



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2020-0006447
(43) 공개일자 2020년01월20일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/029 (2006.01) A61B 5/00 (2006.01)
(52) CPC특허분류
A61B 5/029 (2013.01)
A61B 5/7264 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2018-0080209
(22) 출원일자 2018년07월10일
심사청구일자 2018년07월10일

(71) 출원인
재단법인 아산사회복지재단
서울특별시 송파구 올림픽로43길 88 (풍납동)
울산대학교 산학협력단
울산광역시 남구 대학로 93(무거동)
(72) 발명자
문석현
서울특별시 금천구 금하로 816 505동 1903호
김성훈
서울특별시 송파구 올림픽로43길 88, 마취통증의
학 (풍납동, 서울아산병원)
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
유철현

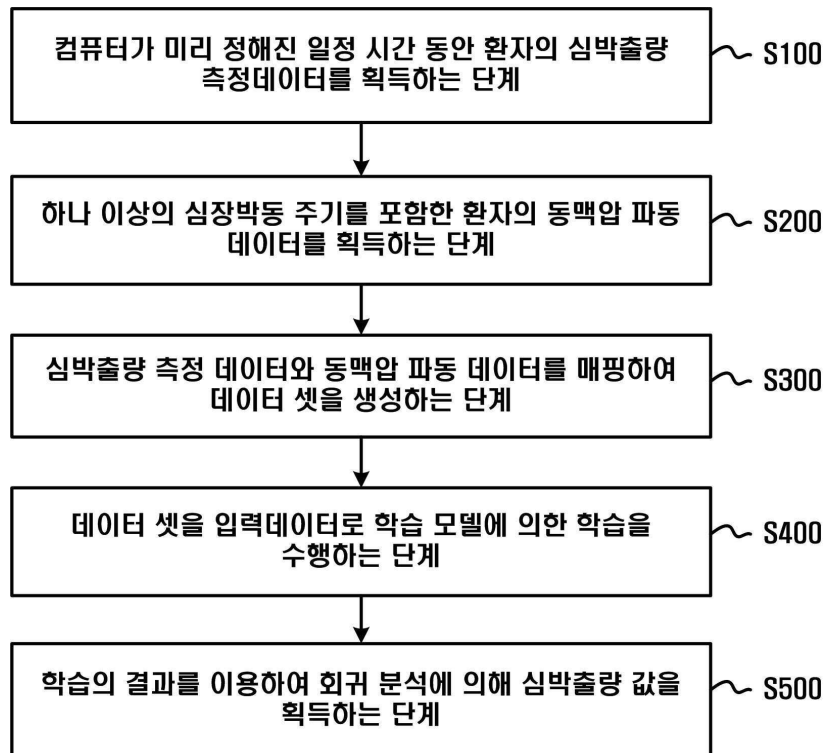
전체 청구항 수 : 총 9 항

(54) 발명의 명칭 동맥압 파형을 이용한 심박출량 획득 방법 및 그 프로그램

(57) 요약

본 발명은 동맥압 파형을 이용한 심박출량 획득 방법 및 그 프로그램 제공한다. 상기 동맥압 파형을 이용한 심박출량 획득 방법은 컴퓨터가 미리 정해진 일정 시간 동안 환자의 심박출량 측정 데이터를 획득하는 단계, 상기 컴퓨터가 하나 이상의 심장박동 주기를 포함한 환자의 동맥압 파동 데이터를 획득하는 단계, 상기 컴퓨터가 심박출량 측정 데이터와 동맥압 파동 데이터를 매핑하여 데이터 셋을 생성하는 단계, 상기 데이터 셋을 입력데이터로 학습 모델에 의한 학습을 수행하는 단계, 상기 학습의 결과를 이용하여 회귀 분석에 의해 심박출량 값을 획득하는 단계

대표도 - 도1



심박출량 측정 데이터와 상기 동맥압 과동 데이터를 매핑하여 데이터 셋을 생성하는 단계, 상기 컴퓨터가 상기 데이터 셋을 입력 데이터로 학습 모델에 의한 학습을 수행하는 단계 및 상기 컴퓨터가 상기 학습의 결과를 이용하여 회귀 분석(regression analysis)에 의해 심박출량 값을 획득하는 단계를 포함하고, 상기 학습 모델은, 복수의 연산 단계를 포함하고, 각 연산 단계를 순차적으로 진행하며, 이전 단계 데이터 값의 서브샘플링(subsampling) 값을 상기 각 연산 단계를 거치지 않고 다음 단계로 보내는 것을 특징으로 하고, 상기 서브샘플링 값은, 상기 이전 단계 데이터 값의 평균값, 최대값, 최소값, 미분값 중 적어도 하나이다.

(72) 발명자

심우현

서울특별시 송파구 올림픽로 435, 305동 2202호

김혜진

경기도 성남시 분당구 정자일로156번길 12 타임브릿지 A동 602호

이준규

서울특별시 동작구 동작대로29길 115, 310동 1202호

문영진

경기도 구리시 갈매중앙로 131, 306동 2502호

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 NRF-2016M3A9E8941259

부처명 과학기술정보통신부

연구관리전문기관 한국연구재단

연구사업명 바이오 의료기술개발

연구과제명 병원내 감시소홀 구역 취약 환자 스마트 모니터링 시스템 연구

기여율 1/2

주관기관 서울아산병원

연구기간 2018.06.01 ~ 2019.03.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711073877

부처명 과학기술정보통신부

연구관리전문기관 정보통신기술진흥센터

연구사업명 SW컴퓨팅산업원천기술개발(정보화)

연구과제명 의료데이터분석 지능형 SW 기술개발

기여율 1/2

주관기관 정보통신산업진흥원

연구기간 2018.04.01 ~ 2018.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

컴퓨터가 미리 정해진 일정 시간 동안 환자의 심박출량 측정 데이터를 획득하는 단계;

상기 컴퓨터가 하나 이상의 심장박동 주기를 포함한 환자의 동맥압 파동 데이터를 획득하는 단계;

상기 컴퓨터가 상기 심박출량 측정 데이터와 상기 동맥압 파동 데이터를 매핑하여 데이터 셋을 생성하는 단계;

상기 컴퓨터가 상기 데이터 셋을 입력 데이터로 학습 모델에 의한 학습을 수행하는 단계; 및

상기 컴퓨터가 상기 학습의 결과를 이용하여 회귀 분석(regression analysis)에 의해 심박출량 값을 획득하는 단계를 포함하고,

상기 학습 모델은,

복수의 연산 단계를 포함하고, 각 연산 단계를 순차적으로 진행하며, 이전 단계 데이터 값의 서브샘플링(subsampling) 값을 상기 각 연산 단계를 거치지 않고 다음 단계로 보내는 것을 특징으로 하고,

상기 서브샘플링 값은,

상기 이전 단계 데이터 값의 평균값, 최대값, 최소값, 미분값 중 적어도 하나인,

동맥압 파형을 이용한 심박출량 획득 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 학습 모델은 컨볼루션 신경망 모델이고,

상기 복수의 연산 단계는 컨볼루션 레이어(convolution layer) 및 맥스 풀링 레이어(maxpooling layer)를 포함하는,

동맥압 파형을 이용한 심박출량 획득 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 서브샘플링 값이 미분값인 경우,

상기 미분값은,

동맥압 파동의 모든 지점에서의 미분값을 포함하는 것을 특징으로 하는,

동맥압 파형을 이용한 심박출량 획득 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 학습을 수행하는 단계 이후 상기 심박출량 값을 획득하는 단계 이전에,

상기 컴퓨터가 상기 학습의 결과를 이용하여, 상기 심박출량 측정 데이터와 상기 동맥압 파동 데이터를 변수로 하는 관계식 상에서 상수값을 산출하는 단계; 및

상기 컴퓨터가 상기 상수값을 포함하여 상기 학습 모델에 의한 학습을 수행하는 단계를 더 포함하고,

상기 심박출량 값을 획득하는 단계에서의 상기 학습의 결과는,

상기 상수값을 포함한 상기 학습 모델에 의한 학습의 결과인,
 동맥압 파형을 이용한 심박출량 획득 방법.

청구항 5

제4항에 있어서,
 상기 심박출량 측정 데이터 및 상기 동맥압 파동 데이터는 복수의 환자별로 각각 획득되고,
 상기 학습 모델은,
 복수의 환자별로 각각 생성되어, 개별적 모델로서 생성되고,
 상기 상수값을 산출하는 단계 이전에,
 상기 컴퓨터가 복수의 환자별로 각각 생성된 학습 모델의 품질을 평가하는 단계를 더 포함하는,
 동맥압 파형을 이용한 심박출량 획득 방법.

청구항 6

제5항에 있어서,
 상기 심박출량 값을 획득하는 단계는,
 상기 평가하는 단계에 의하여 미리 정해진 일정 값 이상의 품질을 획득한 환자의 학습 모델에 의한 학습의 결과를 이용하여 회귀 분석에 의해 심박출량 값을 획득하는 것을 특징으로 하는,
 동맥압 파형을 이용한 심박출량 획득 방법.

청구항 7

제5항에 있어서,
 상기 평가하는 단계는,
 하나의 환자의 학습 모델을 복수의 환자 중 상기 하나의 환자를 제외한 나머지 환자에 적용한 결과값을 이용하여 품질을 산출하는 것을 특징으로 하는,
 동맥압 파형을 이용한 심박출량 획득 방법.

청구항 8

하드웨어인 컴퓨터와 결합되어, 청구항 제1항 내지 제7항 중 어느 한 항의 방법을 실행시키기 위해 매체에 저장된, 동맥압 파형을 이용한 심박출량 획득 프로그램.

청구항 9

미리 정해진 일정 시간 동안 환자의 심박출량 측정 데이터를 획득하는, 심박출량 측정 데이터 획득부;
 하나 이상의 심장박동 주기를 포함한 환자의 동맥압 파동 데이터를 획득하는, 동맥압 파동 데이터 획득부;
 상기 심박출량 측정 데이터와 상기 동맥압 파동 데이터를 매핑하여 데이터 셋을 생성하는, 데이터 셋 생성부;
 상기 데이터 셋을 입력 데이터로 학습 모델에 의한 학습을 수행하고, 상기 학습의 결과를 이용하여 회귀 분석(regression analysis)에 의해 심박출량 값을 획득하는, 심박출량 값 획득부를 포함하고,
 상기 학습 모델은,
 복수의 연산 단계를 포함하고, 각 연산 단계를 순차적으로 진행하며, 이전 단계 데이터 값의 서브샘플링(subsampling) 값을 상기 각 연산 단계를 거치지 않고 다음 단계로 보내는 것을 특징으로 하고,
 상기 서브샘플링 값은,
 상기 이전 단계 데이터 값의 평균값, 최대값, 최소값, 미분값 중 적어도 하나인,

동맥압 파형을 이용한 심박출량 획득 서버장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 동맥압 파형을 이용한 심박출량 획득 방법 및 그 프로그램에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 심박출량은 심장이 박동을 하면서 짜 내는 피의 양을 의미한다. 일반적으로 스트로크볼륨(stroke volume; SV) 또는 카디오출력(cardio output; CO)으로 불리우며, 스트로크볼륨은 심장박동 1회에 짜 내는 피의 양이며, 성인 남성의 경우 보통 70ml 정도 되는것으로 알려져있다. 카디오출력은 1분동안 짜내는 피의 양으로, 스트로크볼륨에 분당 심박수를(Hear Rate; HR) 곱한 값이다. 2L 정도로 알려져 있다.

[0003] 심박출량은 특히, 수술 중에 환자의 순환 기능이 정상적으로 작동하는지를 파악하기 위한 가장 중요하면서도 기본적인 지표이지만, 직접 측정이 어렵다.

[0004] 심박출량의 측정하기 위한 열 회석법 또는 지시약 회석법은 심박출량을 측정하기 위하여 카테터 등을 이용하여 경동맥과 우심방, 우심실로 삽관하거나 폐정맥 등을 통하여 좌심실에 삽관하는 등 측정이 용이하지 않고 연속적인 심박출량을 제공하지 않는다.

[0005] 열 회석법으로 연속적인 심박출량을 측정하기 위해서 혈액에 연결된 열선을 사용하여 지속적인 열에너지를 가해주고 온도의 변화를 측정하는 방법이 개발된바 있으나 환자의 체온을 비정상적으로 상승시키는 등의 부작용이 나타난다.

[0006] 초음파센서를 이용한 혈류측정장치는 직접 혈관에 부착해야 하며 수술을 통해 센서를 부착하므로 환자의 심박출량을 측정하는 자주 활용되기 어렵고, 또한 초음파 영상장치는 전문가에 의해 일시적인 심박출량을 측정하는 것이 가능하나 장시간 연속적으로 환자의 질환을 측정하기 어렵다.

선행기술문헌

특허문헌

[0007] (특허문헌 0001) 한국등록특허공보 제10-0821409호, 2008.04.10.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0008] 심박출량을 직접적으로 측정하기 위해서는 폐동맥 카테터를 심장에 거치해야 하지만, 환자의 부담이 커서 특별한 경우가 아니면, 대신 혈압을 실시간으로 측정하여 모니터링 한다.

[0009] 그러나, 현재까지 알려진 방법으로는 혈압을 이용하여 심박출량을 정확하게 측정하기가 어렵다.

[0010] 따라서, 본 발명이 해결하고자 하는 과제는 동맥압 파동을 이용한 학습을 통해 심박출량을 정확하게 획득하는 방법을 제공하는 것이다.

[0011] 또한, 본 발명이 해결하고자 하는 과제는 환자마다 다른 동맥압 파동데이터에 의하더라도 심박출량을 정확하게 획득하는 방법을 제공하는 것이다.

[0012] 본 발명이 해결하고자 하는 과제들은 이상에서 언급된 과제로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 과제들은 아래의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0013] 상술한 과제를 해결하기 위한 본 발명의 일 실시예에 따른 동맥압 파형을 이용한 심박출량 획득 방법은, 컴퓨터가 미리 정해진 일정 시간 동안 환자의 심박출량 측정 데이터를 획득하는 단계, 상기 컴퓨터가 하나 이상의 심

장박동 주기를 포함한 환자의 동맥압 파동 데이터를 획득하는 단계, 상기 컴퓨터가 상기 심박출량 측정 데이터와 상기 동맥압 파동 데이터를 매핑하여 데이터 셋을 생성하는 단계, 상기 컴퓨터가 상기 데이터 셋을 입력 데이터로 학습 모델에 의한 학습을 수행하는 단계 및 상기 컴퓨터가 상기 학습의 결과를 이용하여 회귀 분석(regression analysis)에 의해 심박출량 값을 획득하는 단계를 포함하고, 상기 학습 모델은, 복수의 연산 단계를 포함하고, 각 연산 단계를 순차적으로 진행하며, 이전 단계 데이터 값의 서브샘플링(subsampling) 값을 상기 각 연산 단계를 거치지 않고 다음 단계로 보내는 것을 특징으로 하고, 상기 서브샘플링 값은, 상기 이전 단계 데이터 값의 평균값, 최대값, 최소값, 미분값 중 적어도 하나이다.

[0014] 상기 학습 모델은 컨볼루션 신경망 모델이고, 상기 복수의 연산 단계는 컨볼루션 레이어(convolution layer) 및 맥스 풀링 레이어(maxpooling layer)를 포함한다.

[0015] 상기 서브샘플링 값이 미분값인 경우, 상기 미분값은, 동맥압 파동의 모든 지점에서의 미분값을 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0016] 상술한 과제를 해결하기 위한 본 발명의 일 실시예에 따른 동맥압 파형을 이용한 심박출량 획득 방법은, 상기 학습을 수행하는 단계 이후 상기 심박출량 값을 획득하는 단계 이전에, 상기 컴퓨터가 상기 학습의 결과를 이용하여, 상기 심박출량 측정 데이터와 상기 동맥압 파동 데이터를 변수로 하는 관계식 상에서 상수값을 산출하는 단계 및 상기 컴퓨터가 상기 상수값을 포함하여 상기 학습 모델에 의한 학습을 수행하는 단계를 더 포함하고, 상기 심박출량 값을 획득하는 단계에서의 상기 학습의 결과는, 상기 상수값을 포함한 상기 학습 모델에 의한 학습의 결과이다.

[0017] 상술한 과제를 해결하기 위한 본 발명의 일 실시예에 따른 동맥압 파형을 이용한 심박출량 획득 방법에서, 상기 심박출량 측정 데이터 및 상기 동맥압 파동 데이터는 복수의 환자별로 각각 획득되고, 상기 학습 모델은, 복수의 환자별로 각각 생성되어, 개별적 모델로서 생성되고, 상기 상수값을 산출하는 단계 이전에, 상기 컴퓨터가 복수의 환자별로 각각 생성된 학습 모델의 품질을 평가하는 단계를 더 포함한다.

[0018] 상기 심박출량 값을 획득하는 단계는, 상기 평가하는 단계에 의하여 미리 정해진 일정 값 이상의 품질을 획득한 환자의 학습 모델에 의한 학습의 결과를 이용하여 회귀 분석에 의해 심박출량 값을 획득하는 것을 특징으로 한다.

[0019] 상기 평가하는 단계는, 하나의 환자의 학습 모델을 복수의 환자 중 상기 하나의 환자를 제외한 나머지 환자에 적용한 결과값을 이용하여 품질을 산출하는 것을 특징으로 한다.

[0020] 상술한 과제를 해결하기 위한 본 발명의 다른 실시예에 따른 동맥압 파형을 이용한 심박출량 획득 프로그램은, 하드웨어인 컴퓨터와 결합되어, 상기의 방법을 실행시키기 위해 매체에 저장된다.

[0021] 상술한 과제를 해결하기 위한 본 발명의 다른 실시예에 따른 동맥압 파형을 이용한 심박출량 획득 서버장치는, 미리 정해진 일정 시간 동안 환자의 심박출량 측정 데이터를 획득하는, 심박출량 측정 데이터 획득부, 하나 이상의 심장박동 주기를 포함한 환자의 동맥압 파동 데이터를 획득하는, 동맥압 파동 데이터 획득부, 상기 심박출량 측정 데이터와 상기 동맥압 파동 데이터를 매핑하여 데이터 셋을 생성하는, 데이터 셋 생성부, 상기 데이터 셋을 입력 데이터로 학습 모델에 의한 학습을 수행하고, 상기 학습의 결과를 이용하여 회귀 분석(regression analysis)에 의해 심박출량 값을 획득하는, 심박출량 값 획득부를 포함하고, 상기 학습 모델은, 복수의 연산 단계를 포함하고, 각 연산 단계를 순차적으로 진행하며, 이전 단계 데이터 값의 서브샘플링(subsampling) 값을 상기 각 연산 단계를 거치지 않고 다음 단계로 보내는 것을 특징으로 하고, 상기 서브샘플링 값은, 상기 이전 단계 데이터 값의 평균값, 최대값, 최소값, 미분값 중 적어도 하나이다.

[0022] 본 발명의 기타 구체적인 사항들은 상세한 설명 및 도면들에 포함되어 있다.

발명의 효과

[0023] 상기 본 발명에 의하면, 환자의 심박출량 측정 데이터 및 동맥압 파동 데이터를 이용하여 생성된 학습모델을 이용함으로써, 동맥압 파형을 통해 심박출량을 획득할 수 있다.

[0024] 상기 본 발명에 의하면, 평균값뿐만 아니라 최대값, 최소값 및 미분값을 사용하여 학습 모델에 적용함으로써, 동맥압 파동데이터가 환자마다 다름에도 본 발명의 학습 모델에 의해 다양한 환자의 심박출량 값을 획득할 수 있다.

[0025] 상기 본 발명에 의하면, 심박출량 측정 데이터와 동맥압 파동 데이터를 변수로 하는 관계식 상의 상수값을 함께

학습하여 생성된 학습모델을 이용함으로써, 보다 더 정확한 심박출량을 획득할 수 있다.

[0026] 본 발명의 효과들은 이상에서 언급된 효과로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 효과들은 아래의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

[0027] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 동맥압 파형을 이용한 심박출량 획득 방법을 설명하기 위한 도면이다.

도 2는 심박출량 측정 데이터와 동맥압 파동 데이터를 이용한 학습 모델을 설명하기 위한 도면이다.

도 3은 심박출량 측정 데이터와 동맥압 파동 데이터를 변수로 하는 관계식 상에서 상수값을 산출하여 학습을 수행하는 것을 설명하기 위한 도면이다.

도 4는 복수의 환자별로 학습 모델의 품질을 평가하여 최종 학습 모델을 생성하는 방법을 설명하기 위한 도면이다.

도 5는 학습 모델에 사용되는 훈련용 데이터의 품질 지수를 나타낸 그래프이다.

도 6 및 도 7은 최종 예측 모델을 통해 예측된 값으로 분석을 적용한 결과를 나타내는 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0028] 본 발명의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 상세하게 후술되어 있는 실시예들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나, 본 발명은 이하에서 개시되는 실시예들에 제한되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 수 있으며, 단지 본 실시예들은 본 발명의 개시가 완전하도록 하고, 본 발명이 속하는 기술 분야의 통상의 기술자에게 본 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이며, 본 발명은 청구항의 범주에 의해 정의될 뿐이다.

[0029] 본 명세서에서 사용된 용어는 실시예들을 설명하기 위한 것이며 본 발명을 제한하고자 하는 것은 아니다. 본 명세서에서, 단수형은 문구에서 특별히 언급하지 않는 한 복수형도 포함한다. 명세서에서 사용되는 "포함한다(comprises)" 및/또는 "포함하는(comprising)"은 언급된 구성요소 외에 하나 이상의 다른 구성요소의 존재 또는 추가를 배제하지 않는다. 명세서 전체에 걸쳐 동일한 도면 부호는 동일한 구성 요소를 지칭하며, "및/또는"은 언급된 구성요소들의 각각 및 하나 이상의 모든 조합을 포함한다. 비록 "제1", "제2" 등이 다양한 구성요소들을 서술하기 위해서 사용되나, 이들 구성요소들은 이들 용어에 의해 제한되지 않음은 물론이다. 이들 용어들은 단지 하나의 구성요소를 다른 구성요소와 구별하기 위하여 사용하는 것이다. 따라서, 이하에서 언급되는 제1 구성요소는 본 발명의 기술적 사상 내에서 제2 구성요소일 수도 있음은 물론이다.

[0030] 다른 정의가 없다면, 본 명세서에서 사용되는 모든 용어(기술 및 과학적 용어를 포함)는 본 발명이 속하는 기술 분야의 통상의 기술자에게 공통적으로 이해될 수 있는 의미로 사용될 수 있을 것이다. 또한, 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 용어들은 명백하게 특별히 정의되어 있지 않는 한 이상적으로 또는 과도하게 해석되지 않는다.

[0031] 본 명세서에서 '컴퓨터'는 연산처리를 수행하여 사용자에게 결과를 제공할 수 있는 다양한 장치들이 모두 포함된다. 예를 들어, 컴퓨터는 데스크 탑 PC, 노트북(Note Book)뿐만 아니라 스마트폰(Smart phone), 태블릿 PC, 셀룰러폰(Cellular phone), 피씨에스폰(PCS phone; Personal Communication Service phone), 동기식/비동기식 IMT-2000(International Mobile Telecommunication-2000)의 이동 단말기, 팜 PC(Palm Personal Computer), 개인용 디지털 보조기(PDA; Personal Digital Assistant) 등도 해당될 수 있다. 또한, 컴퓨터는 의료용 컴퓨터, 의료용 PC, 의료용 태블릿, 의료 장치도 해당될 수 있으며, 클라이언트로부터 요청을 수신하여 정보처리를 수행하는 서버도 해당될 수 있다.

[0032] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 실시예를 상세하게 설명한다.

[0033] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 동맥압 파형을 이용한 심박출량 획득 방법을 설명하기 위한 도면이다.

[0034] 도 1을 참고하면, 동맥압 파형을 이용한 심박출량 획득 방법은, 컴퓨터가 미리 정해진 일정 시간동안 환자의 심박출량 측정데이터를 획득하는 단계(S100), 하나 이상의 심장박동 주기를 포함한 환자의 동맥압 파동 데이터를 획득하는 단계(S200), 심박출량 측정 데이터와 동맥압 파동 데이터를 매핑하여 데이터 셋을 생성하는 단계(S300), 데이터 셋을 입력데이터로 학습 모델에 의한 학습을 수행하는 단계(S400) 및 학습의 결과를 이용하여

회귀 분석에 의해 심박출량 값을 획득하는 단계(S500)을 포함한다.

- [0035] 심박출량 측정데이터를 획득하는 단계(S100) 및 동맥압 파동 데이터를 획득하는 단계(S200)는, 동시에 수행될 수 있으며, 심박출량 측정데이터를 먼저 획득한 후 동맥압 파동데이터를 획득할 수 있고, 동맥압 파동데이터를 먼저 획득한 후 심박출량 측정데이터를 획득할 수도 있다.
- [0036] 컴퓨터가 미리 정해진 일정 시간동안 환자의 심박출량 측정데이터를 획득하는 단계(S100)는, 폐동맥 카테터를 이용하여 심박출량 측정데이터를 획득하거나 또는 도플러 효과를 이용하여 심박출량 측정데이터를 획득할 수 있다.
- [0037] 폐동맥 카테터를 이용하여 심박출량 측정데이터를 획득하는 것은, 심장에 카테터를 직접 넣어 획득한 데이터로서, 대응되는 동맥압 파동 데이터와 함께, 참고 데이터로서 학습에 활용하기 위함이다. 또한, 폐동맥 카테터를 이용하여 심박출량 측정데이터를 획득하는 것은, 미리 정해진 일정 시간동안 측정하는 것이며, 예컨대, 비질런스(vigilance)의 시간 지연을 고려하여 최소 단위로서 10분동안 측정할 수 있다.
- [0038] 도플러 효과를 이용하여 심박출량 측정데이터를 획득하는 것은, 도플러 효과를 이용하여 혈액이 대동맥을 통해 흘러나오는 속도를 실시간으로 측정하는 다음, 시간에 대해 적분하고 대동맥 단면적을 곱하여 획득할 수 있다.
- [0039] 하나 이상의 심장박동 주기를 포함한 환자의 동맥압 파동 데이터를 획득하는 단계(S200)에서, 동맥압 파동 데이터는 동맥압 데이터가 모두 포함되며, 예컨대, 대퇴동맥압 데이터 또는 요골동맥압 데이터가 포함된다. 또한, 동맥압 파동 데이터는 하나 이상의 심장박동 주기를 포함하여 획득하는 것으로, 예컨대, 적어도 하나의 호흡 주기를 완전히 포함할 수 있는 10.24초 동안 측정된 동맥압 파동 데이터가 포함되고, 짧게는 심박 하나인 2초 미만 동안 측정된 동맥압 파동 데이터가 포함된다.
- [0040] 심박출량 측정 데이터와 동맥압 파동 데이터를 매핑하여 데이터 셋을 생성하는 단계(S300)는, 서로 대응되는 심박출량 측정 데이터와 동맥압 파동 데이터를 매핑하여 학습을 수행하기 위한 학습 훈련용 데이터를 생성하는 것이다.
- [0041] 폐동맥 카테터를 이용하여 심박출량 측정데이터를 획득하는 경우 정확한 심박출량 값이 획득될 수 있고, 심박출량 측정데이터와 대응되는 동맥압 파동 데이터를 매핑하여 학습 훈련함으로써, 훈련된 학습 모델을 이용하는 경우, 추후 동맥압 파동 데이터만을 획득하여도 정확한 심박출량 값을 알 수 있다.
- [0042] 데이터 셋을 입력데이터로 학습 모델에 의한 학습을 수행하는 단계(S400)에서 학습 모델은, 복수의 연산 단계를 포함하고, 각 연산 단계를 순차적으로 진행하며, 이전 단계 데이터 값의 서브샘플링(subsampling) 값을 상기 각 연산 단계를 거치지 않고 다음 단계로 보내는 것을 특징으로 한다.
- [0043] 또한, 학습모델은 다양한 기계학습 알고리즘이 적용될 수 있고, 예를 들어, 딥러닝 모델이 적용됨에 따라 심층 신경망으로 구축될 수 있다.
- [0044] 본 발명의 실시예들에 따른 심층신경망(Deep Neural Network; DNN)은, 하나 이상의 컴퓨터 내에 하나 이상의 레이어(Layer)를 구축하여 복수의 데이터를 바탕으로 판단을 수행하는 시스템 또는 네트워크를 의미한다. 예를 들어, 심층신경망은 컨볼루션 풀링 레이어(Convolutional Pooling Layer), 로컬 접속 레이어(a locally-connected layer) 및 완전 연결 레이어(fully-connected layer)를 포함하는 레이어들의 세트로서 구현될 수 있다. 컨볼루션 풀링 레이어 또는 로컬 접속 레이어는 영상 내 특징들을 추출하도록 구성될 수 있다. 완전 연결 레이어는 영상의 특징 간의 상관 관계를 결정할 수 있다. 일부 실시 예에서, 심층신경망의 전체적인 구조는 컨볼루션 풀링 레이어에 로컬 접속 레이어가 이어지고, 로컬 접속 레이어에 완전 연결 레이어가 이터지는 형태로 이루어질 수 있다. 심층신경망은 다양한 판단기준(즉, 파라미터(Parameter))를 포함할 수 있고, 입력되는 영상 분석을 통해 새로운 판단기준(즉, 파라미터)를 추가할 수 있다.
- [0045] 본 발명의 실시예들에 따른 심층신경망은, 콘볼루션 신경망이라고 부르는 구조로서, 주어진 영상 데이터들로부터 가장 분별력(Discriminative Power)이 큰 특징을 스스로 학습하는 특징 추출레이어(Feature Extraction Layer)와 추출된 특징을 기반으로 가장 높은 예측 성능을 내도록 예측 모델을 학습하는 예측레이어(Prediction Layer)이 통합된 구조로 구성될 수 있다.
- [0046] 특징 추출레이어는 영상의 각 영역에 대해 복수의 필터를 적용하여 특징 지도(Feature Map)를 만들어 내는 콘볼루션 레이어(Convolution Layer)와 특징 지도를 공간적으로 통합함으로써 위치나 회전의 변화에 불변하는 특징을 추출할 수 있도록 하는 통합레이어(Pooling Layer)를 번갈아 수 차례 반복하는 구조로 형성될 수 있다. 이를 통해, 점, 선, 면 등의 낮은 수준의 특징에서부터 복잡하고 의미 있는 높은 수준의 특징까지 다양한 수준의 특

징을 추출해낼 수 있다.

- [0047] 콘볼루션 레이어는 입력 영상의 각 패치에 대하여 필터와 국지 수용장(Local Receptive Field)의 내적에 비선형 활성화 함수(Activation Function)를 취함으로써 특징지도(Feature Map)를 구하게 되는데, 다른 네트워크 구조와 비교하여, CNN은 희소한 연결성(Sparse Connectivity)과 공유된 가중치(Shared Weights)를 가진 필터를 사용하는 특징이 있다. 이러한 연결구조는 학습할 모수의 개수를 줄여주고, 역전파 알고리즘을 통한 학습을 효율적으로 만들어 결과적으로 예측 성능을 향상 시킨다.
- [0048] 통합 레이어(Pooling Layer 또는 Sub-sampling Layer)은 이전 콘볼루션 레이어에서 구해진 특징 지도의 지역 정보를 활용하여 새로운 특징 지도를 생성한다. 일반적으로 통합 레이어에 의해 새로 생성된 특징지도는 원래의 특징 지도보다 작은 크기로 줄어드는데, 대표적인 통합 방법으로는 특징 지도 내 해당 영역의 최대값을 선택하는 최대 통합(Max Pooling)과 특징 지도 내 해당 영역의 평균값을 구하는 평균 통합(Average Pooling) 등이 있다. 통합 레이어의 특징지도는 일반적으로 이전 레이어의 특징 지도보다 입력 영상에 존재하는 임의의 구조나 패턴의 위치에 영향을 적게 받을 수 있다. 즉, 통합레이어는 입력 영상 혹은 이전 특징 지도에서의 노이즈나 왜곡과 같은 지역적 변화에 보다 강인한 특징을 추출할 수 있게 되고, 이러한 특징은 분류 성능에 중요한 역할을 할 수 있다. 또 다른 통합 레이어의 역할은, 깊은 구조상에서 상위의 학습 레이어로 올라갈수록 더 넓은 영역의 특징을 반영할 수 있게 하는 것으로서, 특징 추출 레이어가 쌓이면서, 하위 레이어에서는 지역적인 특징을 반영하고 상위 레이어로 올라 갈수록 보다 추상적인 전체 영상의 특징을 반영하는 특징 생성할 수 있다.
- [0049] 이와 같이, 콘볼루션 레이어와 통합 레이어의 반복을 통해 최종적으로 추출된 특징은 다중 신경망(MLP: Multi-layer Perception)이나 서포트 벡터 머신(SVM: Support Vector Machine)과 같은 분류 모델이 완전 연결 레이어(Fully-connected Layer)의 형태로 결합되어 분류 모델 학습 및 예측에 사용될 수 있다.
- [0050] 다만, 본 발명의 실시예들에 따른 심층신경망의 구조는 이에 한정되지 아니하고, 다양한 구조의 신경망으로 형성될 수 있다.
- [0051] 일 실시예로 학습 모델은 컨볼루션 신경망 모델이고, 복수의 연산 단계는 컨볼루션 레이어(convolution layer) 및 맥스 풀링 레이어(maxpooling layer)를 포함하고, 컨볼루션 신경망 모델을 이용한 학습 모델에 관한 설명은 도 2의 설명에서 후술한다.
- [0052] 각각의 환자마다 동맥압 파동의 형태는 같을 수 있으나, 데이터 값은 전부 다를 수 있으므로, 2 이상의 환자의 데이터 셋을 입력데이터로 학습을 수행하면 정확도가 떨어질 수 있다. 따라서, 학습을 수행하는 입력데이터는 하나의 환자의 데이터 셋을 이용한다.
- [0053] 학습의 결과를 이용하여 회귀 분석에 의해 심박출량 값을 획득하는 단계(S500)에서, 회귀 분석이란, 종속 변수와 2 이상의 독립 변수 사이의 관계를 최소 제곱법에 의해 추정하는 분석 방법으로서, 본 발명에서는, 학습 모델을 통해 여럿 중의 하나의 답을 고르는 것이 아닌, 하나의 숫자를 추정하기 위한 것으로 회귀 분석을 이용한다.
- [0054] 도 2는 심박출량 측정 데이터와 동맥압 파동 데이터를 이용한 학습 모델을 설명하기 위한 도면이다.
- [0055] 학습 모델의 입력데이터(10)는, 도 1의 설명에서 상술한 매핑된 심박출량 측정 데이터와 동맥압 파동 데이터의 데이터 셋이다. 도 2에 도시된 바와 같이, 학습 모델의 입력데이터(10)가 입력되어, 컨볼루션 레이어(31 ~ 36)와 맥스풀링 레이어(41 ~ 46)를 거쳐 완전 연결 레이어(50)로 출력된다.
- [0056] 입력데이터(10)가 컨볼루션 레이어(31)와 맥스풀링 레이어(41)를 거치며, 서브 샘플링 값(21)은 컨볼루션 레이어(31)와 맥스풀링 레이어(41)를 거치지 않고 입력데이터(10) 값을 그대로 다음 단계로 보낸다. 또한, 컨볼루션 레이어(31)와 맥스풀링 레이어(41)를 거친 값 중, 이 값을 그대로 서브 샘플링 값(22)으로서 다음 단계로 보낸다. 이 단계를 반복한다.
- [0057] 서브 샘플링 값(21 ~ 26)은 이전 단계 데이터 값의 평균값, 최대값, 최소값, 미분값 중 적어도 하나이다. 평균값뿐만 아니라, 최대값, 최소값, 미분값을 사용함으로써 학습 모델의 성능을 더 높일 수 있다.
- [0058] 바람직하게, 서브 샘플링 값(21 ~26)은 이전 단계 데이터 값의 미분값이다. 미분값은, 동맥압 파동의 모든 지점에서의 미분값을 포함한다. 동맥압 파동의 데이터는 환자마다 다르게 나타나기 때문에, 동맥압 파동의 형태를 이용하여 학습함으로써, 각 환자마다의 공통점으로서 학습 모델에 반영될 수 있다. 따라서, 동맥압 파동의 형태를 이용하여 학습하기 위하여 미분값을 서브 샘플링 값으로 이용한다.

- [0059] 도 3은 심박출량 측정 데이터와 동맥압 파동 데이터를 변수로 하는 관계식 상에서 상수값을 산출하여 학습을 수행하는 것을 설명하기 위한 도면이다.
- [0060] 도 3을 참고하면, 본 발명의 동맥압 파형을 이용한 심박출량 획득 방법은, 학습을 수행하는 단계 이후 심박출량 값을 획득하는 단계 이전에, 컴퓨터가 상기 학습의 결과를 이용하여, 심박출량 측정 데이터와 동맥압 파동 데이터를 변수로 하는 관계식 상에서 상수값을 산출하는 단계(S430) 및 컴퓨터가 상수값을 포함하여 학습 모델에 의한 학습을 수행하는 단계(S460)를 더 포함한다. 또한, 심박출량 값을 획득하는 단계는, 상수값을 포함한 학습 모델에 의한 학습의 결과를 이용하여 회귀 분석에 의해 심박출량 값을 획득한다(S502).
- [0061] 심박출량 측정 데이터와 동맥압 파동 데이터를 변수로 하는 관계식 상에서 상수값을 산출하여, 상수값을 포함하여 학습을 수행하는 것은, 각각 환자마다의 특성, 즉 심박출량 측정 데이터와 동맥압 파동 데이터와의 관계의 특성이 상이하므로써, 스케일(scale) 또한 각각의 환자마다 상이하므로, 환자마다의 상이한 스케일(scale)을 맞추는 학습 모델을 생성하기 위하여, 상기 관계식 상에서 상수값을 산출하고, 산출된 상수값을 포함하여 학습을 수행함으로써, 환자마다의 상이한 스케일을 맞출 수 있다.
- [0062] 만일, 한 명의 환자의 데이터만을 이용하는 경우에는 하기의 수학식 1에서 $w_i = 1$, $b_i = 0$ 으로 적용하거나, 상수값을 산출하는 단계를 생략할 수 있다.
- [0063] 상기 심박출량 측정 데이터와 동맥압 파동 데이터를 변수로 하는 관계식은 하기의 수학식 1과 같다.
- [0064] (수학식 1)
- [0065] $SV_{scaled} = SV_{CNN} * w_i + b_i$
- [0066] SV_{CNN} 은 개별 스케일 계수(individual scale coefficient)를 적용하기 전, CNN 모델이 계산한 SV값, w_i 및 b_i 는 개별 스케일 계수이고, i 는 각각의 환자, SV_{scaled} 는 개별 스케일 계수를 적용하여 보정한 값.
- [0067] 도 4는 복수의 환자별로 학습 모델의 품질을 평가하여 최종 학습 모델을 생성하는 방법을 설명하기 위한 도면이다.
- [0068] 도 4를 참고하면, 본 발명의 동맥압 파형을 이용한 심박출량 획득 방법은, 컴퓨터가 미리 정해진 일정 시간동안 복수의 환자의 심박출량 측정 데이터를 각각 획득하는 단계(S102), 하나 이상의 심장박동 주기를 포함한 복수의 환자의 동맥압 파동 데이터를 각각 획득하는 단계(S202), 환자별로 심박출량 측정 데이터와 동맥압 파동 데이터를 각각 매핑하고 데이터 셋을 생성하는 단계(302), 환자별 각각의 데이터 셋을 입력데이터로 학습 모델에 의한 학습을 수행하는 단계(S402), 복수의 환자별로 각각 생성된 학습 모델의 품질을 평가하는 단계(S410), 학습의 결과를 이용하여, 심박출량 측정 데이터와 동맥압 파동 데이터를 변수로 하는 관계식 상에서 상수값을 산출하는 단계(S430), 상수값을 포함하여 학습 모델에 의한 학습을 수행하는 단계(S460) 및 상수값을 포함한 학습 모델에 의한 학습의 결과를 이용하여 회귀 분석에 의해 심박출량 값을 획득하는 단계(S502)를 포함한다.
- [0069] 심박출량 측정데이터를 획득하는 단계(S102) 및 동맥압 파동 데이터를 획득하는 단계(S202)는, 동시에 수행될 수 있으며, 심박출량 측정데이터를 먼저 획득한 후 동맥압 파동데이터를 획득할 수 있고, 동맥압 파동데이터를 먼저 획득한 후 심박출량 측정데이터를 획득할 수도 있다.
- [0070] 도 1의 설명에서 상술한 바와 같이, 각각의 환자마다 동맥압 파동의 형태는 같을 수 있으나, 데이터 값은 전부 다를 수 있으므로, 2 이상의 환자의 데이터 셋을 입력데이터로 학습을 수행하면 정확도가 떨어질 수 있다. 따라서, 학습을 수행하는 입력데이터는 하나의 환자의 데이터 셋을 이용한다.
- [0071] 복수의 환자의 데이터 셋을 입력데이터로 학습을 수행하더라도, 각각의 환자마다의 데이터 셋을 입력데이터로서, 학습을 각각 수행한다.
- [0072] 복수의 환자별로 각각 생성된 학습 모델의 품질을 평가하는 단계(S410)는, 하나의 환자의 학습 모델을 복수의 환자 중 상기 하나의 환자를 제외한 나머지 환자에 적용한 결과값을 이용하여 품질을 산출하는 것이다.
- [0073] 학습 모델 생성에 있어서, 품질이 좋은 데이터를 이용하여 학습 모델을 생성하여야 정확한 학습 모델이 생성될 수 있으므로, 데이터의 품질을 평가하는 단계를 이용하여 일정 기준 이상의 품질을 획득한 데이터 셋만을 이용하여 학습 모델을 생성한다.
- [0074] 일 실시예로, 학습 모델의 품질을 평가하는 것은, 전체 환자 25명 가운데, A 환자의 데이터를 이용하여 A 환자

를 제외한 나머지 24명의 환자들에게 A 환자의 학습 모델을 적용해서 얼마나 잘 맞추는지를 측정함으로써 A 환자의 학습 모델의 품질을 평가할 수 있다.

- [0075] 학습 모델의 품질의 평가 기준은, 일 실시예로, 학습 모델의 예측 정확도를 판단하는 것으로, 예측된 값의 피어슨 상관계수(pearson correlation)를 이용하여 평가하고, 예컨대, 피어슨 상관계수가 0.45이상인 학습 모델을 기준으로 할 수 있다.
- [0076] 학습 모델의 품질을 평가하여, 일정 기준 이상의 품질을 획득한 학습 모델의 데이터 셋만을 입력데이터로 하는 학습의 결과를 이용하여, 심박출량 측정데이터와 동맥압 파동 데이터를 변수로 하는 관계식 상에서 상수값을 산출한다(S430). 산출된 상수값을 포함하여 학습 모델에 의한 학습을 수행하고(S460) 상수값을 포함한 학습 모델에 의한 학습의 결과를 이용하여 회귀 분석에 의해 심박출량 값을 획득한다(S502).
- [0077] 본 발명의 동맥압 파형을 이용한 심박출량 획득 방법에 의한 효과를 확인하기 위하여, 폐동맥 카테터(Pulmonary Artery Catheter, PAC)를 이용하여 측정된 심박출량 데이터 값은 에드워드 비질런스(edward vigilance)에서 2초에 한 번씩 측정된 데이터로서, 2018년 2월 1일부터 2018년 4월 4일 사이에 서울아산병원에서 간이식 수술을 받은 환자 58명의 데이터로 실험을 진행하였다.
- [0078] 58명의 데이터 중, 2018년 2월 1일부터 2018년 3월 10일까지의 데이터 27개는 훈련을 통해 모델을 만드는데 사용하였으며, 나머지 2018년 3월11일부터 2018년 4월 4일 사이의 31개는 실제로 모델을 적용하여 그 결과를 비교하는 데에 사용하였다.
- [0079] 도 5는 학습 모델에 사용되는 훈련용 데이터의 품질 지수를 나타낸 그래프이다.
- [0080] 도 5의 그래프를 참고하면, 훈련을 통해 모델을 만든 것으로서, 세로축의 값은, 데이터 품질 지수(Data Quality Index, DQI)로, 데이터 27개를 하나씩 사용하여 27개의 CNN 예측 모델을 만든 다음 그 모델을 나머지 26개의 데이터에 각각 적용한 것이다.
- [0081] 데이터 품질 지수는 모델이 예측한 값과 실제 값의 피어슨 상관 계수(Pearson Correlation, PCR)으로 정의했으며, 데이터 품질은 26개의 예측 결과의 PCR의 평균값으로 정의하였다. 실제 PCR의 평균은 도 5와 같이, 0.21에서 0.43사이에 분포되는 것을 확인할 수 있다.
- [0082] 도 5에서 데이터 품질이 우수한 상위 7개의 데이터를 기반으로 최종 예측 모델을 생성하였다.
- [0083] 분석에서는 고해상도 분석과 저해상도 분석 2가지로 나누었으며, 고해상도 분석에서는 2초에 한 번씩 측정된 원본 데이터를 그대로 사용하였으며, 저해상도 분석에서는 10분에 한 번씩 샘플링하여 분석을 수행하였다.
- [0084] 심박출량 측정 데이터 값과 동맥압 파동 데이터 값으로부터 추정된 상관관계를 분석한 결과는 하기의 표 1과 같다. 하기의 표 1은 본 발명과 타사 제품(EV1000)을 비교한 결과이다. 상관관계를 나타내는 지표는 피어슨 상관 계수와 급간내 상관 계수(Intraclass Correlation, ICC)를 사용하였다.

표 1

분석 방법	측정	본 발명	타사제품
고해상도 분석	피어슨 상관계수	0.55	0.44
	급간내 상관계수	0.56	0.44
저해상도 분석	피어슨 상관계수	0.54	0.44
	급간내 상관계수	0.44	0.56

- [0086] 상기 표 1을 참고하면, 고해상도 분석에서는 피어슨 상관계수 및 급간내 상관계수 모두 본 발명이 타사제품과 비교하여 우수하였으며, 저해상도 분석에서는 피어슨 상관계수 기준으로는 본 발명이, 급간내 상관계수 기준으로는 타사제품이 우수한 결과를 보였다.
- [0087] 도 6 및 도 7은 최종 예측 모델을 통해 예측된 값으로 분석을 적용한 결과를 나타내는 도면이다.
- [0088] 도 6은 블렌드-알트만 플롯 분석을 적용한 결과 값으로서, 도 6을 참고하면, 고해상도 데이터에서는 각각 타사 제품(도 6의 a)은 14.77, 본 발명(도 6의 b)은 13.63의 편차와 타사 제품(도 6의 a)은 5.01%, 본 발명(도 6의 b)은 4.46%의 에러율을 보였으며, 저해상도 데이터에서는 각각 타사 제품(도 6의 c)은 16.08, 본 발명(도 6의

d)은 15.15의 편차와 타사 제품(도 6의 c)은 4.55%, 본 발명(도 6의 d)은 4.03%의 에러율을 보였다.

- [0089] 따라서, 본 발명의 편차와 에러율이 모두 낮아 본 발명이 타사 제품과 비교하여 우수함을 확인할 수 있다.
- [0090] 도 7은 사분면 플롯 분석을 적용한 결과 값으로서, 도 7을 참고하면, 고해상도 데이터에서는 각각 타사 제품(도 7의 a)은 25.03%, 본 발명(도 7의 b)은 24.0%의 에러율을 보여 본 발명이 타사 제품보다 우수함을 확인할 수 있다.
- [0091] 본 발명의 다른 실시예에 따른 동맥압 파형을 이용한 심박출량 획득 서버장치는, 미리 정해진 일정 시간 동안 환자의 심박출량 측정 데이터를 획득하는 심박출량 측정 데이터 획득부, 하나 이상의 심장박동 주기를 포함한 환자의 동맥압 파동 데이터를 획득하는 동맥압 파동 데이터 획득부, 심박출량 측정 데이터와 동맥압 파동 데이터를 매핑하여 데이터 셋을 생성하는 데이터 셋 생성부 및 데이터 셋을 입력 데이터로 학습 모델에 의한 학습을 수행하고, 학습의 결과를 이용하여 회귀 분석(regression analysis)에 의해 심박출량 값을 획득하는 심박출량 값 획득부를 포함한다.
- [0092] 심박출량 측정데이터를 획득하는 것은, 폐동맥 카테터를 이용하여 심박출량 측정데이터를 획득하거나 또는 도플러 효과를 이용하여 심박출량 측정데이터를 획득할 수 있다.
- [0093] 폐동맥 카테터를 이용하여 심박출량 측정데이터를 획득하는 것은, 심장에 카테터를 직접 넣어 획득한 데이터로서, 대응되는 동맥압 파동 데이터와 함께, 참고 데이터로서 학습에 활용하기 위함이다. 또한, 폐동맥 카테터를 이용하여 심박출량 측정데이터를 획득하는 것은, 미리 정해진 일정 시간동안 측정하는 것이며, 예컨대, 비질런스(vigilance)의 시간 지연을 고려하여 최소 단위로서 10분동안 측정할 수 있다.
- [0094] 도플러 효과를 이용하여 심박출량 측정데이터를 획득하는 것은, 도플러 효과를 이용하여 혈액이 대동맥을 통해 흘러나오는 속도를 실시간으로 측정된 다음, 시간에 대해 적분하고 대동맥 단면적을 곱하여 획득할 수 있다.
- [0095] 동맥압 파동 데이터는 동맥압 데이터는 모두 포함되며, 예컨대, 대퇴동맥압 데이터 또는 요골동맥압 데이터가 포함된다. 또한, 동맥압 파동 데이터는 하나 이상의 심장박동 주기를 포함하여 획득하는 것으로, 예컨대, 적어도 하나의 호흡 주기를 완전히 포함할 수 있는 10.24초 동안 측정된 동맥압 파동 데이터가 포함되고, 짧게는 심박 하나인 2초 미만 동안 측정된 동맥압 파동 데이터가 포함된다.
- [0096] 데이터 셋 생성부는, 서로 대응되는 심박출량 측정 데이터와 동맥압 파동 데이터를 매핑하여 학습을 수행하기 위한 학습 훈련용 데이터를 생성하는 것이다.
- [0097] 폐동맥 카테터를 이용하여 심박출량 측정데이터를 획득하는 경우 정확한 심박출량 값이 획득될 수 있고, 심박출량 측정데이터와 대응되는 동맥압 파동 데이터를 매핑하여 학습 훈련함으로써, 훈련된 학습 모델을 이용하는 경우, 추후 동맥압 파동 데이터만을 획득하여도 정확한 심박출량 값을 알 수 있다.
- [0098] 학습 모델은, 복수의 연산 단계를 포함하고, 각 연산 단계를 순차적으로 진행하며, 이전 단계 데이터 값의 서브샘플링(subsampling) 값을 상기 각 연산 단계를 거치지 않고 다음 단계로 보내는 것을 특징으로 한다.
- [0099] 서브샘플링 값은, 이전 단계 데이터 값의 평균값, 최대값, 최소값, 미분값 중 적어도 하나이며, 바람직하게는 이전 단계 데이터 값의 미분값이다. 미분값은, 동맥압 파동의 모든 지점에서의 미분값을 포함한다. 동맥압 파동의 데이터는 환자마다 다르게 나타나기 때문에, 동맥압 파동의 형태를 이용하여 학습함으로써, 각 환자마다의 공통점으로서 학습 모델에 반영될 수 있다. 따라서, 동맥압 파동의 형태를 이용하여 학습하기 위하여 미분값을 서브 샘플링 값으로 이용한다.
- [0100] 도 1 내지 도 4의 설명에서 상술한 내용은 본 발명의 다른 실시예에 따른 동맥압 파형을 이용한 심박출량 획득 서버장치에도 동일하게 적용된다.
- [0101] 본 발명의 실시예와 관련하여 설명된 방법 또는 알고리즘의 단계들은 하드웨어로 직접 구현되거나, 하드웨어에 의해 실행되는 소프트웨어 모듈로 구현되거나, 또는 이들의 결합에 의해 구현될 수 있다. 소프트웨어 모듈은 RAM(Random Access Memory), ROM(Read Only Memory), EPROM(Erasable Programmable ROM), EEPROM(Electrically Erasable Programmable ROM), 플래시 메모리(Flash Memory), 하드 디스크, 착탈형 디스크, CD-ROM, 또는 본 발명이 속하는 기술 분야에서 잘 알려진 임의의 형태의 컴퓨터 판독가능 기록매체에 상주할 수도 있다.
- [0102] 이상, 첨부된 도면을 참조로 하여 본 발명의 실시예를 설명하였지만, 본 발명이 속하는 기술분야의 통상의 기술자는 본 발명이 그 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 다른 구체적인 형태로 실시될 수 있다는

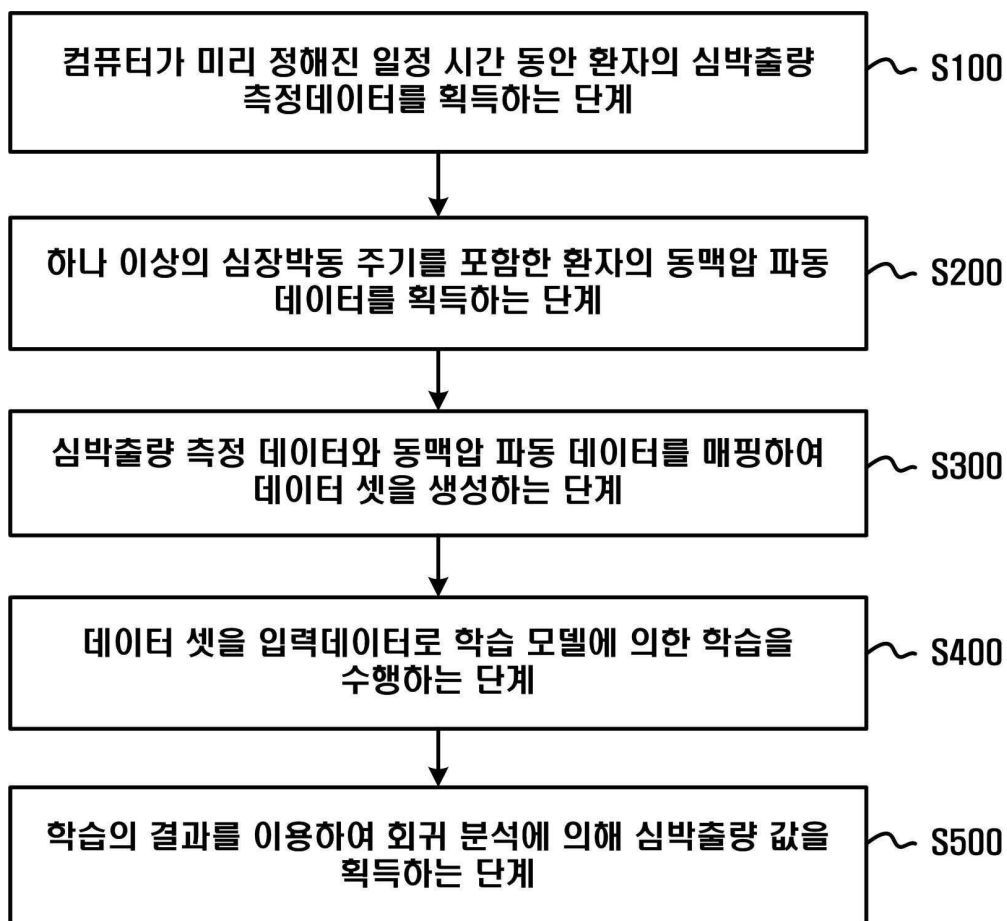
것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로, 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며, 제한적이 아닌 것으로 이해해야만 한다.

부호의 설명

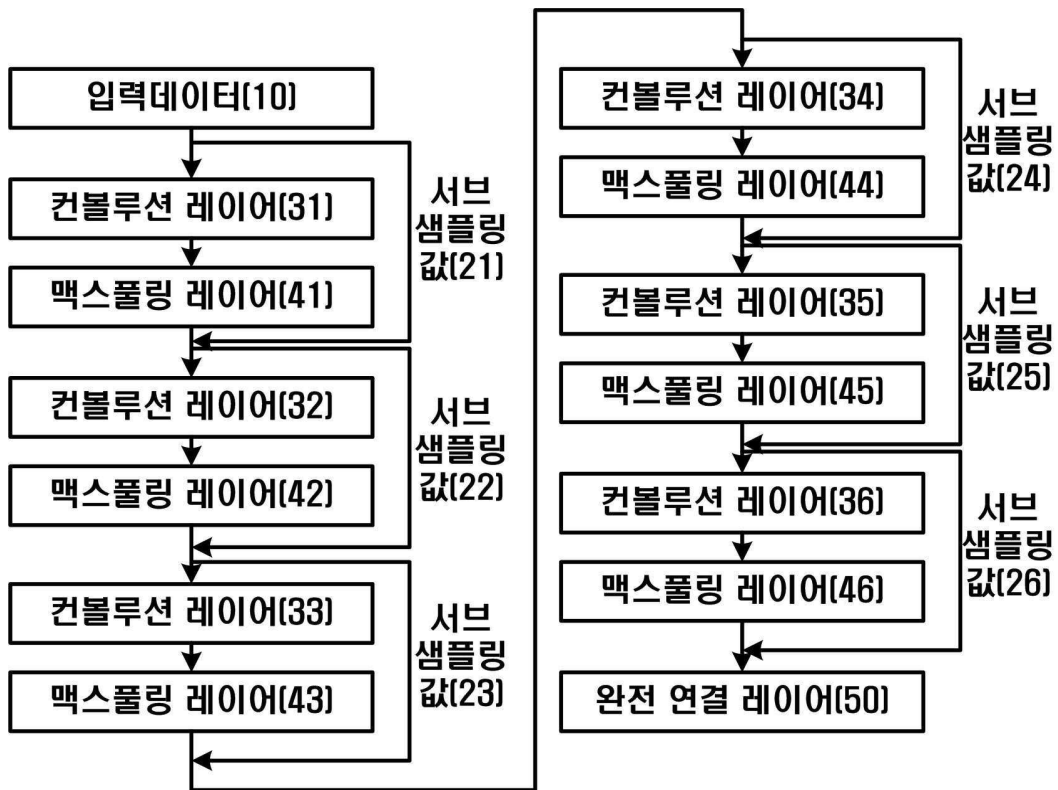
- 10 : 입력데이터
- 21, 22, 23, 24, 25, 26 : 서브 샘플링 값
- 31, 32, 33, 34, 35, 36 : 컨볼루션 레이어
- 41, 42, 43, 44, 45, 46 : 맥스풀링 레이어
- 50 : 완전 연결 레이어

도면

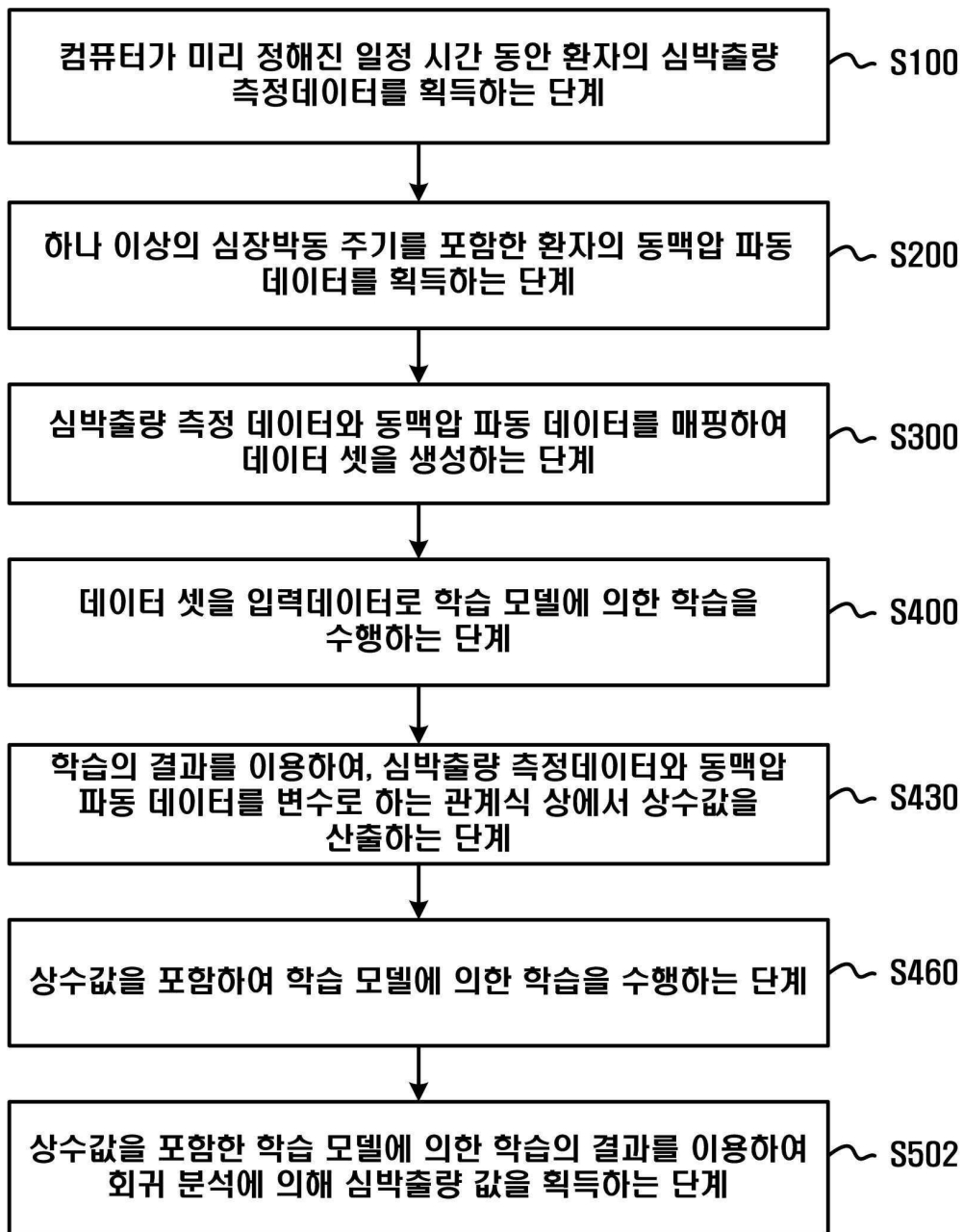
도면1



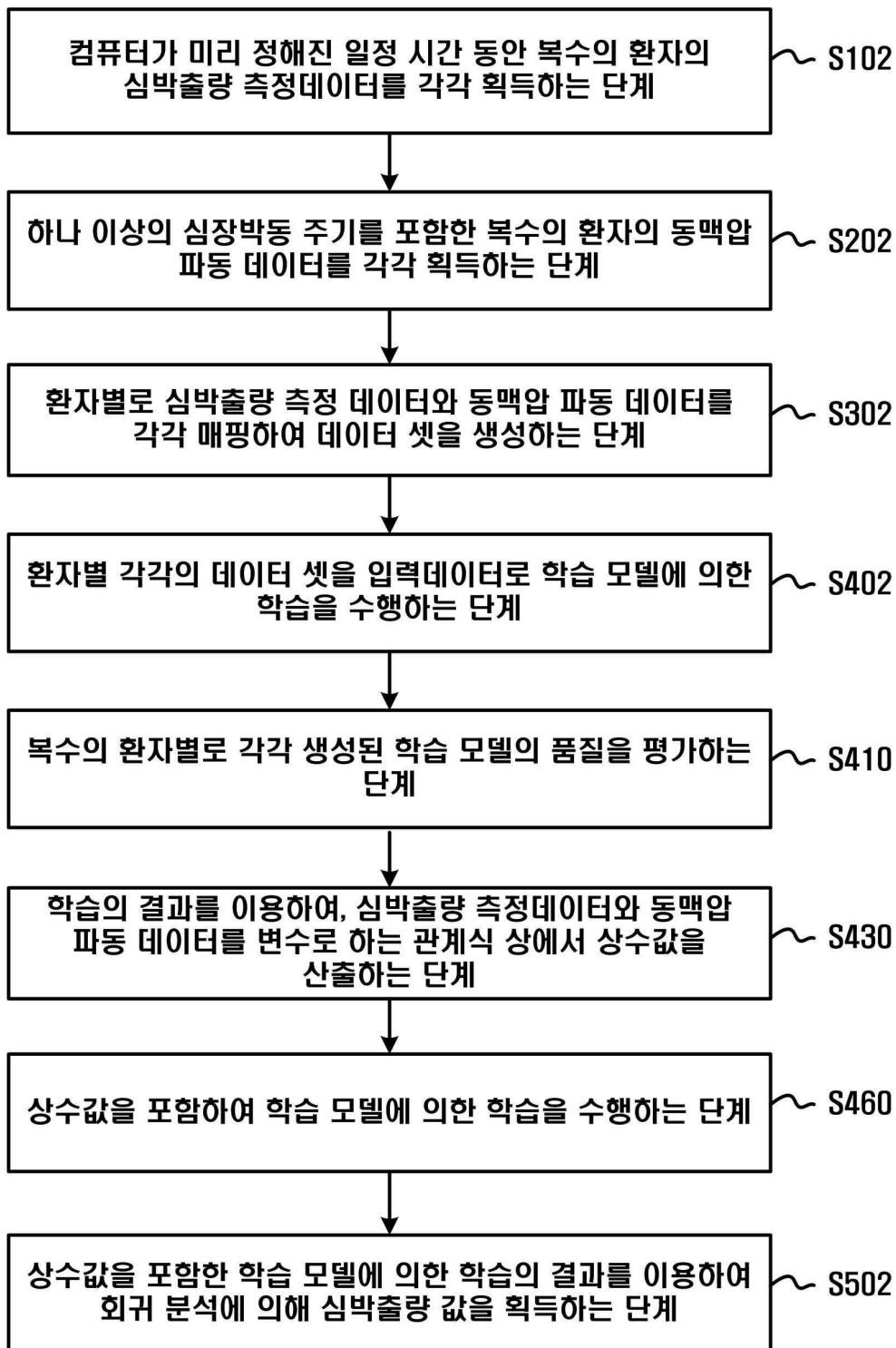
도면2



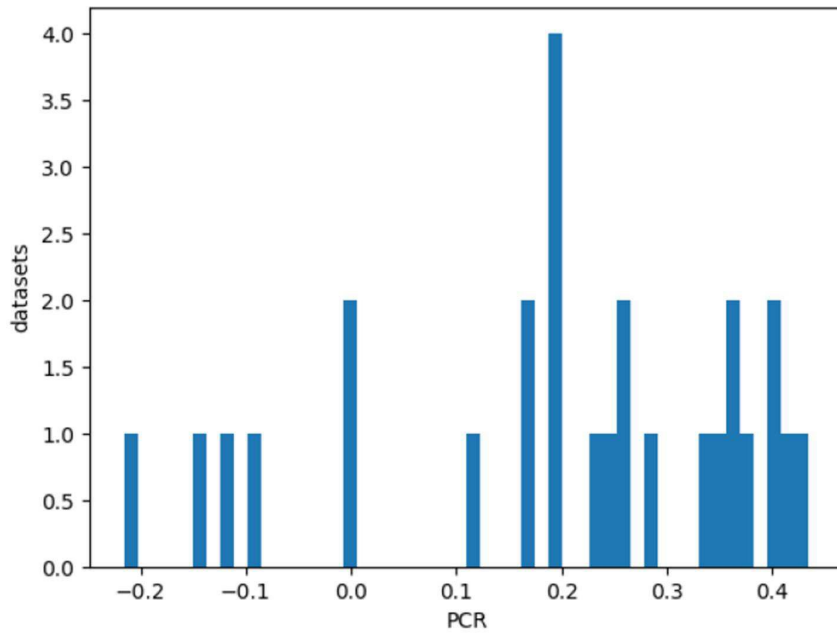
도면3



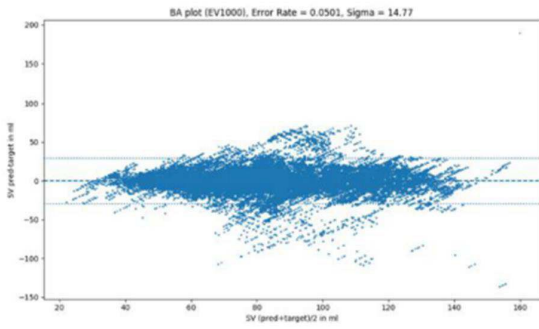
도면4



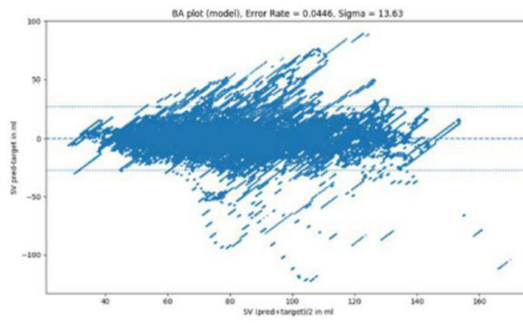
도면5



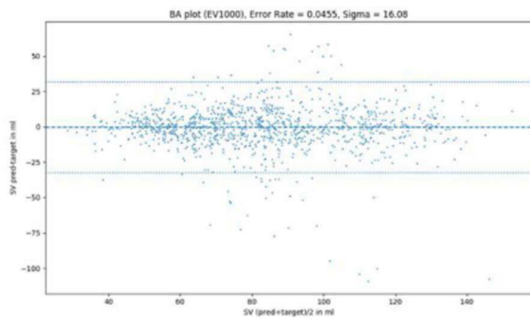
도면6



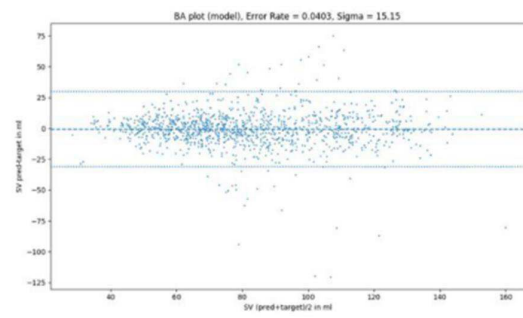
(a)



(b)

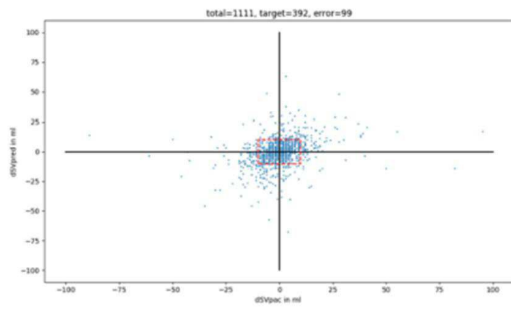


(c)

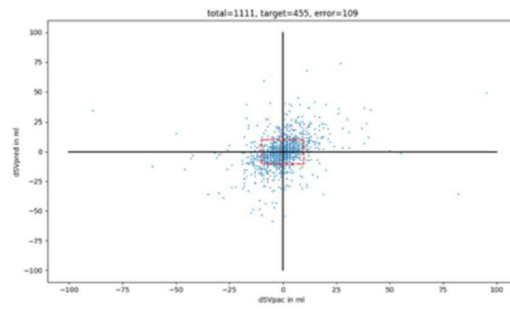


(d)

도면7



(a)



(b)

专利名称(译)	动脉压波形采集搏动量的方法和程序		
公开(公告)号	KR1020200006447A	公开(公告)日	2020-01-20
申请号	KR1020180080209	申请日	2018-07-10
[标]申请(专利权)人(译)	财团法人峨山社会福祉财团 蔚山UNIV发现IND合作		
申请(专利权)人(译)	基金会峨山社会福利基金会 蔚山大学学术合作		
[标]发明人	문석현 김성훈 심우현 감혜진 이준규 문영진		
发明人	문석현 김성훈 심우현 감혜진 이준규 문영진		
IPC分类号	A61B5/029 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/029 A61B5/7264		
代理人(译)	Yucheolhyeon		
其他公开文献	KR102098561B1		
外部链接	Espacenet		

摘要(译)

本发明提供一种用于使用动脉压波形来精确获取心输出量的心输出量的方法和程序。利用动脉压波形进行心输出量获取的方法包括：步骤：计算机在预定时间段内获取患者的心输出量测量数据；步骤，其中计算机获取包括一个或多个心跳周期的患者的动脉压波形数据；步骤，计算机将心输出量测量数据和动脉压波形数据作图以产生数据集；步骤，计算机通过学习模型以数据集作为输入数据进行学习；其中计算机使用学习结果通过回归分析获得心输出量的步骤。学习模型包括多个计算步骤，顺序执行计算步骤，并且在经历每个计算步骤的情况下将上一步中的数据值的子采样值发送到下一步骤。二次采样值是上一步的数据值的平均值，最大值，最小值和微分值中的至少一个。

