



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0077435
(43) 공개일자 2022년06월09일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06Q 10/10 (2022.01) G06Q 10/06 (2012.01)
(52) CPC특허분류
G06Q 10/105 (2013.01)
G06Q 10/063114 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2020-0166366
(22) 출원일자 2020년12월02일
심사청구일자 2020년12월02일

(71) 출원인
울산과학기술원
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
(72) 발명자
권상진
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
권용웅
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
임성훈
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
(74) 대리인
특허법인 무한

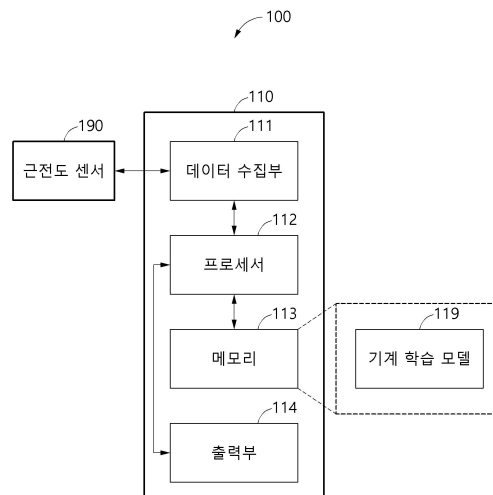
전체 청구항 수 : 총 19 항

(54) 발명의 명칭 근로자의 반복적인 근무 활동 동안 근육 부상을 예측하는 방법 및 장치

(57) 요약

근로자의 반복적인 근무 활동 동안 근육 부상을 예측하는 장치는 근로자에게 부착된 근전도 센서로부터 상기 근로자의 근전도 데이터를 수집하는 데이터 수집부; 입력 데이터로부터 근육 가변성(muscle variability)을 포함하는 근육 상태 정보를 추정하도록 트레이닝된 기계 학습 모델을 저장하는 메모리; 상기 근전도 데이터로부터 상기 입력 데이터를 생성하고, 상기 생성된 입력 데이터로부터 상기 기계 학습 모델에 기초하여 상기 근육 상태 정보를 추정 하며, 상기 근육 상태 정보 에 기초하여 상기 근로자에게 부상 위험이 있는지 여부를 판별하는 프로세서; 및 상기 근로자에게 부상 위험이 있는 경우에 응답하여, 상기 근로자에게 부상 위험에 관한 경고를 제공하는 출력부를 포함할 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G16H 10/60 (2021.08)

G16H 50/30 (2018.01)

G16H 50/50 (2018.01)

명세서

청구범위

청구항 1

근육 부상을 예측하는 장치에 있어서,

근로자에게 부착된 근전도 센서로부터 상기 근로자의 근전도 데이터를 수집하는 데이터 수집부;

입력 데이터로부터 근육 가변성(muscle variability)을 포함하는 근육 상태 정보를 추정하도록 트레이닝된 기계 학습 모델을 저장하는 메모리;

상기 근전도 데이터로부터 상기 입력 데이터를 생성하고, 상기 생성된 입력 데이터로부터 상기 기계 학습 모델에 기초하여 상기 근육 상태 정보를 추정하며, 상기 근육 상태 정보에 기초하여 상기 근로자에게 부상 위험이 있는지 여부를 판별하는 프로세서; 및

상기 근로자에게 부상 위험이 있는 경우에 응답하여, 상기 근로자에게 부상 위험에 관한 경고를 제공하는 출력부

를 포함하는 근로자의 반복적인 근무 활동 동안 근육 부상을 예측하는 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 프로세서는,

시간 구간 내에서 상기 근육 가변성이 임계치 이하인 구간의 비율이 임계 비율 이상인 경우에 응답하여, 상기 근로자에게 부상 위험이 있다고 결정하는,

근로자의 반복적인 근무 활동 동안 근육 부상을 예측하는 장치.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 임계치는,

최대 가변성 대비 80%인 값을 나타내는,

근로자의 반복적인 근무 활동 동안 근육 부상을 예측하는 장치.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 기계 학습 모델에 기초하여 상기 근전도 데이터로부터 상기 근육 가변성과 함께 근육 힘(muscle force)을 더 포함하는 상기 근육 상태 정보를 추정하는,

근로자의 반복적인 근무 활동 동안 근육 부상을 예측하는 장치.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 근육 힘이 임계 변화 이상 변화하는 구간이 검출되는 경우에 응답하여, 상기 근로자에게 부상 위험이 있다고 결정하는,

근로자의 반복적인 근무 활동 동안 근육 부상을 예측하는 장치.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 근전도 데이터에 대해 이동 평균 필터를 적용함으로써 상기 입력 데이터를 생성하는,

근로자의 반복적인 근무 활동 동안 근육 부상을 예측하는 장치.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 근로자에 의해 동일한 동작이 복수회에 걸쳐 반복 수행되는 경우, 상기 동일한 동작이 수행될 때마다 상기 기계 학습 모델을 이용하여 근육 상태 정보를 추정하고, 복수의 근육 상태 정보를 평균화한 평균화된 근육 상태 정보로부터 상기 근로자의 부상 위험을 판별하는,

근로자의 반복적인 근무 활동 동안 근육 부상을 예측하는 장치.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 출력부는,

상기 근로자에게 부상 위험이 있는 경우에 응답하여, 팔 신경근 스트레칭, 회전근개 강화 운동, 견갑골 운동, 및 슬리퍼 스트레칭 중 적어도 하나를 포함하는 재활 운동 정보를 상기 경고와 함께 제공하고,

상기 프로세서는,

상기 근로자에게 상기 재활 운동 정보가 제공된 후 상기 근로자의 부상 위험을 다시 판별하는,

근로자의 반복적인 근무 활동 동안 근육 부상을 예측하는 장치.

청구항 9

제1항에 있어서,

상기 데이터 수집부는,

상기 근로자의 근육 섬유외 길이 방향을 따라 근육 몸체의 중심에 정렬된 복수의 전극들을 포함하는 상기 근전도 센서로부터 상기 근전도 데이터를 수신하는,

근로자의 반복적인 근무 활동 동안 근육 부상을 예측하는 장치.

청구항 10

컴퓨팅 장치에 의해 수행되는 근육 부상을 예측하는 방법에 있어서,

근로자에게 부착된 근전도 센서로부터 상기 근로자의 근전도 데이터를 수집하는 단계;

상기 근전도 데이터로부터 입력 데이터를 생성하는 단계;

상기 생성된 입력 데이터로부터 기계 학습 모델에 기초하여 근육 가변성(muscle variability)을 포함하는 근육 상태 정보를 추정하는 단계;

상기 근육 상태 정보에 기초하여 상기 근로자에게 부상 위험이 있는지 여부를 판별하는 단계; 및

상기 근로자에게 부상 위험이 있는 경우에 응답하여, 상기 근로자에게 부상 위험에 관한 경고를 제공하는 단계를 포함하는 근로자의 반복적인 근무 활동 동안 근육 부상을 예측하는 방법.

청구항 11

제10항에 있어서,

상기 부상 위험이 있는지 여부를 판별하는 단계는,

시간 구간 내에서 상기 근육 가변성이 임계치 이하인 구간의 비율이 임계 비율 이상인 경우에 응답하여, 상기 근로자에게 부상 위험이 있다고 결정하는 단계

를 포함하는 근로자의 반복적인 근무 활동 동안 근육 부상을 예측하는 방법.

청구항 12

제11항에 있어서,

상기 임계치는,

최대 가변성 대비 80%인 값을 나타내는,

근로자의 반복적인 근무 활동 동안 근육 부상을 예측하는 방법.

청구항 13

제10항에 있어서,

상기 근육 상태 정보를 추정하는 단계는,

상기 기계 학습 모델에 기초하여 상기 근전도 데이터로부터 상기 근육 가변성과 함께 근육 힘을 더 포함하는 상기 근육 상태 정보를 추정하는 단계

를 포함하는 근로자의 반복적인 근무 활동 동안 근육 부상을 예측하는 방법.

청구항 14

제13항에 있어서,

상기 부상 위험이 있는지 여부를 판별하는 단계는,

상기 근육 힘이 임계 변화 이상 변화하는 구간이 검출되는 경우에 응답하여, 상기 근로자에게 부상 위험이 있다고 결정하는 단계

를 포함하는 근로자의 반복적인 근무 활동 동안 근육 부상을 예측하는 방법.

청구항 15

제10항에 있어서,

상기 입력 데이터를 생성하는 단계는,

상기 근전도 데이터에 대해 이동 평균 필터를 적용함으로써 상기 입력 데이터를 생성하는 단계

를 포함하는 근로자의 반복적인 근무 활동 동안 근육 부상을 예측하는 방법.

청구항 16

제10항에 있어서,

상기 근육 상태 정보를 추정하는 단계는,

상기 근로자에 의해 동일한 동작이 복수회에 걸쳐 반복 수행되는 경우, 상기 동일한 동작이 수행될 때마다 상기 기계 학습 모델을 이용하여 근육 상태 정보를 추정하는 단계

를 포함하고,

상기 부상 위험이 있는지 여부를 판별하는 단계는,

복수의 근육 상태 정보를 평균화한 평균화된 근육 상태 정보로부터 상기 근로자의 부상 위험을 판별하는 단계

를 포함하는 근로자의 반복적인 근무 활동 동안 근육 부상을 예측하는 방법.

청구항 17

제10항에 있어서,

상기 경고를 제공하는 단계는,

상기 근로자에게 부상 위험이 있는 경우에 응답하여, 팔 신경근 스트레칭, 회전근개 강화 운동, 견갑골 운동, 및 슬리퍼 스트레칭 중 적어도 하나를 포함하는 재활 운동 정보를 상기 경고와 함께 제공하는 단계

를 포함하고,

상기 근로자에게 상기 재활 운동 정보가 제공된 후 상기 근로자의 부상 위험을 다시 판별하는 단계

를 더 포함하는 근로자의 반복적인 근무 활동 동안 근육 부상을 예측하는 방법.

청구항 18

제10항에 있어서,

상기 근전도 데이터를 수집하는 단계는,

상기 근로자의 근육 섬유 길이 방향을 따라 근육 몸체의 중심에 정렬된 복수의 전극들을 포함하는 상기 근전도 센서로부터 상기 근전도 데이터를 수신하는 단계

를 포함하는 근로자의 반복적인 근무 활동 동안 근육 부상을 예측하는 방법.

청구항 19

제10항 내지 제18항 중 어느 한 항의 방법을 수행하기 위한 명령어를 포함하는 하나 이상의 컴퓨터 프로그램을 저장한 컴퓨터 판독 가능 기록 매체.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 이하, 근로자의 반복적인 근무 활동 동안 근육 부상을 예측하는 기술이 제공된다.

배경 기술

[0002] 근로자의 업무 안정성과 기업의 궁극적인 이윤과 가치상승에 있어서 제조업 근로자의 업무환경 개선이 필요하다. 다만, 중소기업은 근로자의 부상과 관련된 업무환경 데이터를 제대로 관리하지 않고 있으며, 부상 방지를 위한 과학적인 접근이 미흡하다. 중소기업 중에서도 제조업에 속하는 기억에서 근무하는 근로자들은 여러 동작을 반복적으로 수행하는 경우가 많은데, 특정 동작의 반복이 근로자의 부상으로 이어질 수 있다.

[0003] 반복 동작은 일정한 힘, 속도, 거리 범위에서 정해진 신체(예: 근육)를 사용하므로, 근육의 활동이 반복적으로 이루어져서 근육에 피로가 쉽게 누적되고 지치게 된다. 지친 근육은 정상적인 활동에 제한을 주고, 이는 신체 활동의 불규칙적인 동작을 유발시키게 되어 결국 부상을 초래한다. 또한, 피로해진 근육은 근육의 탄력성을 저하시켜 근육이 정상적인 힘을 내지 못하게 하고, 무거운 물건을 들 경우 근육의 무리로 부상을 입을 수 있다. 따라서 근육의 피로도는 부상에 밀접한 관련이 있고, 피로도를 줄여 주는 것은 부상을 예방할 수 있는 중요한 역할을 할 수 있다. 제조업의 특성상 근로자들은 반복 동작을 요구하는 업무에 노출되어 있으며, 반복적인 신체의 움직임으로 인해 부상의 위험에 쉽게 노출될 수 있다.

[0004] 근로자들의 반복적인 동작을 통해 초래될 수 있는 건초염, 상과염, 요통 등 신체의 각 부위에 부정적인 영향을 끼치는 다양한 근골격계 질환들이 존재한다. 반복사용긴장성손상후군(Repetitive Strain Injury)은 같은 동작을 반복하는 물리적인 행위에 의해 발생하는 질환으로, 같은 동작을 반복적으로 사용해 신경이나 근육 등에 손상을 일으켜 발생하는 경우가 많다. 좋지 않은 자세, 부적절한 기구 사용, 휴식시간 부족, 과도한 작업, 스트레스와 피로 누적 등이 위험요인이다. 근력약화, 지구력 감소, 저린 느낌, 감각저하 등의 경고 증상이 나타

난 후 유연성 소실, 근력 감소 및 소실, 기능장애 등이 발현될 수 있다.

[0005] 근로자의 작업 중 부상에 직접적인 연관이 있는 근육과 관련된 데이터를 이용하여 근무 중 피로도를 관리함으로써, 근무 중 부상을 예측 및 예방하는 기술이 요구된다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 일 실시 예에 따른 근육 부상을 예측하는 장치는 근골격계 질환의 초기 관리를 위한 부상 예측을 제공할 수 있다.

[0007] 일 실시 예에 따른 근육 부상을 예측하는 장치는 제조 기업의 근로자들에 대한 부상 예측 및 부상 방지 프로그램을 제공할 수 있다.

[0008] 일 실시 예에 따른 근육 부상을 예측하는 장치는 부상의 예방을 통해 근골격계 질환의 발생을 방지할 수 있다.

[0009] 다만, 기술적 과제는 상술한 기술적 과제들로 한정되는 것은 아니며, 또 다른 기술적 과제들이 존재할 수 있다.

과제의 해결 수단

[0010] 일 실시 예에 따른 근육 부상을 예측하는 장치는 근로자에게 부착된 근전도 센서로부터 상기 근로자의 근전도 데이터를 수집하는 데이터 수집부; 입력 데이터로부터 근육 가변성(muscle variability)을 포함하는 근육 상태 정보를 추정하도록 트레이닝된 기계 학습 모델을 저장하는 메모리; 상기 근전도 데이터로부터 상기 입력 데이터를 생성하고, 상기 생성된 입력 데이터로부터 상기 기계 학습 모델에 기초하여 상기 근육 상태 정보를 추정하며, 상기 근육 상태 정보에 기초하여 상기 근로자에게 부상 위험이 있는지 여부를 판별하는 프로세서; 및 상기 근로자에게 부상 위험이 있는 경우에 응답하여, 상기 근로자에게 부상 위험에 관한 경고를 제공하는 출력부를 포함할 수 있다.

[0011] 상기 프로세서는, 시간 구간 내에서 상기 근육 가변성이 임계치 이하인 구간의 비율이 임계 비율 이상인 경우에 응답하여, 상기 근로자에게 부상 위험이 있다고 결정할 수 있다.

[0012] 상기 임계치는, 최대 가변성 대비 80%인 값을 나타낼 수 있다.

[0013] 상기 프로세서는, 상기 기계 학습 모델에 기초하여 상기 근전도 데이터로부터 상기 근육 가변성과 함께 근육 힘(muscle force)을 더 포함하는 상기 근육 상태 정보를 추정할 수 있다.

[0014] 상기 프로세서는, 상기 근육 힘이 임계 변화 이상 변화하는 구간이 검출되는 경우에 응답하여, 상기 근로자에게 부상 위험이 있다고 결정할 수 있다.

[0015] 상기 프로세서는, 상기 근전도 데이터에 대해 이동 평균 필터를 적용함으로써 상기 입력 데이터를 생성할 수 있다.

[0016] 상기 프로세서는, 상기 근로자에 의해 동일한 동작이 복수회에 걸쳐 반복 수행되는 경우, 상기 동일한 동작이 수행될 때마다 상기 기계 학습 모델을 이용하여 근육 상태 정보를 추정하고, 복수의 근육 상태 정보를 평균화한 평균화된 근육 상태 정보로부터 상기 근로자의 부상 위험을 판별할 수 있다.

[0017] 상기 출력부는, 상기 근로자에게 부상 위험이 있는 경우에 응답하여, 팔 신경근 스트레칭, 회전근개 강화 운동, 견갑골 운동, 및 슬리퍼 스트레칭 중 적어도 하나를 포함하는 재활 운동 정보를 상기 경고와 함께 제공하고, 상기 프로세서는, 상기 근로자에게 상기 재활 운동 정보가 제공된 후 상기 근로자의 부상 위험을 다시 판별할 수 있다.

[0018] 상기 데이터 수집부는, 상기 근로자의 근육 섬유 길이 방향을 따라 근육 몸체의 중심에 정렬된 복수의 전극들을 포함하는 상기 근전도 센서로부터 상기 근전도 데이터를 수신할 수 있다.

[0019] 일 실시 예에 따른 컴퓨팅 장치에 의해 수행되는 근육 부상을 예측하는 방법은, 근로자에게 부착된 근전도 센서로부터 상기 근로자의 근전도 데이터를 수집하는 단계; 상기 근전도 데이터로부터 입력 데이터를 생성하는 단계; 상기 생성된 입력 데이터로부터 기계 학습 모델에 기초하여 근육 가변성(muscle variability)을 포함하는 근육 상태 정보를 추정하는 단계; 상기 근육 상태 정보에 기초하여 상기 근로자에게 부상 위험이 있는지 여부를 판별하는 단계; 및 상기 근로자에게 부상 위험이 있는 경우에 응답하여, 상기 근로자에게 부상 위험에 관한 경

고를 제공하는 단계를 포함할 수 있다.

발명의 효과

- [0020] 일 실시 예에 따른 근육 부상을 예측하는 장치는 근골격계 질환 치료의 초기 관리를 가능케 하여 영구적인 장애 및 재발 가능성을 낮출 수 있다.
- [0021] 일 실시 예에 따른 근육 부상을 예측하는 장치는 부상으로 인한 근로자들의 휴직과 산재처리 등으로 인한 제조 기업 차원의 경제적 손실을 방지할 수 있다.
- [0022] 일 실시 예에 따른 근육 부상을 예측하는 장치는 부상의 예방을 통해 근골격계 질환의 발생을 막음으로써 치료 기간 및 비용을 줄일 수 있고, 제조 기업의 경쟁력 강화를 유도할 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0023] 도 1은 일 실시 예에 따른 컴퓨팅 장치의 구성을 도시하는 블록도이다.
- 도 2는 일 실시 예에 따른 근전도 센서의 배치를 설명하는 도면이다.
- 도 3은 일 실시 예에 따른 입력 데이터의 생성을 설명하는 도면이다.
- 도 4는 일 실시 예에 따른 기계 학습 모델의 예시를 설명하는 도면이다.
- 도 5 및 도 6은 일 실시 예에 따라 추정된 근육 가변성을 도시한다.
- 도 7 및 도 8은 일 실시 예에 따라 추정된 근육 힘을 도시한다.
- 도 9는 일 실시 예에 따른 재활 효과를 도시하는 도면이다.
- 도 10은 일 실시 예에 따른 근로자의 반복적인 근무 활동 동안 근육 부상을 예측하는 방법을 도시한 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0024] 실시예들에 대한 특정한 구조적 또는 기능적 설명들은 단지 예시를 위한 목적으로 개시된 것으로서, 다양한 형태로 변경되어 구현될 수 있다. 따라서, 실제 구현되는 형태는 개시된 특정 실시예로만 한정되는 것이 아니며, 본 명세서의 범위는 실시예들로 설명한 기술적 사상에 포함되는 변경, 균등물, 또는 대체물을 포함한다.
- [0025] 제1 또는 제2 등의 용어를 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 이런 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 해석되어야 한다. 예를 들어, 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소는 제1 구성요소로도 명명될 수 있다.
- [0026] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다.
- [0027] 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 설명된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것이 존재함으로써 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0028] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 해당 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가진다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥상 가지는 의미와 일치하는 의미를 갖는 것으로 해석되어야 하며, 본 명세서에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.
- [0029] 이하, 실시예들을 첨부된 도면들을 참조하여 상세하게 설명한다. 첨부 도면을 참조하여 설명함에 있어, 도면 부호에 관계없이 동일한 구성 요소는 동일한 참조 부호를 부여하고, 이에 대한 중복되는 설명은 생략하기로 한다.
- [0030] 도 1은 일 실시 예에 따른 컴퓨팅 장치의 구성을 도시하는 블록도이다.

- [0031] 근육 부상 예측 시스템(100)은 근전도 센서(190) 및 근전도 센서(190)로부터 정보를 수신하는 컴퓨팅 장치를 포함할 수 있다.
- [0032] 컴퓨팅 장치는 근로자의 반복적인 근무 활동 동안 근육 부상을 예측하는 장치(110)일 수 있다. 근육 부상을 예측하는 장치(110)는 데이터 수집부(111), 프로세서(112), 메모리(113), 및 출력부(114)를 포함할 수 있다.
- [0033] 데이터 수집부(111)는 근로자에게 부착된 근전도 센서(190)로부터 근로자의 근전도 데이터(EMG data, Electromyogram data)를 수집할 수 있다. 예를 들어, 데이터 수집부(111)는 유선 통신 모듈 또는 무선 통신 모듈을 포함할 수 있고, 근전도 센서(190)와 통신을 수립할 수 있다. 데이터 수집부(111)는 복수의 근로자들의 각각에 부착된 근전도 센서(190)로부터 근로자 별로 구분하여 근전도 데이터를 수집할 수 있다. 데이터 수집부(111)는 복수의 전극들을 포함하는 근전도 센서(190)로부터 근전도 데이터를 수신할 수 있다. 근전도 센서(190)는 하기 도 2에서 설명한다.
- [0034] 프로세서(112)는 근전도 데이터로부터 입력 데이터를 생성할 수 있다. 프로세서(112)는 생성된 입력 데이터로부터 기계 학습 모델(119)에 기초하여 근육 상태 정보를 추정할 수 있다. 프로세서(112)는 근육 상태 정보에 기초하여 근로자에게 부상 위험이 있는지 여부를 판별할 수 있다. 근전도 데이터로부터 입력 데이터를 생성하는 동작은 하기 도 3에서 설명한다. 기계 학습 모델(119)은 입력 데이터의 입력에 응답하여 근육 상태 정보를 출력하도록 설계된 모델을 나타낼 수 있다. 근육 상태 정보는 근육의 상태와 관련된 정보로서, 예시적으로 근육 가변성 및 근육 힘을 포함할 수 있다.
- [0035] 메모리(113)는 입력 데이터로부터 근육 가변성(muscle variability)을 포함하는 근육 상태 정보를 추정하도록 트레이닝된 기계 학습 모델(119)을 저장할 수 있다. 근육 상태 정보는 근육 가변성뿐 아니라 근육 힘도 더 포함할 수 있다. 근육 힘은 근육에 의해 가해질 수 있는 힘을 나타낼 수 있다.
- [0036] 근육 가변성은 근육의 유연성(flexibility) 및 가동성(mobility)의 정도를 나타내는 지표로서, 연속성(continuity)의 특성을 가지는 손상 및 쇠약패턴(weakness patterns)이 5단계로 이산화(discretized)된 지표를 나타낼 수 있다. 예를 들어, 근육 가변성이 0/5 (예: 0%)인 경우는 근육 수축이 없는 상태(no contraction)를 나타낼 수 있다. 근육 가변성이 1/5 (예: 20%)인 경우는 근육 신호의 깜빡임은 있으나 실제 운동이 일어나지 않는 상태 (muscle flicker, but no movement)를 나타낼 수 있다. 근육 가변성이 2/5 (예: 40%)인 경우는 중력을 배제한 근육 운동은 가능하지만 중력에 거슬러서 근육 운동은 아직 불가능한 상태(movement possible, but not against gravity (test the joint in its horizontal plane)를 나타낼 수 있다. 근육 가변성이 3/5 (예: 60%)인 경우는 중력조건 하에서의 근육 운동은 가능하지만 검사자의 인위적 저항에 거스른 근육 운동은 불가능한 상태 (movement possible against gravity, but not against resistance by the examiner)를 나타낼 수 있다. 근육 가변성이 4/5 (예: 80%)는 중력조건 및 검사자의 인위적 저항에 거스른 근육 운동이 어느 정도 가능한 상태로, 그 상태에 따라서 4-/5, 4/5, and 4+/5로 세분화 가능(movement possible against some resistance by the examiner (sometimes this category is subdivided further into 4-/5, 4/5, and 4+/5))할 수 있다. 근육 가변성이 5/5 (예: 100%)인 경우는 정상 근육 운동 상태(normal status)를 나타낼 수 있다. 요약하면 정상의 근육 운동 상태를 100%, 완전히 근육 운동이 불가능한 상태를 0%라고 간주했을 때, 근육 가변성은 20%마다 구분될 수 있다. 다만, 이는 기계 학습 모델(119)의 트레이닝에 사용되는 트레이닝 데이터의 근육 가변성을 정의한 것이다.
- [0037] 기계 학습 모델(119)은 근육 상태 정보로서 회귀 값(regression value)을 출력하도록 설계 및 트레이닝될 수 있다. 예를 들어, 기계 학습 모델(119)은 0, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0의 5개 값 이외에, 그 사이의 회귀 값(예를 들어, 0.15 및 0.83 등)을 근육 가변성으로서 출력할 수도 있다. 기계 학습 모델(119)은 하기 도 4에서 상세히 설명한다.
- [0038] 출력부(114)는 근로자에게 부상 위험이 있는 경우에 응답하여, 근로자에게 부상 위험에 관한 경고를 제공할 수 있다. 예를 들어, 출력부(114)는 부상 위상이 있는 근로자에게 부상 위험을 지시하는 시각적 정보(예를 들어, 문자, 영상, 고등 등), 청각적 정보(예를 들어, 경고하는 음성, 경보음 등), 및 촉각적 정보(예를 들어, 경고하는 진동 등)를 근로자에게 전달할 수 있다. 출력부(114)는, 예를 들어, 소리를 출력하는 스피커, 영상을 출력하는 디스플레이, 및 진동을 생성하는 진동 모듈 등을 포함할 수 있다. 다른 예를 들어, 출력부(114)는 데이터 수집부(111)와 통합적으로 구현되는 통신 모듈로서 근로자에게 부착된 근전도 센서를 포함하는 모바일 단말로 경고 정보를 유무선 통신을 통해 전달할 수도 있다.
- [0039] 일 실시 예에 따른 근육 부상을 예측하는 장치(110)는 의료 인공지능 및 헬스케어 애널리틱스에 기초한 부상 방

지 알고리즘을 수행할 수 있다. 의료 인공지능은 인간의 지능으로 할 수 있는 사고, 학습, 자기 개발 등을 컴퓨터가 할 수 있도록 연구하는 정보기술의 한 분야로, 복잡한 의료 데이터를 분석하여 의학적인 통찰력을 도출하며 인간의 활동을 단순히 보조하거나 보완하는 기존 기술의 한계를 넘어, 의료영상 처리, 위험 분석, 진단, 신약 개발 등 다양한 부문에서 활용되는 기술이다. 헬스케어 애널리틱스(healthcare analytics)는 대규모 의료 및 신체 데이터에서 통계적 규칙이나 패턴을 찾아내 임상적 효율성, 치료의 품질, 의료비용의 경제성 및 가치를 향상시키는 기술 및 접근방식이다.

[0040] 도 2는 일 실시 예에 따른 근전도 센서의 배치를 설명하는 도면이다.

[0041] 근전도 센서(290)는 센서의 전극이 부착된 근육 부위의 근전도 신호를 지시하는 근전도 데이터를 센싱할 수 있다. 근전도는 골격근에서 발생하는 전기적인 신호로 근육이 활성화될 때 발생하는 활동 전위를 나타낼 수 있다. 활동 전위는 근육의 흥분성 세포의 흥분에 의한 세포막의 일시적인 전위 변화로서 동작 전위라고도 나타낼 수 있다. 근전도는 근로자(280)의 업무 중 근육 부위의 활동성과 연관될 수 있다.

[0042] 근전도 센서(290)는 복수의 근육 전극들을 포함할 수 있고, 도 2에서는 2개의 근육 전극들(291, 292)을 포함하는 예시를 도시한다. 복수의 근육 전극들은 근로자(280)의 근육 섬유의 길이 방향(281)을 따라 근육 몸체의 중심에 정렬되어 부착될 수 있다.

[0043] 일 실시 예에 따른 근전도 센서(290)는 근로자(280)의 어깨 사용 반복 동작과 관련된 근육 부위들에 부착될 수 있다. 예를 들어, 어깨 및 상체와 연관된 근육 부위로서, 가시아래근(극하근, Infraspinalis), 가시위근(극상근, Supraspinalis), 어깨밑근(견갑하근, Subscapularis), 및 작은원근(소원근, Teres Minor)에 근전도 센서(290)가 부착될 수 있다. 각 근전도 센서(290)의 근육 전극들은 각 근육 부위 별로 해당 근육의 섬유의 길이 방향(281)을 따라 나열될 수 있다. 상술한 가시아래근, 가시위근, 어깨밑근, 및 작은원근은 어깨충돌증후군 발생시 가장 중요한 부분으로서 어깨 힘줄인 회전근개(Rotator cuff)를 구성할 수 있다.

[0044] 가시아래근은 어깨뼈 아래부분에서 시작하여 위팔뼈의 대결절까지 이어지는 등 위쪽의 작은 근육을 나타낼 수 있고, 팔을 들어올리거나 벌리는 동작을 수행할 때, 상완골(humerus)를 inferior glide 시켜 견관절에서의 안정성을 확보하는 근육이다. 가시위근은 어깨뼈 위쪽부분에서 시작하여 위팔뼈의 대결절까지 이어지는 등 위쪽의 작은 근육이고, 돌림근띠의 구성 근육으로서, 위팔뼈의 머리를 안쪽의 관절 쪽으로 당겨 돌림근띠를 안정시키며, 단독으로서는 위팔뼈의 머리가 아래로 미끄러지는 것을 방지할 수 있다. 어깨밑근은 앞톱니근을 따라 어깨뼈와 갈비뼈의 우리벽(rib cage wall) 사이에 위치하는 근육으로서, 상완을 내회전 내전 시키는 근육으로 다른 내회전근육인 광배근, 대흉근의 협력근으로 작용할 수 있다. 작은원근은 가시아래근으로부터 평행하게 주행하는 작고 둥근 근육으로, 가시아래근과 큰원근 사이에 위치하고, 상완의 외회전을 주로 담당하며, 삼각근(deltoid)에 의해 당겨지는 상완골의 전상방 움직임을 억제시킬 수 있다.

[0045] 근전도 센서(290)는 근로자(280)의 하나 이상의 근육 부위에 부착되고, 해당 근육에 의해 유발되는 근전도 신호를 센싱하며, 근전도 데이터를 근육 부상을 예측하는 장치로 전달할 수 있다.

[0046] 도 3은 일 실시 예에 따른 입력 데이터의 생성을 설명하는 도면이다.

[0047] 일 실시 예에 따른 근육 부상을 예측하는 장치의 데이터 수집부는 도 2에 도시된 근전도 센서로부터 근전도 데이터(310)를 수집할 수 있다. 예를 들어, 데이터 수집부는 미리 결정된 시간 구간 동안의 근전도 데이터(310)를 수집할 수 있다. 도 3에서는 데이터 수집부가 300개의 샘플링 포인트들에 대응하는 시간 구간 동안의 근전도 데이터(310)를 수집하였으나, 이로 한정하는 것은 아니다. 예를 들어, 도 4 내지 도 10에서는 미리 결정된 시간 구간이 100개의 샘플링 포인트들인 예시를 설명한다. 샘플링 포인트는 타임 프레임에 대응할 수 있다. 도 3에 도시된 바와 같이 원시 근전도 데이터(310)(raw EMG data)는 신호의 크기가 불규칙하게 변동하기 때문에 기계 학습 모델에 적합한 포맷으로 전처리될 필요가 있다.

[0048] 근육 부상을 예측하는 장치의 프로세서는, 근전도 데이터(310)에 대해 이동 평균 필터를 적용함으로써 입력 데이터(320)를 생성할 수 있다. 프로세서는 불규칙하게 변동하는 데이터에서 과거 샘플링 포인트의 근전도 신호 값과 현재 샘플링 포인트의 근전도 신호 값을 조합함으로써 부드러운 형태의 데이터로 평탄화(smoothing)할 수 있다. 이러한 전처리를 통해 근전도 데이터(310)로부터 노이즈가 제거되고, 근전도 신호에서 특징적인 부분이 강조될 수 있다. 프로세서는 근전도 데이터(310)가 평탄화된 입력 데이터(320)를 후술하는 기계 학습 모델에 사용할 수 있다.

[0049] 도 4는 일 실시 예에 따른 기계 학습 모델의 예시를 설명하는 도면이다.

- [0050] 근육 부상을 예측하는 장치의 프로세서는 메모리에 저장된 기계 학습 모델에 기초하여 입력 데이터(410)로부터 근육 상태 정보(490)를 추정할 수 있다. 프로세서는 기계 학습 모델에 기초하여 근전도 데이터로부터 근육 가변성과 함께 근육 힘(muscle force)을 더 포함하는 근육 상태 정보(490)를 추정할 수 있다. 기계 학습 모델은 입력 데이터(410)(예를 들어, 전처리된 근전도 데이터)로부터 근육 상태 정보(490)를 추론하도록 설계 및 트레이닝된 모델로서, 의사결정 나무 (Decision Tree), 랜덤 포레스트 (Random Forest), 나이브 베이즈 분류 (Naive Bayes Classification), 서포트 벡터 머신 (Support Vector Machine), 서포트 벡터 회귀분석 (Support Vector Regression), 및 뉴럴 네트워크 모델 등으로 구현될 수 있다.
- [0051] 의사결정 나무는 의사결정 규칙을 나무 구조(Tree)로 나타내어, 전체 데이터를 여러 하위 자료 집단으로 분류하여 예측을 수행하는 분석 기법을 나타낼 수 있다. 랜덤 포레스트는 여러 개의 의사결정 나무를 형성하고 새로운 데이터를 각 트리에 통과시켜, 각 트리가 분류한 결과 중 가장 많은 득표를 받은 결과를 최종 분류 결과로 선택하는 모델이다. 나이브 베이즈 분류는 특성들 사이의 독립을 가정하는 베이즈 정리를 적용한 확률 분류기의 일종이고, 베이즈 정리(Bayes' theorem)는 두 확률 변수의 사전 확률과 사후 확률 사이의 관계를 나타내는 정리이다. 서포트 벡터 머신은 각 샘플이 특성을 정의하는 d개의 변수들로 표현된다고 할 때, 샘플들은 d차원 데이터 공간(data space)에 분포하게 되는데, 그 d차원의 데이터 공간에서 샘플 그룹들을 구분해 내는 최적의 분할선(optimal decision boundary)을 찾아내는 기계 학습 모델이다. 여기서, d는 1이상의 정수일 수 있다. 본 명세서에서는 기계 학습 모델의 예시로서 주로 뉴럴 네트워크 모델(450)을 설명하나, 이로 한정하는 것은 아니고, 상술한 다양한 기계 학습 구조가 사용될 수도 있다.
- [0052] 뉴럴 네트워크 모델(450)은 입력 데이터(410)로부터 근육 상태 정보(490)를 추정하도록 설계된 기계 학습 구조의 모델일 수 있다. 뉴럴 네트워크 모델(450)은 딥 뉴럴 네트워크(DNN, deep neural network)의 예시에 해당할 수 있다. DNN은 완전 연결 네트워크(fully connected network), 딥 컨볼루션 신경 네트워크(deep convolutional network) 및 리커런트 뉴럴 네트워크(recurrent neural network) 등을 포함할 수 있다. 뉴럴 네트워크 모델(450)은 딥 러닝에 기반하여 비선형적 관계에 있는 입력 데이터(410) 및 출력 데이터를 서로 매핑함으로써 다양한 작업(예를 들어, 근육 상태 추정 등)을 수행할 수 있다. 딥 러닝은 빅 데이터 세트로부터 기계 학습 기법으로 지도식(supervised) 또는 비지도식(unsupervised) 학습을 통해 입력 데이터(410) 및 출력 데이터를 서로 매핑할 수 있다. 도 4를 참조하면, 뉴럴 네트워크 모델(450)은 입력 레이어(451), 히든 레이어(452) 및 출력 레이어(453)를 포함한다. 입력 레이어(451), 히든 레이어(452) 및 출력 레이어(453)는 각각 복수의 인공 노드들을 포함한다. 각 레이어에 포함된 각각의 인공 노드에는 이전 레이어로부터 전달되는 가중된 입력들(weighted inputs)이 입력될 수 있다. 각 노드는 가중된 입력들에 활성 함수(activation function)를 적용한 값을 출력할 수 있다. 가중된 입력은 이전 레이어에 포함된 인공 노드들의 출력에 가중치(weight)가 곱해진 것이다. 가중치(예를 들어, 연결선의 연결 가중치)는 뉴럴 네트워크 모델(450)의 파라미터로 지칭될 수 있다. 활성 함수는 시그모이드(sigmoid), 하이퍼볼릭 탄젠트(hyperbolic tangent; tanh) 및 렐루(rectified linear unit; ReLU)를 포함할 수 있고, 활성 함수에 의해 뉴럴 네트워크 모델(450)에 비선형성이 형성될 수 있다. 일 실시예에 따르면 뉴럴 네트워크 모델(450)은 입력 데이터(410)가 주어지면 히든 레이어(452)를 거쳐 출력 레이어(453)에서 결과 값을 출력할 수 있다. 예를 들어, 도 4에 도시된 뉴럴 네트워크 모델(450)은 출력 레이어(453)에서 미리 결정된 시간 구간 내 샘플링 포인트들 별로 근육 가변성 값 및 근육 힘 값을 출력할 수 있다.
- [0053] 뉴럴 네트워크 모델(450)의 폭과 깊이가 충분히 크면 임의의 함수를 구현할 수 있을 만큼의 용량(capacity)을 가질 수 있다. 뉴럴 네트워크 모델(450)이 적절한 트레이닝 과정을 통해 충분히 많은 트레이닝 데이터를 학습하면, 최적의 추론 성능을 달성할 수 있다. 뉴럴 네트워크 모델(450)에 포함된 뉴럴 네트워크 모델(450)의 파라미터(예를 들어, 연결 가중치)는 미리 트레이닝될 수 있다. 예를 들어, 지도식 학습에 있어서 트레이닝 입력 및 트레이닝 출력(예를 들어, 참값(ground truth))의 쌍으로 된 트레이닝 데이터에 기초하여 뉴럴 네트워크 모델(450)의 파라미터가 업데이트될 수 있다. 트레이닝 입력은 트레이닝을 위해 수집되어 전처리된 근전도 데이터일 수 있다. 트레이닝 출력은, 해당 트레이닝 입력이 수집된 대상자의 근육 상태를 평가하여 결정된, 근육 가변성(ground truth muscle variability) 및 참값 근육 힘(ground truth muscle force)일 수 있다.
- [0054] 트레이닝 도중의 뉴럴 네트워크 모델(450)은 임시 네트워크로 지칭될 수 있다. 임시 네트워크는 트레이닝 입력을 각 레이어에 전파시켜 임시 출력을 산출할 수 있고, 임시 네트워크의 파라미터는 임시 출력 및 트레이닝 출력 간의 손실이 감소되도록 업데이트될 수 있다. 상술한 트레이닝의 반복에 의해 손실이 목표에 도달하면 트레이닝이 종료될 수 있다. 다만, 설명의 편의를 위해 지도식 학습을 주로 설명하였으나, 이로 한정하는 것은 아니고, 뉴럴 네트워크 모델(450)은 비지도식으로 학습될 수도 있다.
- [0055] 일 실시 예에 따른 근육 부상을 예측하는 장치는 입력 데이터(410)에 뉴럴 네트워크 모델에 따른 연산을 적용함

으로써 근육 상태 정보(490)를 출력할 수 있다. 근육 상태 정보(490)는 샘플링 포인트들 별로 추정된 근육 가변성 값 및 샘플링 포인트들 별로 추정된 근육 힘 값을 포함할 수 있다.

[0056] 또한, 근육 부상을 예측하는 장치는 근로자에 의해 동일한 동작이 복수회에 걸쳐 반복 수행되는 경우, 동일한 동작이 수행될 때마다 기계 학습 모델을 이용하여 근육 상태 정보(490)를 추정할 수 있다. 근육 부상을 예측하는 장치는 복수의 근육 상태 정보(490)를 평균화한 평균화된 근육 상태 정보(490)로부터 근로자의 부상 위험을 판별할 수 있다. 예를 들어, 근육 부상을 예측하는 장치는 m 개의 입력 데이터(410)의 각각에 대해 근육 상태 정보(490)를 추정함으로써, m 개의 근육 상태 정보(490)를 산출할 수 있다. 여기서, m 은 2 이상의 정수이고, 근육 상태 정보(490)는 근육 가변성 정보 및 근육 힘 정보를 포함할 수 있다. 근육 부상을 예측하는 장치는 근육 가변성 정보의 샘플링 포인트 별 평균 값, 근육 힘 정보의 샘플링 포인트 별 평균 값을 산출할 수 있다. 예를 들어, 근육 부상을 예측하는 장치는, m 개의 근육 가변성 정보에 대하여, i 번째 샘플링 포인트에서 나타나는 m 개의 근육 가변성 값들의 평균 값을 i 번째 샘플링 포인트의 평균 가변성 값으로 결정할 수 있다. 여기서, i 는 1 이상 N 이하의 정수이고, N 은 2이상의 정수일 수 있다. 따라서 m 개의 근육 상태 정보(490)들이 평균화된 근육 상태 정보(490)는 N 개의 샘플링 포인트들 별로 평균화된 근육 가변성 값 및 평균화된 근육 힘 값을 포함할 수 있다. 평균화된 근육 상태 정보는 하기 도 5 내지 도 8에서 설명한다.

[0057] 일 실시 예에 따른 근육 부상을 예측하는 장치는 기계 학습 모델을 이용하여 근육 부위 별로 근육 상태 정보(490)를 추정할 수 있다. 근육 부상을 예측하는 장치는 근육 부위 별로 부상 위험을 예측할 수 있다. 따라서 근육 부상을 예측하는 장치는 해당 근육 부위의 부상 위험을 유발할 수 있는 근무 동작을 예측하고 근로자에게 경고할 수 있다. 근육 부상을 예측하는 장치는 근로자의 근육 부위별 근육 부상을 예방할 수 있다.

[0058] 도 5 및 도 6은 일 실시 예에 따라 추정된 근육 가변성을 도시한다.

[0059] 도 5는 근육이 손상된 상태의 근로자에게서 추정된 근육 가변성을 도시한다.

[0060] 일 실시 예에 따른 근육 부상을 예측하는 장치의 프로세서는 시간 구간 내에서 근육 가변성이 임계치(510) 이하인 구간의 비율이 임계 비율 이상인 경우에 응답하여, 근로자에게 부상 위험이 있다고 결정할 수 있다. 시간 구간은 입력 데이터가 수집된 시간 길이에 대응하는 구간을 나타낼 수 있다. 근육 가변성 값이 임계치(510)보다 낮게 자주 나타날수록, 해당 근로자의 부상 위험이 임박한 것일 수 있다. 임계치(510)는, 최대 가변성 대비 80%인 값을 나타낼 수 있다. 최대 가변성은 정상 동작이 가능한 상태로서 도 5에서는 1로 도시되었고, 임계치(510)는 0.8로 도시되었다. 임계 비율은 예시적으로 40%일 수 있다. 도 5에서 추정된 근육 가변성 정보(500)에서 임계치(510)보다 낮은 근육 가변성이 나타나는 구간들(521, 522)이 9번째 샘플링 포인트부터 17번째 샘플링 포인트까지의 구간(521), 31번째 샘플링 포인트부터 69번째 샘플링 포인트까지의 구간(522)이 100개 샘플링 포인트들을 포함하는 시간 구간의 48%를 차지할 수 있다. 근육 부상을 예측하는 장치는 도 5에 도시된 근육 가변성 정보(500)에 대해서 근로자가 부상 위험이 있다고 결정할 수 있다.

[0061] 도 5를 참조하면 근육의 이상이 있는 제1 구간(521)에서는 정상적으로 근육을 사용하는 데까지 빠른 회복을 보여준다. 근육 가변성 값이 임계치(510) 이상으로 회복될 때까지 시간이 많이 소요되지 않는다. 반면, 근육의 이상이 있는 제2 구간(522)에서는 근육 가변성 값이 임계치(510) 이상으로 회복될 때까지 시간도 많이 소요되고, 근육 가변성 값도 0.2까지 저하되는 지점이 나타난다. 제1 구간(521) 대비 제2 구간(522)은 제1 구간(521)(예를 들어, 약 9개 샘플링 포인트들)보다 약 네 배(예를 들어, 약 39개 샘플링 포인트들)정도로 길다.

[0062] 도 6은 근육이 정상인 상태의 근로자에게서 추정된 근육 가변성을 도시한다.

[0063] 도 5에 도시된 근육 가변성 정보(500)와 달리 도 6에 도시된 근육 가변성 정보(600)에서 임계치(610) 이하인 구간(620)은 짧게 나타난다. 근육 부상을 예측하는 장치는 시간 구간 내에서 근육 가변성이 임계치 이하인 구간의 비율이 임계 비율 미만인 경우에 응답하여, 근로자가 정상 상태라고 결정할 수 있다.

[0064] 도 7 및 도 8은 일 실시 예에 따라 추정된 근육 힘을 도시한다.

[0065] 도 7는 근육이 손상된 상태의 근로자에게서 추정된 근육 힘을 도시한다.

[0066] 일 실시 예에 따른 근육 부상을 예측하는 장치의 프로세서는 근육 힘이 임계 변화 이상 변화하는 구간이 검출되는 경우에 응답하여, 근로자에게 부상 위험이 있다고 결정할 수 있다. 임계 변화는 인접한 샘플링 포인트들 간에 미리 설정된 변화량으로서, 근육에 의해 사용될 수 있는 힘의 급격한 변화 여부를 구분하는 값일 수 있다. 예를 들어, 임계 변화는 50으로 설정될 수 있다. 도 7에 도시된 근육 힘 정보(700)의 구간(710)에서는 인접한 샘플링 포인트들 간에 대략 60 정도의 힘이 급격하게 저하될 수 있다. 근육의 수축과 이완의 측면에서 봤을 때

급격한 수축과 이완이 일어나는 근육을 가진 근로자들은 어깨 손상을 입을 확률이 크다고 볼 수 있다. 도 7에 도시된 근육 힘 정보(700)에서 근육 힘이 급격하게 떨어지는 구간(710) 전후로 해서 어깨 근육의 사용에 이상이 있다는 것을 알 수 있다.

- [0067] 도 8은 근육이 정상인 상태의 근로자에게서 추정된 근육 힘을 도시한다. 도 7과 달리 도 8에 도시된 근육 힘 정보(800)에서 근육 힘은 스무드하게 변화한다. 따라서 근육 부상을 예측하는 장치의 프로세서는 시간 구간 동안 근육 힘이 임계 변화 미만 내에서 유지되는 경우에 응답하여 근로자의 해당 근육 부위가 정상 상태라고 결정할 수 있다.
- [0068] 도 9는 일 실시 예에 따른 재활 효과를 도시하는 도면이다.
- [0069] 일 실시예에 따른 근육 부상을 예측하는 장치의 출력부는, 근로자에게 부상 위험이 있는 경우에 응답하여, 팔 신경근 스트레칭, 회전근개 강화 운동, 견갑골 운동, 및 슬리퍼 스트레칭 중 적어도 하나를 포함하는 재활 운동 정보를 경고와 함께 제공할 수 있다. 예를 들어, 출력부는 팔 신경근 스트레칭, 회전근개 강화 운동, 견갑골 운동, 및 슬리퍼 스트레칭의 각 동작을 시각적 정보, 청각적 정보, 및 촉각적 정보 중 적어도 하나를 이용하여 안내할 수 있다. 출력부는 부상 위험이 있는 근로자에게 팔 신경근 스트레칭, 회전근개 강화 운동, 견갑골 운동, 및 슬리퍼 스트레칭의 각 동작을 순차적으로 제공할 수 있다. 상술한 운동들은 으로서 제공될 수 있다.
- [0070] 예시적으로 어깨충돌증후군 재활 운동 프로그램의 제1 동작은 팔 신경근 스트레칭일 수 있다. 팔 신경근 스트레칭의 세트는 의자에 바른 자세로 앉아 한쪽 손바닥을 머리 위에 올리고, 코로 숨을 들이마시며 손바닥으로 머리를 5초간 꼭 누르는 동작 및 입으로 숨을 내쉬며 손바닥을 천장을 향해 뻗어주면서 팔을 3초간 펴 주는 동작으로 구성될 수 있다. 근육 부상을 예측하는 장치는 상술한 세트 동작을 1세트당 10회 실시할 것을 근로자에게 안내하는 재활 운동 정보를 제공할 수 있다.
- [0071] 어깨충돌증후군 재활 운동 프로그램의 제2 동작은 회전근개 강화 운동 중 내회전 운동일 수 있다. 내회전 운동의 세트는 거드랑이에 수건을 끼우고 팔꿈치를 90도로 구부린 상태로 밴드를 잡고 견갑골을 바른 자세로 위치시키는 동작 및 손목이 꺾이지 않게 밴드를 잡고, 팔을 이용하여 내회전 시키는 동작으로 구성될 수 있다. 근육 부상을 예측하는 장치는 상술한 세트 동작을 1세트당 10회 실시할 것을 근로자에게 안내하는 재활 운동 정보를 제공할 수 있다.
- [0072] 어깨충돌증후군 재활 운동 프로그램의 제3 동작은 회전근개 강화 운동 중 외회전 운동일 수 있다. 외회전 운동의 세트는 내회전 운동과 마찬가지로, 거드랑이에 수건을 끼우고 팔꿈치를 90도로 구부린 상태로 밴드를 잡고 견갑골을 바른 자세로 위치시키는 동작 및 손목이 꺾이지 않게 밴드를 잡고, 팔을 이용하여 외회전 시키는 동작으로 구성될 수 있다. 근육 부상을 예측하는 장치는 상술한 세트 동작을 1세트당 10회 실시할 것을 근로자에게 안내하는 재활 운동 정보를 제공할 수 있다.
- [0073] 어깨충돌증후군 재활 운동 프로그램의 제4 동작은 견갑골 운동일 수 있다. 견갑골 운동의 세트는 두 손을 어깨 너비보다 살짝 넓게 벌린 후 중지 손가락을 정면으로 하여 위치시키는 동작, 척추를 길게 펴서, 정수리가 천장에 닿는다는 느낌으로 자세를 맞추는 동작, 손가락을 짝 펼쳐서 손바닥, 손가락 전체로 벽을 밀어 주는 동작, 양쪽의 견갑골이 척추를 기준으로 서로 멀어져서 벌어지게 하는 동작, 10초 버틴 후에 힘을 풀어주며 이를 4회 반복하는 동작으로 구성될 수 있다. 근육 부상을 예측하는 장치는 상술한 세트 동작을 1세트당 10회 실시할 것을 근로자에게 안내하는 재활 운동 정보를 제공할 수 있다.
- [0074] 어깨충돌증후군 재활 운동 프로그램의 제5 동작은 슬리퍼 스트레칭일 수 있다. 슬리퍼 스트레칭의 세트는 바닥에 누워 팔꿈치를 직각으로 구부리고 두 무릎을 몸 쪽으로 당기는 동작, 지면을 지지하는 팔의 손목을 반대편 손으로 감싸며 자세를 취하는 동작, 및 손목을 쥐고 있는 손을 지면 방향으로 지긋이 눌러주고 그 상태를 5~10초동안 유지하는 것을 반복하는 동작으로 구성될 수 있다. 근육 부상을 예측하는 장치는 상술한 세트 동작을 1 세트당 10회로 양 방향 각 2세트씩 실시
- [0075] 어깨충돌증후군은 해부학적인 구조물은 모두 정상이지만, 어깨 주변을 둘러싸고 있는 근육과 연부 조직의 균형이 깨어져 나도 모르는 사이에 자세가 틀어지고, 아무리 바르게 움직이려 해도 자꾸 팔뚝과 견갑골이 제 위치에 벗어나 움직이기 때문에 없어도 될 충돌이 자꾸 생기게 되는 증후군이다. 어깨 인대가 파열되거나 다치지 않았음에도 불구하고 특정 각도 이상 팔을 들어 올리려 하면 무언가에 걸리는 느낌과 함께 환자가 통증을 호소하게 될 수 있다. 어깨를 사용하는 작업을 지속적으로 하는 사람들에게 많이 나타난다. 근육 부상을 예측하는 장치는 어깨 근육 부위와 연관된 부상 위험을 예측하고, 부상 위험이 있다고 판단된 근로자에게 상술한 재활 운동 프로그램에 관한 정보를 제공하여 재활을 유도함으로써 근로자의 근육 부상을 방지할 수 있다.

- [0076] 프로세서는, 근로자에게 재활 운동 정보가 제공된 후 근로자의 부상 위험을 다시 판별할 수 있다. 따라서 근육 부상을 예측하는 장치는 재활 운동 정보 제공 후 부상 위험을 재판별함으로써 계속해서 근로자의 근육 부상 위험을 모니터링할 수 있다.
- [0077] 참고로, 재활 운동을 수행한 근로자는 작업시 처음에 가하는 힘이 181.8로 재활 운동 전에 가했던 힘인 231.7에 비해 약 27% 정도 적은 힘으로 같은 동작을 수행할 수 있다. 다시 말해, 재활 운동을 수행한 근로자는 보다 적은 힘으로 매끄럽게 작업을 수행할 수 있다. 또한, 도 9에 도시된 그래프(900)와 같이, 근육이 손상된 근로자에 있어서 임계치 이하인 근육 가동성 대비 임계치 이상인 근육 가동성의 비율(910)이 52%인데, 재활 운동을 수행한 근로자에 있어서 임계치 이상인 근육 가동성의 비율(920)은 88%이다. 다시 말해, 재활 운동을 수행한 근로자의 근육 가동성이 재활 운동 전보다 약 41%의 향상하였다. 따라서 근육 부상 위험을 예측하는 장치는 재활 운동 정보를 제공함으로써 근로자의 근육 부상 위험을 경감시킬 수 있다.
- [0078] 도 10은 일 실시 예에 따른 근로자의 반복적인 근무 활동 동안 근육 부상을 예측하는 방법을 도시한 흐름도이다.
- [0079] 우선, 단계(1010)에서 컴퓨팅 장치는 근로자에게 부착된 근전도 센서로부터 근로자의 근전도 데이터를 수집할 수 있다. 컴퓨팅 장치는 근로자의 근육 부위 별로 구분하여 근전도 데이터를 수신할 수 있다.
- [0080] 그리고 단계(1020)에서 컴퓨팅 장치는 근전도 데이터로부터 입력 데이터를 생성할 수 있다. 컴퓨팅 장치는 근로자 별 근육 부위 별로 입력 데이터를 생성할 수 있다.
- [0081] 이어서 단계(1030)에서 컴퓨팅 장치는 생성된 입력 데이터로부터 기계 학습 모델에 기초하여 근육 가변성(muscle variability)을 포함하는 근육 상태 정보를 추정할 수 있다. 컴퓨팅 장치는 근로자 별 근육 부위 별로 근육 상태 정보를 추정할 수 있다.
- [0082] 그리고 단계(1040)에서 컴퓨팅 장치는 근육 상태 정보에 기초하여 근로자에게 부상 위험이 있는지 여부를 판별할 수 있다. 컴퓨팅 장치는 개별 근로자의 근육 부위 별로 부상 위험 여부를 판별할 수 있다.
- [0083] 이어서 단계(1050)에서 컴퓨팅 장치는 근로자에게 부상 위험이 있는 경우에 응답하여, 근로자에게 부상 위험에 관한 경고를 제공할 수 있다. 컴퓨팅 장치는 근육 부위 별로 부상 위험에 대한 경고를 제공하여 근로자의 근육 부상을 방지할 수 있다.
- [0084] 컴퓨팅 장치는 앞서 설명한 바와 같이 근육 부상을 예측하는 장치라고도 지칭될 수 있다. 근육 부상을 예측하는 장치의 동작을 도 10에서 설명하는 바로 한정하는 것은 아니고, 도 10에 설명된 동작은 도 1 내지 도 9에서 설명된 동작들의 하나 또는 둘 이상의 조합들과 함께 수행될 수 있다. 또한, 도 10에 설명된 동작은 도 1 내지 도 9에서 설명된 동작들과 순차적으로 또는 병렬적으로 수행될 수 있고, 동작의 순서를 상술한 바로 한정하는 것이 아니며, 설계에 따라 달라질 수 있다.
- [0085] 이상에서 설명된 실시예들은 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치, 방법 및 구성요소는, 예를 들어, 프로세서, 콘트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마이크로컴퓨터, FPGA(field programmable gate array), PLU(programmable logic unit), 마이크로프로세서, 또는 명령(instruction)을 실행하고 응답할 수 있는 다른 어떠한 장치와 같이, 범용 컴퓨터 또는 특수 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수 있다. 처리 장치는 운영 체제(OS) 및 상기 운영 체제 상에서 수행되는 소프트웨어 애플리케이션을 수행할 수 있다. 또한, 처리 장치는 소프트웨어의 실행에 응답하여, 데이터를 접근, 저장, 조작, 처리 및 생성할 수도 있다. 이해의 편의를 위하여, 처리 장치는 하나가 사용되는 것으로 설명된 경우도 있지만, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는, 처리 장치가 복수 개의 처리 요소(processing element) 및/또는 복수 유형의 처리 요소를 포함할 수 있음을 알 수 있다. 예를 들어, 처리 장치는 복수 개의 프로세서 또는 하나의 프로세서 및 하나의 컨트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다.
- [0086] 소프트웨어는 컴퓨터 프로그램(computer program), 코드(code), 명령(instruction), 또는 이들 중 하나 이상의 조합을 포함할 수 있으며, 원하는 대로 동작하도록 처리 장치를 구성하거나 독립적으로 또는 결합적으로(collectively) 처리 장치를 명령할 수 있다. 소프트웨어 및/또는 데이터는, 처리 장치에 의하여 해석되거나 처리 장치에 명령 또는 데이터를 제공하기 위하여, 어떤 유형의 기계, 구성요소(component), 물리적 장치, 가상 장치(virtual equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치, 또는 전송되는 신호 파(signal wave)에 영구적으로,

또는 일시적으로 구체화(embodiment)될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서, 분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 컴퓨터 판독 가능 기록 매체에 저장될 수 있다.

[0087] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있으며 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예를 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다.

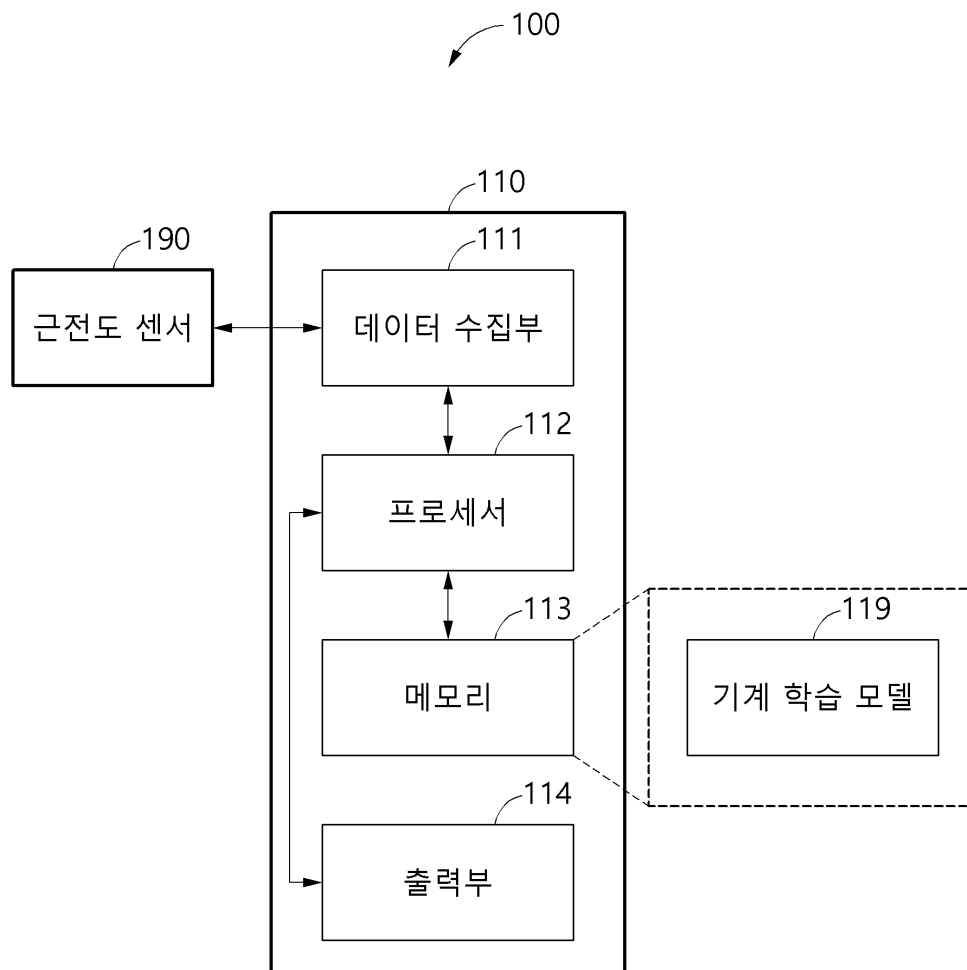
[0088] 위에서 설명한 하드웨어 장치는 실시예의 동작을 수행하기 위해 하나 또는 복수의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

[0089] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 이를 기초로 다양한 기술적 수정 및 변형을 적용할 수 있다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다.

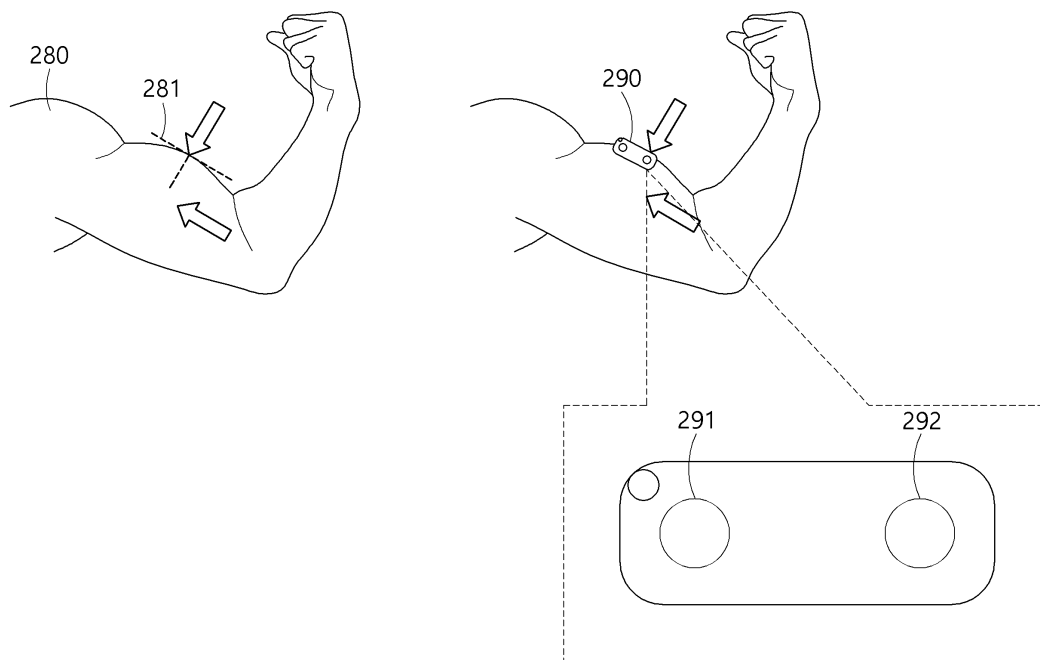
[0090] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

도면

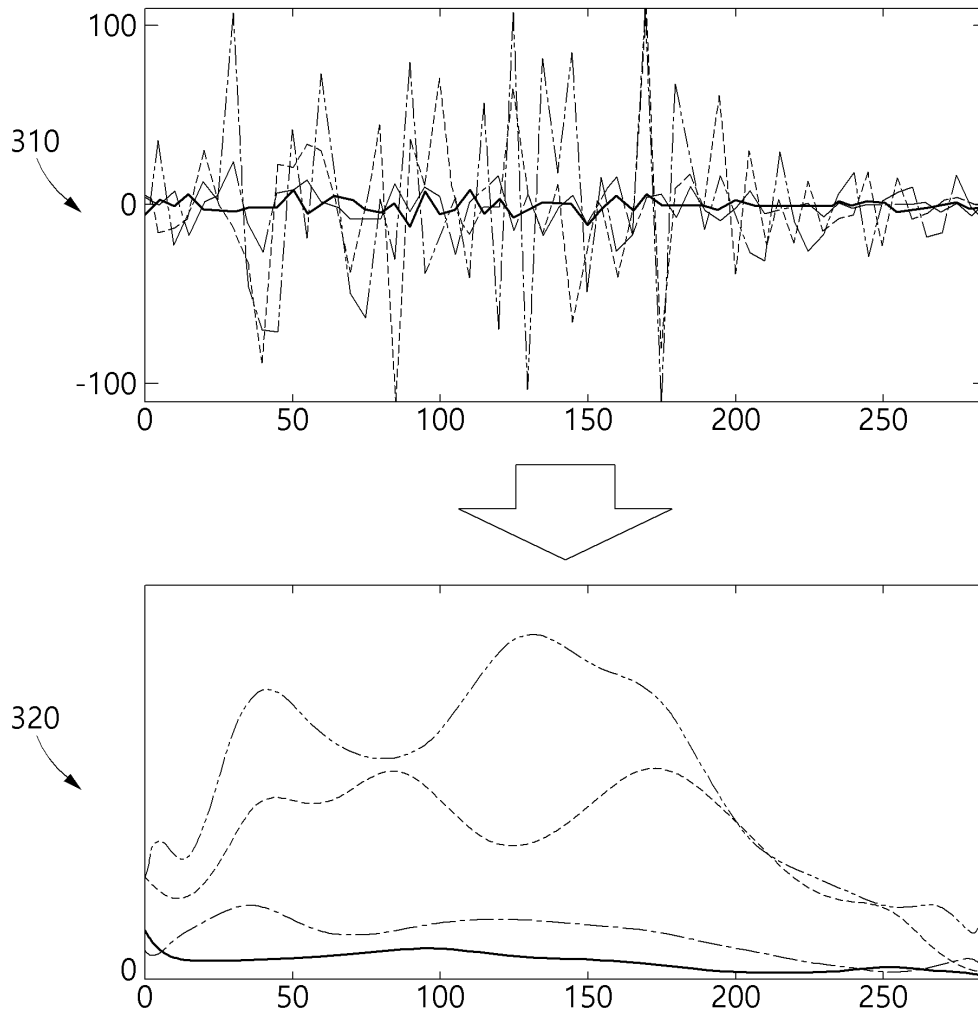
도면1



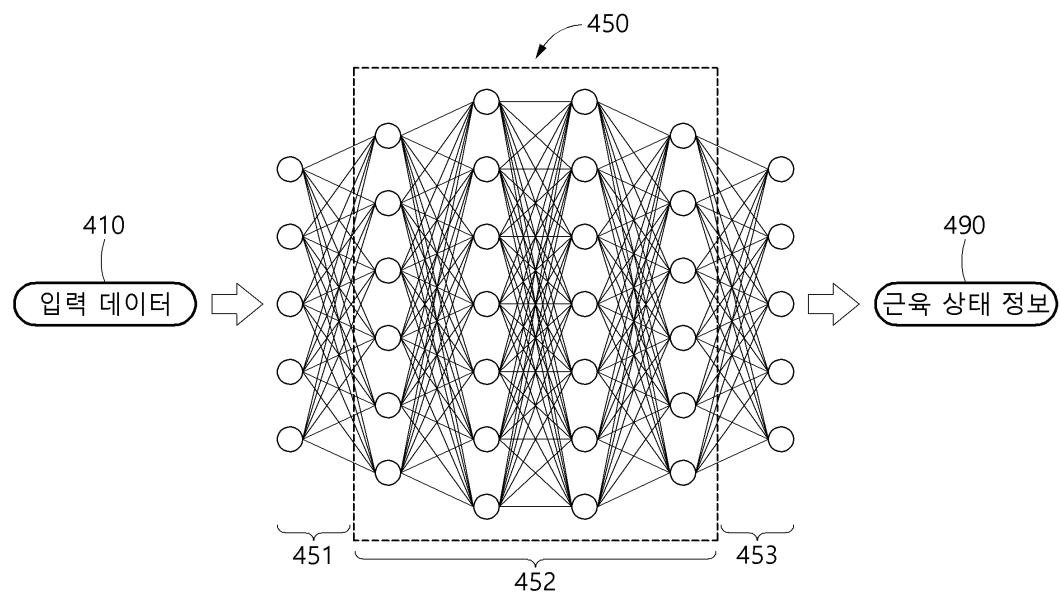
도면2



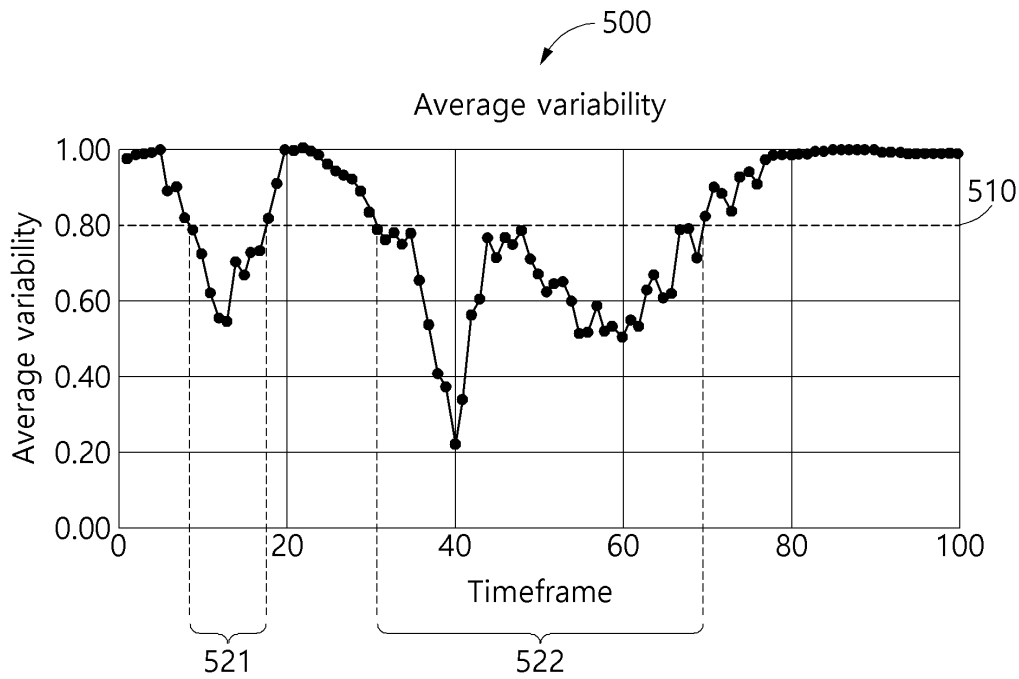
도면3



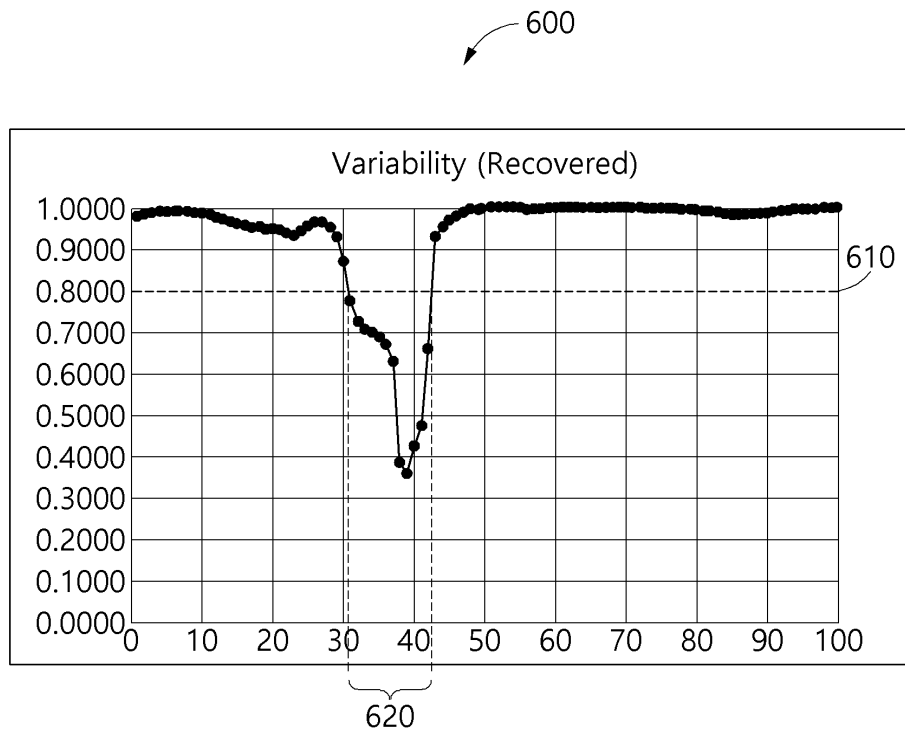
도면4



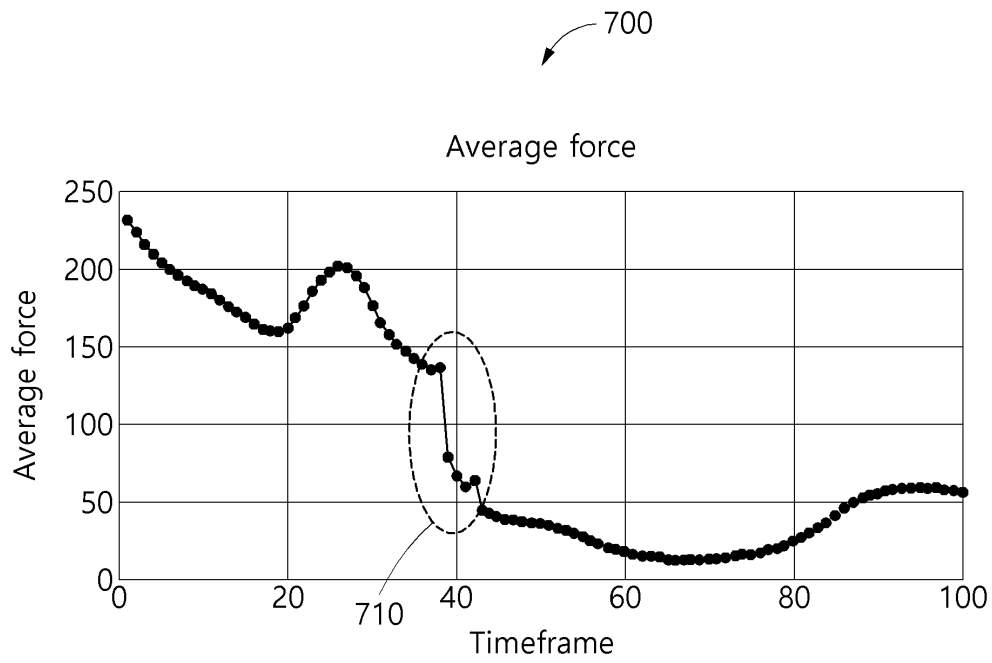
도면5



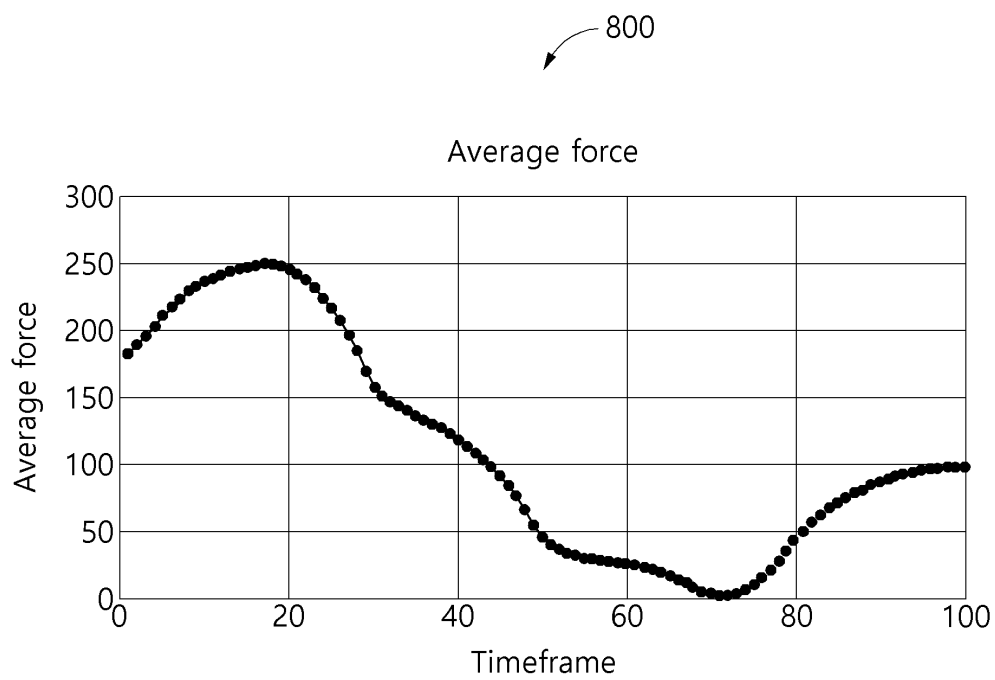
도면6



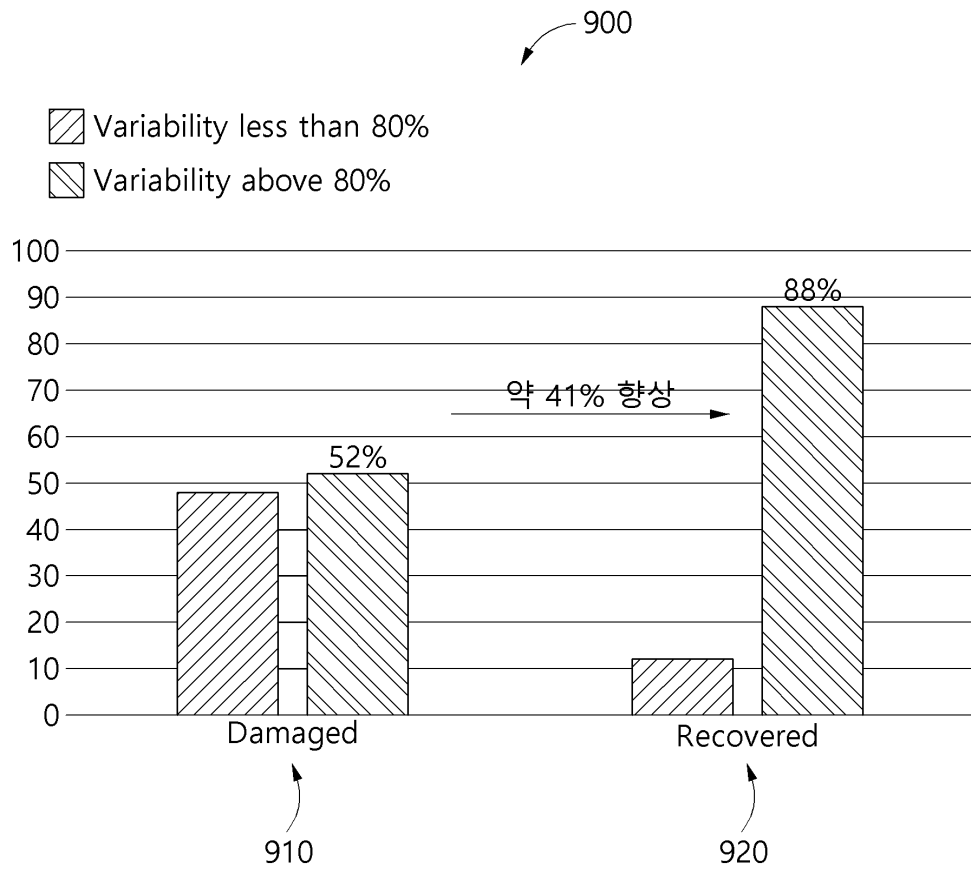
도면7



도면8



도면9



도면10

