}$     | 25 | $A_{dia}/A$             | 42 | $RS/ACA_{bl}$                    |
| 9  | $PPI_{peak}$  | 26 | $A_{sys}/A_{dia}$       | 43 | $(A/ACA_{bl})/L_{sys}$           |
| 10 | $PPI_{onset}$ | 27 | $TriA_{sys}/TriA$       | 44 | $(A/ACA_{bl})/L_{dia}$           |
| 11 | $ACA_{onset}$ | 28 | $TriA_{dia}/TriA$       | 45 | $(A/ACA_{bl})/PPI_{onset}$       |
| 12 | $ACA_{bl}$    | 29 | $TriA_{sys}/TriA_{dia}$ | 46 | $(A_{sys}/ACA_{bl})/L_{sys}$     |
| 13 | $ACV_{peak}$  | 30 | $A/ACA_{bl}$            | 47 | $(A_{sys}/ACA_{bl})/L_{dia}$     |
| 14 | $ACV_{onset}$ | 31 | $A_{sys}/ACA_{bl}$      | 48 | $(A_{sys}/ACA_{bl})/PPI_{onset}$ |
| 15 | RS            | 32 | $A_{dia}/ACA_{bl}$      | 49 | $(A_{dia}/ACA_{bl})/L_{sys}$     |
| 16 | $L_{RS}$      | 33 | $L_{sys}/PPI_{onset}$   | 50 | $(A_{dia}/ACA_{bl})/L_{dia}$     |
| 17 | $RS_{max}$    | 34 | $L_{dia}/PPI_{onset}$   | 51 | $(A_{dia}/ACA_{bl})/PPI_{onset}$ |

- [0077] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 세그먼트 길이와 통증 평가 지표 개수에 대한 통증 분류 성능 그래프를 도시한 도면이다.
- [0078] 도 4를 참고하면, 본 발명의 다양한 실시예에 따른 통증 분류 성능을 검증하기 위하여, 최적화된 특징 검증과 통증 평가 모델 검증을 수행할 수 있다.
- [0079] 최적화된 특징 검증을 위하여, 먼저 각 특징을 비트 단위(beat-by-beat)로 추출하고, 각 특징을 미리 결정된 비트 수를 포함하는 세그먼트 길이만큼 평균처리할 수 있다. 이 경우, 세그먼트 길이는 분석 지연 및 정확도와 관련될 수 있다. 따라서, 통증 평가 정확도 결과에 대한 세그먼트 길이의 영향을 고려하고 최적의 세그먼트 길이

를 확인할 수 있다.

- [0080] 일 실시예에서, 최적의 특징 집합을 결정하기 위해, 순차적 순방향 검색(sequential forward search) 알고리즘을 사용할 수 있다.
- [0081] 순차적 순방향 검색 과정에서, 먼저 빈 특징 세트로부터 시작하여 최상의 단일 특징을 산출할 수 있다. 성능을 극대화하기 위한 적어도 하나의 특징, 즉, 최적의 특징 세트를 결정하기 위해, 반복적으로 이전에 선택된 특징과 함께 나머지 특징의 공선성을 검사할 수 있다.
- [0082] 순차적 순방향 탐색 과정에서, 특징 집합의 다중 공선성을 검사하고, 다중 공선성을 갖는 특징을 특징 집합에서 제외시킬 수 있다.
- [0083] 일 실시예에서, 공선성(collinearity)은 조건 수(condition number)에 의해 식별되었는데, 이는 특징들 간 공선성이 로지스틱 회귀 모델에서 고려되어야 하기 때문일 수 있다. 예를 들어, 30 이상의 조건 지수(condition index)를 가진 조건 수를 계산하고, 30을 초과하는 조건 수는 심각한 공선성을 나타내는 것으로써 다수의 특징에서 제외될 수 있다.
- [0084] 나머지 특징들에 기초하여 수술 전과 수술 후 조건 사이에서 파생된 피질의 유의미한 변화를 검사하기 위해 통계적 테스트를 수행할 수 있다.
- [0085] 또한, 통증 평가 모델 검증에 위하여, 각 피시험자에 대한 데이터 집합을 트레이닝 집합(training set), 검증 집합(validation sets) 및 테스트 집합(test set)의 세 가지 집합으로 분류할 수 있다. 트레이닝 집합 및 검증 집합은 통증 평가 모델을 생성하기 위해 사용되는 개발 집합(development set)을 의미할 수 있다. 또한, 테스트 집합은 일반적인 상황에서 성능 테스트에 사용될 수 있다.
- [0086] 따라서 본 발명의 다양한 실시예들에 따른 데이터 집합은 개발 집합(N = 56)과 테스트 집합(N = 22)으로 분류될 수 있다.
- [0087] 일 실시예에서, 다중 로지스틱 회귀 분석(multiple logistic regression)을 이용한 통증 평가 모델(pain assessment model)은 기본 특징, 정규화된 특징 및 동적 특징을 기반으로 생성될 수 있다. 또한, 통증 평가 모델은 k-폴드(fold) 교차 검증(k-fold cross validation)에 기반한 모델에 기반하여 검증될 수 있다.
- [0088] 일 실시예에서, 도 4를 참고하면, 최적의 세그먼트 길이를 얻기 위해 통증 평가 모델을 5, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70 및 80 비트의 세그먼트 길이에 따라 평가할 수 있다. 최적의 특징 수를 결정하기 위해 1 내지 8개의 특징으로 구성된 각 통증 평가 모델을 평가할 수 있다.
- [0089] 예를 들어, 각 통증 평가 모델은 임의로 구성된 4-폴드 교차 검증을 통해 30번 평가될 수 있다. 이 경우, 평가를 위해 평균 정확도(average accuracy, AC), 민감도(sensitivity, SE), 특이도(specificity, SP), 양성 예측도(positive predictive value, PPV) 및 곡선 아래 면적(area under curve, AUC)이 계산될 수 있다. 마지막으로, 가장 높은 빈도로 관찰된 특징을 사용하여, 최적의 통증 평가 모델을 생성할 수 있다.
- [0090] 일 실시예에서, 최적의 특징 및 비트 수는 AUC에 기초하여 순서대로 결정될 수 있다. AUC 값은 0-1의 범위를 가지며, 1에 가까운 값은 분류 정확도가 높다는 것을 나타낼 수 있다.
- [0091] 일 실시예에서, 순차적 순방향 검색 과정은 특징 집합의 요소 수가 사전 정의된 값에 도달할 때까지 또는 성능 평가의 향상이 사전 정의된 기준에 도달하지 못할 때까지 반복될 수 있다.
- [0092] 도 4를 참고하면, 세그먼트 길이와 특징의 개수에 따른 AUC 변화의 그래프를 확인할 수 있다. 예를 들어, 분석 단위로 5, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80 비트를 포함하는 세그먼트 길이를 갖는 모델을 테스트하고, 최적화를 위해 1에서 8까지의 특징을 가진 모델을 테스트할 수 있다.
- [0093] 이 경우, 특징 수의 단위 증가 당 각 세그먼트 길이에 대한 AUC의 평균(즉, 부분 변화(fractional change))의 변화율은 각각 3.9%, 6.0%, 2.0%, 1.5%, 1.2%, 0.7% 및 0.5%로 산출될 수 있다.
- [0094] 또한, 세그먼트 길이의 증가에 따른 각 특징 수에 대한 AUC의 평균의 변화율은 각각 1.5%, 4.2%, 1.6%, 1.0%, 1.3%, 0.3%, 1.0% 및 0.6%로 산출될 수 있다.
- [0095] 분류 성능의 향상(improvement)을 고려하면, 하기 <표 5>와 같이 20비트와 3개의 특징이 가장 간단한 최적 분석 단위 및 특징 수로 본 발명의 다양한 실시예에 따른 통증 평가 모델에 사용될 수 있다.

표 5

[0096]

| 특징 수     | 비트 단위(n.u.)의 세그먼트 길이에 따른 AUC |              |              |              |              |              |              |              |              | 평균           | 최고 빈도 특징 |
|----------|------------------------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|----------|
|          | 5                            | 10           | 20           | 30           | 40           | 50           | 60           | 70           | 80           |              |          |
| 1        | 0.679                        | 0.712        | 0.728        | 0.755        | 0.775        | 0.763        | 0.774        | 0.795        | 0.798        | 0.753 (-)    | 특징 집합 1  |
| 2        | 0.753                        | 0.765        | 0.760        | 0.769        | 0.782        | 0.795        | 0.795        | 0.803        | 0.819        | 0.782 (▲3.9) | 특징 집합2   |
| 3        | 0.773                        | 0.775        | 0.808        | 0.824        | 0.829        | 0.860        | 0.849        | 0.855        | 0.887        | 0.829 (▲6.0) | 특징 집합3   |
| 4        | 0.791                        | 0.805        | 0.834        | 0.843        | 0.845        | 0.859        | 0.859        | 0.883        | 0.891        | 0.846 (▲2.0) | 특징 집합4   |
| 5        | 0.794                        | 0.812        | 0.852        | 0.859        | 0.870        | 0.870        | 0.882        | 0.894        | 0.889        | 0.858 (▲1.5) | 특징 집합5   |
| 6        | 0.808                        | 0.816        | 0.861        | 0.872        | 0.886        | 0.893        | 0.894        | 0.880        | 0.905        | 0.868 (▲1.2) | 특징 집합6   |
| 7        | 0.811                        | 0.824        | 0.872        | 0.879        | 0.887        | 0.894        | 0.905        | 0.910        | 0.883        | 0.874 (▲0.7) | 특징 집합7   |
| 8        | 0.818                        | 0.811        | 0.872        | 0.889        | 0.884        | 0.908        | 0.904        | 0.914        | 0.901        | 0.878 (▲0.5) | 특징 집합8   |
| 평균       | 0.778 (-)                    | 0.790 (▲1.5) | 0.823 (▲4.2) | 0.836 (▲1.6) | 0.845 (▲1.0) | 0.855 (▲1.3) | 0.858 (▲0.3) | 0.867 (▲1.0) | 0.872 (▲0.6) |              |          |
| 최고 빈도 특징 | 특징 집합9                       | 특징 집합10      | 특징 집합11      | 특징 집합12      | 특징 집합13      | 특징 집합14      | 특징 집합15      | 특징 집합16      | 특징 집합17      |              |          |

[0098]

이 경우, 상기 <표 5>의 세그먼트 길이와 특징의 개수에 따라 가장 높은 빈도로 선택된 특징 집합 1 내지 17 각각에 포함되는 적어도 하나의 특징은 하기 <표 6>과 같이 표현될 수 있다.

표 6

[0099]

| 구분       | 특징                                                                                                                                                                                                          |
|----------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 특징 집합 1  | $RMSSD-ACV_{onset}/ACA_{bl}$                                                                                                                                                                                |
| 특징 집합 2  | $RMSSD-ACV_{peak}/ACA_{bl}$ , $AV-A_{dias}/ACA_{bl}/PPI_{onset}$                                                                                                                                            |
| 특징 집합 3  | $RMSSD-ACV_{peak}/ACA_{bl}$ , $AV-A_{sys}/A_{total}$ , $SD-RS$                                                                                                                                              |
| 특징 집합 4  | $RMSSD-ACV_{peak}/ACA_{bl}$ , $AV-A_{sys}/A_{total}$ , $SD-RS_{max}$ , $AV-A_{dias}/ACA_{bl}/PPI_{onset}$                                                                                                   |
| 특징 집합 5  | $RMSSD-ACV_{peak}/ACA_{bl}$ , $AV-A_{sys}/A_{dias}$ , $AV-L_{sys}$ , $RMSSD-A_{sys}/A_{dias}$ , $SD-RS$                                                                                                     |
| 특징 집합 6  | $RMSSD-ACV_{peak}/ACA_{bl}$ , $AV-A_{sys}/A_{total}$ , $AV-L_{sys}$ , $RMSSD-A_{sys}/A_{dias}$ , $SD-RS$ , $SD-RS_{max}$                                                                                    |
| 특징 집합 7  | $RMSSD-ACV_{peak}/ACA_{bl}$ , $AV-A_{sys}/A_{total}$ , $AV-L_{sys}$ , $RMSSD-A_{sys}/A_{dias}$ , $SD-A_{sys}/A_{dias}$ , $SD-RS/ACA_{bl}$ , $AV-L_{sys}$                                                    |
| 특징 집합 8  | $RMSSD-ACV_{peak}/ACA_{bl}$ , $AV-A_{sys}/A_{total}$ , $AV-L_{sys}$ , $RMSSD-A_{sys}/A_{dias}$ , $SD-TriA_{dias}/TriA_{total}$ , $AV-A_{sys}/A_{dias}$ , $AV-A_{dias}$ , $AV-A_{dias}/ACA_{bl}/PPI_{onset}$ |
| 특징 집합 9  | $AV-RS$                                                                                                                                                                                                     |
| 특징 집합 10 | $AV-RS$                                                                                                                                                                                                     |
| 특징 집합 11 | $RMSSD-ACV_{onset}/ACA_{bl}$                                                                                                                                                                                |
| 특징 집합 12 | $RMSSD-ACV_{onset}/ACA_{bl}$                                                                                                                                                                                |
| 특징 집합 13 | $SDSD-A_{sys}/A_{dias}$                                                                                                                                                                                     |
| 특징 집합 14 | $AV-A_{sys}/A_{total}$                                                                                                                                                                                      |

|          |                              |
|----------|------------------------------|
| 특징 집합 15 | $AV-A_{sys}/A_{total}$       |
| 특징 집합 16 | $AV-A_{sys}/A_{total}$       |
| 특징 집합 17 | $RMSSD-ACV_{onset}/ACA_{bl}$ |

[0100] 이 경우, 사용된 최적의 특징 집합은 특징 집합 3에 포함된  $RMSSD-ACV_{onset}/ACA_{bl}$ ,  $AV-A_{sys}/A_{total}$  및 SD-RS를 포함할 수 있다. 여기서  $RMSSD-ACV_{onset}/ACA_{bl}$ 은 펄스의 시작점과 다음 펄스의 시작점 사이의 진폭(pulse onset amplitude)과 펄스 시작점과 피크 사이의 진폭(pulse onset-to-peak amplitude)의 비율의 연속적인 차이의 제곱 평균 제곱근일 수 있다.  $AVA_{sys}/A_{total}$ 은 한 주기의 전체 펄스 면적과 수축기 펄스 면적의 비율의 평균값이며, SD-RS는 펄스의 상승 기울기의 표준 편차입니다.

[0102] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 통증 평가 지표 및 광용적맥파 그래프를 도시한 도면이다.

[0103] 도 5를 참고하면,  $RMSSD-ACV_{onset}/ACA_{bl}$ 은  $ACV_{onset}$ 을 증가시키고  $ACA_{bl}$ 을 감소시키면서 수술 후 증가하는 기준선으로부터의 펄스 크기로 정규화된 펄스 시작점의 ACV의 연속적 차이의 제곱 평균 제곱근값을 의미할 수 있다.

[0104] 이 값은 3-점(point) 미분의 결과와 유사하며 기준선의 평균 변화도 반영할 수 있다. 이 결과에 대한 이유는 통증 자극에 의해 유발된 교감 진동에 의한 것일 수 있다. 혈압과 교감 신경 활동은 혈류의 느린 진동으로 이어지는 혈관계의 수축과 팽창의 주기에 영향을 미치는 뚜렷한 진동을 가지고 있다. 따라서, 수술 후 통증에 의해 생성된 교감 신경 활동은 느린 혈류 진동을 유발할 수 있으며, 이러한 진동은 광용적맥파 신호의 기준선을 변화시킬 수 있다.

[0105] 이러한 결과를 고려하여  $ACV_{onset}$ 의 증가는 이러한 현상을 반영한 것으로 간주될 수 있습니다. 또한,  $ACA_{bl}$ 의 감소는 수술 후 통증에 의한 혈관 수축을 반영할 수 있다.

[0106] 또한,  $AV-A_{sys}/A_{total}$ 의 증가는  $AV-A_{sys}$ 가 진폭과 진폭의 곱에 비례하기 때문에 예측할 수 있다. 진폭 감소와 교감 신경 활성화 후 정규화된 비트 간격으로 인해 감소할 수 있다. 따라서,  $A_{sys}/A_{total}$ 이 증가할 수 있다.

[0107] 또한, 육체적 스트레스는 상승 기울기를 감소시키므로 통증 자극이 증가하면 상승 기울기 RS의 변동 범위는 감소할 수 있다.

[0108] 일 실시예에서, 수술 후 통증 분류에서 본 발명에 따른 통증 평가 모델의 성능이 AC, SE, SP, PPV 및 AUC로 표현될 수 있다. 종래의 모델인 SPI(surgical pleth index)와 ANI(analgesia nociception index) 모델의 결과와 비교하기 위해 SPI 또는 ANI에서 누락된 피험자를 제외하는 재구성된 데이터 세트를 사용할 수 있다.

[0109] 하기 <표 7>을 참고하면, 본 발명에 따른 통증 평가 모델은 전체 개발 데이터 세트(N = 56)에서 0.793의 AC와 0.872의 AUC를 보였으며, ANI에서 누락된 피험자를 제외한 본 발명에 따른 통증 평가 모델(N = 54)은 AC는 0.791, AUC는 0.872였다. 본 발명에 따른 통증 평가 모델의 AC 및 AUC는 SPI(AC : 0.643 AUC : 0.716) 및 ANI(AC : 0.633 AUC : 0.671)의 성능보다 높다.

표 7

[0110]

| 모델                | AC    | SE    | SP    | PPV   | AUC   |
|-------------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| SPI(N=56)         | 0.643 | 0.699 | 0.591 | 0.613 | 0.716 |
| ANI(N=54)         | 0.633 | 0.655 | 0.611 | 0.630 | 0.671 |
| 본 발명 모델<br>(N=56) | 0.793 | 0.704 | 0.879 | 0.850 | 0.872 |
| 본 발명 모델<br>(N=54) | 0.791 | 0.700 | 0.879 | 0.849 | 0.872 |

[0112] 같은 방법으로, 하기 <표 8>을 참고하면, 테스트 세트(N = 22)를 사용한 모델 테스트의 경우 SPI 또는 ANI에서 누락된 피험자를 제외한 재구성된 데이터 세트를 사용했습니다. 표 5는 테스트 세트의 AC, SE, SP, PPV 및 AUC의 결과를 보여줍니다.

[0113] 제안된 모델은 ANI에서 누락된 피험자를 제외한 본 발명에 따른 통증 평가 모델(N = 20)은 0.710의 AC와 0.802의 AUC를 보여주고, SPI에서 누락된 피험자를 제외한 본 발명에 따른 통증 평가 모델(N = 21)은 0.752의 AC와 0.825의 AUC를 보여준다. 제안된 모델의 AC 및 AUC는 SPI (AC : 0.640, AUC : 0.709) 및 ANI (AC : 0.640, AUC : 0.680)의 성능보다 높다.

표 8

| 모델                | AC    | SE    | SP    | PPV   | AUC   |
|-------------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| SPI(N=21)         | 0.640 | 0.694 | 0.590 | 0.608 | 0.709 |
| ANI(N=20)         | 0.640 | 0.655 | 0.624 | 0.639 | 0.680 |
| 본 발명 모델<br>(N=22) | 0.712 | 0.667 | 0.757 | 0.727 | 0.808 |
| 본 발명 모델<br>(N=21) | 0.710 | 0.647 | 0.771 | 0.733 | 0.802 |
| 본 발명 모델<br>(N=20) | 0.752 | 0.730 | 0.773 | 0.754 | 0.825 |

[0115] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 통증 분류 장치(600)의 기능적 구성을 도시한 도면이다.

[0116] 도 6을 참고하면, 통증 분류 장치(600)는 획득부(610), 저장부(620) 및 제어부(630)를 포함할 수 있다.

[0117] 획득부(610)는 광용적맥파 신호를 획득할 수 있다. 획득부(610)는 센서부 및 통신부 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0118] 일 실시예에서, 센서부는, 광용적맥파 신호 감지하기 위한 센서 모듈을 포함할 수 있다. 일 실시예에서, 통신부는 유선 통신 모듈 및 무선 통신 모듈 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 통신부의 전부 또는 일부는 '송신부', '수신부' 또는 '송수신부(transceiver)'로 지칭될 수 있다.

[0119] 저장부(620)는 광용적맥파 신호로부터 산출된 다수의 특징을 저장할 수 있다. 일 실시예에서, 저장부(620)는 적어도 하나의 특징과 세그먼트 길이에 따른 통증 분류 모델을 저장할 수 있다.

[0120] 일 실시예에서, 저장부(620)는 휘발성 메모리, 비휘발성 메모리 또는 휘발성 메모리와 비휘발성 메모리의 조합으로 구성될 수 있다. 그리고, 저장부(620)는 제어부(630)의 요청에 따라 저장된 데이터를 제공할 수 있다.

[0121] 제어부(630)는 광용적맥파 신호를 획득하고, 광용적맥파 신호로부터 미리 결정된 세그먼트 길이에 따라 다수의 특징을 산출하고, 다수의 특징 간 공선성 값에 따라 상기 다수의 특징 중 적어도 하나의 특징을 선택하고, 적어도 하나의 특징에 따른 통증 분류 모델을 이용하여 통증 분류를 수행할 수 있다.

[0122] 일 실시예에서, 제어부(630)는 적어도 하나의 프로세서 또는 마이크로(micro) 프로세서를 포함하거나, 또는, 프로세서의 일부일 수 있다. 또한, 제어부(630)는 CP(communication processor)라 지칭될 수 있다. 제어부(630)는 통증 분류 장치(600)의 각 동작을 제어할 수 있다.

[0124] 이상의 설명은 본 발명의 기술적 사상을 예시적으로 설명한 것에 불과한 것으로, 통상의 기술자라면 본 발명의 본질적인 특성이 벗어나지 않는 범위에서 다양한 변경 및 수정이 가능할 것이다.

[0125] 따라서, 본 명세서에 개시된 실시예들은 본 발명의 기술적 사상을 한정하기 위한 것이 아니라, 설명하기 위한 것이고, 이러한 실시예들에 의하여 본 발명의 범위가 한정되는 것은 아니다.

[0126] 본 발명의 보호범위는 청구범위에 의하여 해석되어야 하며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 기술 사상은 본 발명의 권리범위에 포함되는 것으로 이해되어야 한다.

## 부호의 설명

[0128] 600: 통증 평가 장치

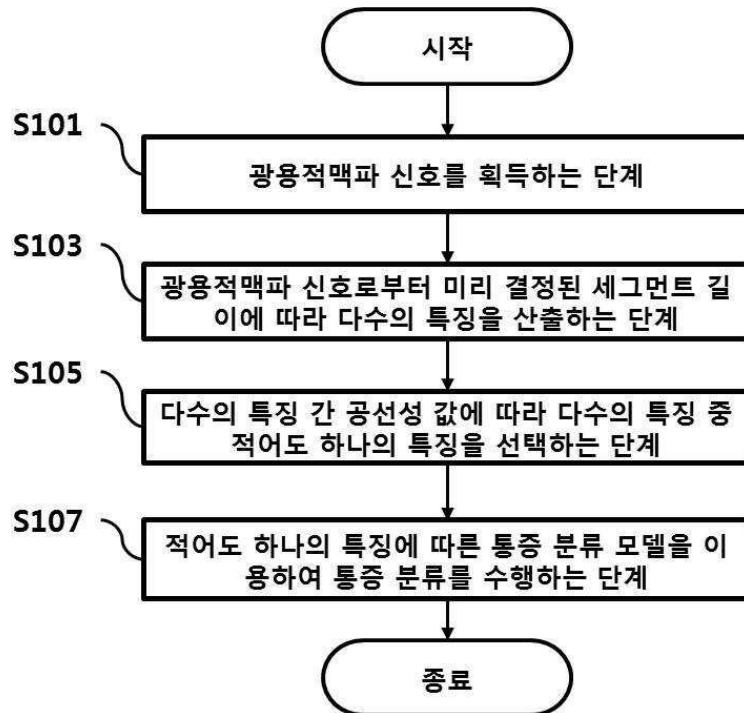
610: 획득부

620: 저장부

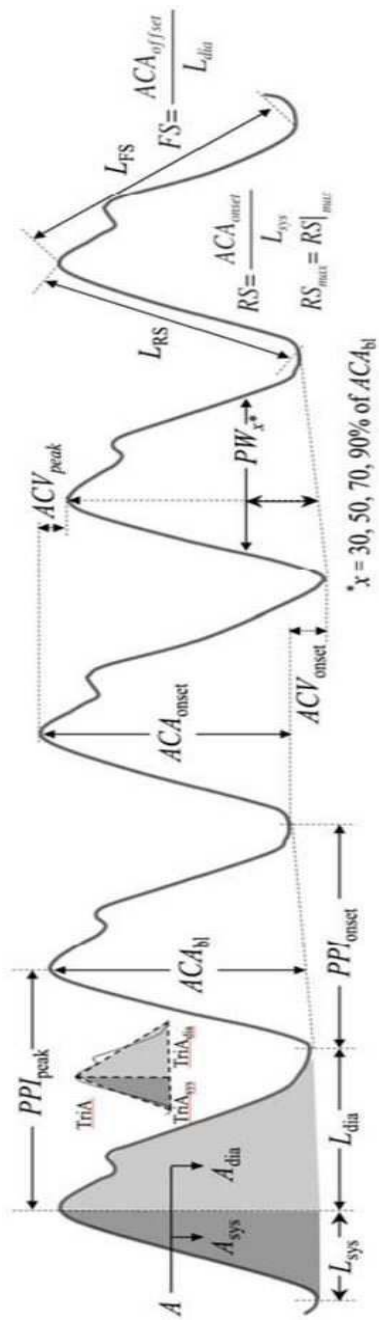
630: 제어부

도면

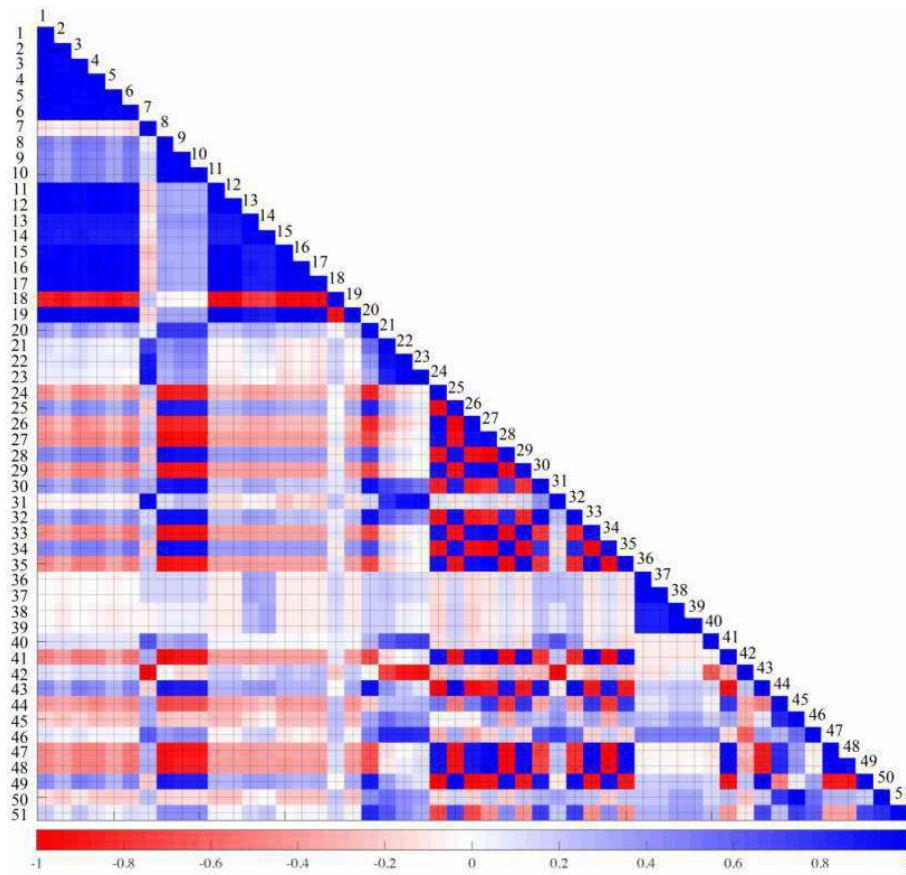
도면1



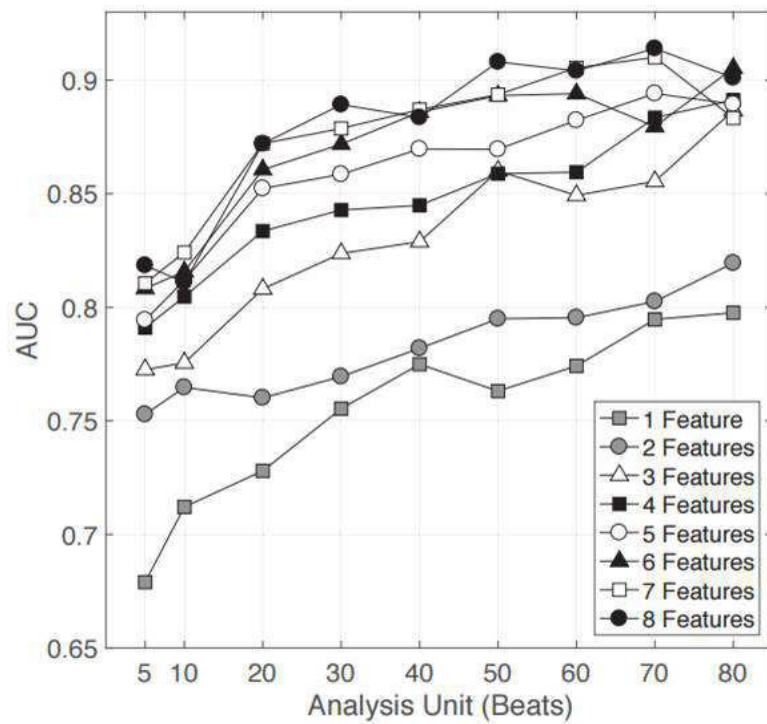
도면2



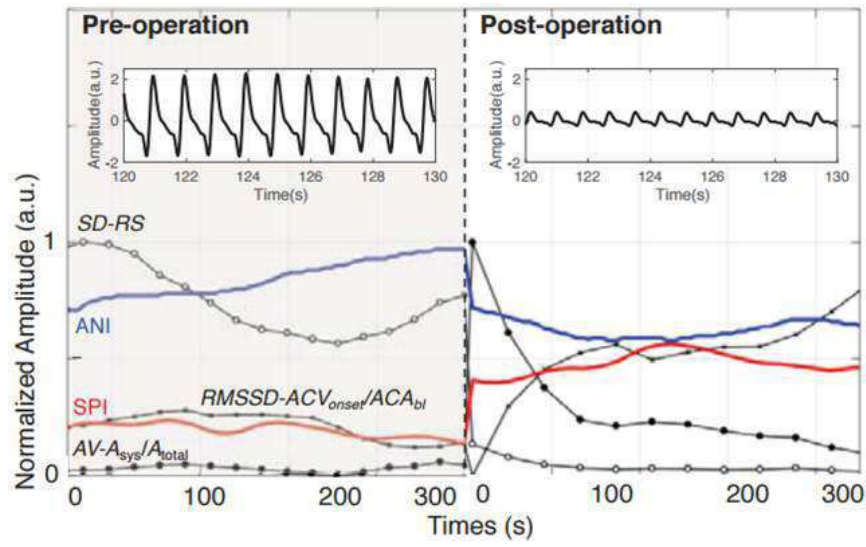
도면3



도면4



도면5



도면6

