



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2021-0103177
(43) 공개일자 2021년08월23일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06K 9/00 (2006.01) G06K 9/42 (2006.01)
G06K 9/48 (2006.01) G06K 9/62 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G06K 9/00355 (2013.01)
G06K 9/42 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2020-0017581
(22) 출원일자 2020년02월13일
심사청구일자 2020년02월13일

(71) 출원인
한림대학교 산학협력단
강원도 춘천시 한림대학길 1, 한림대학교(옥천동)
(72) 발명자
박섭형
서울특별시 구로구 부일로9길 127 온수힐스테이트
아파트 114동 506호
김병정
서울특별시 광진구 구의강변로 64 B동 1806호
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
김남혁

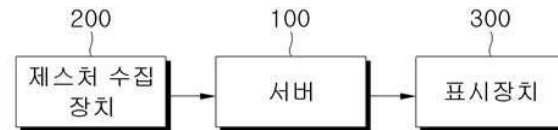
전체 청구항 수 : 총 9 항

(54) 발명의 명칭 RCE-NN(Restricted Coulomb Energy Neural Network) 기반 손 제스처 인식 방법

(57) 요약

본 발명의 실시 예에 따른 손 제스처를 인식하는 방법은 제스처 수집 장치가, 사용자가 제스처를 수행함에 따라 제스처 데이터를 생성하여 서버에 제공하는 단계, 상기 서버가, 인공신경망 알고리즘에 투입할 특징 벡터의 목록을 생성하기 위해 상기 제스처 수집 장치로부터 수신된 제스처 데이터에 대한 전처리를 수행하는 단계, 상기 서버가, 상기 생성된 특징 벡터를 이중으로 형성된 RCE-NN(Restricted Coulomb Energy Neural Network) 알고리즘에 입력하여, 상이도(dissimilarity)를 산출하고, 산출된 상이도 값이 최솟값이 되는 클래스로 분류하는 방식으로 일 제스처 데이터를 클래스 별로 분류하는 AI 연산 단계를 포함하여 수행될 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06K 9/481 (2013.01)

G06K 9/6267 (2013.01)

G06N 3/08 (2013.01)

(72) 발명자

김보균

경기도 구리시 아차산로 163-17 베네시아 B동 202호

송소정

서울특별시 광진구 동일로 76길 51-4, 402호

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 H20190592

부처명 한국연구재단

과제관리(전문)기관명 한국연구재단

연구사업명 산학협력선도대학육성사업

연구과제명 소상공인을 위한 DNN기술을 활용한 감성 마케팅 시스템 개발

기 여 율 1/1

과제수행기관명 한림대학교 산학협력단

연구기간 2019.06.01 ~ 2020.01.31

명세서

청구범위

청구항 1

손 제스처를 인식하는 방법에 있어서,

제스처 수집 장치가, 사용자가 제스처를 수행함에 따라 제스처 데이터를 생성하여 서버에 제공하는 단계;

상기 서버가, 인공신경망 알고리즘에 투입할 특징 벡터의 목록을 생성하기 위해 상기 제스처 수집 장치로부터 수신된 제스처 데이터에 대한 전처리를 수행하는 단계;

상기 서버가, 상기 생성된 특징 벡터를 이중으로 형성된 RCE-NN(Restricted Coulomb Energy Neural Network) 알고리즘에 입력하여, 상이도(dissimilarity)를 산출하고, 산출된 상이도 값이 최소값이 되는 클래스로 분류하는 방식으로 일 제스처 데이터를 클래스 별로 분류하는 AI 연산 단계; 를 포함하는 것을 특징으로 하는 손 제스처 인식 방법.

청구항 2

제 1항에 있어서

상기 전처리를 수행하는 단계는

상기 수신된 제스처 데이터에 대한 정규화 수행 단계;

상기 정규화 후 군집 레이블로 이루어진 1차원 데이터로 양자화를 수행하는 단계; 및

상기 양자화 단계를 거친 데이터의 전방 및 후방 영역을 잘라 특징 벡터 목록을 생성하는 특징 벡터 목록 생성 단계; 를 포함하고,

상기 특징 벡터 목록은 전방 데이터, 후방 데이터, 데이터 샘플의 길이(d), 클래스 라벨 값을 포함하도록 구성되는 것을 특징으로 하는 손 제스처 인식 방법.

청구항 3

제 1항에 있어서,

상기 AI 연산 단계는

상기 전처리를 통해 추출된 제스처 데이터의 전방 특징 벡터와, 후방 특징 벡터를 각각 전방 RCE-NN 알고리즘과 후방 RCE-NN 알고리즘에 투입하는 이중 RCE-NN 연산 동작을 수행하되, 특징 벡터와 은닉 뉴런의 중심점 사이의 거리인 상이도(dissimilarity)의 값이 RCE-NN 은닉 뉴런의 반지름보다 작은 값인 경우 해당 노드는 활성화되어 전방 RCE-NN과 후방 RCE-NN 각각의 출력 노드로 상기 상이도 값을 산출하는 것을 특징으로 하는 손 제스처 인식 방법.

청구항 4

제 1항에 있어서,

상기 상이도(dissimilarity)는

최장 공통 부분 수열(LCS, Longest Common Subsequence)을 이용하여 데이터 샘플을 구성하는 두 수열 중 최소 길이에, 두 수열의 최장 공통 부분 수열의 길이를 뺀 값으로 결정하는 것을 특징으로 하는 손 제스처 인식 방법.

청구항 5

제 1항에 있어서

상기 AI 연산단계는

스트리밍 데이터에서 연속 숫자 손 제스처 인식을 수행할 경우,

탐색 윈도우를 테스트 데이터의 전방에서 순차적으로 이동시켜가며 테스트 데이터를 탐색하고, 상기 탐색 윈도우가 전방 탐색을 수행하며 전방 RCE-NN에 데이터를 투입하면, 상기 전방 RCE-NN 을 통해 산출된 상이도 목록을 전방 탐색 큐에 저장하는 전방 탐색 단계;

상기 탐색 큐에 저장되는 상이도 목록들 중 가장 작은 상이도를 가지는 클래스 값을 대표 클래스로 등록하고, 상기 대표 클래스의 수가 일정 개수 이상이 되면 가장 작은 상이도 값이 나온 샘플 위치를 후방 탐색의 시작점으로 선택하는 단계;

상기 후방 탐색의 시작점으로부터 은닉 뉴런에 저장된 샘플길이에 5샘플을 더한 값만큼 뒤로 이동하여 탐색 윈도우가 테스트 데이터의 후방 탐색을 수행하고, 상기 탐색 윈도우가 후방 탐색을 수행하며 후방 RCE-NN에 데이터를 투입하여 산출된 상이도 목록은 후방 탐색 큐에 저장하는 후방 탐색 단계;를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 손 제스처 인식 방법.

청구항 6

제 5항에 있어서,

상기 AI 연산 단계는

후방 탐색에서 클래스가 분류되면 후방 탐색에서 가장 작은 상이도 값이 존재하는 위치를 끝점으로 선정하고, 상기 후방 탐색의 시작점과 상기 끝점 사이를 해당 클래스로 패딩하는 단계; 및

상기 끝점에서 10 샘플 앞에서부터 전방 탐색을 재시도하는 단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 손 제스처 인식 방법.

청구항 7

손 제스처를 인식하는 방법에 있어서,

제스처 수집 장치가, 사용자가 제스처를 수행함에 따라 제스처 데이터를 생성하여 서버에 제공하는 단계;

상기 서버가, 인공신경망 알고리즘에 투입할 특징 벡터의 목록을 생성하기 위해 상기 제스처 수집 장치로부터 수신된 제스처 데이터에 대한 전처리를 수행하는 단계;

상기 서버가, 상기 생성된 특징 벡터를 이중으로 형성된 RCE-NN(Restricted Coulomb Energy Neural Network) 알고리즘에 입력하여, 상이도(dissimilarity)를 산출하고, 산출된 상이도 값에 대응하여 클래스를 분류하는 방식으로 일 제스처 데이터를 클래스 별로 분류하는 AI 연산 단계; 및

상기 AI 연산의 결과에 대응하여 일 제스처 데이터가 분류되면, 분류 결과에 특정 데이터를 매칭하고 표시하는 데이터 매칭 단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 손 제스처 인식 방법.

청구항 8

손 제스처를 인식하는 방법에 있어서,

제스처 수집 장치가, 사용자가 제스처를 수행함에 따라 제스처 데이터를 생성하여 서버에 제공하는 단계;

상기 서버가, 인공신경망 알고리즘에 투입할 특징 벡터의 목록을 생성하기 위해 상기 제스처 수집 장치로부터 수신된 제스처 데이터에 대한 전처리를 수행하는 단계;

상기 서버가, 상기 생성된 특징 벡터를 이중으로 형성된 RCE-NN(Restricted Coulomb Energy Neural Network) 알고리즘에 입력하여, 상이도(dissimilarity)를 산출하고, 산출된 상이도 값이 최솟값이 되는 클래스로 분류하는 방식으로 일 제스처 데이터를 클래스 별로 분류하는 AI 연산 단계; 를 포함하고,

상기 AI 연산 단계는

상기 전처리를 통해 추출된 제스처 데이터의 전방 특징 벡터와, 후방 특징 벡터를 각각 전방 RCE-NN 알고리즘과 후방 RCE-NN 알고리즘에 투입하는 이중 RCE-NN 연산 동작을 수행하되, 특징 벡터와 은닉 뉴런의 중심점 사이의 거리인 상이도(dissimilarity)의 값이 RCE-NN 은닉 뉴런의 반지름보다 작은 값인 경우 해당 노드는 활성화되어 전방 RCE-NN과 후방 RCE-NN 각각의 출력 노드로 상기 상이도 값을 산출하는 것을 특징으로 하는 손 제스처 인식

방법.

청구항 9

하드웨어인 컴퓨터와 결합되어, 제 8항의 방법을 수행할 수 있도록 컴퓨터에서 독출가능한 기록매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 RCE-NN(Restricted Coulomb Energy Neural Network) 기반 손 제스처 인식 방법에 관한 것이다. 특히 본 발명은 최장 공통 부분 수열 길이를 이용한 이중 RCE 인공신경망을 통해 스트리밍 숫자에 관한 손 제스처를 인식하는 것에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 최근 정보통신 기술(Information and Communication Technology; ICT)이 고도화되면서, ICT 인프라스트럭처(infrastructure)를 통한 데이터 수집 및 인공 지능을 접목하는 지능 정보 기술이 확산되고 있다.

[0003] 특히, 다양한 플랫폼 상에서 제공될 수 있는 실감형 콘텐츠에 대한 수요와 관심이 증가하면서, 사용자의 제스처를 인식하기 위한 연구 개발이 활발히 진행되고 있다. 손 제스처 인식 방법은 주로 카메라를 이용하여 촬영된 영상 정보로부터 사용자의 움직임 정보를 획득하는 비접촉식 방식과, 센서나 장치를 신체에 부착해 데이터를 획득하는 접촉식 방식으로 구분된다.

[0004] 일반적으로, 카메라를 이용한 영상 정보는 주변 환경에 민감하므로 모든 환경에서 신뢰할 수 있는 시스템을 설계하는 데 어려움이 따른다. 이에 비해 웨어러블 디바이스를 활용하는 접촉식 방식은 센서를 직접 부착하기 때문에 비교적 정확한 동작 정보를 얻을 수 있으며, 카메라와 같이 시야, 날씨 등 주변 환경에 대한 제약이 없다는 장점을 갖는다.

[0005] 이러한 손 제스처는 사용자의 신체적 특성 및 사용 환경에 대응하여 광범위한 패턴을 가질 수 있는데, 이에 따라 환경 및 사용자에 대응하여 제스처의 종류를 인식하기 위한 기계학습 기반의 알고리즘이 요구된다. 일반적으로 관성 센서 기반 손 제스처 인식에 활용되는 기계학습 알고리즘으로는 DTW(dynamic time warping)알고리즘과 MLP(multiple layer perceptron)등이 존재한다. 그러나 DTW는 인식기를 구현하기 전에 모든 데이터 셋을 수집하고 최적의 템플릿을 찾아야 하는 과정에서 많은 시간이 소요된다는 문제가 있고, MLP의 경우 층 수, 뉴런 개수 등의 네트워크 구조에 대한 최적화 과정과 복잡한 학습 과정을 필요로 하기 때문에 실시간 학습 구현이 불가능하다는 문제가 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명은 손 제스처의 인식을 수행하는 인공신경망 알고리즘을 제안하되, 종래의 인공신경망 알고리즘 대비 계산 비용과 시간이 절감되고, 학습 데이터량을 최소화한 RCE-NN 알고리즘 기반의 제스처 인식 방법을 제공하려는데 목적이 있다.

[0007] 본 발명은 종래의 DTW 알고리즘에 비하여 단일 손 제스처 인식 속도 및 연속 손 제스처 인식 속도를 향상시킨 인공신경망 알고리즘을 개발하는데 목적이 있다.

과제의 해결 수단

[0008] 상기와 같은 목적을 달성하기 위하여, 본 발명의 실시 예에 따른 손 제스처를 인식하는 방법은 제스처 수집 장치가, 사용자가 제스처를 수행함에 따라 제스처 데이터를 생성하여 서버에 제공하는 단계, 상기 서버가, 인공신경망 알고리즘에 투입할 특징 벡터의 목록을 생성하기 위해 상기 제스처 수집 장치로부터 수신된 제스처 데이터에 대한 전처리를 수행하는 단계, 상기 서버가, 상기 생성된 특징 벡터를 이중으로 형성된 RCE-NN(Restricted Coulomb Energy Neural Network) 알고리즘에 입력하여, 상이도(dissimilarity)를 산출하고, 산출된 상이도 값

이 최소값이 되는 클래스로 분류하는 방식으로 일 제스처 데이터를 클래스 별로 분류하는 AI 연산 단계를 포함하여 수행될 수 있다.

발명의 효과

[0009] 본 발명은 손 제스처가 의미하는 바를 자동으로 인식할 수 있도록 하며, 제스처 인식 시 RCE-NN(Restricted Coulomb Energy Neural Network) 알고리즘을 이용함을 통해, 종래의 인공신경망 알고리즘 대비 계산 비용과 시간이 절감되고, 학습 데이터량을 최소화하는 효과를 기대할 수 있다.

[0010] 본 발명은 종래의 DTW 알고리즘에 비하여 손 제스처 인식 속도 및 정확도를 향상시킬 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0011] 도 1은 본 발명의 실시 예에 따른 손 제스처 인식 시스템의 구성에 대하여 도시한 도면이다.

도 2는 본 발명의 실시 예에 따른 서버의 구성을 도시한 블록도이다.

도 3은 본 발명의 실시 예에 따른 숫자 제스처의 정보에 대하여 설명하기 위한 도면이다.

도 4는 본 발명의 실시 예에 따른 RCE-NN의 구조에 대하여 도시한 도면이다.

도 5는 본 발명의 실시 예에 따른 전처리 과정을 설명하기 위한 도면이다.

도 6 내지 도 8은 본 발명의 실시 예에 따른 이중 RCE-NN의 동작을 설명하기 위한 도면이다.

도 9는 본 발명의 실시 예에 따른 제스처 검출 동작을 설명하기 위한 도면이다.

도 10 내지 도 14는 본 발명의 실시 예에 따른 스트리밍 데이터에서의 연속 숫자 손 제스처 인식 동작에 대하여 설명하기 위한 도면이다.

도 15는 본 발명의 실시 예에 따른 연속 숫자 손 제스처의 구분 동작을 설명하기 위한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0012] 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.

[0013] 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.

[0014] 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.

[0015] 명세서에서 사용되는 "부" 또는 "모듈"이라는 용어는 소프트웨어, FPGA 또는 ASIC과 같은 하드웨어 구성요소를 의미하며, "부" 또는 "모듈"은 어떤 역할들을 수행한다. 그렇지만 "부" 또는 "모듈"은 소프트웨어 또는 하드웨어에 한정되는 의미는 아니다. "부" 또는 "모듈"은 어드레싱할 수 있는 저장 매체에 있도록 구성될 수도 있고 하나 또는 그 이상의 프로세서들을 재생시키도록 구성될 수도 있다. 따라서, 일 예로서 "부" 또는 "모듈"은 소프트웨어 구성요소들, 객체지향 소프트웨어 구성요소들, 클래스 구성요소들 및 태스크 구성요소들과 같은 구성요소들과, 프로세스들, 함수들, 속성들, 프로시저들, 서브루틴들, 프로그램 코드의 세그먼트들, 드라이버

이버들, 펌웨어, 마이크로 코드, 회로, 데이터, 데이터베이스, 데이터 구조들, 테이블들, 어레이들 및 변수들을 포함한다. 구성요소들과 "부" 또는 "모듈" 들 안에서 제공되는 기능은 더 작은 수의 구성요소들 및 "부" 또는 "모듈" 들로 결합되거나 추가적인 구성요소들과 "부" 또는 "모듈" 들로 더 분리될 수 있다.

[0016] 공간적으로 상대적인 용어인 "아래(below)", "아래(beneath)", "하부(lower)", "위(above)", "상부(upper)" 등은 도면에 도시되어 있는 바와 같이 하나의 구성요소와 다른 구성요소들과의 상관관계를 용이하게 기술하기 위해 사용될 수 있다. 공간적으로 상대적인 용어는 도면에 도시되어 있는 방향에 더하여 사용시 또는 동작시 구성요소들의 서로 다른 방향을 포함하는 용어로 이해되어야 한다. 예를 들어, 도면에 도시되어 있는 구성요소를 뒤집을 경우, 다른 구성요소의 "아래(below)"또는 "아래(beneath)"로 기술된 구성요소는 다른 구성요소의 "위(above)"에 놓여질 수 있다. 따라서, 예시적인 용어인 "아래"는 아래와 위의 방향을 모두 포함할 수 있다. 구성요소는 다른 방향으로도 배향될 수 있으며, 이에 따라 공간적으로 상대적인 용어들은 배향에 따라 해석될 수 있다.

[0017] 본 명세서에서, 컴퓨터는 적어도 하나의 프로세서를 포함하는 모든 종류의 하드웨어 장치를 의미하는 것이고, 실시 예에 따라 해당 하드웨어 장치에서 동작하는 소프트웨어적 구성도 포괄하는 의미로서 이해될 수 있다. 예를 들어, 컴퓨터는 스마트폰, 태블릿 PC, 데스크톱, 노트북 및 각 장치에서 구동되는 사용자 클라이언트 및 애플리케이션을 모두 포함하는 의미로서 이해될 수 있으며, 또한 이에 제한되는 것은 아니다.

[0018] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 실시 예를 상세하게 설명한다.

[0019] 본 발명의 실시 예에 따른 손 제스처 인식 방법은 도 1에서 도시되는 바와 같은 순서에 의해 이루어질 수 있다.

[0020] 도 1은 본 발명의 실시 예에 따른 손 제스처 인식 시스템의 구성에 대하여 도시한 도면이다.

[0021] 도 1에서 도시되는 바와 같이, 본 발명의 실시 예에 따른 손 제스처 인식 동작은 제스처 수집 장치 200를 통해 특정 손 제스처를 획득하고, 이를 서버 100가 인공 신경망 알고리즘에 의해 분석한 후, 그 분석 결과를 표시 장치 300를 통해 출력하는 방식으로 수행될 수 있다.

[0022] 상기 제스처 수집 장치 200는 예를 들어, 카메라 및 착용형 센서 기반 수집 장치 등을 포함할 수 있다. 이 때, 상기 카메라는 주로 가시광선 카메라, 적외선 카메라 또는 깊이 카메라가 사용될 수 있다. (가시광선)카메라만으로 제스처 데이터를 획득하는 경우, 연기나, 광원과 같은 장애물에 취약하다는 단점이 있으며, 이를 극복하기 위해 적외선 카메라를 사용할 수도 있으나, 이는 카메라 특성상 관찰위치가 제한되므로 사용자의 행동에 제약이 생긴다는 단점이 있다. 따라서, 본 발명의 실시 예에 따른 제스처 수집 장치 200는 착용형 장치를 포함하는 것이 바람직하다. 상기 착용형 장치는 사람의 움직임을 물리적인 정보로 해석하는 관성 측정 장치(IMU; Inertial Measurement Unit)를 의미할 수 있다. 관성 측정 장치를 사용하여 사용자 제스처를 획득하는 방법은 보편적이며, 접근성이 높다. 그리고 관성 측정 장치는 빠른 동작의 추적이 가능하고 넓은 감지 범위를 제공한다는 점에서 제스처 데이터 수집에 있어서 매우 큰 장점을 갖는다. 관성 측정 장치는 가속도 센서와 자이로 센서로 이루어지며, 이 때 가속도 센서는 속도 변화를 측정하고, 자이로 센서는 정해진 기준 방향을 감지하여, 앞뒤, 상하, 좌우 3축에 대한 이동과, 피치(Pitch), 롤(Roll), 요(Yaw) 3축 회전에 대한 제스처 정보를 검출할 수 있다.

[0023] 다양한 실시 예에 따라 상기 착용형 장치에는 사람의 생체 정보를 사용하는 근전도 센서를 더 포함할 수 있다.

[0024] 상기 서버 100는 상기 제스처 수집 장치 200를 통해 획득된 손 제스처 데이터를 수신하고, 이를 종류별로 분류하기 위한 인공신경망 알고리즘을 구동할 수 있다.

[0025] 본 발명의 실시 예에 따라, 상기 서버 100는 도 2에서 도시되는 바와 같이 구성될 수 있다.

[0026] 도 2는 본 발명의 실시 예에 따른 서버의 구성을 도시한 블록도이다.

[0027] 도 2에서 도시되는 바와 같이, 상기 서버 100는 통신부 110, 저장부 120 및 제어부 130를 포함하여 구성될 수 있다.

[0028] 상기 통신부 110는 사용자 기기와 서버 간의 데이터 송수신을 위해 네트워크를 이용할 수 있으며 상기 네트워크의 종류는 특별히 제한되지 않는다. 상기 네트워크는 예를 들어, 인터넷 프로토콜(IP)을 통하여 대용량 데이터의 송수신 서비스를 제공하는 아이피(IP: Internet Protocol)망 또는 서로 다른 IP 망을 통합한 올 아이피(All IP) 망 일 수 있다. 또한, 상기 네트워크는 유선망, Wibro(Wireless Broadband)망, WCDMA를 포함하는 이동통신망, HSDPA(High Speed Downlink Packet Access)망 및 LTE(Long Term Evolution) 망을 포함하는 이동통신망, LTE advanced(LTE-A), 5G(Five Generation)를 포함하는 이동통신망, 위성 통신망 및 와이파이(Wi-Fi)망 중 하

나 이거나 또는 이들 중 적어도 하나 이상을 결합하여 이루어질 수 있다.

- [0029] 본 발명의 실시 예에 따른 상기 통신부 110는 상기 제스처 수집 장치 200로부터 수신되는 제스처 데이터를 유선 또는 무선 통신 방식에 기반하여 수신할 수 있다. 그리고 상기 통신부 110는 서버 100에서 AI 연산에 의해 분석된 결과 데이터가 표시 장치 300에서 출력되도록 하기 위해, 결과 데이터를 상기 표시 장치 300로 송신할 수 있다.
- [0030] 상기 저장부 120는 예를 들면, 내장 메모리 또는 외장 메모리를 포함할 수 있다. 내장메모리는, 예를 들면, 휘발성 메모리(예: DRAM(dynamic RAM), SRAM(static RAM), 또는 SDRAM(synchronous dynamic RAM) 등), 비휘발성 메모리(non-volatile Memory)(예: OTPROM(one time programmable ROM), PROM(programmable ROM), EPROM(erasable and programmable ROM), EEPROM(electrically erasable and programmable ROM), mask ROM, flash ROM, 플래시 메모리(예: NAND flash 또는 NOR flash 등), 하드 드라이브, 또는 솔리드 스테이트 드라이브(solid state drive(SSD)) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.
- [0031] 외장 메모리는 플래시 드라이브(flash drive), 예를 들면, CF(compact flash), SD(secure digital), Micro-SD(micro secure digital), Mini-SD(mini secure digital), XD(extreme digital), MMC(multi-media card) 또는 메모리 스틱(memory stick) 등을 더 포함할 수 있다. 외장 메모리는 다양한 인터페이스를 통하여 전자 장치와 기능적으로 및/또는 물리적으로 연결될 수 있다.
- [0032] 본 발명의 실시 예에 따른 상기 저장부 120는 상기 제스처 수집 장치 200로부터 획득된 제스처 데이터를 서버 100측에서 수신한 후 저장할 수 있다. 또한 상기 서버 100는 AI 연산을 통해 상기 획득된 제스처 데이터의 분류 결과 데이터를 저장할 수 있다.
- [0033] 또한 상기 저장부 120는 획득할 손 제스처의 예시 정보를 미리 저장할 수 있다.
- [0034] 이 때, 본 발명의 일 실시 예에 따른 손 제스처는 숫자 제스처에 한하여 정의될 수 있으며, 도 3에서 도시되는 바와 같은 아라비아 숫자를 그리기 위한 제스처를 의미할 수 있다. 그리고 숫자 제스처를 입력하는 사용자에게 제스처의 시작점과 획순은 도 3에서 도시되는 바와 같이 미리 정해져 있으며, 상기 시작점과 획순에 대한 정보는 미리 제스처를 취할 사용자에게 고지될 수 있다.
- [0035] 다양한 실시 예에 따라 상기 저장부 120는 손 제스처를 구분하기 위한 인공지능망 알고리즘을 저장할 수 있다. 또한 상기 저장부 120는 손 제스처에 대하여 인공지능망 연산 이후, 산출된 결과 데이터에 따라 표시장치 300에 표시할 자료를 저장할 수 있다.
- [0036] 예를 들어, 상기 서버 100는 사용자가 공중에 입력한 제스처가 숫자 '1'을 쓰기 위한 제스처인 것으로 판단한 경우, 이에 대응하여 표시장치 300에 숫자 '1'에 해당하는 이미지 또는 텍스트를 출력하도록 제어할 수 있으며, 이를 위해 상기 저장부 120는 숫자 '1'에 해당하는 이미지 또는 텍스트가 기 저장되어 있을 수 있다.
- [0037] 상기 제어부 130는 프로세서(Processor), 컨트롤러(controller), 마이크로 컨트롤러(microcontroller), 마이크로 프로세서(microprocessor), 마이크로 컴퓨터(microcomputer) 등으로도 호칭될 수 있다. 한편, 제어부는 하드웨어(hardware) 또는 펌웨어(firmware), 소프트웨어, 또는 이들의 결합에 의해 구현될 수 있다.
- [0038] 펌웨어나 소프트웨어에 의한 구현의 경우, 본 발명의 일 실시예는 이상에서 설명된 기능 또는 동작들을 수행하는 모듈, 절차, 함수 등의 형태로 구현될 수 있다. 소프트웨어 코드는 메모리에 저장되어 제어부에 의해 구동될 수 있다. 메모리는 상기 사용자 단말 및 서버 내부 또는 외부에 위치할 수 있으며, 이미 공지된 다양한 수단에 의해 상기 제어부와 데이터를 주고 받을 수 있다.
- [0039] 본 발명의 실시 예에 따른 상기 제어부 130는 제스처 수집 장치 200로부터 획득된 제스처 데이터에 대하여 인공지능망 기반의 분석 동작을 전반을 수행할 수 있다.
- [0040] 본 발명의 실시 예에 따른 상기 제어부 130는 전처리부 131, AI 연산부 132 및 데이터 매칭부 133를 포함하여 구성될 수 있으며, 제스처 수집 장치 200로부터 획득된 로우 데이터(raw data)에 대하여 전처리를 수행하고, 전처리 수행된 결과물을 바탕으로 AI 분석 동작을 수행할 수 있다. 이에 따라 상기 제어부 130는 일 사용자가 취한 제스처의 의미를 구분하고, 구분된 제스처 정보를 표시장치 300에서 출력되도록 제어할 수 있다.
- [0041] 본 발명의 실시 예에 따르면, 상기 제어부 130는 RCE-NN 알고리즘에 의한 손 제스처 인식 기법을 사용할 수 있다. 이 때, 상기 제어부 130는 단일 손 제스처 인식 동작과, 연속 손 제스처 인식 동작을 구분하여 수행할 수 있다.

- [0042] 이하에서는 먼저 단일 손 제스처 인식 동작을 수행하는 방법에 대하여 먼저 기술하기로 한다.
- [0043] 상기 RCE-NN(Restricted Coulomb Energy Neural Network)이란 착용형 장치 기반 단일 손 제스처 인식 기술의 대표적 방법 중 하나로써, 다른 방법으로는 동적 시간 워핑(Dynamic Time Warping, DTW)이 있다.
- [0044] 이 때 상기 DTW는 서로 다른 수열의 유사성을 측정하기 위해 시간에 따른 정렬을 수행하여 최적 매칭을 계산하는 방법으로 고전적인 알고리즘이다. 이는 계산 비용이 크고 속도가 느리다는 단점이 있다.
- [0045] 이에 따라, 본 발명의 실시 예에 따른 제어부 130는 RCE-NN 알고리즘을 이용하여 손 제스처의 인식을 수행할 수 있다. 상기 RCE-NN은 훈련 데이터를 반복적으로 입력하여 특징 벡터들을 카테고리화하고, 데이터 공간에서 패턴 영역을 학습하는 패턴 분류기이다. 상기 DTW 알고리즘 대비 학습과정이 비교적 간단하고 적은 학습시간과 데이터량으로 비교적 높은 분류 성능을 기대할 수 있는 알고리즘이므로, 본 발명에서는 RCE-NN을 이용한 AI 연산 동작을 수행하여 손 제스처를 분류할 수 있다.
- [0046] 상기 RCE-NN에 관한 설명은 이하 도 4를 참조하여 설명하기로 한다.
- [0047] 도 4는 본 발명의 실시 예에 따른 RCE-NN의 구조에 대하여 도시한 도면이다.
- [0048] 앞서 설명한 바와 같이, 상기 RCE-NN은 훈련 데이터를 반복적으로 입력하여 특징 벡터들을 카테고리화하여 데이터 공간에서 패턴 영역을 학습하는 패턴 분류기이다. 학습과정이 비교적 간단하고, 적은 학습시간과 데이터량으로 비교적 높은 분류 성능을 기대할 수 있는 알고리즘이다.
- [0049] 상기 RCE-NN의 구조는 도 4에서 도시되는 바와 같이 입력 층, 은닉 층, 출력 층으로 이루어진다. 상기 입력 층과 은닉 층 사이는 완전 연결되어 특징 벡터의 모든 값이 은닉 층에 존재하는 은닉 뉴런에서 사용될 수 있다.
- [0050] 상기 은닉 뉴런은 벡터 값인 뉴런 중심점과 상수인 반지름을 가지고 있다. 상기 RCE-NN은 은닉 층에서 특징 벡터와 뉴런 중심점의 거리를 계산한 값이 반지름 보다 작으면 뉴런이 활성화되는 구조이다. 그리고 은닉 층과 출력 층은 부분 연결되어 활성화된 은닉 뉴런에 따라 해당하는 클래스가 출력될 수 있다.
- [0051] 상기 제어부 130는 단일 숫자 손 제스처 인식 과정을 수행하기 위해, 전처리부 131를 이용한 전처리 동작을 수행할 수 있다. 이후 상기 AI 연산부 132는 전처리 완료된 데이터를 이용하여 RCE-NN에 의한 연산 동작을 수행하고, 이를 통해 숫자에 대한 제스처를 구분 인식하는 동작을 수행할 수 있다.
- [0052] 먼저, 상기 전처리부 131는 도 5에서 도시되는 바와 같이, 전처리 동작을 수행할 수 있다.
- [0053] 도 5는 본 발명의 실시 예에 따른 전처리 과정을 설명하기 위한 도면이다.
- [0054] 제스처 수집 장치 200로부터 획득된 로우 데이터(raw data)는 가속도 센서와 자이로 센서에 의해 센싱된 6차원의 데이터이며, 이에 따라 상기 로우 데이터는 AI 연산부 132에서 RCE-NN에 의한 연산 과정이 이루어지기전 양자화, 군집화 과정을 수행하는 전처리 동작이 요구된다.
- [0055] 구체적으로, 상기 전처리부 131는 관성 측정 장치(IMU)를 기반으로 하여 측정된 6차원의 로우 데이터가 제스처 수집 장치 200로부터 서버 100로 수신됨에 따라, 상기 수신된 로우 데이터에 대하여 가속도 및 자이로 각각 정규화하고, 군집화를 통해 군집 레이블로 이루어진 1차원 데이터로 양자화할 수 있다. 그리고 상기 전처리부 131는 양자화된 데이터의 앞과 뒤를 일부 잘라 실험과 훈련에 사용하는 특징 벡터 목록을 만들 수 있다. 상기 전처리부 131가 생성하는 특징 벡터 목록에는 전방, 후방 데이터와 각 데이터 샘플의 길이 d, 그리고 클래스 라벨이 포함될 수 있으며, 상기 전처리부 131는 전처리 동작 결과 생성된 항목들(전방, 후방 데이터, 각 데이터 샘플의 길이 d, 클래스 라벨)을 저장부 120에 전처리 결과 데이터로써 저장할 수 있다.
- [0056] 이후 상기 AI 연산부 132는 전처리 결과 데이터를 기반으로 이중 RCE-NN 알고리즘에 의한 제스처 분류 동작을 수행할 수 있다.
- [0057] 상기 AI 연산부 132가 수행하는 이중 RCE-NN 동작에 관한 설명은 이하의 도 6내지 도 8을 참조하여 기술하기로 한다.
- [0058] 도 6 내지 도 8은 본 발명의 실시 예에 따른 이중 RCE-NN의 동작을 설명하기 위한 도면이다.
- [0059] 도 6에서 도시되는 바와 같이, 상기 AI 연산부 132는 전처리부 131에 의해 산출된 전방 특징 벡터와 후방 특징 벡터를 각각 전방 RCE-NN과 후방 RCE-NN에 입력할 수 있다. 이 때 상기 전방 RCE-NN과 후방 RCE-NN은 앞서 도 4를 참조하여 설명한 RCE-NN과는 다르게 구성될 수 있다. 도 4를 참조하여 설명한 RCE-NN에서는 은닉 노드에서

DTW를 이용하여 활성화 여부를 결정하였으나, 본 발명의 실시 예에 따른 AI 연산부 132는 이중 RCE-NN을 이용한 연산 시, 은닉 층에서 DTW 대신 최장공통부분수열로 만든 상이도(dissimilarity)를 사용할 수 있다. 이 때 상기 AI 연산부 132는 은닉 노드에서 출력 노드로 내부에서 계산한 상이도를 전달하도록 할 수 있다. 그리고 이 때 출력 레이어에서는 다수의 은닉 노드들로부터 전달받은 값들 중 가장 작은 값을 출력할 수 있다.

[0060] 이처럼 전방 RCE-NN과 후방 RCE-NN 모두에서 클래스 별로 각각 최소 거리 값이 출력되면 각 클래스 별로 출력된 값을 더하는 덧셈기를 통해 하나의 클래스 별 상이도로 만들 수 있다. 그리고 이 중 가장 작은 상이도를 가진 클래스로 제스처를 분류할 수 있다.

[0061] 상기 AI 연산부 132는 은닉 층 내부의 일 은닉 뉴런을 통해 일 특징벡터를 입력받고 이에 대한 연산을 수행하여 활성화 여부를 결정할 수 있다. 구체적으로, 상기 AI 연산부 132는 일 은닉 뉴런이 특징 벡터를 입력받음에 따라, 특징 벡터와 뉴런 중심점(C_j)간의 상이도(특징 벡터의 위치와 뉴런 중심점의 위치 간 거리)를 계산하고, 상기 상이도가 반지름(r_j)보다 큰 값을 갖는지 여부에 따라 뉴런의 활성화 여부를 결정할 수 있다. 상기 상이도는 상기 반지름보다 작은 값을 가질 때 활성화될 수 있다. 상기 뉴런이 활성화되면 상기 AI 연산부 132는 출력 노드로 상기 계산된 상이도를 전달할 수 있다.

[0062] 그리고 상기 AI 연산부 132는 본 발명의 실시 예에 따라, 상이도를 계산할 시, 최장 공통 부분 수열(longest common subsequence, LCS)를 이용할 수 있다.

[0063] 상기 최장 공통 부분 수열에 관한 설명은 도 8을 참조할 수 있다. 도 8의 표에서 도시되는 바와 같이, '1'과 '1'의 최장 공통 부분 수열의 길이는 1이고, '13'과 '13'의 최장 공통 부분 수열의 길이는 2이며, '134'와 '132'의 최장 공통 부분 수열의 길이는 2이고, '1342'와 '1324'의 최장 공통 부분 수열의 길이는 3이 된다. 이를 살펴보면, 일종의 규칙이 있는 것을 알 수 있는데, $A[n]$ 과 $B[k]$ 가 같다면, 최장공통수열의 길이 $LCS[n][k]$ 는 $LCS[n-1][k-1]+1$ 이 될 수 있고, $A[n]$ 과 $B[k]$ 가 다르면 $LCS[n][k]$ 는 $LCS[n-1][k]$ 와 $LCS[n][k-1]$ 중 큰 값이 된다는 것이다.

[0064] 이 때, $[n]$ 과 $[k]$ 에 기재되는 n 과 k 는 숫자열(또는 문자열)이 어디까지 해당하는지에 관한 정보이며, 따라서, 도 8에서 [2]란 2까지의 누적시킨 수열을 의미할 수 있다. 가로 숫자열(1342 순으로 나열된 숫자열)을 n 라고 하고, 세로 숫자열(1324 순으로 나열된 숫자열)을 k 로 나타낸다고 할 때, $[n]$ 이 [2]인 경우 지칭되는 숫자열은 1342이고, $[k]$ 가 [2]인 경우 지칭되는 숫자열은 132를 의미할 수 있다.

[0065] n 과 k 가 3일 경우, 누적 숫자열은 둘다 '13'이 되므로, $A[n]$ 과 $B[k]$ 가 같은 상황이 되고, 최장공통부분수열의 값은 $LCS[n-1][k-1]+1$ 이므로 2가 된다. 이 때 숫자열은 문자열과 같은 취급을 받게 되므로, n 이 3일 경우 $n-1$ 은 $3-1=2$ 가 아니라, 13에서 누적 수열 3을 뺀 1을 의미할 수 있다. 마찬가지로, $[n]$ 이 1342인 경우, $[n-1]$ 의 값은 1341이 아닌 134가 된다. 이에 따라 n 과 k 가 3일 경우, $LCS[n-1][k-1]$ 의 값은 숫자열 '1'과 숫자열 '1'간의 최장 공통부분수열의 길이를 의미하게 된다. 즉 이 값이 1을 의미할 것이므로, $LCS[n-1][k-1]+1$ 의 값은 '2'로 산출될 것임을 알 수 있다.

[0066] 또한, n 과 k 가 모두 2일 경우, $[n]$ 과 $[k]$ 가 의미하는 숫자열은 각각 '1342'와 '132'로 다른 상황이 된다. 그러나 이 경우에도 n 과 k 의 값이 같으므로, 최장공통수열의 길이는 $LCS[n-1][k-1]+1$ 로 구해질 수 있다. 이에 따라, 숫자열 '1342'와 '132'의 최장공통수열의 길이는 $LCS[n-1][k-1]+1 = LCS('134', '13')+1 = 2+1=3$ 이 될 수 있다.

[0067] 이와 같은 방식으로 상기 최장공통부분수열은 두 수열 사이의 부분 수열들 중 가장 긴 수열을 찾을 수 있다. LCS는 DTW에 비해 적은 연산량으로 두 수열 사이의 유사성을 측정할 수 있다. LCS는 원래 문자열의 비교를 위한 것이지만, 본 발명은 실시 예에 따른 AI 연산부 132는 DTW보다 적은 계산량으로 유사도 측정을 하기 위해 LCS를 사용할 수 있다.

[0068] 그리고 상기 AI 연산부 132는 LCS에 기반하여 두 수열 사이의 상이도(dissimilarity)를 다음과 같이 계산할 수 있다.

[0069] [수학식 1]

$$d(A, B) = \min(|A|, |B|) - LCS(A, B)$$

[0070]

[0071] [수학식 2]

$$\begin{aligned}
 d(A, A) &= \min(|A|, |A|) - \text{LCS}(A, A) \\
 &= |A| - |A| = 0 \\
 d(A, B) &= \min(|A|, |B|) - \text{LCS}(A, B) \\
 &\geq \min(|A|, |B|) - \min(|A|, |B|) = 0 \\
 d(B, A) &= \min(|B|, |A|) - \text{LCS}(B, A) \\
 &= \min(|A|, |B|) - \text{LCS}(A, B) \\
 &= d(B, A) \\
 d(A, C) &\leq d(A, B) + d(B, C)
 \end{aligned}$$

[0072]

[0073] 상기 AI 연산부 132는 두 수열 중 최소 길이에서 LCS로 산출된 최장공통부분수열의 길이를 뺀 값을 상이도(dissimilarity)로 결정할 수 있다. 이 상이도는 뉴런의 활성화 여부를 결정하는 기준이 되며, 기존의 다른 알고리즘에서 이러한 활성화 여부는 거리 함수를 이용하여 결정되는 경우가 있다. 이에 따라 거리 함수로 활성화 여부 판단이 가능한지에 대하여 확인해보았으나, 삼각 부등식을 만족하지 않기 때문에 거리 함수로 사용할 수 없다. 이에 따라 본 발명의 실시 예에 따른 상기 AI 연산부 132는 이러한 문제를 극복하기 위해 샘플 길이에 제한을 두어 연산 동작을 수행할 수 있다.

[0074] 앞서, 단일 제스처 인식을 위한 AI 연산부 132의 동작에 대하여 설명하였다.

[0075] 그러나 본 발명의 실시 예에 따른 AI 연산부 132는 단일 제스처 인식뿐 아니라 스트리밍 데이터와 같은 연속된 데이터에서도 사용자의 제스처를 감지하고 이를 검출할 수 있다. 이와 같은 연속 데이터에서 숫자 손 제스처를 구분 감지하기 위한 방법에 대하여 이하의 도면을 참조하여 설명하기로 한다.

[0076] 상기 AI 연산부 132는 도 9에서와 같이 제스처 데이터가 연속적으로 제공되는 스트리밍 데이터에서 사용자가 수행한 제스처를 인식하기 위해, 제스처에 해당하는 구간을 찾는 '제스처 검출' 동작과, 자동으로 검출된 데이터 구간을 인식하여 분류하는 '제스처 분류' 동작을 단계별로 수행할 수 있다.

[0077] 연속 손 제스처의 인식에 있어서, 종래에는 은닉 마코프 모델(Hidden Markov Model, HMM), 순환 신경망(Recurrent Neural Network, RNN), 장단기 메모리(Long Short-Term Memory, LSTM)등에 따른 인식 기법을 활용했다.

[0078] 상기 은닉 마코프 모델은 관측 불가능한 어떤 시퀀스를 각 단계에서 관찰되는 관측 값으로 확률 과정 계산을 통해 은닉 상태를 추정하여 시간의 흐름에 따라 변화하는 패턴을 인식하는 방법으로써, 데이터의 차원이 늘어나고 해석하고자 하는 패턴의 길이가 길어질수록 계산 비용이 증가하는 문제가 있다. 또한 이는 이전 은닉 상태의 값만 전달하기 때문에 긴 패턴을 가진 시퀀스를 분석하기 어렵다는 문제가 있다.

[0079] 상기 순환 신경망(RNN)은 연속 시퀀스 데이터를 모델링하고 분석하기 위한 신경망 모델로써, 각 은닉 노드는 상태 h 를 가지고 입력 x 를 받아 출력 y 를 만든다. 시간의 흐름에 따라 은닉 노드는 다음 은닉 노드에 지금 상태 h 를 가중치 w 에 따라 전달할 수 있다. 이 때 은닉 노드가 이전 상태를 전달하면서 연속 시퀀스 데이터 사이의 관계성을 학습한다. 다만 이전 노드의 상태만 전달되고 때문에 긴 시퀀스 데이터를 모델링 할 때에는 기울기 폭발 또는 소멸 문제가 발생한다는 문제가 있다.

[0080] 상기 LSTM은 RNN의 기울기 소멸, 폭발 문제를 해결하기 위해 이전 상태 h 가 한번만 전달되는게 아니라 다음, 다 다음 노드에도 서서히 값을 줄여가면 전달하는 방식이다. 최근 연속 데이터 인식 연구에서 가장 높은 정확도를 보여주지만, 계산 비용이 높다는 단점이 있다.

[0081] 이에 따라, 본 발명에서는 연속 손 제스처를 스트리밍 데이터에서 검출하고 이를 인식하기 위하여, 이중 RCE-NN 알고리즘을 기반으로 전방 탐색, 후방 탐색, 패딩 및 재탐색 순으로 이어지는 연산 동작을 도 10 내지 도 14에서 도시되는 바와 같이, 수행할 수 있다.

[0082] 도 10 내지 도 14는 본 발명의 실시 예에 따른 스트리밍 데이터에서의 연속 숫자 손 제스처 인식 동작에 대하여 설명하기 위한 도면이다.

[0083] 도 10에서와 같이, 상기 AI 연산부 132는 이중 RCE-NN 알고리즘을 기반으로 전방 탐색, 후방 탐색, 패딩 및 재

탐색 동작을 수행하여 연속적으로 제공되는 제스처에 대한 정보를 검출할 수 있다.

- [0084] 상기 동작에 대하여 보다 구체적으로 설명하면, 상기 AI 연산부 132는 먼저, 도 11에서 도시되는 바와 같이, 전방 탐색 동작을 수행할 수 있다.
- [0085] 상기 AI 연산부 132는 임의의 테스트 데이터에 대하여, 탐색 윈도우를 가지고 특징벡터를 추출하여 상기 도 10에서 도시된 것과 같은 RCE-NN 알고리즘에 투입할 수 있다. 이 때 상기 탐색 윈도우란 데이터를 계산하기 위해 데이터의 영역을 순차적으로 탐색하는 필터를 의미할 수 있다.
- [0086] 전방 탐색 시, 도 11에서와 같이 상기 AI 연산부 132는 순차적으로 앞에서 뒤 방향으로 이동되는 전방 탐색 윈도우를 이용하여, 테스트 데이터에 대한 전방 탐색 동작(전방 특징 벡터 추출)을 수행할 수 있다. 이에 따라 순차적으로 전방 특징 벡터가 추출되어 전방 RCE-NN으로 투입되면, 상이도($dissimilarity_{front}$), 클래스 라벨의 최소값($class\ label_{min}$), 거리값(d)이 전방 탐색 큐에 저장된다.
- [0087] 탐색 큐에 모든 상이도 목록이 저장되면, 도 12에서 도시되는 바와 같이, 큐의 각 부분에 대하여 상이도 목록에서 가장 작은 상이도를 가지는 클래스 값이 대표 클래스로 등록될 수 있다. 대표 클래스 수가 일정 수 이상이 되면 가장 작은 상이도 값이 나온 샘플 위치를 시작점으로 지정하고, 후방 탐색을 시도할 수 있다.
- [0088] 도 13에서 도시되는 바와 같이, 상기 AI 연산부 132는 후방 탐색을 수행할 수 있다. 상기 AI 연산부 132는 후방 탐색 시, 상기 지정된 시작점(후방 탐색의 시작점)으로부터 은닉 뉴런에 저장된 샘플 길이의 값에 5샘플(d_j+5) 더 뒤로 이동된 위치에서 후방 윈도우에 의한 탐색 동작을 수행할 수 있다. 후방 윈도우는 이동하며 후방 RCE-NN에 데이터를 입력하고, 후방 RCE-NN에서 나온 상이도 목록을 후방 탐색 큐에 저장할 수 있다.
- [0089] 이와 같은 방법을 수행하여 큐에 모든 상이도 목록이 추가되면, 상기 AI 연산부 132는 전방의 탐색 큐와 후방의 탐색 큐에서 가장 많이 나온 클래스를 비교할 수 있다. 비교 결과, 둘이 같으면 해당 클래스로 분류하고, 다르다면 각각 최소 상이도를 가지는 목록을 클래스 별로 더해서 가장 작은 상이도를 가지는 클래스로 분류할 수 있다.
- [0090] 이후 상기 AI 연산부 132는 도 14에서와 같이, 패딩과 재탐색 동작을 수행할 수 있다. 상기 AI 연산부 132는 후방 탐색에서 클래스가 분류되면, 후방 탐색에서 가장 작은 상이도 값이 있는 위치를 끝점으로 잡고 시작점과 끝점 사이를 해당 클래스로 패딩하는 동작을 수행할 수 있다. 상기 패딩은 입력데이터 주변을 특정값으로 채워 늘리는 것을 의미할 수 있다. 이러한 패딩 동작은 주로 출력 데이터의 공간적 크기를 조절하기 위해 사용될 수 있다.
- [0091] 그리고 상기 AI 연산부 132는 끝점의 10샘플 앞에서부터 다시 전방 탐색을 수행하는 재탐색 동작을 실시할 수 있다.
- [0092] 이와 같은 동작의 결과로, 상기 AI 연산부 132는 도 15에서와 같이 스트리밍 데이터에서 연속으로 제공되는 손 제스처 데이터에 대하여 제스처 구간과 제스처가 아닌 구간을 구분할 수 있다.
- [0093] 이 같은 방법을 통해, 제어부 130의 AI 연산부 132는 일 제스처 데이터를 클래스 별로 분류하여 제스처를 인식할 수 있다.
- [0094] 본 발명의 다양한 실시 예에 따라 인식 결과는 다양한 방법으로 표현될 수 있는데, 이 때 상기 데이터 매칭부 133는 표현할 데이터를 각 제스처 데이터에 결과값에 매칭할 수 있다.
- [0096] 요컨대, 본 발명의 실시 예에 따른 손 제스처를 인식하는 방법은 제스처 수집 장치가, 사용자가 제스처를 수행함에 따라 제스처 데이터를 생성하여 서버에 제공하는 단계, 상기 서버가, 인공신경망 알고리즘에 투입할 특징 벡터의 목록을 생성하기 위해 상기 제스처 수집 장치로부터 수신된 제스처 데이터에 대한 전처리를 수행하는 단계, 상기 서버가, 상기 생성된 특징 벡터를 이중으로 형성된 RCE-NN(Restricted Coulomb Energy Neural Network) 알고리즘에 입력하여, 상이도($dissimilarity$)를 산출하고, 산출된 상이도 값이 최소값이 되는 클래스로 분류하는 방식으로 일 제스처 데이터를 클래스 별로 분류하는 AI 연산 단계를 포함하여 구성될 수 있다.
- [0097] 이 때 상기 전처리를 수행하는 단계는 상기 수신된 제스처 데이터에 대한 정규화 수행 단계, 상기 정규화 후 군집 레이블로 이루어진 1차원 데이터로 양자화를 수행하는 단계 및 상기 양자화 단계를 거친 데이터의 전방 및 후방 영역을 잘라 특징 벡터 목록을 생성하는 특징 벡터 목록 생성 단계를 포함하고, 이 때 상기 특징 벡터 목록

록은 전방 데이터, 후방 데이터, 데이터 샘플의 길이(d), 클래스 라벨 값을 포함하도록 구성될 수 있다.

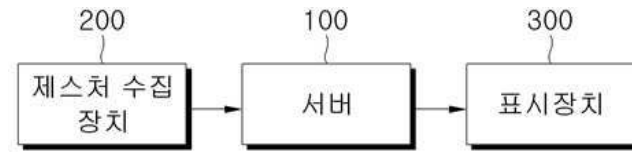
- [0098] 그리고 상기 AI 연산 단계는 상기 전처리를 통해 추출된 제스처 데이터의 전방 특징 벡터와, 후방 특징 벡터를 각각 전방 RCE-NN 알고리즘과 후방 RCE-NN 알고리즘에 투입하는 이중 RCE-NN 연산 동작을 수행하되, 특징 벡터와 은닉 뉴런의 중심점 사이의 거리인 상이도(dissimilarity)의 값이 RCE-NN 은닉 뉴런의 반지름보다 작은 값인 경우 해당 노드는 활성화되어 전방 RCE-NN과 후방 RCE-NN 각각의 출력 노드로 상기 상이도 값을 산출할 수 있다.
- [0099] 그리고 상기 상이도(dissimilarity)는 최장 공통 부분 수열(LCS, Longest Common Subsequence)을 이용하여 데이터 샘플을 구성하는 두 수열 중 최소 길이에서, 두 수열의 최장 공통 부분 수열의 길이를 뺀 값으로 결정되는 특징으로 한다.
- [0100] 또한, 상기 AI 연산단계는 스트리밍 데이터에서 연속 숫자 손 제스처 인식을 수행할 경우, 탐색 윈도우를 테스트 데이터의 전방에서 순차적으로 이동시켜가며 테스트 데이터를 탐색하고, 상기 탐색 윈도우가 전방 탐색을 수행하며 전방 RCE-NN에 데이터를 투입하면, 상기 전방 RCE-NN 을 통해 산출된 상이도 목록을 전방 탐색 큐에 저장하는 전방 탐색 단계, 상기 탐색 큐에 저장되는 상이도 목록들 중 가장 작은 상이도를 가지는 클래스 값을 대표 클래스로 등록하고, 상기 대표 클래스의 수가 일정 개수 이상이 되면 가장 작은 상이도 값이 나온 샘플 위치를 후방 탐색의 시작점으로 선택하는 단계, 상기 후방 탐색의 시작점으로부터 은닉 뉴런에 저장된 샘플길이에 5 샘플을 더한 값만큼 뒤로 이동하여 탐색 윈도우가 테스트 데이터의 후방 탐색을 수행하고, 상기 탐색 윈도우가 후방 탐색을 수행하며 후방 RCE-NN에 데이터를 투입하여 산출된 상이도 목록은 후방 탐색 큐에 저장하는 후방 탐색 단계를 포함할 수 있다.
- [0101] 나아가, 상기 AI 연산 단계는 연속 숫자 손 제스처 인식을 수행할 경우, 후방 탐색에서 클래스가 분류되면 후방 탐색에서 가장 작은 상이도 값이 존재하는 위치를 끝점으로 선정하고, 상기 후방 탐색의 시작점과 상기 끝점 사이를 해당 클래스로 패딩하는 단계 및 상기 끝점에서 10 샘플 앞에서부터 전방 탐색을 재시도하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0102] 또한, 손 제스처를 인식하는 방법은 제스처 수집 장치가, 사용자가 제스처를 수행함에 따라 제스처 데이터를 생성하여 서버에 제공하는 단계, 상기 서버가, 인공지능망 알고리즘에 투입할 특징 벡터의 목록을 생성하기 위해 상기 제스처 수집 장치로부터 수신된 제스처 데이터에 대한 전처리를 수행하는 단계, 상기 서버가, 상기 생성된 특징 벡터를 이중으로 형성된 RCE-NN(Restricted Coulomb Energy Neural Network) 알고리즘에 입력하여, 상이도(dissimilarity)를 산출하고, 산출된 상이도 값에 대응하여 클래스를 분류하는 방식으로 일 제스처 데이터를 클래스 별로 분류하는 AI 연산 단계 및 상기 AI 연산의 결과에 대응하여 일 제스처 데이터가 분류되면, 데이터 매칭부 133에 의해 분류 결과에 특정 데이터를 매칭하고 표시하는 데이터 매칭 단계를 포함할 수 있다.
- [0103] 상술한 예를 참조하여 본 발명을 상세하게 설명하였지만, 당업자라면 본 발명의 범위를 벗어나지 않으면서도 본 예들에 대한 개조, 변경 및 변형을 가할 수 있다. 요컨대 본 발명이 의도하는 효과를 달성하기 위해 도면에 도시된 모든 기능 블록을 별도로 포함하거나 도면에 도시된 모든 순서를 도시된 순서 그대로 따라야만 하는 것은 아니며, 그렇지 않더라도 얼마든지 청구항에 기재된 본 발명의 기술적 범위에 속할 수 있음에 주의한다.

부호의 설명

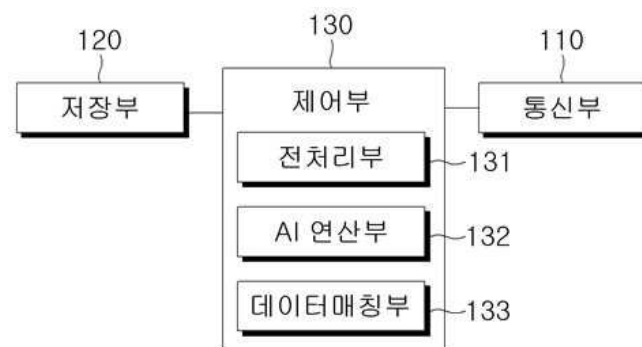
- [0104] 100 : 서버
110 : 통신부
120 : 저장부
130 : 제어부
131 : 전처리부
132 : AI 연산부
133 : 데이터 매칭부
200 : 제스처 수집 장치
300 : 표시 장치

도면

도면1



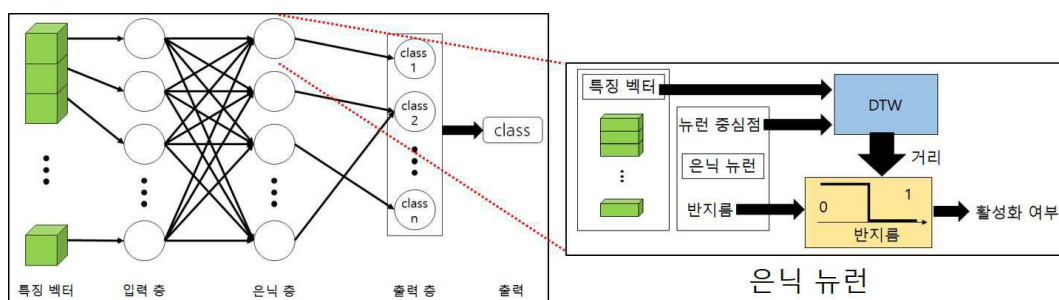
도면2



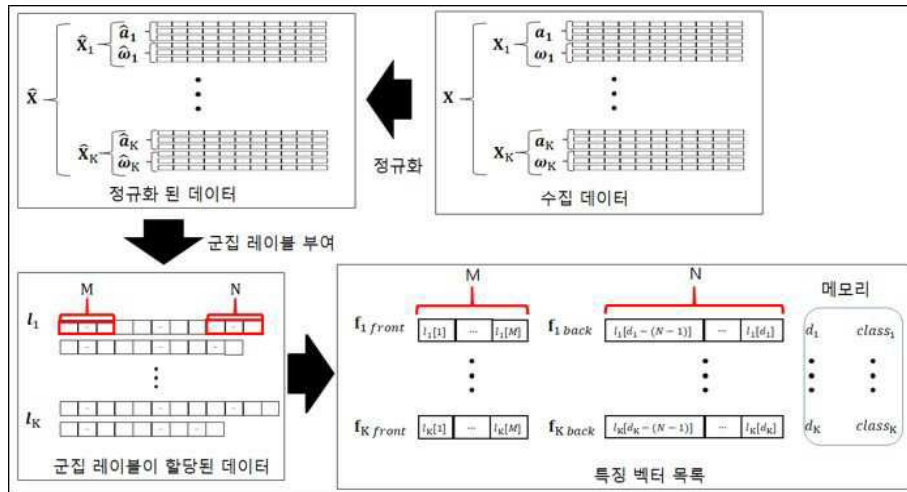
도면3



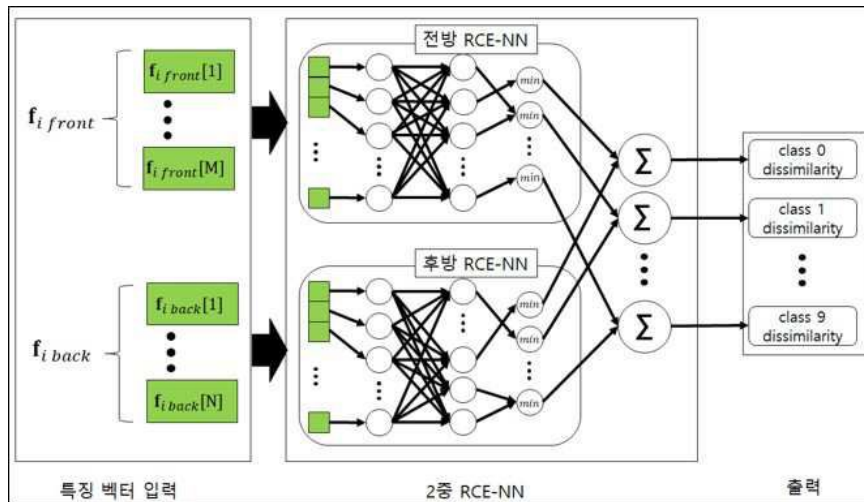
도면4



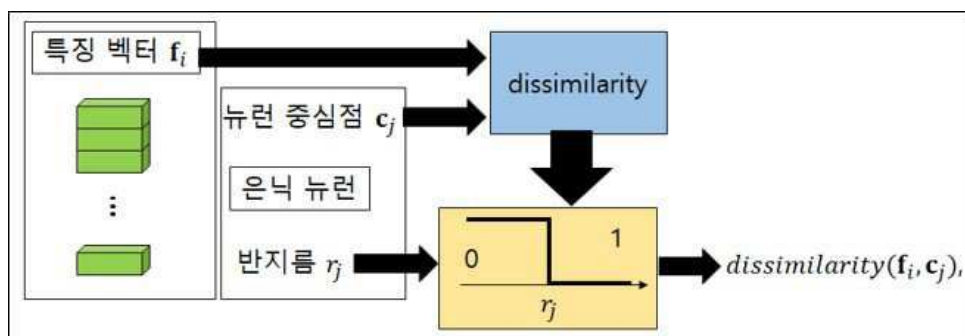
도면5



도면6



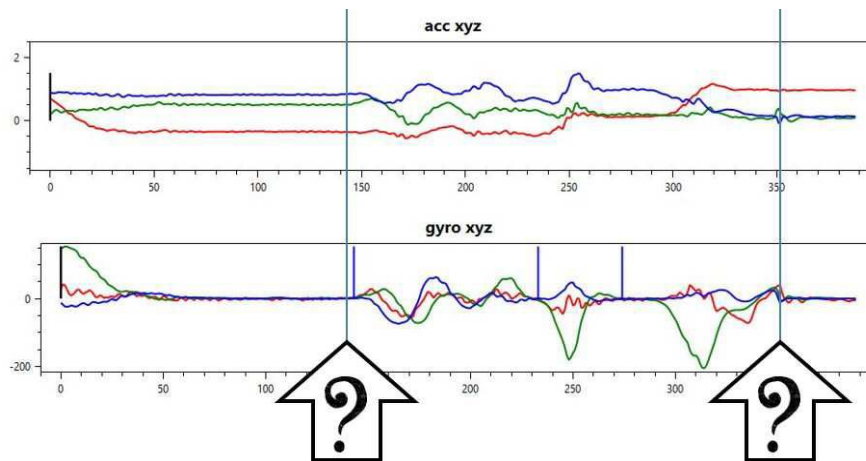
도면7



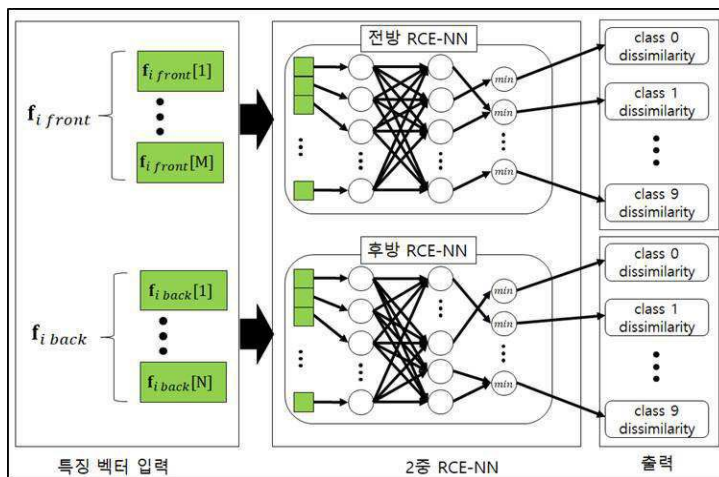
도면8

	-	1	3	4	2
-	0	0	0	0	0
1	0	1	1	1	1
3	0	1	2	2	2
2	0	1	2	2	3
4	0	1	2	3	3

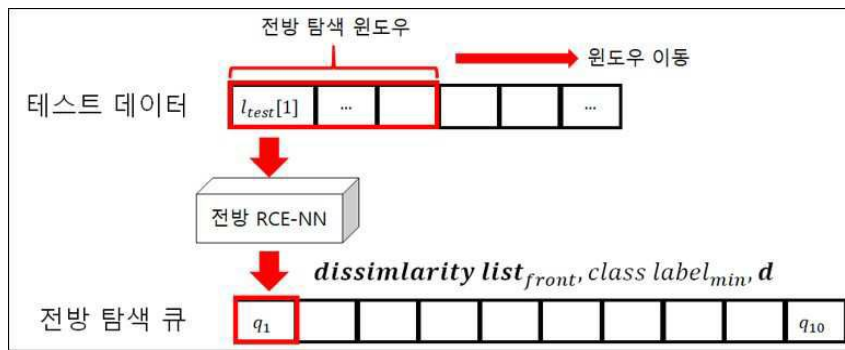
도면9



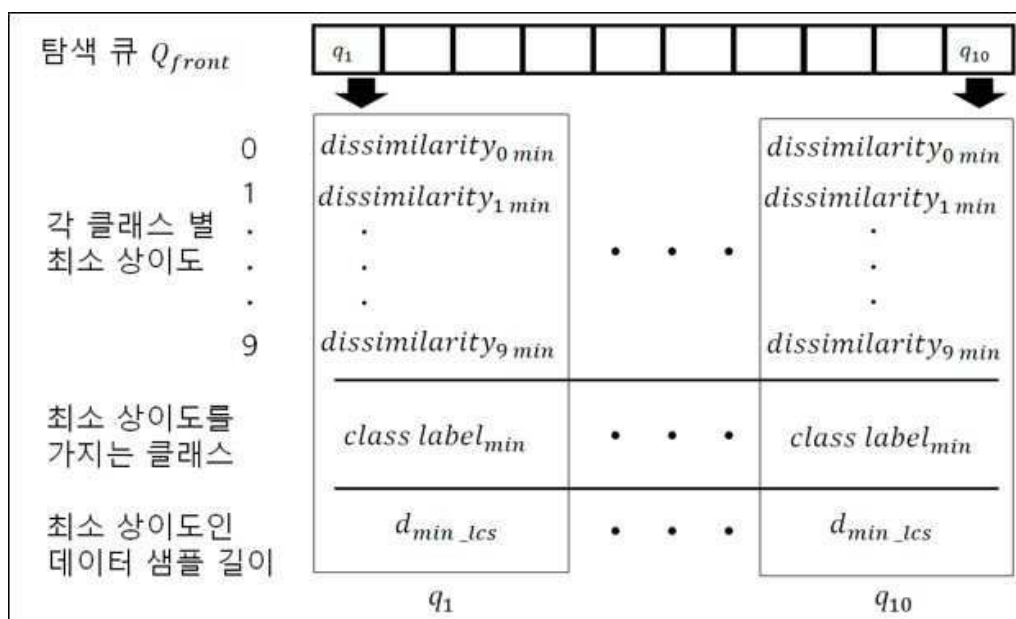
도면10



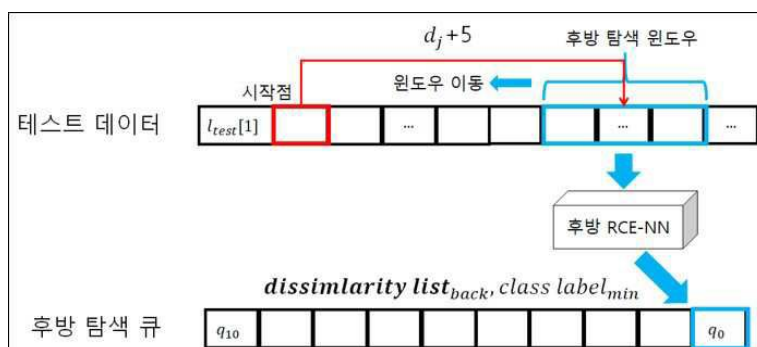
도면11



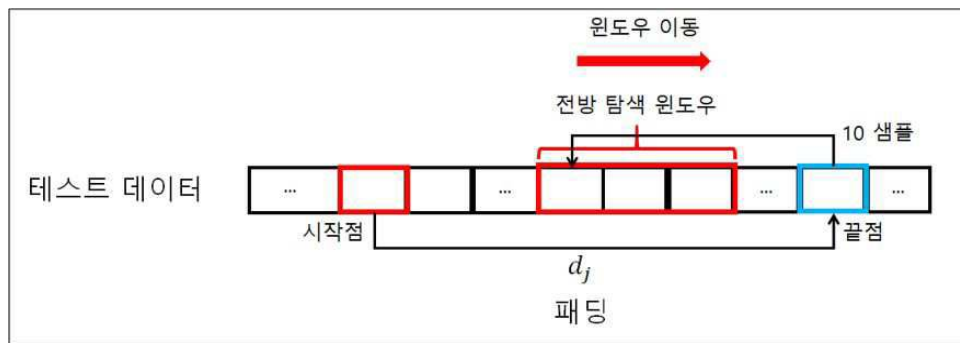
도면12



도면13



도면14



도면15

