



(19) 대한민국특허청(KR)

(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2023년02월06일

(11) 등록번호 10-2494833

(24) 등록일자 2023년01월30일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G06N 3/08 (2023.01) G06N 3/04 (2023.01)

G06N 3/063 (2023.01) G06N 5/02 (2023.01)

(52) CPC특허분류

G06N 3/08 (2023.01)

G06N 3/04 (2023.01)

(21) 출원번호 10-2021-0135231

(22) 출원일자 2021년10월12일

심사청구일자 2021년10월12일

(56) 선행기술조사문헌

KR102154335 B1*

(뒷면에 계속)

(73) 특허권자

연세대학교 산학협력단

서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)

주식회사 아이티메딕

경기도 용인시 기흥구 흥덕4로30번길 24 ,502호 (영덕동)

(72) 발명자

송재우

서울특별시 서초구 잠원로14길 23, 201동 304호(잠원동, 롯데캐슬갤럭시)

이주범

경기도 수원시 영통구 범조로 38, 101동 203호(하동, 광고 더샵 레이크파크)

(74) 대리인

특허법인우인

전체 청구항 수 : 총 13 항

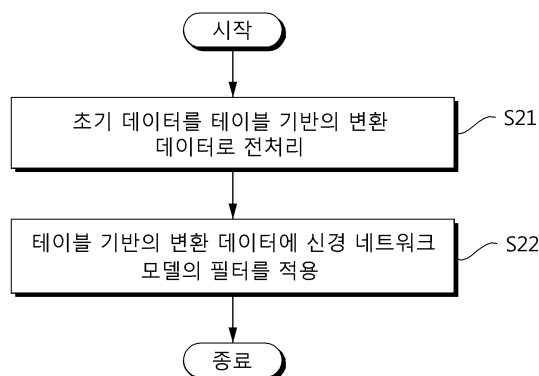
심사관 : 송근배

(54) 발명의 명칭 생체 데이터 기반 초입방 형상을 활용한 임상적 의사결정 인공지능 개발을 위한 전처리 및 합성곱 연산 장치

(57) 요약

본 실시예들은 복수 차원의 초기 데이터를 테이블 형태의 데이터 구조로 변환하고, 테이블에 매칭하는 데이터와 설계된 필터 간에 연산하는 방식을 통해 초입방 데이터에 신경 네트워크 모델을 적용할 수 있는 데이터 처리 장치 및 방법을 제공한다.

대표도 - 도15



(52) CPC특허분류

G06N 3/063 (2013.01)

G06N 5/02 (2023.01)

(56) 선행기술조사문헌

KR1020210061122 A

KR1020200049936 A

KR101857624 B1

KR1020200030524 A

*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

명세서

청구범위

청구항 1

합성 곱 연산을 위한 데이터 처리 방법에 있어서,

상기 데이터 처리 방법은, 프로세서 및 상기 데이터 처리 방법과 관련된 실행을 위한 프로그램이 저장된 메모리를 포함하는 데이터 처리 장치에 의하여 수행되며, 상기 프로세서는 상기 프로그램의 실행에 따라,

초기 데이터를 테이블 기반의 변환 데이터로 전처리하는 단계; 및

상기 테이블 기반의 변환 데이터에 신경 네트워크 모델의 필터를 적용하는 단계를 포함하는 동작들을 수행하고,

상기 전처리하는 단계는,

합성 곱 연산을 위해, N (상기 N 은 2이상의 자연수) 개의 축에 의해 N 차원의 데이터로 형성된 제1 데이터 구조를 갖는 상기 초기 데이터를, 테이블 형태의 제2 데이터 구조를 갖는 테이블 기반의 변환 데이터로 변환하는 단계와,

상기 제1 데이터 구조에 신경 네트워크 모델 적용을 위해 상기 제2 데이터 구조와 연산 가능하며 차원이 표현된 필터 프레임의 구조를 설계하는 단계를 포함하고,

상기 제2 데이터 구조는 상기 N 개의 축에 대한 좌표 값, 좌표 정보에 매칭되는 값 및 상기 좌표 정보에 매칭되는 값과의 합성 곱 연산을 수행하기 위한 필터의 가중치가 동일한 행 또는 동일한 열에 배치된 구조를 갖는 것을 특징으로 하는, 데이터 처리 방법.

청구항 2

삭제

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 제1 데이터 구조는 2차원과 3차원을 포함하는 4차원 이상의 깊이 정보를 갖는 초입방체를 포함하는 것을 특징으로 하는 데이터 처리 방법.

청구항 4

삭제

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 제1 데이터 구조는 혈액의 임상 검체 또는 생물학적 분석 시료의 유세포 분석(Flow Cytometry) 및 유세포 분석을 활용한 분석 기법의 측정 결과를 나타내는 생체 추출 데이터를 포함하며, 상기 생체 추출 데이터는 미리 설정된 정형화된 형식 또는 FCS(Flow Cytometry Standard) 형식으로 표현되며,

상기 제2 데이터 구조는 상기 생체 추출 데이터의 일부 파라미터의 측정 값들을 병합하여 채널에 대한 좌표값을 포함하는 데이터로 변형하고, 상기 변형된 데이터와 카운트값을 포함하는 것을 특징으로 하는 데이터 처리 방법.

청구항 6

삭제

청구항 7

삭제

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 N 은 4 이상의 자연수이고,

상기 프로세서가, 상기 필터 프레임 구조를 설계하는 것은, 상기 필터 프레임 구조에 따른 필터 중심 위치에 대응되는 시각 좌표를 결정하고,

상기 필터 프레임 구조의 필터 가중치 요소들을 상기 제1 데이터 구조의 차원을 고려하여, 행 방향 또는 열 방향을 기준으로 확장하는 단계를 더욱 수행하는 것을 특징으로 하는, 데이터 처리 방법.

청구항 9

제1항에 있어서,

상기 필터를 적용하는 단계는,

상기 필터 프레임 구조를 상기 제2 데이터 구조의 테이블의 행 방향 또는 열 방향을 기준으로 이동시키는 방식으로 매칭하는 요소 간에 연산을 수행하는 것을 특징으로 하는 데이터 처리 방법.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 필터를 적용하는 단계는,

상기 필터 프레임 구조의 필터 중심이 미리 설정된 행 조건 또는 열 조건을 만족하면, 상기 연산을 스킵하는 것을 특징으로 하는 데이터 처리 방법.

청구항 11

합성곱 연산을 위한 데이터 처리 장치에 있어서,

프로세서 및 상기 데이터 처리와 관련한 동작들을 실행하기 위한 프로그램이 저장된 메모리를 포함하며, 상기 프로세서는 상기 프로그램의 실행에 따라,

초기 데이터를 테이블 기반의 변환 데이터로 전처리하는 단계; 및

상기 테이블 기반의 변환 데이터에 신경 네트워크 모델의 필터를 적용하는 단계를 포함하는 동작들을 수행하고,

상기 전처리하는 단계는, 합성곱 연산을 위해, N (상기 N 은 2이상의 자연수) 개의 축에 의해 N 차원의 데이터로 형성된 제1 데이터 구조를 갖는 상기 초기 데이터를, 테이블 형태의 제2 데이터 구조를 갖는 테이블 기반의 변환 데이터로 변환하는 단계와,

상기 제1 데이터 구조에 신경 네트워크 모델 적용을 위해 상기 제2 데이터 구조와 연산 가능하며 차원이 표현된 필터 프레임의 구조를 설계하는 단계를 포함하고, 여기에서 상기 제2 데이터 구조는 상기 N 개의 축에 대한 좌표 값, 좌표 정보에 매칭되는 값 및 상기 좌표 정보에 매칭되는 값과의 합성곱 연산을 수행하기 위한 필터의 가중치가 동일한 행 또는 동일한 열에 배치된 구조를 갖는 것을 특징으로 하는, 데이터 처리 장치.

청구항 12

삭제

청구항 13

제11항에 있어서,

상기 제1 데이터 구조는 2차원과 3차원을 포함하는 4차원 이상의 깊이 정보를 갖는 초입방체를 포함하는 것을 특징으로 하는 데이터 처리 장치.

청구항 14

제11항에 있어서,

상기 제2 데이터 구조는 (i) 상기 N 개의 축에 해당하는 좌표 정보 및 (ii) 상기 좌표 정보에 매칭하는 값 정보가 행 방향 또는 열 방향을 기준으로 배치되는 것을 특징으로 하는 데이터 처리 장치.

청구항 15

제11항에 있어서,

상기 제1 데이터 구조는 혈액의 임상 검체 또는 생물학적 분석 시료의 유세포 분석(Flow Cytometry) 및 유세포 분석을 활용한 분석 기법의 측정 결과를 나타내는 생체 추출 데이터를 포함하며, 상기 생체 추출 데이터는 미리 설정된 정형화된 형식 또는 FCS(Flow Cytometry Standard) 형식으로 표현되며,

상기 제2 데이터 구조는 상기 생체 추출 데이터의 일부 파라미터의 측정 값들을 병합하여 채널에 대한 좌표값을 포함하는 데이터로 변형하고, 상기 변형된 데이터와 카운트값을 포함하는 것을 특징으로 하는 데이터 처리 장치.

청구항 16

삭제

청구항 17

삭제

청구항 18

제11항에 있어서,

상기 N은 4 이상의 자연수이고,

상기 프로세서가 필터 프레임 구조를 설계하는 것은, 상기 필터 프레임 구조에 따른 필터 중심 위치에 대응되는 시작 좌표를 결정하고,

상기 필터 프레임 구조의 필터 가중치 요소들을 상기 제1 데이터 구조의 차원을 고려하여, 행 방향 또는 열 방향을 기준으로 확장하는 단계를 더욱 수행하는 것을 특징으로 하는, 데이터 처리 장치.

청구항 19

제11항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 필터 프레임 구조를 상기 제2 데이터 구조의 테이블의 행 방향 또는 열 방향을 기준으로 이동시키는 방식으로 매칭하는 요소 간에 연산을 수행하는 것을 특징으로 하는 데이터 처리 장치.

청구항 20

제19항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 필터 프레임 구조의 필터 중심이 미리 설정된 행 조건 또는 열 조건을 만족하면, 상기 연산을 스킵하는 것을 특징으로 하는 데이터 처리 장치.

발명의 설명

기술 분야

본 발명이 속하는 기술 분야는 생체 데이터 전처리 및 머신러닝에 관한 것이다.

[0001]

배경 기술

- [0002] 이 부분에 기술된 내용은 단순히 본 실시예에 대한 배경 정보를 제공할 뿐 종래기술을 구성하는 것은 아니다.
- [0003] 의료 및 생물학 분야 분석 장비 기원의 FCS(flow cytometry standard) 데이터는 시료 내 개별 세포(또는 이와 유사한 물리적, 유체역학적, 광학적 성질을 갖는 입자; 이후로는 세포로 호칭)들의 광학적/전자기적 특성을 탐지하고 이로부터 세포 수 및 성질을 정량적으로 분석하는 유세포/이미지세포분석 결과를 나타내는 생체 지표 데이터이다. 이러한 데이터는 각종 질병군과 연관성을 찾기 위한 지표로 활용된다.
- [0004] 기존의 FCS 데이터 분석은 특정 세포(군)를 선택/분리하여 계수하거나 광학적 측정치와 연관된 세포 성질(크기, 구조, 항원 표현형)을 추출해 내는 과정이다.
- [0005] FCS 데이터의 전반적 형태적 특성을 포괄적으로 분석하여 각 시료의 생물학적/임상적 의미를 찾는 기계학습을 적용한 사례는 알려져 있지 않다.
- [0006] 기계학습 중에서 CNN(Convolutional Neural Network) 알고리즘은 합성곱(convolution, 컨볼루션) 단계에서 이미지 데이터 영역을 옮겨가면서 필터를 적용하는 연산을 수행한다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0007] (특허문헌 0001) KR 10-1857624 (2018.05.08)

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0008] 본 발명의 실시예들은 복수 차원의 초기 데이터를 테이블 형태의 데이터 구조로 변환하고 테이블에 매칭하는 데이터와 설계된 필터 간에 연산하는 방식을 통해 초입방 데이터에 신경 네트워크 모델을 적용하는데 주된 목적이 있다.
- [0009] 본 발명의 명시되지 않은 또 다른 목적들은 하기의 상세한 설명 및 그 효과로부터 용이하게 추론할 수 있는 범위 내에서 추가적으로 고려될 수 있다.

과제의 해결 수단

- [0010] 본 실시예의 일 측면에 의하면 데이터 처리 방법에 있어서, 초기 데이터를 테이블 기반의 변환 데이터로 전처리하는 단계; 상기 테이블 기반의 변환 데이터에 신경 네트워크 모델의 필터를 적용하는 단계를 포함하는 데이터 처리 방법을 제공한다.
- [0011] 본 실시예의 다른 측면에 의하면 프로세서를 포함하는 데이터 처리 장치에 있어서, 상기 프로세서는, 초기 데이터를 테이블 기반의 변환 데이터로 전처리하고, 상기 테이블 기반의 변환 데이터에 신경 네트워크 모델의 필터를 적용하는 것을 특징으로 하는 데이터 처리 장치를 제공한다.
- [0012] 본 실시예의 또 다른 측면에 의하면 하나 이상의 프로세서 및 상기 프로세서에 의해 실행되는 하나 이상의 프로그램을 저장하는 메모리를 포함하는 컴퓨팅 디바이스에 의해 수행되는 질병 진단 방법에 있어서, 상기 컴퓨팅 디바이스는, 진단 대상의 혈액에서 추출된 생체 추출 데이터를 획득하는 데이터 획득 단계; 상기 생체 추출 데이터에 포함된 복수 개의 파라미터를 기반으로 생성된 초기 데이터를 복수의 채널 각각에 대한 좌표값으로 변형하고, 변형된 데이터를 학습용 데이터로 재구성하는 데이터 전처리 단계; 상기 재구성된 학습용 데이터에서 특징값을 추출하고, 상기 특징값을 분류하여 학습을 수행하는 데이터 학습 단계; 및 학습된 상기 특징값을 이용하여 특정 질병을 진단하는 질병 진단 단계를 수행하는 것을 특징으로 하는 질병 진단 방법을 제공한다.

발명의 효과

- [0013] 이상에서 설명한 바와 같이 본 발명의 실시예들에 의하면, 복수 차원의 초기 데이터를 테이블 형태의 데이터 구조로 변환하고 테이블에 매칭하는 데이터와 설계된 필터 간에 연산하는 방식을 통해 초입방 데이터에 신경 네트

워크 모델을 적용할 수 있는 효과가 있다.

[0014] 여기에서 명시적으로 언급되지 않은 효과라 하더라도, 본 발명의 기술적 특징에 의해 기대되는 이하의 명세서에서 기재된 효과 및 그 잠정적인 효과는 본 발명의 명세서에 기재된 것과 같이 취급된다.

도면의 간단한 설명

[0015] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치를 예시한 도면이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치가 출력한 테이블 기반의 변환 데이터를 예시한 도면이다.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치에 의해 처리 가능한 2차원 데이터 및 2차원 필터를 예시한 도면이다.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치가 처리하는 2차원 데이터에 대한 테이블 형태의 변환 데이터를 예시한 도면이다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치에 의해 처리 가능한 2차원 데이터 및 2차원 필터 간의 연산을 예시한 도면이다.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치가 2차원 데이터에 대한 테이블 형태의 변환 데이터를 기반으로 연산을 수행하는 동작을 예시한 도면이다.

도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치에 의해 처리 가능한 3차원 데이터 및 3차원 필터를 예시한 도면이다.

도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치가 처리하는 3차원 데이터에 대한 테이블 형태의 변환 데이터를 예시한 도면이다.

도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치에 의해 처리 가능한 3차원 데이터 및 3차원 필터 간의 연산을 예시한 도면이다.

도 10은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치가 3차원 데이터에 대한 테이블 형태의 변환 데이터를 기반으로 연산을 수행하는 동작을 예시한 도면이다.

도 11은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치가 따라 필터 프레임을 설계 배치하는 동작을 예시한 도면이다.

도 12는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치가 차원 증가에 따라 필터 프레임을 확장 설계하는 동작을 예시한 도면이다.

도 13은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치가 차원 증가에 따라 필터 프레임의 프랙탈 확장하는 동작을 예시한 도면이다.

도 14는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치가 3차원 입방체 공간에서 컨벌루션 필터의 이동을 입방체 테이블에서 행 그룹의 하방 시프트 및 스킵을 수행하는 동작으로 표현한 예시 도면이다.

도 15 및 도 16은 본 발명의 다른 실시예에 따른 데이터 처리 방법을 예시한 도면이다.

도 17은 종래의 생체 추출 데이터의 분석 동작을 설명하기 위한 예시도이다.

도 18은 본 발명의 또 다른 실시예에 따른 생체 추출 데이터 기반의 질병 진단 장치를 개략적으로 나타낸 블록 구성도이다.

도 19는 본 발명의 또 다른 실시예에 따른 질병 진단 장치에 프로세서의 동작 구성을 개략적으로 나타낸 블록 구성도이다.

도 20은 본 발명의 또 다른 실시예에 따른 생체 추출 데이터 기반의 질병 진단 방법을 설명하기 위한 순서도이다.

도 21은 본 발명의 또 다른 실시예에 따른 환자정보 및 생체 추출 데이터를 이용하여 질병을 진단하는 동작을 설명하기 위한 예시도이다.

도 22는 본 발명의 또 다른 실시예에 따른 신경 네트워크를 이용하여 질병을 진단하는 동작을 설명하기 위한 블

록도이다.

도 23은 본 발명의 또 다른 실시예에 따른 컴퓨터 내 진단장치의 동작 프로세스를 설명하기 위한 예시도이다.

도 24 내지 도 25는 본 발명의 또 다른 실시예에 따른 생체 추출 데이터를 기반으로 초기 데이터를 생성하는 동작을 설명하기 위한 예시도이다.

도 26 내지 도 29는 본 발명의 또 다른 실시예에 따른 복수의 채널 각각의 초기 데이터를 나타낸 예시도이다.

도 30 및 도 31은 본 발명의 또 다른 실시예에 따른 생체 추출 데이터를 기반으로 기본적인 데이터를 변형하는 동작을 설명하기 위한 예시도이다.

도 32는 본 발명의 또 다른 실시예에 따른 생체 추출 데이터를 기반으로 데이터를 재구성하는 동작을 예시하여 설명하기 위한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0016] 이하, 본 발명을 설명함에 있어서 관련된 공지기능에 대하여 이 분야의 기술자에게 자명한 사항으로서 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략하고, 본 발명의 일부 실시예들을 예시적인 도면을 통해 상세하게 설명한다.
- [0017] 본 발명은 생체 추출 데이터를 전처리하여 질병을 진단하는 방법 및 그를 위한 장치에 관한 것이다.
- [0018] 본 발명은 바이오 의료 분석 장비 기원 FCS(Flow Cytometry Standard) 형식의 원시 데이터를 시각인식 인공지능 알고리즘을 사용하여 임상적 의사결정에 활용하기 위한 진단 장비의 모듈로서 개발한 장치에 관한 것이다.
- [0019] 본 발명은 고차원 FCS 데이터를 초입방체 공간으로 형상화하여 이를 기존의 시각인식 인공지능 알고리즘에 적용한다. 초입방체 형상으로 전환된 데이터를 시각인식 CNN 알고리즘에 적용하기 위한 전처리를 수행한다.
- [0020] 기존의 CNN 알고리즘은 높이, 너비, 컬러를 갖는 2차원의 이미지 데이터 영역에 컨볼루션 필터를 적용하므로, 기존의 CNN 알고리즘만으로는 고차원 초입방체 형식의 형상 데이터에 컨볼루션 필터를 적용하는게 쉽지 않다.
- [0021] 본 발명은 고차원 초입방체 전역에 걸쳐 초입방체 컨볼루션 필터를 적용하며, 이를 고차원 FCS 원시 데이터 초입방체 전환 기술과 접목하여 시각인식 인공지능 기반 임상적 의사결정 진단 장비로 활용 가능하다.
- [0022] 의료 및 생물학 분야 분석 장비 기원의 FCS 데이터는 시료 내 개별 세포(또는 이와 유사한 물리적, 유체역학적, 광학적 성질을 갖는 입자)들의 광학적/전자기적 특성을 탐지하고 이로부터 세포 수 및 성질을 정량적으로 분석하는 유세포/이미지세포분석 결과를 나타내는 생체 지표 데이터이다. 이러한 데이터는 각종 질병군과 연관성을 찾기 위한 지표로 활용된다.
- [0023] 하지만 FCS 데이터의 전반적 형태적 특성을 포괄적으로 분석하여 각 시료의 생물학적/임상적 의미를 찾는 기계 학습을 적용한 사례는 알려져 있지 않다.
- [0024] 본 발명은 환자들의 질병 및 경과 관찰 과정에 생성되는 임상정보 또는 생물학적 실험 결과 생성되는 분석 데이터인 FCS 데이터를 이미지 분석 기계학습이 가능하도록 초입방형상 데이터로 전환하고, 초입방형상 데이터를 합성곱(convolution, 컨볼루션) 전처리를 적용함으로써 시각인식 기계학습을 가능하게 하고 이로부터 다양한 질병 [예: 혈액암]이나 생물학적 특성과 관련된 패턴을 찾아내는 장치를 제공한다.
- [0025] FCS 데이터를 초입방형상으로 전환하고 이를 대상으로 한 4차원 이상의 고차원 데이터에 합성곱 처리를 하고 CNN을 적용하는 기술은 알려진 바 없다. 의료/생물학 분석 FCS 데이터 전환 초입방형상을 고려하지 않는 경우에도, 4차원 이상 고차원형상에 해당하는 일반적 다중변수 데이터에 합성곱 처리와 CNN 기계학습을 적용하는 사례가 알려진 바 없다.
- [0026] 본 발명을 통해서 임상 예측을 위한 FCS 데이터 기계학습 모델 개발을 촉진함으로써 종래의 단편적 수치 비교에 기반한 질환 진단 방식에서 벗어나 자동혈액분석검사 및 유세포분석 결과의 상황적, 통합적 해석을 가능하게 하고 이를 통해 보다 정확한 질병진단과 임상 상황 파악에 도움을 줄 수 있다.
- [0027] 본 발명을 통해서 임상적 유용성을 갖는 FCS 데이터 패턴을 발굴함에 따라, 의사가 인식하지 못한 환자의 이상을 조기에 발견하여 신속히 진단 또는 환자 파악에 이르도록 하는 의료 혁신이 가능하다. 질병 특이 검사에 비해 저렴한 자동혈액분석검사 시행을 통해서 질병의 진행 및 환자 상태의 변화를 추적할 수 있어 의료 자원 분배의 효율성을 높이는데 기여할 수 있다.

- [0028] 본 발명을 통해서 주로 분석자의 수기 작업에 의존하는 기존의 유세포분석 검사 결과관독을 자동화한 새로운 알고리즘 개발을 촉진함으로써 생물학 및 의학 연구를 보다 원활하게 할 수 있다.
- [0029] 의료 분야에서의 FCS 데이터는 통상 검사인 자동혈액분석 검사의 시행으로 인해 대량이면서도 안정적으로 꾸준히 생산되고 있다. 또한 잘 정립되어 있는 임상병리검사의 지역적, 국제적 정도관리 체계로 인해 매우 높은 수준의 표준화를 달성한 상태로 그 기계적 성능이 유지되어 가고 있다.
- [0030] 따라서 자동혈액분석 검사를 비롯한 유세포분석 유래 FCS 데이터는 임상 활용을 목표로 하는 기계학습 알고리즘 개발에 매우 적합한 기반 데이터임이 분명하다.
- [0031] 본 발명 내용인 FCS 데이터 전환 방식은 새로운 의료 기계학습 분야의 문을 열 수 있다는 점에서 산업적, 학문적으로 매우 큰 가치를 갖고 있다. 나아가 다른 고차원 데이터에 기계학습이 가능하게 할 수 있다.
- [0032] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치를 예시한 도면이다.
- [0033] 장치(11)는 적어도 하나의 프로세서(120), 컴퓨터 판독 가능한 저장매체(13) 및 통신 버스(17)를 포함한다.
- [0034] 프로세서(120)는 장치(11)로 동작하도록 제어할 수 있다. 예컨대, 프로세서(12)는 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체(130)에 저장된 하나 이상의 프로그램들을 실행할 수 있다. 하나 이상의 프로그램들은 하나 이상의 컴퓨터 실행 가능 명령어를 포함할 수 있으며, 컴퓨터 실행 가능 명령어는 프로세서(12)에 의해 실행되는 경우 장치(11)로 하여금 예시적인 실시예에 따른 동작들을 수행하도록 구성될 수 있다.
- [0035] 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체(13)는 컴퓨터 실행 가능 명령어 내지 프로그램 코드, 프로그램 데이터 및/또는 다른 적합한 형태의 정보를 저장하도록 구성된다. 컴퓨터 실행 가능 명령어 내지 프로그램 코드, 프로그램 데이터 및/또는 다른 적합한 형태의 정보는 입출력 인터페이스(15)나 통신 인터페이스(16)를 통해서도 주어질 수 있다. 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체(13)에 저장된 프로그램(14)은 프로세서(12)에 의해 실행 가능한 명령어의 집합을 포함한다. 일 실시예에서, 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체(13)는 메모리(랜덤 액세스 메모리와 같은 휘발성 메모리, 비휘발성 메모리, 또는 이들의 적절한 조합), 하나 이상의 자기 디스크 저장 디바이스들, 광학 디스크 저장 디바이스들, 플래시 메모리 디바이스들, 그 밖에 데이터 처리 장치(11)에 의해 액세스되고 원하는 정보를 저장할 수 있는 다른 형태의 저장 매체, 또는 이들의 적합한 조합일 수 있다.
- [0036] 통신 버스(17)는 프로세서(12), 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체(13)를 포함하여 데이터 처리 장치(11)의 다른 다양한 컴포넌트들을 상호 연결한다.
- [0037] 장치(11)는 또한 하나 이상의 입출력 장치를 위한 인터페이스를 제공하는 하나 이상의 입출력 인터페이스(15) 및 하나 이상의 통신 인터페이스(16)를 포함할 수 있다. 입출력 인터페이스(15) 및 통신 인터페이스(16)는 통신 버스(17)에 연결된다. 입출력 장치(미도시)는 입출력 인터페이스(15)를 통해 장치(11)의 다른 컴포넌트들에 연결될 수 있다.
- [0038] 데이터 처리 장치(11)의 프로세서(12)는, 초기 데이터를 테이블 기반의 변환 데이터로 전처리하고, 테이블 기반의 변환 데이터에 신경 네트워크 모델의 필터를 적용한다.
- [0039] 프로세서(12)는, $N(N \geq 2)$ 개의 축에 의해 N 차원의 데이터로 형성된 제1 데이터 구조를 테이블 형태로 형성된 제2 데이터 구조로 변환한다.
- [0040] 제1 데이터 구조는 4차원 이상의 깊이 정보를 갖는 초입방체를 포함할 수 있다. 제1 데이터 구조는 혈액 등의 임상 검체 또는 생물학적 분석 시료의 유세포 분석(Flow Cytometry) 및 유세포분석을 활용한 분석 기법의 측정 결과를 나타내는 생체 추출 데이터를 포함할 수 있다. 생체 추출 데이터는 미리 설정된 정형화된 형식 또는 FCS(Flow Cytometry Standard) 형식으로 표현될 수 있다.
- [0041] 제2 데이터 구조는 (i) N 개의 축에 해당하는 좌표 정보 및 (ii) 좌표 정보에 매칭하는 값 정보가 행 방향 또는 열 방향을 기준으로 배치될 수 있다. 제2 데이터 구조는 생체 추출 데이터의 일부 파라미터의 측정 값들을 병합하여 채널에 대한 좌표값을 포함하는 데이터로 변형하고, 변형된 데이터와 카운트값을 포함할 수 있다.
- [0042] 프로세서는 제1 데이터 구조에 신경 네트워크 모델 적용을 위해서 제2 데이터 구조와 연산 가능하며 차원이 표현된 필터 프레임 구조를 설계한다. 프로세서는 필터 프레임 구조의 필터 중심을 미리 설정된 좌표를 기준으로 배치하여 필터 프레임 구조의 시작 위치를 설정할 수 있다. 프로세서는 필터 프레임 구조의 필터 가중치 요소들을 제1 데이터 구조의 차원을 고려하여, 행 방향 또는 열 방향을 기준으로 차원에 따른 프랙탈 방식으로 확장할

수 있다.

- [0043] 프로세서는 필터 프레임 구조를 제2 데이터 구조의 테이블의 행 방향 또는 열 방향을 기준으로 이동시키는 방식으로 매칭하는 요소 간에 연산을 수행할 수 있다. 프로세서는 필터 프레임 구조의 필터 중심이 미리 설정된 행 조건 또는 열 조건을 만족하면, 연산을 스킵할 수 있다.
- [0044] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치가 출력한 테이블 기반의 변환 데이터를 예시한 도면이다.
- [0045] 본 실시예는 초입방 복셀의 좌표 및 그레이스케일 농도(density) 값에 대한 두 유형의 열(또는 행)이 있는 테이블로 일정 규격의 초입방 공간의 형식을 표현한다. 컨볼루션 필터는 컨볼루션될 초입방 공간과 동일한 차원을 갖지만 훨씬 더 작은 크기를 갖는다.
- [0046] 도 2를 참조하면, 6-차원 초입방 공간을 나타낸다. 각 차원의 크기는 5 (크기에 대한 임의의 단위 포함)이다. 6 개의 차원에 각각 6 개의 축을 할당한다. 각 복셀의 위치는 좌표로 표시된다. 좌표에는 6 개의 구성요소가 있으며 각 구성요소는 해당 차원의 투영 위치이다. 좌표 및 밀도 값이 있는 각 복셀은 이 테이블의 각 행(또는 열)을 차지한다. 도 2에서는 행 방향으로 배치하였으나 설계에 따라 열 방향으로 배치할 수도 있다. 즉, 행 데이터와 열 데이터가 치환된 상태(대각 이동)로 배치될 수 있다.
- [0047] 초입방 공간을 구성하는 모든 복셀이 특정 순서로 배치된다. 먼저, 표의 상단 5 개 행은 1 번째 차원부터 5 번째 차원의 위치(또는 좌표값)가 0이고 6 번째 차원의 위치(또는 좌표값)가 0에서 4인((0,0,0,0,0,0), ..., (0,0,0,0,0,4)) 복셀들의 그레이스케일 농도값을 보여준다. 다음 행의 복셀들은 5 번째 차원의 위치(좌표값)가 1로 변동하고 6 번째 차원 위치(좌표값)는 앞서와 같은 방식으로 0에서 4로 진행한다((0,0,0,0,1,0), ..., (0,0,0,0,1,4)). 다음, 5 번째 차원 위치(좌표값) 2~4에 대해 각각 6 번째 차원 위치(좌표값)가 0~4인 행을 추가한 후, 4 번째 차원 위치(좌표값) 1~4((0,0,0,1,0,0), ..., (0,0,0,4,0,0))에 대해 앞서 설명한 전체 프로세스를 반복한다. 이러한 방식으로 복셀을 테이블 행으로 추가한다(각 차원에서의 위치 이동). 테이블 형태의 데이터 구조는 초입방체의 위치에서 (0,0,0,0,0,0)부터 (4,4,4,4,4,4)까지 5^6 개의 모든 복셀에 대한 정보를 표현할 수 있다.
- [0048] 컨볼루션은 필터 각 복셀에 가중치를 할당하고, 필터 복셀과 중첩된 초입방체(hypercube) 복셀의 그레이스케일 농도값을 곱하고 합산한다. 초입방 공간을 나타내는 테이블의 각 행은 복셀에 해당하므로 필터와 겹치는 복셀들을 행의 그룹으로 지정할 수 있다. 필터가 스캐닝 방식으로 초입방체를 통과할 때 각 이동 단계마다 다른 초입방체 공간의 복셀들과 중첩되고, 중첩된 복셀들은 각 단계마다 별도의 다른 행 그룹을 형성한다. 각 이동 단계마다 필터와 중첩된 초입방체 공간 복셀들에 해당하는 행 그룹은 테이블 내에서 특정한 토폴로지 또는 패턴을 보이며, 컨볼루션 필터 이동과 함께 위치가 변경된다. 이미지와 입방체에서 시작하여 더 높은 차원의 초입방체로 진행할 수 있다.
- [0049] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치에 의해 처리 가능한 2차원 데이터 및 2차원 필터를 예시한 도면이고, 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치가 처리하는 2차원 데이터에 대한 테이블 형태의 변환 데이터를 예시한 도면이다.
- [0050] 첫 번째 예는 5 x 5 크기의 이미지이다. 축-1 및 축-2로 레이블이 지정된 열은 차원-1 및 차원-2에서 픽셀의 투영 위치(또는 좌표값)를 보여준다. 위치 및 농도 정보가 있는 행을 나열하는 순서는 위에서 설명한 대로이다. 다음으로, 3 x 3 크기의 컨볼루션 필터를 이미지에 적용하는 것을 보여준다.
- [0051] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치에 의해 처리 가능한 2차원 데이터 및 2차원 필터 간의 연산을 예시한 도면이고, 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치가 2차원 데이터에 대한 테이블 형태의 변환 데이터를 기반으로 연산을 수행하는 동작을 예시한 도면이다.
- [0052] 실시예에서는 에지에 대한 특별한 처리가 없다는 규칙을 따른다. 먼저 필터 중심이 이미지의 (1,1) 위치에 오도록 하고 컨볼루션을 수행한다. 필터와 이미지를 중첩된 행렬로 나타내었다. 그런 다음 필터는 다음 컨볼루션 단계를 위해 축-1 방향으로 이동한다. 컨볼루션은 필터 픽셀의 가중치와 겹치는 이미지 픽셀의 농도를 곱하고 곱을 합산하는 것이다.
- [0053] 첫 번째 컨볼루션은 10 (=0x0 + 1x1 + 0x2 + 1x0 + 2x2 + 1x4 + 0x1 + 1x1 + 0x6)을 생성한다. 두 번째 컨볼루션 합성곱은 21 (=0x1 + 1x2 + 0x1 + 1x2 + 2x4 + 1x3 + 0x1 + 1x6 + 0x2)이다. 필터 열을 원본 테이블에 추가하고 필터 픽셀에 할당된 가중치를 표시한다. 필터 픽셀과 겹치는 이미지 픽셀에 해당하는 행 그룹을 필터 열에서 지정한다.

- [0054] 테이블에서 행 1, 2, 3, 6, 7, 8, 11, 12, 13은 첫 번째 컨볼루션 단계에서 필터와 겹치는 이미지 픽셀들을 나타낸다. 컨볼루션의 테이블 표현에서 각 필터 가중치에 동일한 행의 농도를 곱한다.
- [0055] 각각 FW(필터 가중치)1 및 FW2로 레이블이 지정된 필터 열의 숫자는 필터가 2차원임을 의미한다. 열 FW2에서 필터의 일부는 2차원을 넘어 확장될 수 있다.
- [0056] 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치에 의해 처리 가능한 3차원 데이터 및 3차원 필터를 예시한 도면이고, 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치가 처리하는 3차원 데이터에 대한 테이블 형태의 변환 데이터를 예시한 도면이다.
- [0057] 두 번째 예는 $5 \times 5 \times 5$ 크기의 정육면체이다. 입방체에 $3 \times 3 \times 3$ 크기의 필터를 적용하고 테이블에서 어떻게 표현할 수 있는지 보여준다.
- [0058] 도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치에 의해 처리 가능한 3차원 데이터 및 3차원 필터 간의 연산을 예시한 도면이고, 도 10은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치가 3차원 데이터에 대한 테이블 형태의 변환 데이터를 기반으로 연산을 수행하는 동작을 예시한 도면이다.
- [0059] 필터 중심이 입방체 공간의 (1,1,1)에 위치하도록 하고컨볼루션을 수행한다. 그런 다음 필터는 다음 컨볼루션 단계를 위해 축-1 방향으로 이동한다. 필터 중심은 이제 입방체 공간 내 (2,1,1)에 있다.
- [0060] 첫 번째 컨볼루션 값은 $39(= 0x2 + 0x0 + 0x1 + 0x1 + 1x4 + 0x6 + 0x2 + 0x13 + 0x18 + 0x3 + 1x0 + 0x1 + 1x1 + 2x4 + 1x6 + 0x2 + 1x16 + 0x24 + 0x1 + 0x0 + 0x1 + 0x0 + 1x4 + 0x8 + 0x1 + 0x12 + 0x36)$ 이다.
- [0061] 두 번째 컨볼루션 값은 $61(= 0x0 + 0x1 + 0x1 + 0x4 + 1x6 + 0x4 + 0x13 + 0x18 + 0x8 + 0x0 + 1x1 + 0x1 + 1x4 + 2x6 + 1x6 + 0x16 + 1x24 + 0x8 + 0x1 + 0x1 + 0x1 + 0x4 + 1x8 + 0x10 + 0x12 + 0x36 + 0x12)$ 이다.
- [0062] 필터 열을 원본 테이블에 추가하고 열의 필터 복셀에 할당된 가중치를 표시한다. 필터 복셀과 겹치는 입방체 복셀(및 해당 행들)들이 필터 열에 지정된다. 테이블에서 행 1, 2, 3, 6, 7, 8, 11, 12, 13은 컨볼루션의 첫 번째 단계에서 필터와 겹치는 입방체의 복셀을 나타낸다. 컨볼루션의 테이블 표현에서 각 필터 가중치에 동일한 행의 농도를 곱한다.
- [0063] 도 11은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치가 따라 필터 프레임을 설계 배치하는 동작을 예시한 도면이다.
- [0064] n차원 초입방 공간에 대한 컨볼루션의 예를 제시한다. 도 11을 참조하면, 테이블 내의 컨볼루션 필터 프레임워크(필터 복셀의 행/열)의 예시를 볼 수 있다.
- [0065] 일정 규격의 초입방 공간 내에서 필터 복셀의 좌표를 결정하는 간단한 방법은 다음과 같다. 예시에서는, 필터 중심 위치를 쉽게 찾을 수 있기 위해 각 차원의 복셀 수를 홀수로 설정한다. 또한 모든 차원에서 동일한 크기(복셀 수로 표시)를 갖는 컨볼루션 필터를 사용하는 방법을 설명한다. 예를 들어, 각 차원의 크기가 $k_i(i = 1, \dots, n)$ 인 n 차원의 초입방체 공간과 각 차원의 크기가 3인 3^n 크기의 초입방 컨볼루션 필터를 고려한다.
- [0066] 다음은, 초입방체 공간 내 컨볼루션 필터 복셀들의 좌표를 선정하는 방법이다. 초입방체 공간 내 임의의 점(x_1, \dots, x_n)을 필터 중심으로 설정한다. 3^n 개의 필터 복셀의 좌표를 (X_1, \dots, X_n)로 표현하면, X_1 은 x_1-1, x_1, x_1+1, X_2 는 $x_2-1, x_2, x_2+1, \dots, X_n$ 는 x_n-1, x_n, x_n+1 값을 갖을 수 있다. 각 차원 별 좌표가 세 값을 갖기 때문에 모두 3^n 개의 좌표가 가능하며, 각각 필터 복셀과 필터와 중첩하는 초입방체 복셀들의 위치를 나타낸다. 이 좌표들을 갖는 초입방체 테이블 행들을 고르면 필터 중첩 초입방체 복셀에 해당하는 행 그룹이 된다. 초기 컨볼루션 단계 필터 중심 좌표가 (1, ..., 1)이면, 좌표(0 또는 1 또는 2, ..., 0 또는 1 또는 2)가 있는 행은 나머지 필터 복셀들의 좌표가 된다. 이러한 행을 선택하여 필터 프레임을 결정할 수 있다.
- [0067] 다음은, 초입방체 공간 테이블에서 필터 중심이 할당된 행(중앙 행)으로부터 필터 중첩 행 그룹을 직접 구하는 방법이다.
- [0068] 먼저 중앙 행에 인접한 테이블의 두 행을 가져온다. 이렇게 선정된 세 행은 특정 차원(이 경우 차원-1)의 축에서 3-단위 길이의 선분에 해당한다. 다음으로, 전 단계의 세 행 위아래로 k_1 만큼 떨어져 있는 행 세 개를 추가하여 모두 9 개의 행을 선정한다. 이 작업은 초입방체 내에 필터와 중심을 공유하는 3^2 -크기의 정사각형을 생성

한다. 다음 이전 단계의 9개 행 위아래로 $k_1 \times k_2$ 떨어진 9 개의 행을 추가하여 모두 27 개의 행을 선정한다. 이 동작에 의해 컨볼루션 필터와 중심이 같은 3^3 -크기의 입방체가 생성된다. 다음 단계에서는 27개 행 각각의 위 아래로 $k_1 \times k_2 \times k_3$ 떨어진 27 행들을 선택하여 3^4 -크기의 4차원 초입방체를 생성한다.

- [0069] 테이블에 대한 동일한 작업은 3^n -크기 컨볼루션 초입방 필터에 해당하는 3^n 행이 선택될 때까지 반복된다.
- [0070] 도 12는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치가 차원 증가에 따라 필터 프레임을 확장 설계하는 동작을 예시한 도면이다.
- [0071] 도 12를 참고하면, 차원이 증가함에 따라 컨볼루션 필터의 프레임워크 구조가 테이블에서 어떻게 확장되는지 보여준다. 여기에서 컨볼루션 필터의 크기는 각 차원에 대해 3이고 테이블 내 필터 (중첩) 행의 토폴로지 구조는 프랙탈 방식으로 동일한 패턴으로 확장된다. 차원이 1씩 증가함에 따라 동일한 현재 구조를 자체 위와 아래에 추가한다.
- [0072] 도 13은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치가 차원 증가에 따라 필터 프레임의 프랙탈 확장하는 동작을 예시한 도면이다. 2차원 필터의 경우 필터 중심 및 상하 3 개 행과 이 3 개 행의 위 아래로 k_1 만큼 떨어진 위치에 행을 추가한다. 3차원의 경우 2차원 필터와 동일한 프레임 행들을 상하 $k_1 \times k_2$ 행의 이격 거리를 두고 추가한다. 4차원의 경우 3차원 필터 프레임을 $k_1 \times k_2 \times k_3$ 행의 이격 거리를 두고 추가한다.
- [0073] 일반적인 용어로 표현하면, n 차원의 경우 $(n-1)$ 차원 필터 프레임 자체 위와 아래에 $(n-1)$ 차원 필터 프레임을 상하 $k_1 \times \dots \times k_{n-1}$ 행의 이격 거리를 두고 추가한다. 차원 확장에 따른 프랙탈 방식으로 n 차원 컨볼루션 필터에 대해 3^n 개의 행을 선택할 수 있다.
- [0074] 합성곱에 대한 계산은 저차원 공간 및 필터에 대한 계산과 동일하며, 초입방체 복셀의 그레이스케일 농도에 겹치는 필터 복셀 가중치를 곱하고 곱을 합산한다.
- [0075] 이하에서는 필터가 초입방 공간을 스캔할 때 테이블의 필터 프레임이 어떻게 변경되는가를 설명한다.
- [0076] 먼저 컨볼루션의 시작점, 즉 필터 중심의 초기 위치를 결정해야 한다.
- [0077] 3^n 크기의 컨볼루션 필터의 경우 좌표로 표현되는 시작점은 $(1, \dots, 1)$ 이다. 테이블에서 이 좌표가 있는 행이 필터 중심의 시작점이다.
- [0078] 필터 프레임에 해당하는 3^n 개의 행은 초입방 공간에서 필터가 이동함에 따라 테이블 내에서 프레임워크 토폴로지를 유지한다. 초입방체 공간에서 필터의 1 복셀 이동은 테이블 표현에서 필터 프레임의 1행 하향 이동과 같다. 초입방 공간을 스캔할 때 필터 프레임이 테이블 아래로 계속 이동하도록 테이블을 구성할 수 있다. 다른 방향으로 테이블을 구성할 수도 있다. 초입방 공간에서 필터의 1 복셀 이동은 테이블의 열 방향으로 데이터가 기록되어 있으면 측면 이동과 같도록 구성할 수도 있다.
- [0079] 도 14는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치가 3차원 입방체 공간에서 컨볼루션 필터의 이동을 입방체 테이블에서 행 그룹의 하방 시프트 및 스킵을 수행하는 동작으로 표현한 예시 도면이다.
- [0080] 한 줄 아래로(또는 한 열 옆으로) 시프트하는 동작을 기본 동작으로 한다.
- [0081] 필터가 특정 차원의 에지에 도달하면 다음 스캔 이동이 특별하다. 필터는 다음의 높은 차원에서 위치를 하나씩 이동한다. 그리고 필터는 현재 차원의 시작 위치로 돌아간다. 이러한 유형의 스캐닝 이동은 테이블에서 필터 프레임이 1 행 이상 아래로 이동하는 것으로 나타낸다. 에지 처리를 적용하지 않으면 필터의 일부가 공간의 끝을 넘어갈 때 컨볼루션 곱이 없다. 필터의 비생산적인 위치는 최종 컨볼루션 결과에 나타나지 않아야 한다.
- [0082] 따라서 테이블에서 특정 수의 필터 프레임 위치를 건너뛰는 필요가 있으며 이는 1 행보다 큰 필터 프레임 하방 이동으로 나타난다.
- [0083] 필터는 연속된 이동에도 차원의 끝에 계속 있을 수 있다. 예를 들어, 공간의 표면을 따라 스캔하는 경우이다. 이 경우 필터 프레임 위치의 훨씬 더 중요한 이동이 필요하다.
- [0084] 간단한 방법으로, 필터 프레임 중심 좌표로 이동 패턴을 설정할 수 있다. 비생산적인 필터 중심 위치(좌표)에

해당하는 행을 미리 결정할 수 있다. 좌표가 0, k_1-1 , ..., k_n-1 중 하나를 포함하는 행이 리스트된다. 필터 프레임이 이 행을 중심으로 하는 모든 컨볼루션 단계를 건너뛴다. 필터 중심이 끝점(k_1-2 , ..., k_n-2)에 도달할 때까지 규칙적인 스킵 동작을 통한 프레임 이동이 계속된다.

[0085] 예를 들어, 차원 1의 필터 중심이 0 또는 k_1-1 이면 한 행을 건너뛴다. 차원 1과 차원 2의 필터 중심이 각각 (0 또는 k_1-1) 및 (0 또는 k_2-1)이면 k_1 행을 건너뛴다. 차원 1, 2, 및 3의 필터 중심이 각각 (0 또는 k_1-1), (0 또는 k_2-1), 및 (0 또는 k_3-1)인 경우 $k_1 \times k_2$ 행을 건너뛴다.

[0086] 도 14를 참조하면, 필터 프레임이 한 행 이상 아래로 이동하는 컨볼루션의 간헐적인 건너뛰기를 보여준다. 숫자가 있는 큰 열은 컨볼루션 단계를 의미한다.

[0087] 도 15 및 도 16은 본 발명의 다른 실시예에 따른 데이터 처리 방법을 예시한 도면이다.

[0088] 데이터 처리 방법은 데이터 처리 장치에 의해 수행될 수 있다.

[0089] 데이터 처리 방법은 초기 데이터를 테이블 기반의 변환 데이터로 전처리하는 단계(S21), 테이블 기반의 변환 데이터에 신경 네트워크 모델의 필터를 적용하는 단계(S22)를 포함한다.

[0090] 전처리하는 단계(S21)는, N (N 은 2이상의 자연수) 개의 축에 의해 N 차원의 데이터로 형성된 제1 데이터 구조를 테이블 형태로 형성된 제2 데이터 구조로 변환하는 단계(S31)를 포함할 수 있다.

[0091] 제1 데이터 구조는 4차원 이상의 깊이 정보를 갖는 초입방체를 포함할 수 있다. 제1 데이터 구조는 혈액의 유세포 분석(Flow Cytometry)에 대한 결과를 나타내는 생체 추출 데이터를 포함하며, 상기 생체 추출 데이터는 미리 설정된 정형화된 형식 또는 FCS(Flow Cytometry Standard) 형식으로 표현될 수 있다.

[0092] 제2 데이터 구조는 (i) N 개의 축에 해당하는 좌표 정보 및 (ii) 좌표 정보에 매칭하는 값 정보가 행 방향 또는 열 방향을 기준으로 배치될 수 있다. 제2 데이터 구조는 생체 추출 데이터의 일부 파라미터의 측정 값들을 병합하여 채널에 대한 좌표값을 포함하는 데이터로 변형하고, 변형된 데이터와 카운트값을 포함할 수 있다.

[0093] 전처리하는 단계(S21)는, 제1 데이터 구조에 신경 네트워크 모델 적용을 위해서 제2 데이터 구조와 연산 가능하며 차원이 표현된 필터 프레임 구조를 설계하는 단계(S32)를 포함할 수 있다.

[0094] 필터 프레임 구조를 설계하는 단계(S32)는, 필터 프레임 구조의 필터 중심을 미리 설정된 좌표를 기준으로 배치하여 필터 프레임 구조의 시작 위치를 설정할 수 있다.

[0095] 필터 프레임 구조를 설계하는 단계(S32)는, 필터 프레임 구조의 필터 가중치 요소들을 제1 데이터 구조의 차원을 고려하여, 행 방향 또는 열 방향을 기준으로 차원에 따른 프랙탈 방식으로 확장할 수 있다.

[0096] 필터를 적용하는 단계(S22)는, 필터 프레임 구조를 제2 데이터 구조의 테이블의 행 방향 또는 열 방향을 기준으로 이동시키는 방식으로 매칭하는 요소 간에 연산을 수행하는 단계(S33)를 포함할 수 있다.

[0097] 필터를 적용하는 단계(S22)는, 필터 프레임 구조의 필터 중심이 미리 설정된 행 조건 또는 열 조건을 만족하면, 연산을 스킵할 수 있다.

[0098] 도 17은 종래의 생체 추출 데이터의 분석 동작을 설명하기 위한 예시도이다.

[0099] 일반적으로 FCS 데이터 분석하는 방법은 도 17에 도시된 바와 같이, 분석 대상이 되는 세포(군집)를 분석자의 학술적 지식을 기반으로 세밀하게 선택/분리하고, 선택한 세포들을 계수 하거나 측정된 광학적 성질(예: 광분산 강도, 형광 발광) 및 이와 연관된 생물학적 성질(예: 크기, 구조, 항원 표현형)을 추출해 내는 과정으로 구성된다.

[0100] 도 18은 본 발명의 실시예에 따른 생체 추출 데이터 기반의 질병 진단 장치를 개략적으로 나타낸 블록 구성도이다.

[0101] 본 실시예에 따른 질병 진단 장치(100)는 입력부(110), 출력부(120), 프로세서(200), 메모리(300) 및 데이터 베이스(400)를 포함한다. 도 2의 질병 진단 장치(100)는 일 실시예에 따른 것으로서, 도 18에 도시된 모든 블록이 필수 구성요소는 아니며, 다른 실시예에서 질병 진단 장치(100)에 포함된 일부 블록이 추가, 변경 또는 삭제될 수 있다. 한편, 질병 진단 장치(100)에 포함된 각 구성요소들은 각각 별도의 소프트웨어 장치로 구현되거나, 소프트웨어가 결합된 별도의 하드웨어 장치로 구현될 수 있다.

- [0102] 질병 진단 장치(100)는 FCS(Flow Cytometry Standard) 데이터를 자동으로 학습용 데이터로 전처리하고, 전처리된 데이터를 기계학습과 인공지능 진단 모델의 데이터로 활용하고, 기계학습을 통해서 다양한 질병들의 특징값(Feature)를 찾아내고, 특징값들과 질병과의 연관성을 파악하여 예측 가능한 진단 모델을 생성하거나 특정 질병을 진단하는 동작을 수행한다.
- [0103] 입력부(110)는 질병 진단 장치(100)를 제어하기 위한 데이터를 입력하거나 획득하는 수단을 의미한다. 입력부(110)는 프로세서(200)와 연동하여 다양한 형태의 제어신호를 입력하거나, 외부 장치와 연동하여 직접 데이터를 획득하여 프로세서(200)로 전달할 수도 있다.
- [0104] 출력부(120)는 프로세서(200)와 연동하여 데이터의 전처리 결과, 학습결과, 진단 결과 등 다양한 정보를 표시할 수 있다. 출력부(120)는 질병 진단 장치(100)에 구비된 디스플레이(미도시)를 통해 다양한 정보를 표시하는 것이 바람직하나 반드시 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0105] 프로세서(200)는 메모리(300)에 포함된 적어도 하나의 명령어 또는 프로그램을 실행시키는 기능을 수행한다.
- [0106] 본 실시예에 따른 프로세서(200)는 입력부(110) 또는 데이터 베이스(400)로부터 획득한 생체 추출 데이터를 기반으로 데이터 전처리를 수행하고, 전처리된 데이터를 기반으로 질병 진단을 위한 기계학습을 수행한다. 또한, 프로세서(200)는 기 학습된 학습결과를 기반으로 진단 대상의 질병을 진단할 수 있다. 본 실시예에 따른 프로세서(200)의 자세한 동작은 도 3에서 설명하도록 한다. 여기서, 생체 추출 데이터는 생체 추출 FCS(Flow Cytometry Standard) 원시 데이터인 것이 바람직하나 반드시 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0107] 메모리(300)는 프로세서(200)에 의해 실행 가능한 적어도 하나의 명령어 또는 프로그램을 포함한다. 메모리(300)는 생체 추출 데이터를 기반으로 데이터를 전처리하는 동작을 위한 명령어 또는 프로그램을 포함할 수 있다. 또한, 메모리(300)는 전처리된 데이터를 기반으로 기계학습을 수행하는 동작을 위한 명령어 또는 프로그램을 포함할 수 있다. 또한, 메모리(300)는 학습 결과를 기반으로 진단 대상의 질병을 진단하는 동작을 위한 명령어 또는 프로그램을 포함할 수 있다.
- [0108] 데이터 베이스(400)는 데이터베이스 관리 프로그램(DBMS)을 이용하여 컴퓨터 시스템의 저장공간(하드디스크 또는 메모리)에 구현된 일반적인 데이터구조를 의미하는 것으로, 데이터의 검색(추출), 삭제, 편집, 추가 등을 자유롭게 행할 수 있는 데이터 저장형태를 뜻하는 것으로, 오라클(Oracle), 인포믹스(Infomix), 사이베이스(Sybase), DB2와 같은 관계형 데이터베이스 관리 시스템(RDBMS)이나, 겔스톤(Gemston), 오리온(Orion), O2 등과 같은 객체 지향 데이터베이스 관리 시스템(OODBMS) 및 엑셀론(Excelon), 타미노(Tamino), 세카이주(Sekaiju) 등의 XML 전용 데이터베이스(XML Native Database)를 이용하여 본 발명의 일 실시예의 목적에 맞게 구현될 수 있고, 자신의 기능을 달성하기 위하여 적당한 필드(Field) 또는 엘리먼트들을 가지고 있다.
- [0109] 본 실시예에 따른 데이터베이스(400)는 생체 추출 데이터와 관련된 정보를 저장하고, 생체 추출 데이터 및 생체 추출 데이터와 관련된 정보를 제공할 수 있다. 데이터베이스(400)에 저장된 생체 추출 데이터는 혈액의 유세포 분석(Flow Cytometry)에 대한 결과를 나타내는 데이터일 수 있다. 생체 추출 데이터는 기 설정된 정형화된 형식 또는 FCS(Flow Cytometry Standard) 형식의 데이터인 것이 바람직하나 반드시 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0110] 데이터베이스(140)는 질병 진단 장치(100) 내에 구현되는 것으로 기재하고 있으나 반드시 이에 한정되는 것은 아니며, 별도의 데이터 저장장치로 구현될 수도 있다.
- [0111] 도 19는 본 발명의 실시예에 따른 질병 진단 장치에 프로세서의 동작 구성을 개략적으로 나타낸 블록 구성도이다.
- [0112] 본 실시예에 따른 질병 진단 장치(100)에 포함된 프로세서(200)는 데이터 획득부(210), 데이터 전처리부(220), 데이터 학습부(230) 및 질병 진단부(240)를 포함한다. 도 19의 프로세서(200)는 일 실시예에 따른 것으로서, 도 19에 도시된 모든 블록이 필수 구성요소는 아니며, 다른 실시예에서 프로세서(200)에 포함된 일부 블록이 추가, 변경 또는 삭제될 수 있다. 한편, 프로세서(200)에 포함된 각 구성요소들은 각각 별도의 소프트웨어 장치로 구현되거나, 소프트웨어가 결합된 별도의 하드웨어 장치로 구현될 수 있다.
- [0113] 데이터 획득부(210)는 진단 대상의 혈액에서 추출된 생체 추출 데이터를 획득하는 동작을 수행한다. 여기서, 생체 추출 데이터는 혈액의 유세포 분석(Flow Cytometry)에 대한 결과를 나타내는 데이터일 수 있다. 생체 추출 데이터는 기 설정된 정형화된 형식 또는 FCS(Flow Cytometry Standard) 형식의 데이터인 것이 바람직하나 반드시 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0114] 데이터 획득부(210)는 프로세서(200)와 연동하는 입력부(110) 또는 데이터 베이스(400)를 통해 생체 추출 데이

터를 획득할 수 있다. 여기서, 데이터 획득부(210)는 프로세서(200)와 연동하는 데이터 베이스(400)로부터 생체 추출 데이터를 획득하는 경우, 기 설정된 주기마다 자동으로 생체 추출 데이터를 수집하거나 입력부(110)를 통해 입력된 데이터 요청신호를 데이터 베이스(400)로 전송하여 생체 추출 데이터를 수집할 수 있다.

- [0115] 데이터 전처리부(220)는 생체 추출 데이터에 포함된 복수 개의 파라미터를 기반으로 생성된 초기 데이터를 복수의 채널 각각에 대한 좌표값으로 변형하고, 변형된 데이터를 학습용 데이터로 재구성하는 동작을 수행한다. 본 실시예에 따른 데이터 전처리부(220)는 초기 데이터 생성부(222), 데이터 변형부(224) 및 데이터 재구성부(226)를 포함한다.
- [0116] 초기 데이터 생성부(222)는 생체 추출 데이터에 포함된 검사 항목 채널의 복수 개의 파라미터의 전체 또는 일부 파라미터의 측정값을 이용하여 초기 데이터를 생성한다.
- [0117] 초기 데이터 생성부(222)는 복수 개의 파라미터 중 적어도 둘 이상의 파라미터 각각에 대한 상기 측정값을 이용하여 상기 초기 데이터를 생성할 수 있다.
- [0118] 데이터 변형부(224)는 초기 데이터에 포함된 전체 또는 일부 파라미터의 측정값들을 가공없이 병합하여 상기 검사 항목 채널 각각에 대한 좌표값을 포함하는 데이터로 변형하고, 변형된 데이터와 상기 변형된 데이터 각각에 대한 카운트값을 포함하는 데이터 테이블을 생성한다.
- [0119] 또한 데이터 변형부(224)는 초기 데이터에 포함된 전체 또는 일부 파라미터의 측정값들을 선정된 일정한 값(예: 4, 8, 32 등의 특정 값)으로 나눈 몫으로 치환하는 방법으로 데이터를 변형(이미지 깊이 변환)하고, 이때 발생하는 데이터의 유실을 막기 위해 각 몫에 소정의 값(예: 10)을 더하는 방법을 취한다.
- [0120] 이렇게 변형된 데이터와 상기 변형된 데이터 각각에 대한 카운트 값을 포함하는 데이터 테이블을 생성한다.
- [0121] 데이터 변형부(224)는 일부 파라미터의 측정값을 순차적 또는 기 설정된 순서로 병합하여 생성된 좌표값을 포함하는 변형된 데이터로 변형한다.
- [0122] 또한, 데이터 변형부(224)는 변형된 데이터에 포함된 좌표값과 동일한 좌표값이 존재하는 경우, 동일한 좌표값을 삭제하고, 좌표값에 대한 상기 카운트값을 기 설정된 단위로 증가하여 카운트값을 갱신하고, 변형된 데이터와 갱신된 상기 카운트값을 포함하는 상기 데이터 테이블을 생성한다.
- [0123] 데이터 재구성부(226)는 데이터 테이블에 포함된 변형된 데이터를 이용하여 기계학습용 데이터 테이블로 재구성하는 동작을 수행한다.
- [0124] 데이터 재구성부(226)는 변형된 데이터에 포함된 좌표값을 1 차원 좌표값으로 구성하고, 1 차원 좌표값으로 구성하는 과정에서 좌표값이 존재하지 않는 부분을 0 값으로 채우거나, 또는 좌표값이 존재하는 부분만 표시하는 방법을 사용하여 $\prod_{i=1}^m n_i$ (n_i 는 기 설정된 기준 크기값 이상의 자연수) 형태의 기계학습용 이미지(데이터 테이블)로 재구성할 수 있다. 여기서, 재구성된 기계학습용 이미지(데이터 테이블)는 2 차원 또는 3 차원의 형태일 수 있다.
- [0125] 본 실시예에 따른 데이터 전처리부(220)는 질병 진단 장치(100) 내에 포함된 것으로 기재하고 있으나 반드시 이에 한정되는 것은 아니며, 질병 진단 장치(100)와 별도의 장치로 구현될 수 있다. 예를 들어, 데이터 전처리부(220)는 생체 추출 데이터를 진단을 위한 기계학습용 데이터로 변환하는 데이터 전처리장치(미도시)와 같은 별도의 장치로 구현될 수 있으며, 데이터 전처리장치(미도시)는 다양한 형태로 학습을 수행하여 질병을 진단하는 장치와 연동할 수 있다.
- [0126] 데이터 학습부(230)는 재구성된 학습용 데이터에서 특징값을 추출하고, 추출된 특징값을 분류하여 질병 진단을 위한 학습을 수행한다. 본 실시예에 따른 데이터 학습부(230)는 특징 추출부(232) 및 특징 분류부(234)를 포함한다.
- [0127] 특징 추출부(232)는 합성망 알고리즘을 이용하여 기계학습용 데이터 테이블에 포함된 상기 재구성된 데이터 내에서 특징값을 추출한다.
- [0128] 특징 분류부(234)는 특정 질병 별로 특징값을 분류하여 학습을 수행한다.
- [0129] 질병 진단부(240)는 학습된 특징값을 이용하여 특정 질병을 진단하는 동작을 수행한다. 질병 진단부(240)는 진단 대상에 대한 신규 정보가 입력된 경우, 신규 정보와 특정 질병에 대한 특징값을 비교하여 질병을 진단한다.

- [0130] 도 20은 본 발명의 실시예에 따른 생체 추출 데이터 기반의 질병 진단 방법을 설명하기 위한 순서도이다.
- [0131] 질병 진단 장치(100)는 진단 대상의 혈액에서 추출된 생체 추출 데이터를 획득한다(S310). 여기서, 생체 추출 데이터는 혈액의 유세포 분석(Flow Cytometry)에 대한 결과를 나타내는 데이터일 수 있다. 생체 추출 데이터는 기 설정된 정형화된 형식 또는 FCS(Flow Cytometry Standard) 형식의 데이터인 것이 바람직하나 반드시 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0132] 질병 진단 장치(100)는 생체 추출 데이터를 기반으로 초기 데이터를 생성한다(S320). 질병 진단 장치(100)는 생체 추출 데이터에 포함된 검사 항목 채널의 복수 개의 파라미터의 전체 또는 일부 파라미터의 측정값을 이용하여 초기 데이터를 생성한다.
- [0133] 질병 진단 장치(100)는 초기 데이터에 포함된 데이터를 변형하여 데이터 테이블을 생성한다(S330). 질병 진단 장치(100)는 초기 데이터에 포함된 일부 파라미터의 측정값들을 병합하여 상기 검사 항목 채널 각각에 대한 좌표값을 포함하는 데이터로 변형하고, 변형된 데이터와 상기 변형된 데이터 각각에 대한 카운트값을 포함하는 데이터 테이블을 생성한다.
- [0134] 질병 진단 장치(100)는 데이터 테이블에 포함된 변형된 데이터를 재구성하여 기계학습용 데이터 테이블을 생성한다(S340).
- [0135] 질병 진단 장치(100)는 데이터 테이블에 포함된 변형된 데이터에 포함된 좌표값을 1 차원 좌표값으로 구성하고, 1 차원 좌표값으로 구성하는 과정에서 좌표값이 존재하지 않는 부분을 0 값으로 채우거나, 또는 좌표값이 존재하는 부분만 표시하는 방법을 사용하여 $\prod_{i=1}^m n_i$ (n_i 는 기 설정된 기준 크기값 이상의 자연수) 형태의 기계학습용 이미지(데이터 테이블)로 재구성할 수 있다.
- [0136] 질병 진단 장치(100)는 합성망 알고리즘을 이용하여 기계학습용 데이터 테이블에 포함된 재구성된 데이터 내에서 특징값을 추출한다(S350).
- [0137] 질병 진단 장치(100)는 특징값을 기반으로 학습을 수행하여 특정 질병 별로 특징값을 분류한다(S360).
- [0138] 질병 진단 장치(100)는 학습된 특징값을 이용하여 특정 질병을 진단한다(S370). 질병 진단 장치(100)는 진단 대상에 대한 신규 정보가 입력된 경우, 신규 정보와 특정 질병에 대한 특징값을 비교하여 질병을 진단한다.
- [0139] 도 20에서는 각 단계를 순차적으로 실행하는 것으로 기재하고 있으나, 반드시 이에 한정되는 것은 아니다. 다시 말해, 도 20에 기재된 단계를 변경하여 실행하거나 하나 이상의 단계를 병렬적으로 실행하는 것으로 적용 가능할 것이므로, 도 20은 시계열적인 순서로 한정되는 것은 아니다.
- [0140] 도 20에 기재된 본 실시예에 따른 질병 진단 방법은 애플리케이션(또는 프로그램)으로 구현되고 단말장치(또는 컴퓨터)로 읽을 수 있는 기록매체에 기록될 수 있다. 본 실시예에 따른 질병 진단 방법을 구현하기 위한 애플리케이션(또는 프로그램)이 기록되고 단말장치(또는 컴퓨터)가 읽을 수 있는 기록매체는 컴퓨팅 시스템에 의하여 읽혀질 수 있는 데이터가 저장되는 모든 종류의 기록장치 또는 매체를 포함한다.
- [0141] 도 21은 본 발명의 실시예에 따른 환자정보 및 생체 추출 데이터를 이용하여 질병을 진단하는 동작을 설명하기 위한 예시도이다. 구체적으로, 도 21은 본 발명의 실시예에 따른 환자정보 및 생체 추출 FCS 원시 데이터를 시각인식 기계학습에 적용할 수 있는 초입방체 형상으로 전환하는 데이터 전처리 과정을 설명하기 위한 예시도이다.
- [0142] 질병 진단 장치(100)에서 데이터 전처리부(220)는 기계학습을 위한 데이터 전처리를 수행한다.
- [0143] 진단 대상을 구분할 수 있는 환자 정보를 식명화 처리하고, 식명화된 정보의 임상 검사 결과를 데이터 전처리부(220)로 입력한다.
- [0144] 데이터 전처리부(220)는 기 설정된 엑셀 형식 또는 FCS 형식의 생체 추출 데이터를 획득하고, 생체 추출 데이터에 포함된 복수의 파라미터의 측정값을 벡터 기반의 좌표값으로 표현하여 초기 데이터를 생성한다.
- [0145] 데이터 전처리부(220)는 초기 데이터에 포함된 복수 개의 파라미터의 좌표값들을 병합하여 하나의 좌표값으로 변형하고, 변형된 데이터와 각각의 병합된 좌표값의 카운팅을 통해 데이터 테이블(데이터 프레임)을 생성한다. 데이터 전처리부(220)는 데이터베이스에 저장된 데이터를 READ 또는 WRITE하여 데이터 테이블을 갱신 처리한다.
- [0146] 데이터 전처리부(220)는 데이터 테이블에 포함된 변형된 데이터를 재구성하여 변환한다. 데이터 전처리부(220)

는 질병 진단 장치(100)는 데이터 테이블에 포함된 변형된 데이터에 포함된 좌표값을 1 차원 좌표값으로 구성하고, 1 차원 좌표값으로 구성하는 과정에서 좌표값이 존재하지 않는 부분을 0 값으로 채우거나, 또는 좌표값이 존재하는 부분만 표시하는 방법을 사용하여 $\prod_{i=1}^m n_i$ (n_i 는 기 설정된 기준 크기값 이상의 자연수) 형태의 기계 학습용 이미지(데이터 테이블)로 재구성할 수 있다.

- [0147] 데이터 전처리부(220)는 변환된 기계학습용 데이터 또는 기계학습용 데이터 테이블을 데이터 학습부(230)로 전달하여 특정 질병을 진단하기 위한 학습이 수행되도록 한다.
- [0148] 도 22는 본 발명의 실시예에 따른 신경 네트워크를 이용하여 질병을 진단하는 동작을 설명하기 위한 블록도이다.
- [0149] 데이터 학습부(230)는 데이터 전처리부(220)에서 구성된 기계학습용 데이터를 입력 데이터로 사용하여 이미지 학습의 과정을 수행한다.
- [0150] 데이터 학습부(230)는 이미지 학습의 과정을 통하여 입력 데이터에서 특징값(Feature)을 검출하는 동작을 수행한다. 여기서, 데이터 학습부(230)는 복수의 컨볼루션 레이어(Convolutional Layer) 기반의 합성망 알고리즘 및 기타 다른 향상된 기계학습 알고리즘을 이용하여 입력 데이터의 특징값을 검출할 수 있다.
- [0151] 데이터 학습부(230)는 검출된 특징값들을 기반으로 학습을 진행하여 특정 질병의 특징값들의 분류를 수행한다.
- [0152] 질병 진단부(240)는 데이터 학습부(230)의 학습결과를 기반으로 질병의 진단을 수행할 수 있다. 질병 진단부(240)는 진단 대상에 대한 신규 데이터 또는 기계학습 이전의 데이터가 입력된 경우, 해당 데이터에서 기 학습된 특정 질병(예: 혈액암 등) 환자군에서 추출한 특징값의 유무를 분석하고, 특징값의 유무에 따라 특정 질병을 진단할 수 있다.
- [0153] 도 23은 본 발명의 실시예에 따른 컴퓨터 내 진단장치의 동작 프로세스를 설명하기 위한 예시도이다.
- [0154] 본 실시예에 따른 질병 진단 장치(100)는 컴퓨터 내의 진단장치(700)로 구현될 수 있다. 컴퓨터 내의 진단장치(700)는 데이터 처리부(710), 특징값 생성부(720), 인공지능부(730) 및 진단부(740)를 포함하여 구성될 수 있다.
- [0155] 데이터 처리부(710)는 생체 추출 데이터에 포함된 복수 개의 파라미터를 기반으로 생성된 초기 데이터를 복수의 채널 각각에 대한 좌표값으로 변형하고, 변형된 데이터를 기계학습용 데이터로 재구성하는 동작을 수행한다. 여기서, 데이터 처리부(710)는 데이터 전처리부(220)의 전체 또는 일부 기능을 포함하는 형태로 구현될 수 있다.
- [0156] 특징값 생성부(720)는 합성망 알고리즘 및 기타 다른 향상된 기계학습 알고리즘을 이용하여 기계학습용 데이터 테이블에 포함된 재구성된 데이터 내에서 추출된 특징값을 생성할 수 있다. 여기서, 특징값 생성부(720)는 데이터 학습부(230)의 일부 기능을 포함하는 형태로 구현될 수 있다.
- [0157] 인공지능부(730)는 추출된 특징값을 기반으로 학습을 수행하고, 학습결과에 따라 특정 질병 별로 특징값을 분류한다. 여기서, 인공지능부(730)는 데이터 학습부(230)의 일부 기능을 포함하는 형태로 구현될 수 있다.
- [0158] 진단부(740)는 학습된 특징값을 이용하여 특정 질병을 진단한다. 진단부(740)는 진단 대상에 대한 신규 정보가 입력된 경우, 신규 정보와 특정 질병에 대한 특징값을 비교하여 질병을 진단한다. 여기서, 진단부(740)는 질병 진단부(240)의 전체 또는 일부 기능을 포함하는 형태로 구현될 수 있다.
- [0159] 도 24 및 도 25는 본 발명의 실시예에 따른 생체 추출 데이터를 기반으로 초기 데이터를 생성하는 동작을 설명하기 위한 예시도이다.
- [0160] 도 24를 참조하면, 진단 대상의 혈액에서 추출된 생체 추출 데이터는 복수 개의 파라미터를 포함하고, 복수 개의 파라미터 각각은 측정값을 포함한다. 예를 들어, 자동 혈구 분석기를 통해 추출된 생체 추출 데이터는 환자 및 검체 그리고 분석 장비의 분석 모듈 별로 두 개 내지 네 개의 파일로 구분되며, 각 파일은 분석 파라미터 별 측정값이 도 24와 같이 나열되어 있는 테이블 형식으로 구현될 수 있다.
- [0161] 예를 들어, 생체 추출 데이터는 4 개의 분석 파라미터를 이용한 4 차원의 좌표들로 이루어진 점들의 집합일 수 있다. 하지만, 이미지 표현을 통해 이해를 돕기 위하여 생체 추출 데이터에 포함된 네 개의 파라미터 중 세 개의 파라미터를 선택하고, 선택된 파라미터를 이용하여 도 25와 같이 3 차원적 좌표점들로 표현하였다. 여기서, 질병 진단 장치(100)는 선택된 파라미터를 통해 데이터 전처리를 위한 초기 데이터를 생성할 수 있다.

- [0162] 도 26 내지 도 29는 본 발명의 실시예에 따른 복수의 채널 각각의 초기 데이터를 나타낸 예시도이다. 도 26 내지 도 29는 본 발명의 실시예에 따른 CBC 유래 FCS 데이터에 포함된 복수의 파라미터(본 예에서는 3 개의 파라미터) 각각의 초기 데이터를 3차원 (초)입방체 내 형상으로 나타낸 예시도이다. 도 26 내지 도 29에 예시한 각 10 개의 입방체 내 형상은 10 개의 검체 또는 10 명의 환자에서 유래한 데이터를 시각화한 것으로 유사하면서도 각기 다른 형태적 특징을 갖고 있다.
- [0163] 생체 추출 데이터를 기반으로 3 차원의 좌표점들은 도 26 내지 도 29와 같은 플롯(plot)으로 그래프화될 수 있다. 이러한 좌표점들의 플롯 양상은 환자/검체 별로 유사하지만 미세한 차이를 보인다. 예를 들어, 자동혈액분석장비는 2 개 내지 4 개의 채널(또는 모듈)을 통한 개별적 분석을 동시에 시행하기 때문에 한 검체 당 2 개 내지 4 개의 FCS 데이터를 생성할 수 있다.
- [0164] 도 26 내지 도 29는 10 명의 환자에서 수집한 자동혈구분석(CBC) 각 채널 별 FCS 데이터의 4 개 파라미터들(FCS, FCSW, SSC, SFL: 4 차원) 중 세 개의 파라미터를 3 차원 좌표에 열거해 놓은 것이다. 각 채널 별로 10 개의 FCS 데이터 플롯을 열거하여 육안 비교가 가능하도록 나타내었다.
- [0165] 도 26은 WDF channel(자동혈구분석기 백혈구 분석 channel 중 하나)에 대한 플롯들이고, 도 27은 WPC channel(자동혈구분석기 백혈구 분석 channel 중 하나)에 대한 플롯들을 나타낸다. 도 28은 WNR channel(자동혈구분석기 백혈구 분석 channel)에 대한 플롯들이고, 도 29는 PLT-F channel(자동혈구분석기 혈소판 분석 channel 중 하나)에 대한 플롯들을 나타낸다. 도 26 내지 도 29에 도시된 각 플롯은 유사한 군집(Clustering) 양상을 보이거나 자세한 분포 양상에서 미세한 차이를 보인다.
- [0166] 도 30 및 도 31은 본 발명의 실시예에 따른 생체 추출 데이터를 기반으로 기본적인 데이터를 변형하는 동작을 설명하기 위한 예시도이다.
- [0167] 도 30은 FCS 데이터를 초입방체 공간 내(이 예에서는 3 개 파라미터에 대응하는 3차원 입방체) 형상으로 표현할 수 있음을 설명하기 위한 예시도이다. 초입방체 공간은 초입방체 픽셀의 집합으로 구성되어 있으며, 각 픽셀의 위치를 나타내는 좌표가 각 대응 파라미터의 측정값이 된다. 각 픽셀의 음영(gray scale) 강도는 각 픽셀의 위치에 해당하는 파라미터 값의 조합을 갖는 세포 또는 입자의 수에 의해 결정된다.
- [0168] 도 31은 초기 데이터를 변형하는 동작을 설명하기 위한 데이터 테이블을 나타낸다. 도 31은 파라미터 값과 초입방체 픽셀 좌표와의 관계, 그리고 각 픽셀의 음영 강도 정의에 따라 픽셀 별 음영 강도(Count 열)를 나타내고 픽셀의 좌표에 따라 정렬하여 표시한 테이블의 예시 설명이다.
- [0169] 질병 진단 장치(100)는 초기 데이터(FCS 데이터)의 파라미터 각각의 측정값들을 병합하여 각각의 검사 항목값이 하나의 좌표값이 되도록 변형한다.
- [0170] 또한 진단장치(100)는 초기 데이터에 포함된 전체 또는 일부 파라미터의 측정값들을 선정된 일정한 값(예: 4, 8, 32 등의 특정 값)으로 나눈 몫으로 치환하는 방법으로 데이터를 변형(이미지 깊이 변환)하고, 이때 발생하는 데이터의 유실을 막기 위해 각 몫에 소정의 값(예: 10)을 더하는 방법을 취한다.
- [0171] 또한, 질병 진단 장치(100)는 변형된 데이터와 상기 변형된 데이터 각각에 대한 카운트값을 포함하는 데이터 테이블을 생성한다.
- [0172] 질병 진단 장치(100)는 변형된 데이터에 포함된 좌표값과 동일한 좌표값이 존재하는 경우, 동일한 좌표값을 삭제하고 좌표값에 대한 카운트값을 기 설정된 단위로 증가하여 카운트값을 갱신하고, 변형된 데이터와 갱신된 카운트값을 포함하는 데이터 테이블을 생성한다. 예를 들어, 질병 진단 장치(100)는 변형된 데이터의 좌표값이 1 개일 경우 카운트값을 1로 부여하고, 동일한 좌표값이 존재하는 경우 해당 좌표값의 카운트값을 2로 부여하는 방식으로 새로운 데이터 테이블을 생성할 수 있다.
- [0173] 질병 진단 장치(100)는 데이터 테이블을 통해, 좌표 공간 내 각 픽셀(pixel)에 해당하는 좌표점의 수를 계산할 수 있다. 도 10a의 예시는 변형된 데이터에 포함된 좌표값을 그래프로 나타낸 것이고, 도 10b는 데이터 테이블을 통해 좌표 공간 내 각 픽셀(pixel)에 해당하는 좌표점을 카운팅하는 동작을 나타낸다.
- [0174] 도 32는 본 발명의 실시예에 따른 생체 추출 데이터를 기반으로 데이터를 재구성하는 동작을 예시하여 설명하기 위한 도면이다. FCS 데이터를 상기 방법과 같이 초입방체 내 형상을 나타내는 테이블로 1차 전환한 뒤 이를 재배열하여 2차원 이미지 형식으로 2차 변환한 예시도이다.
- [0175] 질병 진단 장치(100)는 데이터 테이블의 좌표 순으로 표시된 카운트 값을 동일한 순서의 1 차원 배열로 나타내

고, 이를 재구성하여 기계학습용 2차원 배열(이미지 형식)로 재구성할 수 있다.

[0176] 질병 진단 장치(100)는 변형된 데이터에 포함된 좌표값을 1 차원 좌표값으로 구성하고, 1 차원 좌표값으로 구성하는 과정에서 좌표값이 존재하지 않는 부분을 0 값으로 채우거나, 또는 좌표값이 존재하는 부분만 표시하는 방법을 사용하여 $\prod_{i=1}^m n_i$ (n_i 는 기 설정된 기준 크기값 이상의 자연수) 형태의 기계학습용 데이터 테이블로 재구성할 수 있다. 예를 들어, 질병 진단 장치(100)는 도 11에 도시된 바와 같이, 12 * 12 크기의 기계학습용 데이터 테이블과 같이 데이터를 재구성할 수 있다. 여기서, 하나의 행은 하나의 좌표값 및 카운트값을 의미한다.

[0177] 장치는 하드웨어, 펌웨어, 소프트웨어 또는 이들의 조합에 의해 로직회로 내에서 구현될 수 있고, 범용 또는 특정 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수도 있다. 장치는 고정배선형(Hardwired) 기기, 필드 프로그램 가능한 게이트 어레이(Field Programmable Gate Array, FPGA), 주문형 반도체(Application Specific Integrated Circuit, ASIC) 등을 이용하여 구현될 수 있다. 또한, 장치는 하나 이상의 프로세서 및 컨트롤러를 포함한 시스템온칩(System on Chip, SoC)으로 구현될 수 있다.

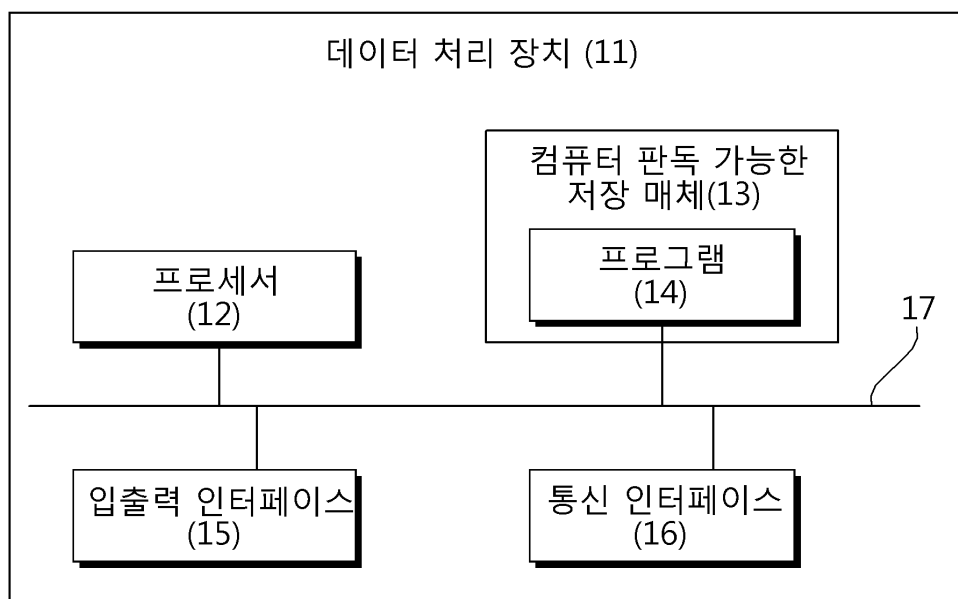
[0178] 장치는 하드웨어적 요소가 마련된 컴퓨팅 디바이스 또는 서버에 소프트웨어, 하드웨어, 또는 이들의 조합하는 형태로 탑재될 수 있다. 컴퓨팅 디바이스 또는 서버는 각종 기기 또는 유무선 통신망과 통신을 수행하기 위한 통신 모듈 등의 통신장치, 프로그램을 실행하기 위한 데이터를 저장하는 메모리, 프로그램을 실행하여 연산 및 명령하기 위한 마이크로프로세서 등을 전부 또는 일부 포함한 다양한 장치를 의미할 수 있다.

[0179] 본 실시예들에 따른 동작은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능한 매체에 기록될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능한 매체는 실행을 위해 프로세서에 명령어를 제공하는 데 참여한 임의의 매체를 나타낸다. 컴퓨터 판독 가능한 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 또는 이들의 조합을 포함할 수 있다. 예를 들면, 자기 매체, 광기록 매체, 메모리 등이 있을 수 있다. 컴퓨터 프로그램은 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어 분산 방식으로 컴퓨터가 읽을 수 있는 코드가 저장되고 실행될 수도 있다. 본 실시예를 구현하기 위한 기능적인(Functional) 프로그램, 코드, 및 코드 세그먼트들은 본 실시예가 속하는 기술분야의 프로그래머들에 의해 용이하게 추론될 수 있을 것이다.

[0180] 본 실시예들은 본 실시예의 기술 사상을 설명하기 위한 것이고, 이러한 실시예에 의하여 본 실시예의 기술 사상의 범위가 한정되는 것은 아니다. 본 실시예의 보호 범위는 아래의 청구범위에 의하여 해석되어야 하며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 기술 사상은 본 실시예의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

도면

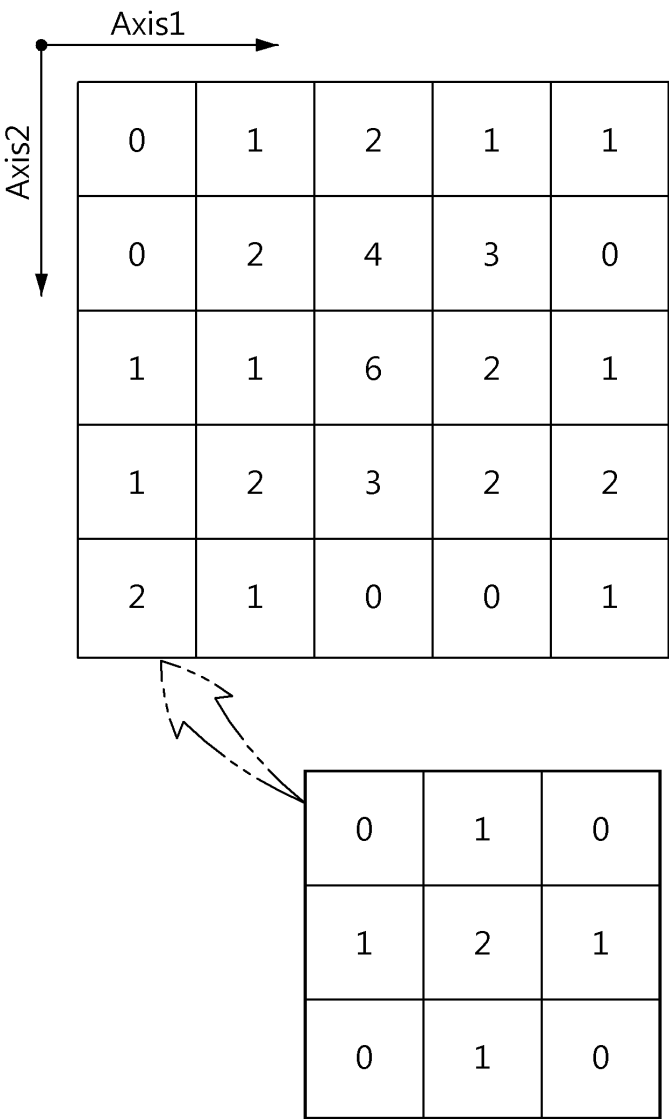
도면1



도면2

| Axis1 | Axis2 | Axis3 | Axis4 | Axis5 | Axis6 | Density |
|-------|-------|-------|-------|-------|-------|---------|
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 2 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 16 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 11 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 3 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 18 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 2 | 14 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 3 | 1 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 4 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 1 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 1 | 16 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 2 | 12 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 3 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 4 | 1 |

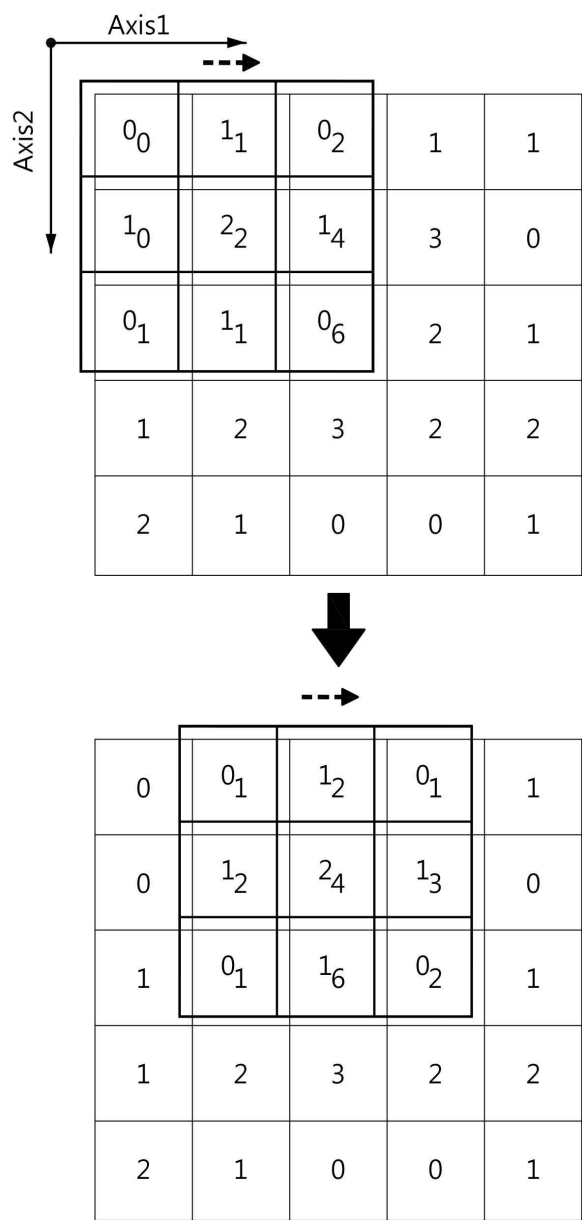
도면3



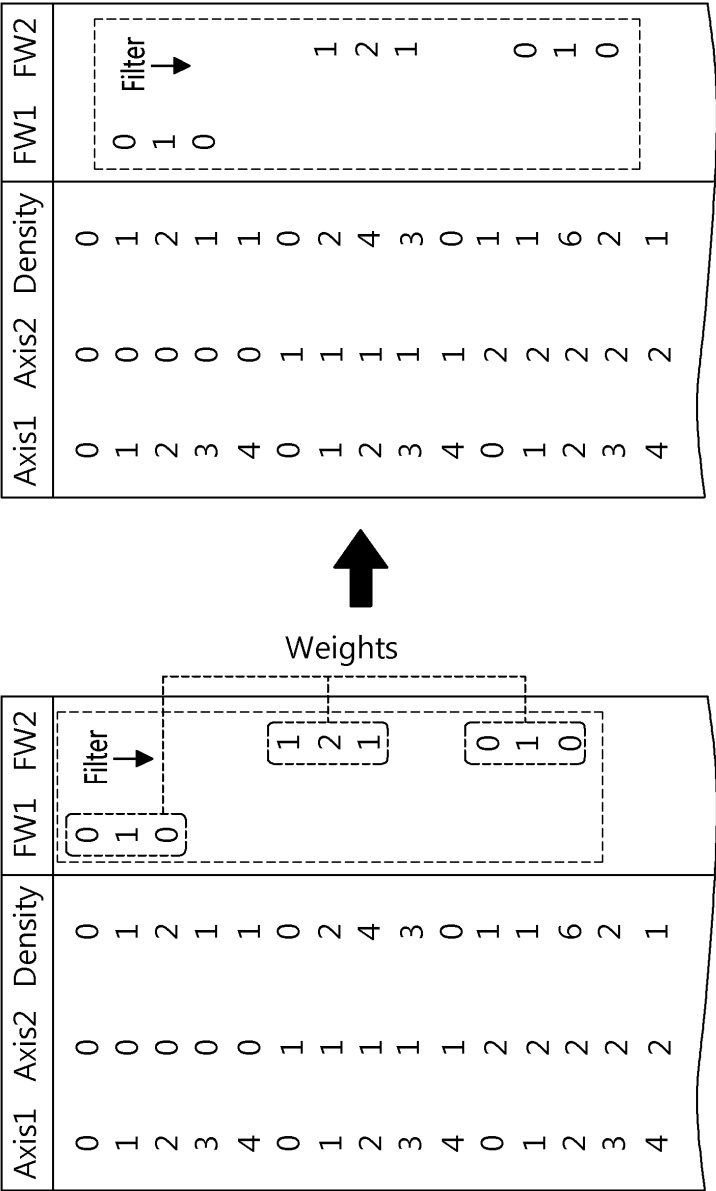
도면4

| Axis1 | Axis2 | Density |
|-------|-------|---------|
| 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 1 |
| 2 | 0 | 2 |
| 3 | 0 | 1 |
| 4 | 0 | 1 |
| 0 | 1 | 0 |
| 1 | 1 | 2 |
| 2 | 1 | 4 |
| 3 | 1 | 3 |
| 4 | 1 | 0 |
| 0 | 2 | 1 |
| 1 | 2 | 1 |
| 2 | 2 | 6 |
| 3 | 2 | 2 |
| 4 | 2 | 1 |
| 0 | 3 | 1 |
| 1 | 3 | 2 |
| 2 | 3 | 3 |
| 3 | 3 | 2 |
| 4 | 3 | 2 |
| 0 | 4 | 2 |
| 1 | 4 | 1 |
| 2 | 4 | 0 |
| 3 | 4 | 0 |
| 4 | 4 | 1 |

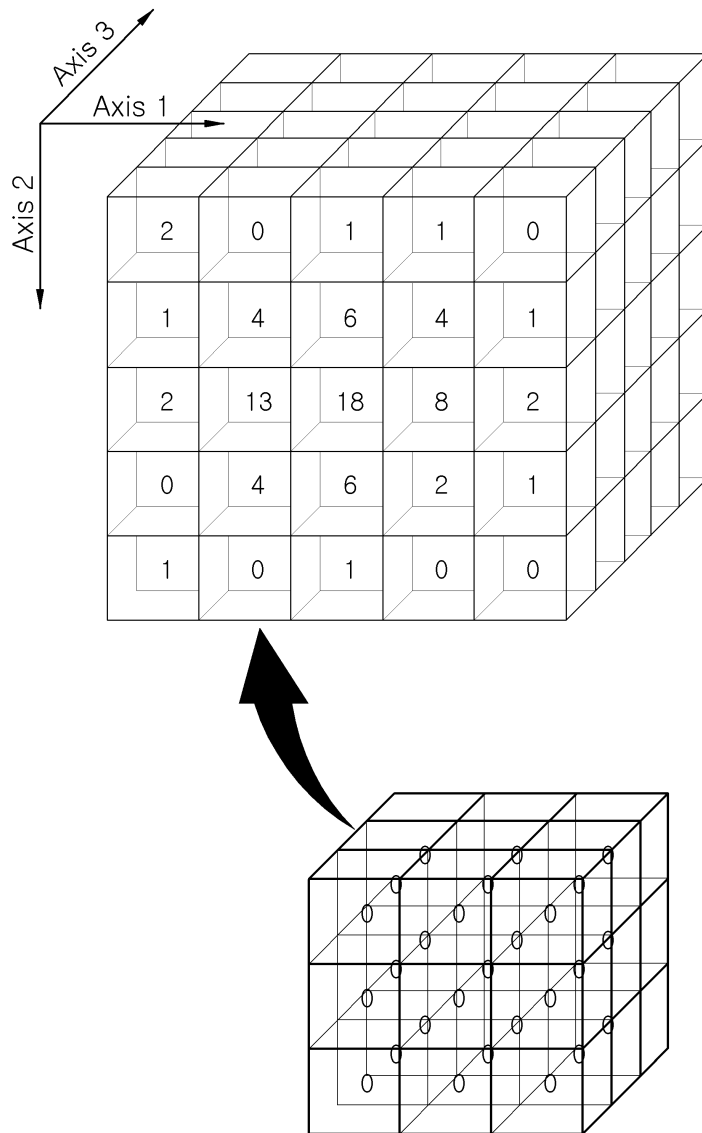
도면5



도면6



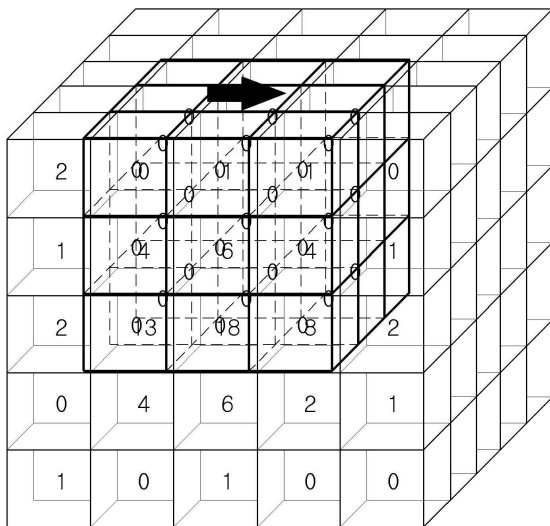
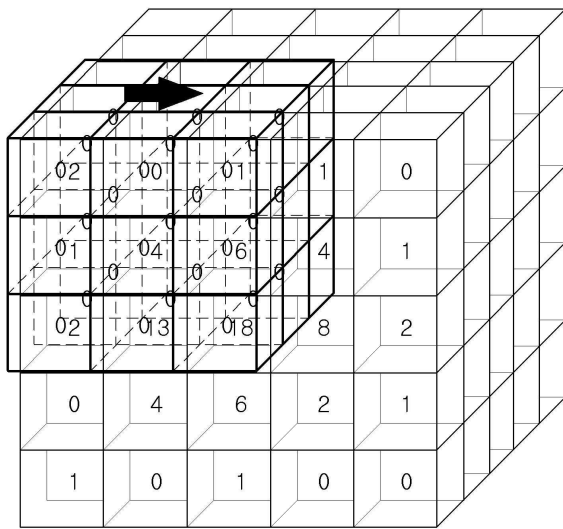
도면7



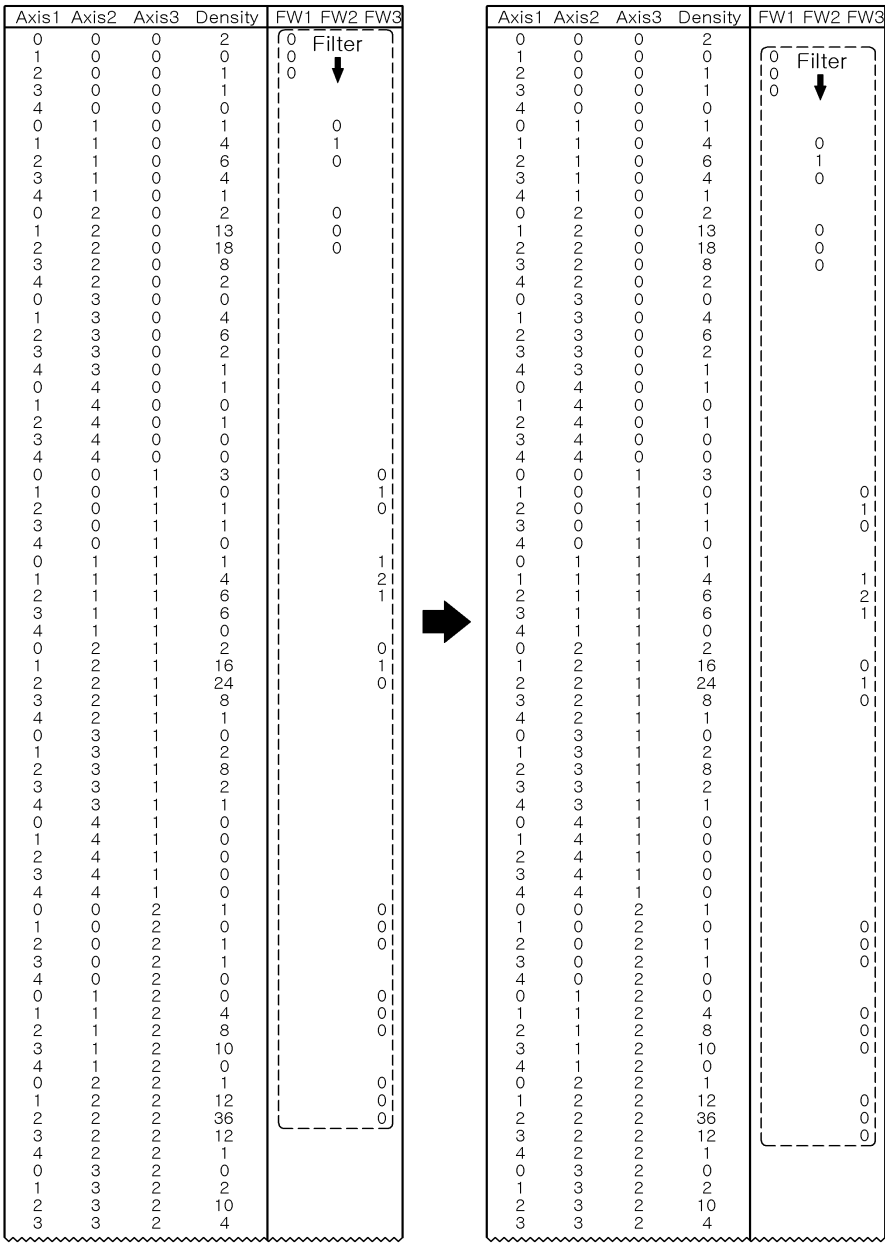
도면8

| Axis1 | Axis2 | Axis3 | Density |
|-------|-------|-------|---------|
| 0 | 0 | 0 | 2 |
| 1 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 0 | 1 |
| 3 | 0 | 0 | 1 |
| 4 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 0 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 4 |
| 2 | 1 | 0 | 6 |
| 3 | 1 | 0 | 4 |
| 4 | 1 | 0 | 1 |
| 0 | 2 | 0 | 2 |
| 3 | 3 | 4 | 2 |
| 4 | 3 | 4 | 1 |
| 0 | 4 | 4 | 0 |
| 1 | 4 | 4 | 0 |
| 2 | 4 | 4 | 1 |
| 3 | 4 | 4 | 0 |
| 4 | 4 | 4 | 0 |

도면9



도면10



도면11

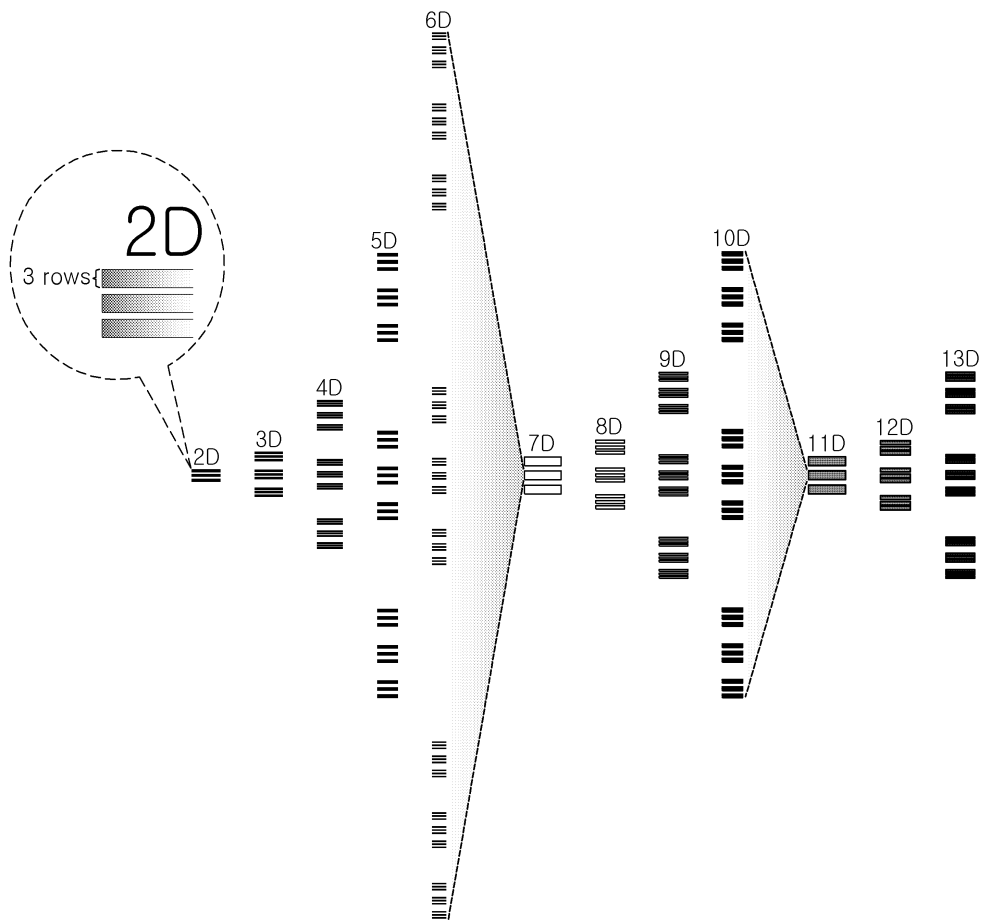
| Axis1 | Axis2 | Axis3 | ... | Axis n | Density | Filter weight |
|---------|---------|---------|-----|---------|---------|---------------|
| 0 | 0 | 0 | ... | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 0 | ... | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 0 | ... | 0 | 0 | 0 |
| <hr/> | | | | | | |
| k_1-2 | 0 | 0 | ... | 0 | 2 | |
| k_1-1 | 0 | 0 | ... | 0 | 0 | |
| 0 | 1 | 0 | ... | 0 | 2 | 0 |
| 1 | 1 | 0 | ... | 0 | 4 | 1 |
| <hr/> | | | | | | |
| k_1-2 | k_2-2 | 0 | ... | 0 | 2 | |
| k_1-1 | k_2-2 | 0 | ... | 0 | 0 | |
| 0 | k_2-1 | 0 | ... | 0 | 2 | |
| 1 | k_2-1 | 0 | ... | 0 | 0 | |
| <hr/> | | | | | | |
| k_1-2 | k_2-1 | 0 | ... | 0 | 0 | 0 |
| k_1-1 | k_2-1 | 0 | ... | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 1 | ... | 0 | 4 | 0 |
| 1 | 0 | 1 | ... | 0 | 0 | 1 |
| <hr/> | | | | | | |
| k_1-2 | k_2-1 | k_3-1 | ... | 0 | 0 | 0 |
| k_1-1 | k_2-1 | k_3-1 | ... | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | ... | 1 | 4 | 0 |
| 1 | 0 | 0 | ... | 1 | 0 | 1 |
| <hr/> | | | | | | |
| k_1-2 | 0 | 1 | ... | 1 | | |
| k_1-1 | 0 | 1 | ... | 1 | | |
| 0 | 1 | 1 | ... | 1 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 1 | ... | 1 | 4 | 2 |
| 2 | 1 | 1 | ... | 1 | 8 | 1 |
| 3 | 1 | 1 | ... | 1 | 8 | |
| 4 | 1 | 1 | ... | 1 | 64 | |
| <hr/> | | | | | | |
| 0 | 2 | 2 | ... | 2 | 0 | 0 |
| 1 | 2 | 2 | ... | 2 | 0 | 0 |
| 2 | 2 | 2 | ... | 2 | 2 | 0 |
| 3 | 2 | 2 | ... | 2 | 0 | |
| <hr/> | | | | | | |
| k_1-4 | k_2-2 | k_3-2 | ... | k_n-2 | 2 | |
| k_1-3 | k_2-2 | k_3-2 | ... | k_n-2 | 8 | |
| k_1-2 | k_2-2 | k_3-2 | ... | k_n-2 | 2 | |
| k_1-1 | k_2-2 | k_3-2 | ... | k_n-2 | 0 | |
| 0 | k_2-1 | k_3-2 | ... | k_n-2 | 0 | |
| 1 | k_2-1 | k_3-2 | ... | k_n-2 | 0 | |
| <hr/> | | | | | | |
| k_1-4 | k_2-1 | k_3-1 | ... | k_n-1 | 0 | |
| k_1-3 | k_2-1 | k_3-1 | ... | k_n-1 | 0 | |
| k_1-2 | k_2-1 | k_3-1 | ... | k_n-1 | 0 | |
| k_1-1 | k_2-1 | k_3-1 | ... | k_n-1 | 0 | |

Filter frame

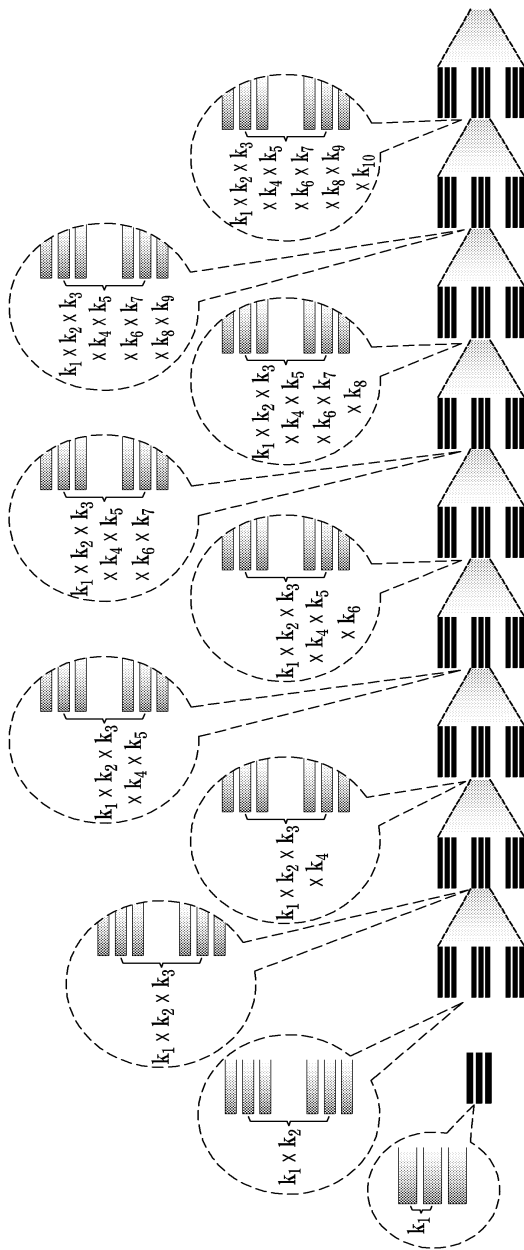
start point
of filter center

end point
of filter center

도면12



도면13



도면14

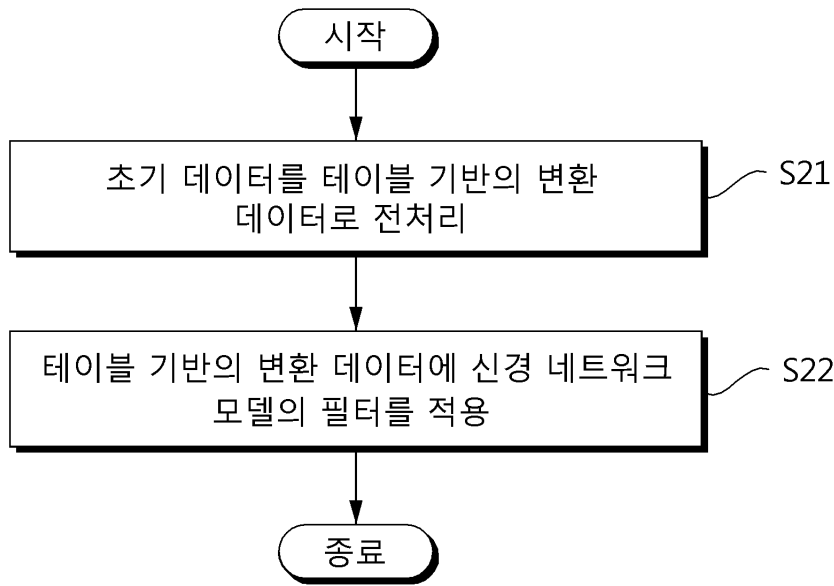
| Serial No. | Axis1 | Axis2 | Axis3 | Density | 1 | | | 2 | | | 3 | | |
|------------|-------|-------|-------|---------|----|----|----|----|----|----|----|----|----|
| | | | | | K1 | K2 | K3 | K1 | K2 | K3 | K1 | K2 | K3 |
| 1 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | | | 0 | | | | | |
| 2 | 1 | 0 | 0 | 0 | | | | 0 | | | | | |
| 3 | 2 | 0 | 0 | 0 | | | | | | | | | |
| 4 | 3 | 0 | 0 | 1 | 0 | | | | | | | | |
| 5 | 4 | 0 | 0 | 0 | | | | 0 | | | | | |
| 6 | 0 | 1 | 0 | 1 | | | | | | | | | |
| 7 | 1 | 1 | 0 | 4 | 1 | | | 0 | | | | | |
| 8 | 2 | 1 | 0 | 6 | 0 | | | 1 | | | | | |
| 9 | 3 | 1 | 0 | 4 | | | | 0 | | | | | |
| 10 | 4 | 1 | 0 | 1 | | | | | | | | | |
| 11 | 0 | 2 | 0 | 2 | 0 | | | | | | | | |
| 12 | 1 | 2 | 0 | 13 | 0 | | | 0 | | | | | |
| 13 | 2 | 2 | 0 | 18 | 0 | | | 0 | | | | | |
| 14 | 3 | 2 | 0 | 8 | | | | 0 | | | | | |
| 15 | 4 | 2 | 0 | 2 | | | | | | | | | |

The diagram illustrates the spatial arrangement of 15 serial numbers across three axes (K1, K2, K3) for levels 1, 2, and 3. The grid shows the following data:

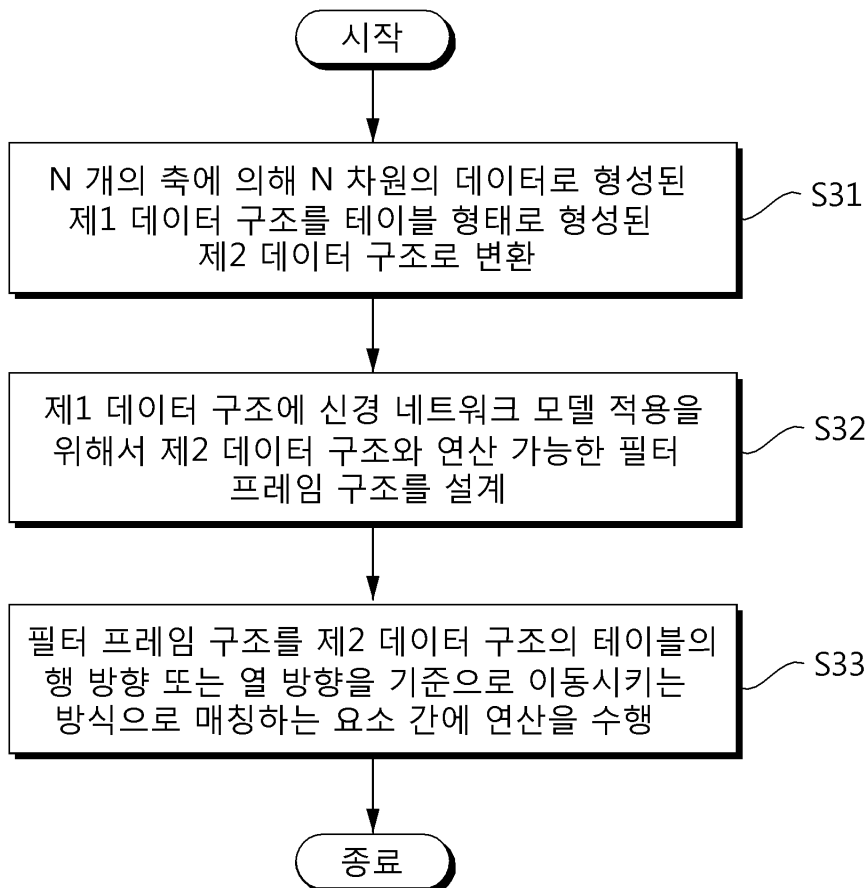
- Level 1:** Serials 1-15 are arranged in a sequence from top-left to bottom-right. A dashed box encloses serials 1 through 13.
- Level 2:** Serials 1-15 are arranged in a sequence from top-left to bottom-right. A dashed arrow points from serial 1 to serial 13.
- Level 3:** Serials 1-15 are arranged in a sequence from top-left to bottom-right. A dashed arrow points from serial 1 to serial 13.

Arrows indicate movement between points, and labels like "skip" are present near the bottom right of the grid.

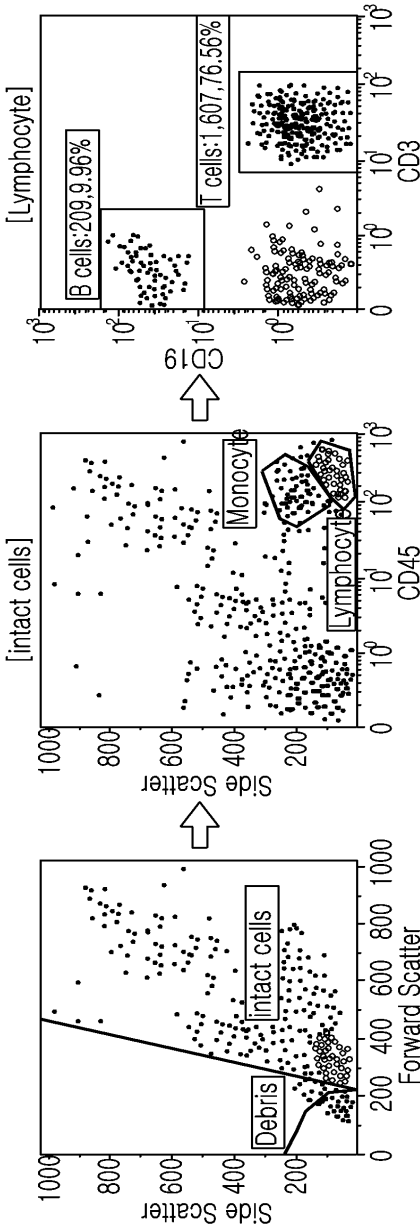
도면15



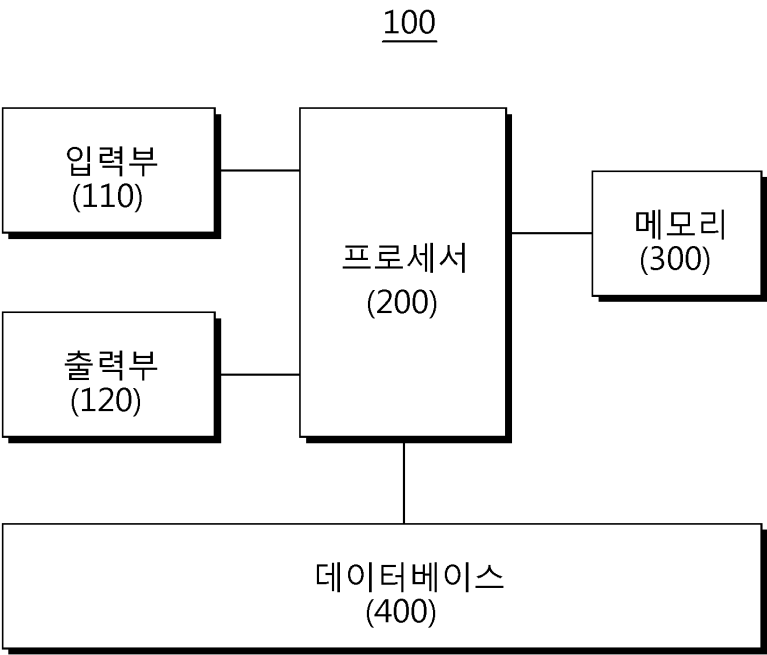
도면16



도면17

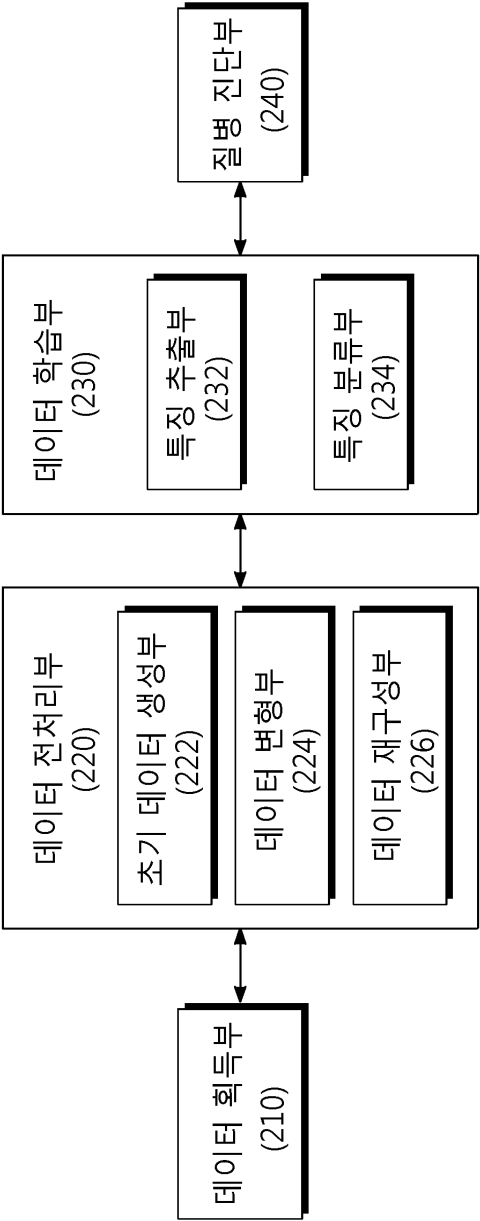


도면18

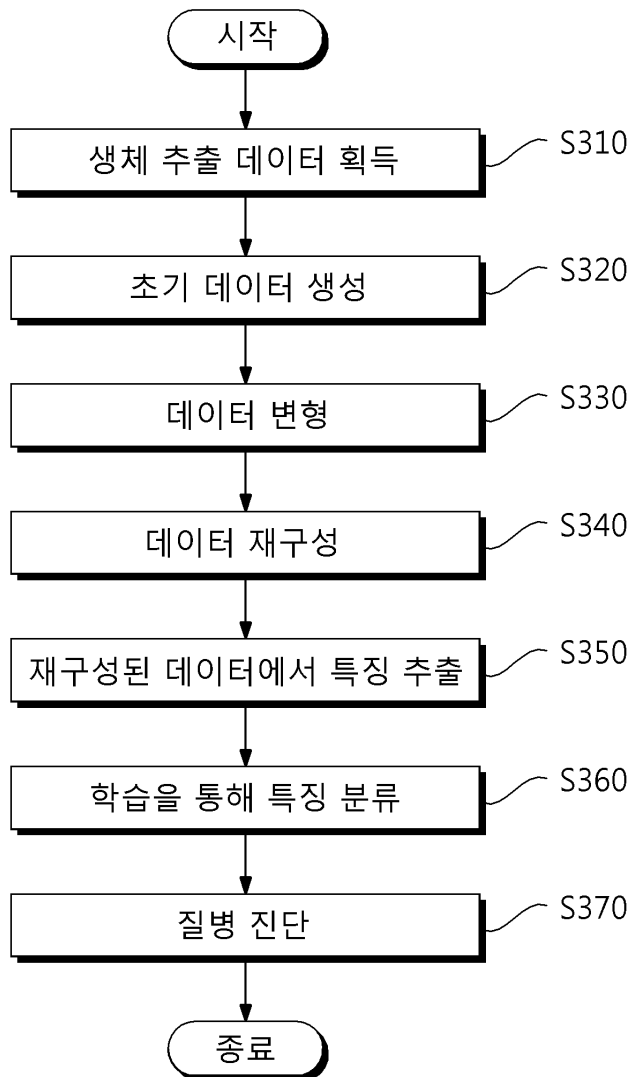


도면19

200

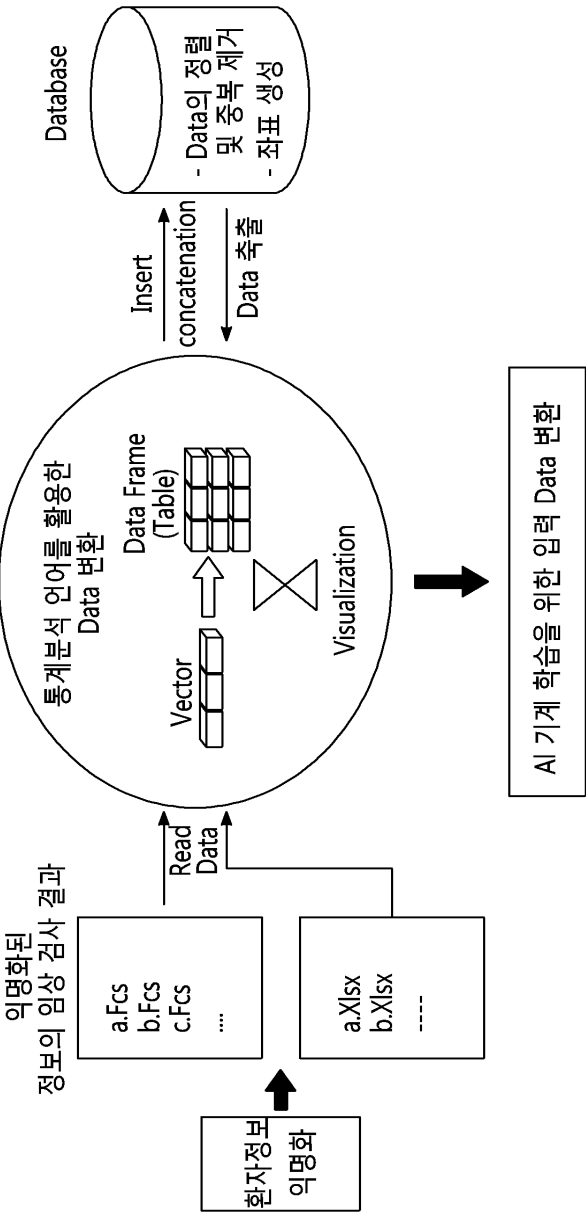


도면20



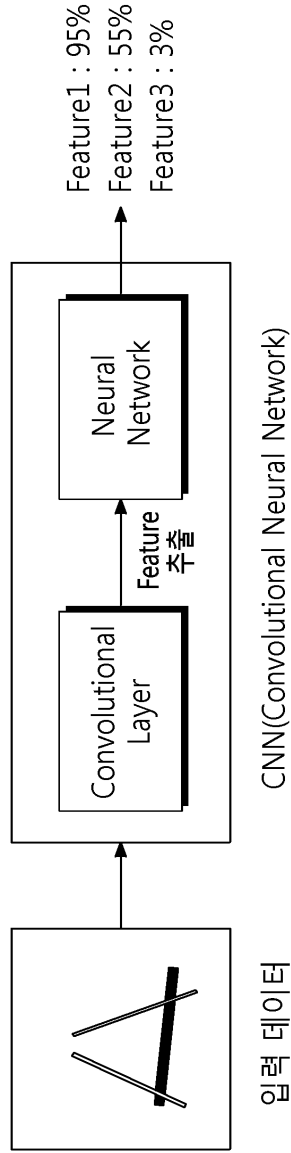
도면21

220



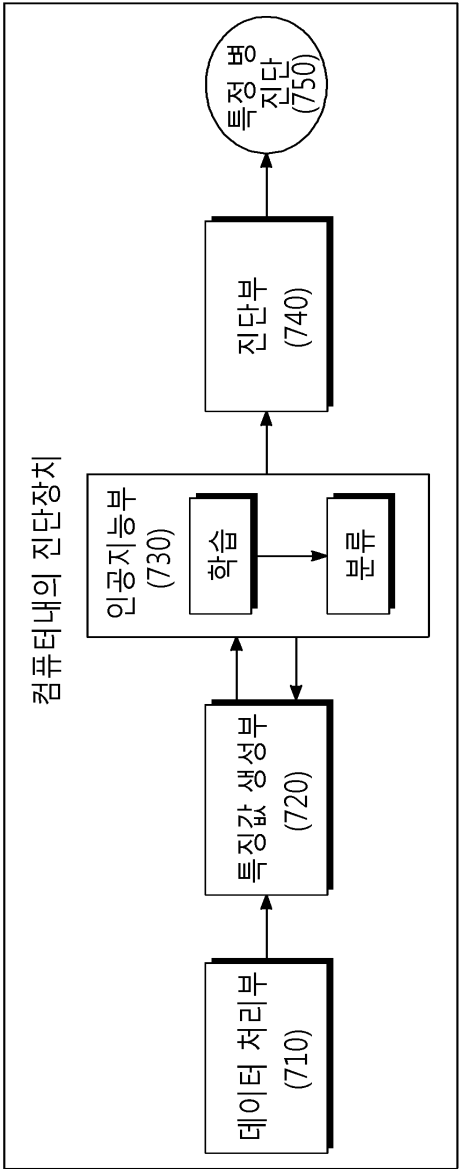
도면22

230



도면23

700

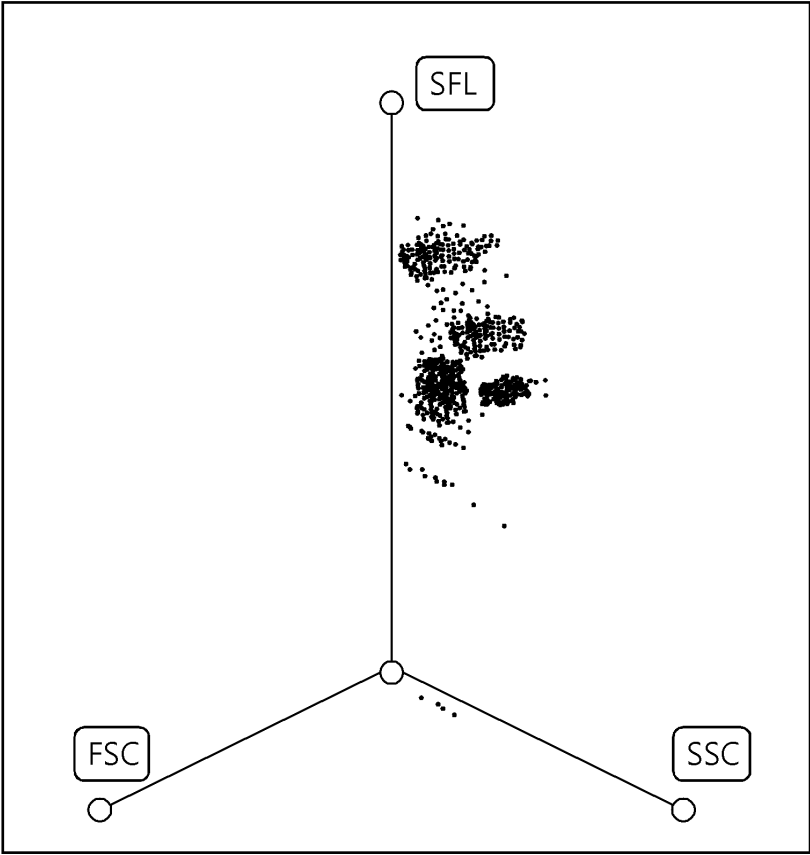


도면24

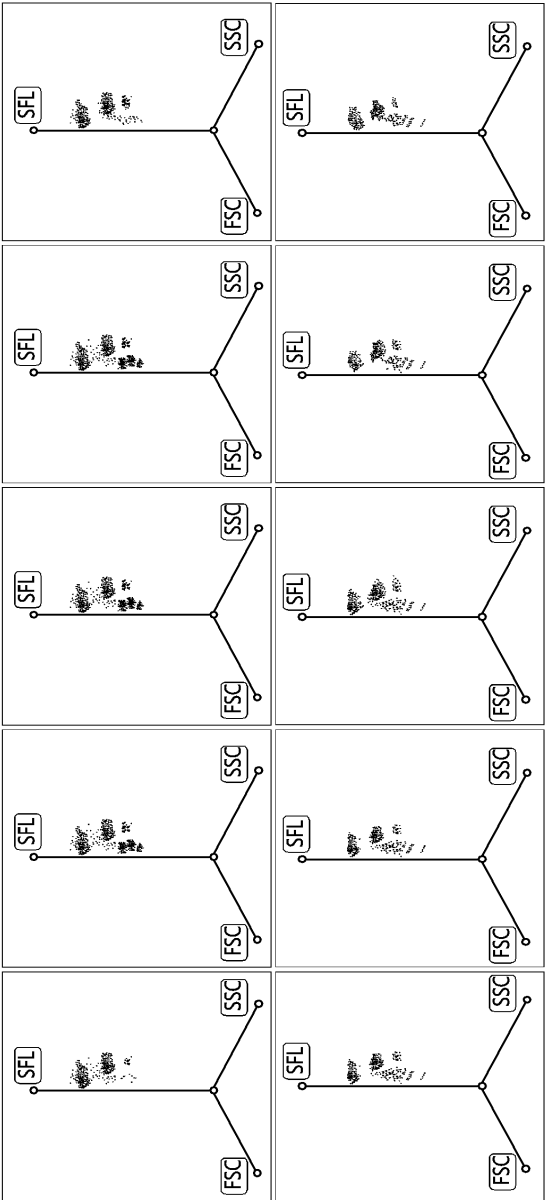
FILE NAME "*****.fcs"
SERIAL NUMBER|" 111-222-333"
DATE "yy-mm-dd-hh"
Par1 Par2 Par3 Par4
"FSC INT LIN""SSC LIN""FSCW LIN""SFL LOG"
256 256 256 Resolution

| Par1 | Par2 | Par3 | Par4 |
|------|------|------|------|
| 76 | 39 | 32 | 52 |
| 229 | 93 | 23 | 44 |
| 182 | 77 | 31 | 36 |
| 76 | 15 | 39 | 49 |
| 205 | 76 | 44 | 37 |
| 47 | 24 | 51 | 36 |
| 21 | 17 | 26 | 42 |
| 152 | 56 | 39 | 27 |
| 45 | 14 | 17 | 28 |
| 95 | 51 | 39 | 47 |
| 155 | 85 | 42 | 35 |
| 149 | 56 | 35 | 28 |
| 205 | 71 | 29 | 45 |
| 78 | 37 | 37 | 32 |
| 22 | 16 | 41 | 43 |
| 177 | 147 | 41 | 22 |
| 28 | 16 | 35 | 38 |
| 125 | 51 | 56 | 49 |
| 36 | 20 | 50 | 27 |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ |

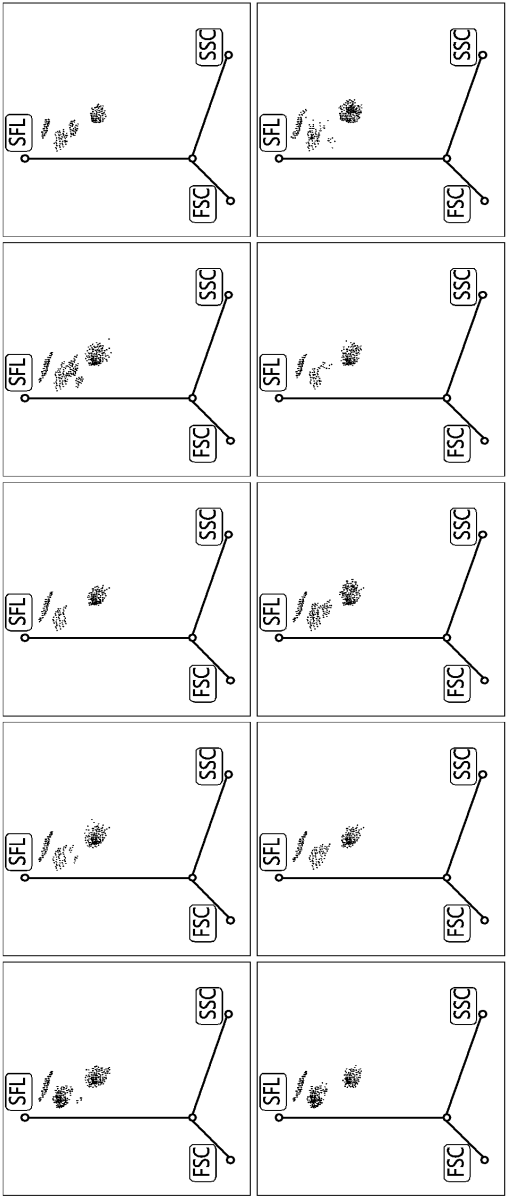
도면25



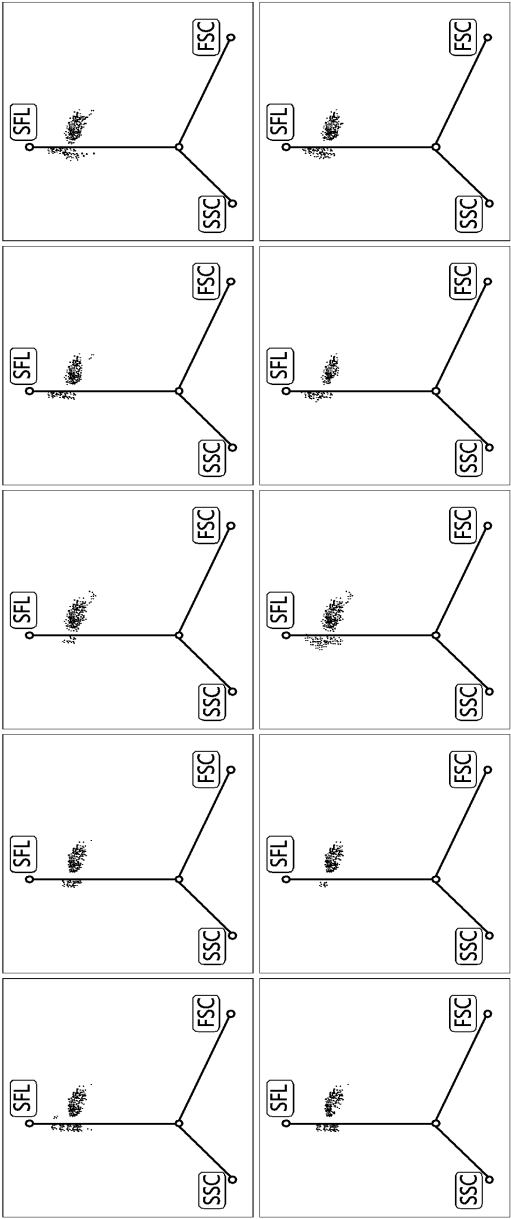
도면26



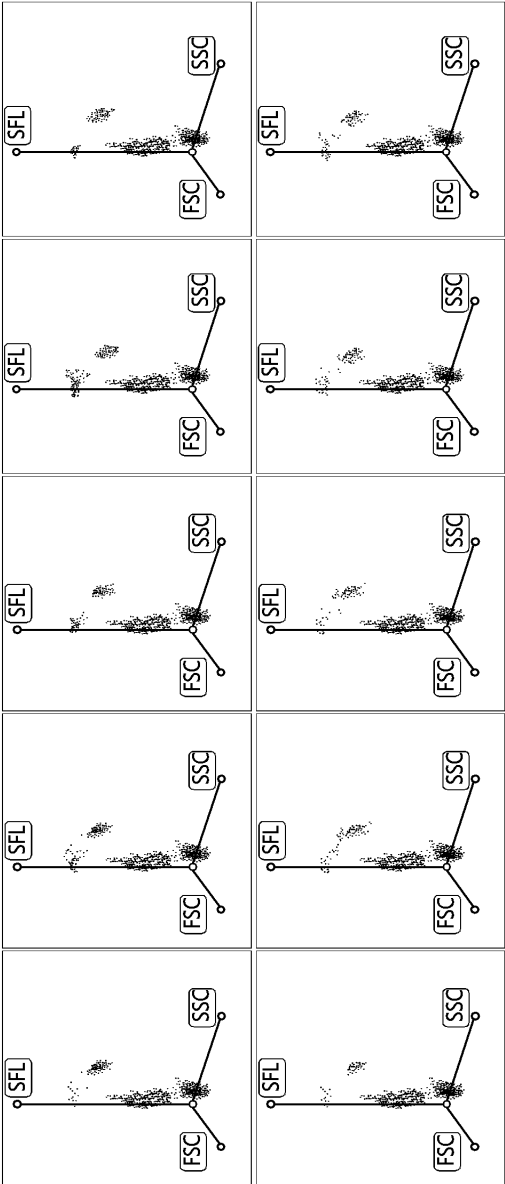
도면27



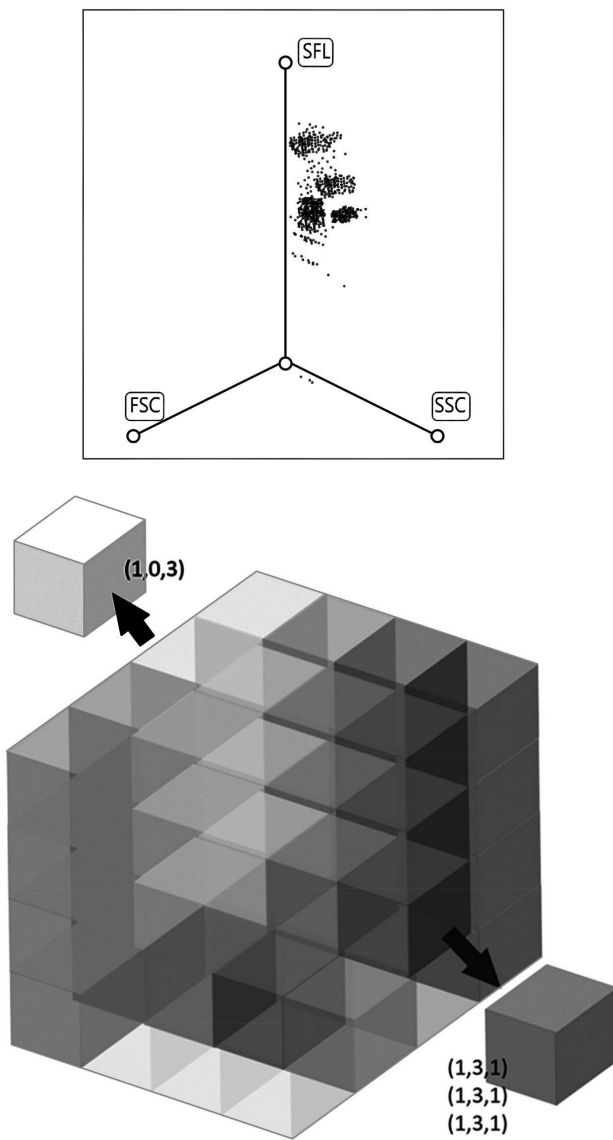
도면28



도면29



도면30



도면31

| Par1Par2Par3 | count |
|--------------|-------|
| 000000013 | 1 |
| (좌표를 나타냄) | |
| ⋮ | ⋮ |
| 125205115 | 1 |
| 125205116 | 2 |
| ⋮ | ⋮ |
| 034618175 | 2 |
| ⋮ | ⋮ |

도면32

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

【심사관 직권보정사항】

【직권보정 1】

【보정항목】 청구범위

【보정세부항목】 청구항 1

【변경전】

합성 곱 연산을 위한 데이터 처리 방법에 있어서,

상기 데이터 처리 방법은, 프로세서 및 상기 데이터 처리 방법과 관련된 실행을 위한 프로그램이 저장된 메모리를 포함하는 데이터 처리 장치에 의하여 수행되며, 상기 프로세서는 상기 프로그램의 실행에 따라,

초기 데이터를 테이블 기반의 변환 데이터로 전처리하는 단계; 및

상기 테이블 기반의 변환 데이터에 신경 네트워크 모델의 필터를 적용하는 단계를 포함하는 동작들을 수행하고,

상기 전처리하는 단계는,

합성 곱 연산을 위해, N (상기 N 은 2이상의 자연수) 개의 축에 의해 N 차원의 데이터로 형성된 제1 데이터 구조를 갖는 상기 초기 데이터를, 테이블 형태의 제2 데이터 구조를 갖는 테이블 기반의 변환 데이터로 변환하는 단계와,

상기 제1 데이터 구조에 신경 네트워크 모델 적용을 위해 상기 제2 데이터 구조와 연산 가능하며 차원이 표현된 필터 프레임의 구조를 설계하는 단계를 포함하고,

상기 제2 데이터 구조는 상기 N 개의 축에 대한 좌표 값, 상기 좌표 정보에 매칭되는 값 및 상기 좌표 정보에 매칭되는 값과의 합성 곱 연산을 수행하기 위한 필터의 가중치가 동일한 행 또는 동일한 열에 배치된 구조를 갖는 것을 특징으로 하는, 데이터 처리 방법.

【변경후】

합성곱 연산을 위한 데이터 처리 방법에 있어서,

상기 데이터 처리 방법은, 프로세서 및 상기 데이터 처리 방법과 관련된 실행을 위한 프로그램이 저장된 메모리를 포함하는 데이터 처리 장치에 의하여 수행되며, 상기 프로세서는 상기 프로그램의 실행에 따라,

초기 데이터를 테이블 기반의 변환 데이터로 전처리하는 단계; 및

상기 테이블 기반의 변환 데이터에 신경 네트워크 모델의 필터를 적용하는 단계를 포함하는 동작들을 수행하고,

상기 전처리하는 단계는,

합성곱 연산을 위해, N (상기 N 은 2이상의 자연수) 개의 축에 의해 N 차원의 데이터로 형성된 제1 데이터 구조를 갖는 상기 초기 데이터를, 테이블 형태의 제2 데이터 구조를 갖는 테이블 기반의 변환 데이터로 변환하는 단계와,

상기 제1 데이터 구조에 신경 네트워크 모델 적용을 위해 상기 제2 데이터 구조와 연산 가능하며 차원이 표현된 필터 프레임의 구조를 설계하는 단계를 포함하고,

상기 제2 데이터 구조는 상기 N 개의 축에 대한 좌표 값, 좌표 정보에 매칭되는 값 및 상기 좌표 정보에 매칭되는 값과의 합성곱 연산을 수행하기 위한 필터의 가중치가 동일한 행 또는 동일한 열에 배치된 구조를 갖는 것을 특징으로 하는, 데이터 처리 방법.

【직권보정 2】

【보정항목】 청구범위

【보정세부항목】 청구항 11

【변경전】

합성곱 연산을 위한 데이터 처리 장치에 있어서,

프로세서 및 상기 데이터 처리와 관련한 동작들을 실행하기 위한 프로그램이 저장된 메모리를 포함하며, 상기 프로세서는 상기 프로그램의 실행에 따라,

초기 데이터를 테이블 기반의 변환 데이터로 전처리하는 단계; 및

상기 테이블 기반의 변환 데이터에 신경 네트워크 모델의 필터를 적용하는 단계를 포함하는 동작들을 수행하고,

상기 전처리하는 단계는, 합성곱 연산을 위해, N (상기 N 은 2이상의 자연수) 개의 축에 의해 N 차원의 데이터로 형성된 제1 데이터 구조를 갖는 상기 초기 데이터를, 테이블 형태의 제2 데이터 구조를 갖는 테이블 기반의 변환 데이터로 변환하는 단계와,

상기 제1 데이터 구조에 신경 네트워크 모델 적용을 위해 상기 제2 데이터 구조와 연산 가능하며 차원이 표현된 필터 프레임의 구조를 설계하는 단계를 포함하고, 여기에서 상기 제2 데이터 구조는 상기 N 개의 축에 대한 좌표 값, 상기 좌표 정보에 매칭되는 값 및 상기 좌표 정보에 매칭되는 값과의 합성곱 연산을 수행하기 위한 필터의 가중치가 동일한 행 또는 동일한 열에 배치된 구조를 갖는 것을 특징으로 하는, 데이터 처리 장치.

【변경후】

합성곱 연산을 위한 데이터 처리 장치에 있어서,

프로세서 및 상기 데이터 처리와 관련한 동작들을 실행하기 위한 프로그램이 저장된 메모리를 포함하며, 상기 프로세서는 상기 프로그램의 실행에 따라,

초기 데이터를 테이블 기반의 변환 데이터로 전처리하는 단계; 및

상기 테이블 기반의 변환 데이터에 신경 네트워크 모델의 필터를 적용하는 단계를 포함하는 동작들을 수행하고,

상기 전처리하는 단계는, 합성곱 연산을 위해, N (상기 N 은 2이상의 자연수) 개의 축에 의해 N 차원의 데이터로 형성된 제1 데이터 구조를 갖는 상기 초기 데이터를, 테이블 형태의 제2 데이터 구조를 갖는 테이블 기반의 변환 데이터로 변환하는 단계와,

상기 제1 데이터 구조에 신경 네트워크 모델 적용을 위해 상기 제2 데이터 구조와 연산 가능하며 차원이 표현된 필터 프레임의 구조를 설계하는 단계를 포함하고, 여기에서 상기 제2 데이터 구조는 상기 N 개의 축에 대한 좌표 값, 좌표 정보에 매칭되는 값 및 상기 좌표 정보에 매칭되는 값과의 합성곱 연산을 수행

하기 위한 필터의 가중치가 동일한 행 또는 동일한 열에 배치된 구조를 갖는 것을 특징으로 하는, 데이터 처리 장치.