(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0061423
(43) 공개일자 2023년05월08일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06F 18/214 (2023.01) *G06F 9/50* (2018.01)
G06N 20/20 (2019.01)
(52) CPC특허분류
G06F 18/214 (2023.01)
G06F 9/5011 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2023-7010361
(22) 출원일자(국제) 2021년09월16일
심사청구일자 2023년03월31일
(85) 번역문제출일자 2023년03월24일
(86) 국제출원번호 PCT/IB2021/058455
(87) 국제공개번호 WO 2022/079517
국제공개일자 2022년04월21일
(30) 우선권주장
17/068,890 2020년10월13일 미국(US)

(71) 출원인
인터내셔널 비지네스 머신즈 코포레이션
미국 10504 뉴욕주 아몬크 뉴오차드 로드
(72) 발명자
사테, 사케
미국 뉴욕 10598-0218, 요크타운 하이츠, 피오 박스 218, 키차완 로드 1101, 아이비엠 코포레이션
브램블, 그레고리
미국 뉴욕 10598-0218, 요크타운 하이츠, 피오 박스 218, 키차완 로드 1101, 아이비엠 코포레이션
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
허정훈

전체 청구항 수 : 총 20 항

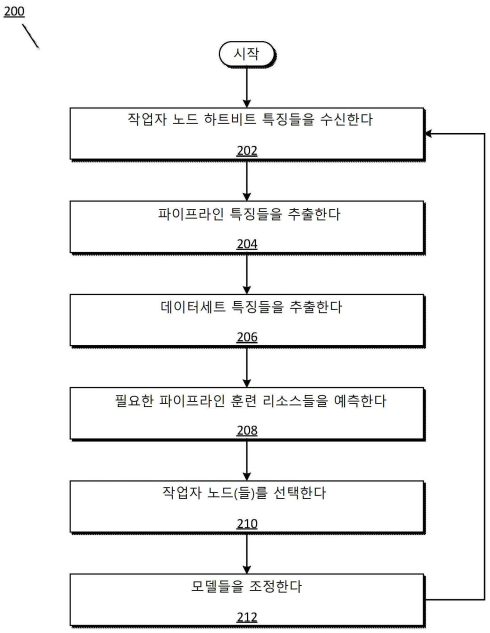
(54) 발명의 명칭 **기계 학습 파이프라인의 분산 리소스 인식 훈련**

(57) 요 약

파이프라인 훈련 요건들을 예측하기 위한 방법, 구조, 및 컴퓨터 시스템. 예시적인 실시예들은 하나 이상의 작업자 노드들로부터 하나 이상의 작업자 노드 특징들을 수신하는 단계, 훈련될 하나 이상의 파이프라인들으로부터 하나 이상의 파이프라인 특징들을 추출하는 단계, 및 상기 하나 이상의 파이프라인들을 훈련하는 데 사용되는 하

(뒷면에 계속)

대 표 도 - 도2



나 이상의 데이터세트들로부터 하나 이상의 데이터세트 특징들을 추출하는 단계를 포함할 수 있다. 예시적인 실시예들은 상기 하나 이상의 작업자 노드 특징들, 하나 이상의 파이프라인 특징들 및 하나 이상의 데이터세트 특징들을 상기 하나 이상의 리소스와 연관시키는 하나 이상의 모델에 기초하여 상기 하나 이상의 데이터세트들를 사용하여 상기 하나 이상의 파이프라인들을 훈련하기 위해 상기 하나 이상의 작업자 노드들 각각에 필요한 하나 이상의 리소스의 양을 예측하는 단계를 더 포함할 수 있다. 마지막으로, 예시적인 실시예들은 상기 하나 이상의 파이프라인들을 훈련시키기 위해 상기 하나 이상의 작업자 노드들의 상기 하나 이상의 리소스 중 최소량을 필요로 하는 작업자 노드를 식별하는 단계를 포함할 수 있다.

(52) CPC특허분류
G06F 9/5044 (2013.01)
G06F 9/505 (2013.01)
G06F 9/5077 (2013.01)
G06F 9/5094 (2013.01)
G06N 20/20 (2021.08)
G06F 2209/5019 (2013.01)

(72) 발명자
부, 롱
미국 뉴욕 10598-0218, 요크타운 하이츠, 피오 박스 218, 키차완 로드 1101, 아이비엠 코포레이션
살로니디스, 테오도로스
미국 뉴욕 10598-0218, 요크타운 하이츠, 피오 박스 218, 키차완 로드 1101, 아이비엠 코포레이션

명 세 서

청구범위

청구항 1

파이프라인 훈련 요건들을 예측하기 위한 컴퓨터 구현 방법으로서, 상기 방법은:

하나 이상의 작업자 노드들로부터 하나 이상의 작업자 노드 특징들을 수신하는 단계;

훈련될 하나 이상의 파이프라인들로부터 하나 이상의 파이프라인 특징들을 추출하는 단계;

상기 하나 이상의 파이프라인들을 훈련하는 데 사용되는 하나 이상의 데이터세트들로부터 하나 이상의 데이터세트 특징들을 추출하는 단계;

상기 하나 이상의 작업자 노드 특징들, 하나 이상의 파이프라인 특징들 및 하나 이상의 데이터세트 특징들을 상기 하나 이상의 리소스들과 연관시키는(correlate) 하나 이상의 모델에 기초하여 상기 하나 이상의 데이터세트들를 사용하여 상기 하나 이상의 파이프라인들을 훈련하기 위해 상기 하나 이상의 작업자 노드들 각각에 필요한 하나 이상의 리소스의 양을 예측하는 단계; 및

상기 하나 이상의 파이프라인들을 훈련시키기 위해 상기 하나 이상의 작업자 노드들의 상기 하나 이상의 리소스 중 최소량을 필요로 하는 작업자 노드를 식별하는 단계를 포함하는,

방법.

청구항 2

제1항에 있어서, 상기 방법은:

상기 하나 이상의 파이프라인들을 훈련시키기 위해 상기 작업자 노드가 필요로 하는 리소스의 실제 양을 결정하는 단계; 및

상기 예측된 리소스의 양을 상기 리소스의 실제 양을 비교한 것에 기초하여 상기 하나 이상의 모델을 조정하는 단계를 더 포함하는,

방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 하나 이상의 작업자 노드 특징들은 내부의 CPU 및 코어 수, 내부의 GPU 및 코어 , CPU 사용률, GPU 사용률, CPU 메모리, GPU 메모리, CPU 및 GPU 스왑 사용량, 및 vmstat 및 iostat 명령들의 출력들을 각각 포함하는,

방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 하나 이상의 파이프라인 특징들은 추정기의 유형, 전처리기의 유형, 특징 엔지니어링의 유형, 및 이들의 파라미터 설정들을 포함하는,

방법.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 하나 이상의 데이터세트 특징들은 데이터 지점의 수(a number of datapoints), 특징들의 수, 교차 검증 접힘의 수(a number of cross-validation folds), 범주형 값이 있는 특징들의 수(a number of features with

categorical values), 실제 값이 있는 특징들의 수(a number of features with real values), 누락된 값의 수(a number of missing values) 및 희소 값의 수(a number of sparse values)를 포함하는,

방법.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 하나 이상의 모델은 랜덤 포레스트(Random Forest), GBM, 로지스틱 회귀(Logistic Regression), 심층 신경망(Deep Neural Networks), 및 오토인코더(Autoencoders)를 통해 훈련되는,

방법.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 하나 이상의 리소스는 훈련 시간, 전력 소비, 최대 CPU 사용률, 및 최대 메모리 사용률을 포함하는,

방법.

청구항 8

파이프라인 훈련 요건들을 예측하기 위한 컴퓨터 프로그램 제품으로서, 상기 컴퓨터 프로그램 제품은:

하나 이상의 비일시적 컴퓨터 판독 가능 스토리지 매체 및 방법을 수행할 수 있는 상기 하나 이상의 비일시적 컴퓨터 판독 가능 스토리지 매체 상에 저장되는 프로그램 명령들을 포함하고, 상기 방법은:

하나 이상의 작업자 노드들로부터 하나 이상의 작업자 노드 특징들을 수신하는 단계;

훈련될 하나 이상의 파이프라인들으로부터 하나 이상의 파이프라인 특징들을 추출하는 단계;

상기 하나 이상의 파이프라인들을 훈련하는 데 사용되는 하나 이상의 데이터세트들로부터 하나 이상의 데이터세트 특징들을 추출하는 단계;

상기 하나 이상의 작업자 노드 특징들, 하나 이상의 파이프라인 특징들 및 하나 이상의 데이터세트 특징들을 상기 하나 이상의 리소스와 연관시키는 하나 이상의 모델에 기초하여 상기 하나 이상의 데이터세트들를 사용하여 상기 하나 이상의 파이프라인들을 훈련하기 위해 상기 하나 이상의 작업자 노드들 각각에 필요한 하나 이상의 리소스의 양을 예측하는 단계; 및

상기 하나 이상의 파이프라인들을 훈련시키기 위해 상기 하나 이상의 작업자 노드들의 상기 하나 이상의 리소스 중 최소량을 필요로 하는 작업자 노드를 식별하는 단계를 포함하는,

컴퓨터 프로그램 제품.

청구항 9

제8항에 있어서, 상기 컴퓨터 프로그램 제품은:

상기 하나 이상의 파이프라인들을 훈련시키기 위해 상기 작업자 노드가 필요로 하는 리소스의 실제 양을 결정하는 단계; 및

상기 예측된 리소스의 양을 상기 리소스의 실제 양을 비교한 것에 기초하여 상기 하나 이상의 모델을 조정하는 단계를 더 포함하는,

컴퓨터 프로그램 제품.

청구항 10

제8항에 있어서,

상기 하나 이상의 작업자 노드 특징들은 내부의 CPU 및 코어 수, 내부의 GPU 및 코어 , CPU 사용률, GPU 사용률, CPU 메모리, GPU 메모리, CPU 및 GPU 스왑 사용량, 및 vmstat 및 iostat 명령들의 출력들을 각각 포함

하는,

컴퓨터 프로그램 제품.

청구항 11

제8항에 있어서,

상기 하나 이상의 파이프라인 특징들은 추정기의 유형, 전처리기의 유형, 특징 엔지니어링의 유형, 및 이들의 파라미터 설정들을 포함하는,

컴퓨터 프로그램 제품.

청구항 12

제8항에 있어서,

상기 하나 이상의 데이터세트 특징들은 데이터 지점의 수, 특징들의 수, 교차 검증 접힘의 수, 범주형 값이 있는 특징들의 수, 실제 값이 있는 특징들의 수, 누락된 값의 수 및 희소 값의 수를 포함하는,

컴퓨터 프로그램 제품.

청구항 13

제8항에 있어서,

상기 하나 이상의 모델은 랜덤 포레스트(Random Forest), GBM, 로지스틱 회귀(Logistic Regression), 심층 신경망(Deep Neural Networks), 및 오토인코더(Autoencoders)를 통해 훈련되는,

컴퓨터 프로그램 제품.

청구항 14

제8항에 있어서,

상기 하나 이상의 리소스는 훈련 시간, 전력 소비, 최대 CPU 사용률, 및 최대 메모리 사용률을 포함하는,

컴퓨터 프로그램 제품.

청구항 15

파이프라인 훈련 요건들을 예측하기 위한 컴퓨터 시스템으로서, 상기 시스템은:

하나 이상의 컴퓨터 프로세서들, 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 스토리지 매체 및 방법을 수행할 수 있는 상기 하나 이상의 프로세서들 중 적어도 하나에 의해 실행하기 위해 상기 컴퓨터 판독 가능 스토리지 매체 상에 저장되는 프로그램 명령들을 포함하고, 상기 방법은:

하나 이상의 작업자 노드들로부터 하나 이상의 작업자 노드 특징들을 수신하는 단계;

훈련될 하나 이상의 파이프라인들으로부터 하나 이상의 파이프라인 특징들을 추출하는 단계;

상기 하나 이상의 파이프라인들을 훈련하는 데 사용되는 하나 이상의 데이터세트들로부터 하나 이상의 데이터세트 특징들을 추출하는 단계;

상기 하나 이상의 작업자 노드 특징들, 하나 이상의 파이프라인 특징들 및 하나 이상의 데이터세트 특징들을 상기 하나 이상의 리소스와 연관시키는 하나 이상의 모델에 기초하여 상기 하나 이상의 데이터세트들를 사용하여 상기 하나 이상의 파이프라인들을 훈련하기 위해 상기 하나 이상의 작업자 노드들 각각에 필요한 하나 이상의 리소스의 양을 예측하는 단계; 및

상기 하나 이상의 파이프라인들을 훈련시키기 위해 상기 하나 이상의 작업자 노드들의 상기 하나 이상의 리소스 중 최소량을 필요로 하는 작업자 노드를 식별하는 단계를 포함하는,

컴퓨터 시스템.

청구항 16

제15항에 있어서, 상기 컴퓨터 시스템은:

상기 하나 이상의 파이프라인들을 훈련시키기 위해 상기 작업자 노드가 필요로 하는 리소스의 실제 양을 결정하는 단계; 및

상기 예측된 리소스의 양을 상기 리소스의 실제 양을 비교한 것에 기초하여 상기 하나 이상의 모델을 조정하는 단계를 더 포함하는,

컴퓨터 시스템.

청구항 17

제15항에 있어서,

상기 하나 이상의 작업자 노드 특징들은 내부의 CPU 및 코어 수, 내부의 GPU 및 코어 , CPU 사용률, GPU 사용률, CPU 메모리, GPU 메모리, CPU 및 GPU 스왑 사용량, 및 vmstat 및 iostat 명령들의 출력들을 각각 포함하는,

컴퓨터 시스템.

청구항 18

제15항에 있어서,

상기 하나 이상의 파이프라인 특징들은 추정기의 유형, 전처리기의 유형, 특징 엔지니어링의 유형, 및 이들의 파라미터 설정들을 포함하는,

컴퓨터 시스템.

청구항 19

제15항에 있어서,

상기 하나 이상의 데이터세트 특징들은 데이터 지점의 수, 특징들의 수, 교차 검증 접힘의 수, 범주형 값이 있는 특징들의 수, 실제 값이 있는 특징들의 수, 누락된 값의 수 및 희소 값의 수를 포함하는,

컴퓨터 시스템.

청구항 20

제15항에 있어서,

상기 하나 이상의 모델은 랜덤 포레스트(Random Forest), GBM, 로지스틱 회귀(Logistic Regression), 심층 신경망(Deep Neural Networks), 및 오토인코더(Autoencoders)를 통해 훈련되는,

컴퓨터 시스템.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] [0001] 본 예시적인 실시예들은 일반적으로 기계 학습 파이프라인(machine learning pipelines), 좀 더 상세하게는 자동화된 기계 학습 파이프라인의 분산된 리소스 인식 훈련(distributed, resource-aware training)에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] [0002] 자동화된 기계 학습은 종종 여러 파이프라인을 훈련하는 것을 수반한다. 이러한 파이프라인들은 최적의 파이프라인을 찾기 위해 다양한 트랜스포머와 추정기를 탐색하고 배열하는 파이프라인 최적화 프레임워크들에 의해 생성된다. 분산 환경에서 이러한 파이프라인들을 훈련하는 것은 파이프라인을 훈련하는 데 얼마나 많은 시간과 리소스가 필요한지 선험적으로 알 수 없기 때문에 어려운 문제이다. 따라서, 현재는 파이프라인을 작업자

노드들에 지능적으로 할당할 수 없다.

발명의 내용

해결하려는 과제

과제의 해결 수단

[0003] [0003] 예시적인 실시예들은 파이프라인 훈련을 위한 방법, 구조, 및 컴퓨터 시스템을 개시한다. 예시적인 실시예들은 하나 이상의 작업자 노드들로부터 하나 이상의 작업자 노드 특징들을 수신하는 단계, 훈련될 하나 이상의 파이프라인들으로부터 하나 이상의 파이프라인 특징들을 추출하는 단계, 및 상기 하나 이상의 파이프라인들을 훈련하는 데 사용되는 하나 이상의 데이터세트들로부터 하나 이상의 데이터세트 특징들을 추출하는 단계를 포함할 수 있다. 예시적인 실시예들은 상기 하나 이상의 작업자 노드 특징들, 하나 이상의 파이프라인 특징들 및 하나 이상의 데이터세트 특징들을 상기 하나 이상의 리소스와 연관시키는 하나 이상의 모델에 기초하여 상기 하나 이상의 데이터세트들를 사용하여 상기 하나 이상의 파이프라인들을 훈련하기 위해 상기 하나 이상의 작업자 노드들 각각에 필요한 하나 이상의 리소스의 양을 예측하는 단계를 더 포함할 수 있다. 마지막으로, 예시적인 실시예들은 상기 하나 이상의 파이프라인들을 훈련시키기 위해 상기 하나 이상의 작업자 노드들의 상기 하나 이상의 리소스 중 최소량을 필요로 하는 작업자 노드를 식별하는 단계를 포함할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0004] [0004] 예로서 주어지는 다음의 상세한 설명은 본 예시적인 실시예들을 그 자체로만 제한하려는 의도가 없으며 다음 첨부 도면들과 함께 가장 잘 이해될 것이다.

도 1은 예시적인 실시예들에 따른, 파이프라인 훈련 시스템(100)의 예시적인 개략도를 도시한다.

도 2는 예시적인 실시예들에 따른, 파이프라인 훈련 시스템(100)의 조인트 최적화기(132)의 작동들을 예시하는 예시적인 흐름도(200)를 도시한다.

도 3은 예시적인 실시예들에 따른, 파이프라인 훈련 시스템(100)의 조인트 최적화기(132)의 작동들을 예시하는 예를 도시한다.

도 4는 예시적인 실시예들에 따른, 도 1의 파이프라인 훈련 시스템(100)의 하드웨어 구성요소들을 도시하는 예시적인 블록도를 도시한다.

도 5는 예시적인 실시예들에 따른, 클라우드 컴퓨팅 환경을 도시한다.

도 6은 예시적인 실시예들에 따른, 추상화 모델 계층들을 도시한다.

[0005] 상기 도면들은 반드시 축척이 일치하는 것은 아니다. 상기 도면들은 본 예시적인 실시예들의 특정 파라미터를 묘사하기 위한 것이 아니라 단지 개략적인 표현일 뿐이다. 상기 도면들은 통상적인 예시적인 실시예들만을 도시하기 위한 것이다. 상기 도면들에서, 같은 번호는 같은 요소를 나타낸다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0005] [0006] 청구된 구조들 및 방법들의 상세한 실시예들이 본원에 개시되지만, 개시된 실시예들은 다양한 형태로 구현될 수 있는 청구된 구조들 및 방법들을 단지 예시한다는 것을 이해할 수 있다. 그러나 예시적인 실시예들은 예시하기 위한 것이고, 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며 본원에 제시되는 예시적인 실시예로 제한되는 것으로 해석되어서는 안 된다. 그보다는, 이 예시적인 실시예들은 본 개시내용이 철저하고 완전하게 되고 본 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자들에게 본 예시적인 실시예들에 의해 커버되는 범위를 충분히 전달할 수 있도록 제공된다. 구체적인 내용에서, 잘 알려진 특징 및 기술의 세부사항은 제시된 실시예들을 불필요하게 모호하게 하는 것을 피하기 위해 생략될 수 있다.

[0006] [0007] 명세서에서 “일 실시예”, “실시예”, 예시적인 실시예” 등에 대한 언급은 기술된 실시예가 특정 특징, 구조 또는 특성을 포함할 수 있음을 표시하지만, 모든 실시예가 반드시 상기 특정 특징, 구조 또는 특성을 반드시 포함하지는 않을 수 있다. 더욱이, 그러한 문구들은 반드시 동일한 실시예를 언급하는 것은 아니다. 또한, 실시예와 관련하여 특정한 특징, 구조 또는 특성을 설명할 때, 명시적으로 기술되었는지 여부에 관계없이

다른 실시예들과 관련하여 그러한 특징, 구조 또는 특성을 구현하는 것은 당업자의 지식 내에 있다.

[0007] [0008] 본 예시적인 실시예들의 표현을 모호하지 않게 하기 위해, 다음의 상세한 설명에서, 본 기술 분야에서 알려진 일부 프로세싱 단계들 또는 작동들은 표현을 위해 그리고 예시적인 목적을 위해 함께 결합되었을 수 있으며 일부 경우에 자세히 설명되지 않을 수 있다. 다른 경우에, 본 기술 분야에 알려진 일부 프로세싱 단계들 또는 작동들은 전혀 설명되지 않을 수 있다. 이하의 설명은 다양한 예시적인 실시예들에 따른 구별되는 특징들 또는 요소들에 초점을 맞춘다는 것을 이해해야 한다.

[0008] [0009] 자동화된 기계 학습은 종종 여러 파이프라인을 훈련하는 것을 수반한다. 이러한 파이프라인들은 최적의 파이프라인을 찾기 위해 다양한 트랜스포머와 추정기를 탐색하고 배열하는 파이프라인 최적화 프레임워크들에 의해 생성된다. 분산 환경에서 이러한 파이프라인들을 훈련하는 것은 파이프라인을 훈련하는 데 얼마나 많은 시간과 리소스가 필요한지 선험적으로 알 수 없기 때문에 어려운 문제이다. 따라서, 현재는 파이프라인을 작업자 노드들에 지능적으로 할당할 수 없다.

[0009] [0010] 기계 학습 파이프라인은 추정기가 뒤따르는 일련의 작동들(예를 들어, 데이터 전처리, 이상치 검출, 특징 엔지니어링 등)이다. 이러한 파이프라인들은 1) 다양한 파이프라인들을 조립하고; 2) 조립된 각 파이프라인을 교차 검증을 사용하여 훈련하고; 3) 결과를 분석하고; 4) 다음에 실행할 파이프라인을 결정하는 것을 담당하는 조인트 최적화기로서 알려진 알고리즘에 의해 관리될 수 있다. 조인트 최적화기는 최상의 파이프라인을 찾을 때까지 그 프로세스를 계속할 수 있다. 조인트 최적화기에 의해 수행되는 작업들 중에서, 각 조립된 파이프라인을 교차 검증을 사용하여 훈련하는 것은 가장 계산적으로 힘든 단계일 뿐만 아니라 기계 학습 파이프라인들의 리소스 인식 훈련의 새로운 방법을 개시하는 본원에 청구된 발명의 주안점이다.

[0010] [0011] 파이프라인들을 훈련하기 위한 방법들이 존재하지만, 각 기술에는 각각의 단점이 있다. 예를 들면, 현재 AutoAI®시스템(AutoAI는 IBM Corp.의 등록 상표임)에서, 모든 조립된 파이프라인은 단일 작업자 노드 상에서 실행된다. 다른 예에서, 배낭/통채우기 기술은 파이프라인의 길이를 사용하여 파이프라인을 정량화한다. 대안적으로, 탐욕적 통채우기 근사 알고리즘(예를 들어, 최초적합 통채우기)은 사용되는 통의 수를 최소화하는 방식으로 서로 다른 부피의 물품들을 한정된 수의 통 또는 용기에 각각 고정된 주어진 부피만큼 채운다. 추가로 파이프라인들이 특정 반복 순서로 배포되는 라운드 로빈 기술도 있다.

[0011] [0012] 그러나 앞의 접근 방식들에는 몇 가지 문제가 있다. 첫째, 앞의 접근 방식들은 다양한 기계 학습 알고리즘들의 복잡성이 다르기 때문에 특정 파이프라인 훈련에 걸리는 시간을 추정하지 않는다. 둘째, 라운드 로빈과 같은 기술은 기계들이 얼마나 바쁜지와 특정 파이프라인의 훈련을 처리할 수 있는지 여부를 고려하지 않는다.

[0012] [0013] 본원에 청구된 발명은 과거 성능을 살펴보고 파이프라인 훈련의 예측 모델을 구축하는 데이터 기반 접근 방식을 사용하여 앞의 접근 방식들의 결함을 치유한다. 보다 구체적으로, 청구된 발명은 파이프라인 훈련의 리소스 요구 사항을 예측할 수 있으며 이전 파이프라인 실행 데이터를 사용하여 예측을 개선하는 방법을 지속적으로 학습한다.

[0013] [0014] 도 1은 예시적인 실시예들에 따른, 파이프라인 훈련 시스템(100)을 도시한다. 예시적인 실시예들에 따르면, 파이프라인 훈련 시스템(100)은 하나 이상의 작업자 노드들(120A-K) 및 파이프라인 훈련 서버(130)를 포함할 수 있으며, 이들 모두는 네트워크(108)를 통해 상호 연결될 수 있다. 예시적인 실시예들의 프로그래밍 및 데이터는 네트워크(108)를 통해 여러 서버에 걸쳐 원격으로 저장되고 액세스될 수 있지만, 예시적인 실시예들의 프로그래밍 및 데이터는 도시된 것보다 적은 수의 하나의 물리적 컴퓨팅 디바이스 또는 다른 컴퓨팅 디바이스들 사이에 로컬로 대안적으로 또는 추가적으로 저장될 수 있다.

[0014] [0015] 예시적인 실시예들에서, 네트워크(108)는 연결된 디바이스들 사이에서 데이터를 전송할 수 있는 통신 채널일 수 있다. 예시적인 실시예들에서, 네트워크(108)는 인터넷에 연결된 디바이스들 사이의 통신을 지원하기 위한 네트워크들 및 게이트웨이들의 세계적인 집합체를 나타내는 인터넷일 수 있다. 더욱이, 네트워크(108)는 유선, 무선, 광섬유 등과 같은 다양한 유형의 연결을 이용할 수 있으며, 이들은 인트라넷 네트워크, 근거리 통신망(LAN), 광역 통신망(WAN), 또는 이들의 조합으로 구현될 수 있다. 추가 실시예들에서, 네트워크(108)는 블루투스 네트워크, Wi-Fi 네트워크 또는 이들의 조합일 수 있다. 네트워크(108)는 2.4GHz 및 5GHz 인터넷, 근거리 통신, Z-Wave, Zigbee 등을 포함하는 주파수들에서 작동할 수 있다. 또 추가 실시예들에서, 네트워크(108)는 지상 통신선 네트워크, 무선 네트워크, 폐쇄형 네트워크, 위성 네트워크 또는 이들의 조합을 포함하는 둘 이상의 당사자 간의 전화 통화를 용이하게 하는 데 사용되는 통신 네트워크일 수 있다. 일반적으로, 네트워크(108)는 연결된 디바이스들 사이의 통신을 지원할 연결들 및 프로토콜들의 임의의 조합을 나타낼 수 있다.

[0015] [0016] 예시적인 실시예들에서, 하나 이상의 작업자 노드들(120A-K) 각각은 엔터프라이즈 서버, 랩탑 컴퓨터, 노트북, 태블릿 컴퓨터, 넷북 컴퓨터, 개인용 컴퓨터(PC), 데스크탑 컴퓨터, 서버, 개인 휴대 정보 단말기(PDA), 회전식 전화기, 누름단추식 전화기, 스마트폰, 휴대폰, 가상 디바이스, 씬 클라이언트, IoT 디바이스 또는 다른 컴퓨팅 디바이스들과 데이터를 송수신할 수 있는 다른 전자 디바이스 또는 컴퓨팅 시스템일 수 있다. 하나 이상의 작업자 노드들(120A-K) 각각은 하나 이상의 기계 학습 파이프라인을 훈련하도록 구성될 수 있다. 예시적인 실시예에서, 하나 이상의 작업자 노드들(120A-K) 각각은 동일한 데이터세트에 액세스할 수 있고 각 파이프라인은 하나 이상의 작업자 노드들(120A-K)의 단일 작업자 노드(120)에서 훈련될 수 있다고 가정한다. 하나 이상의 작업자 노드들(120A-K)는 도 4를 참조하여 하드웨어 구현으로, 도 5를 참조하여 클라우드 구현의 일부로, 및/또는 도 6을 참조하여 처리를 위한 기능 추상화 계층을 이용하는 것으로, 더 자세히 설명된다.

[0016] [0017] 예시적인 실시예들에서, 파이프라인 훈련 서버(130)는 조인트 최적화기(joint optimizer)(132), 성능 예측기(134) 및 로드 밸런서(load balancer)(136)를 포함한다. 파이프라인 훈련 서버(130)는 엔터프라이즈 서버, 랩탑 컴퓨터, 노트북, 태블릿 컴퓨터, 넷북 컴퓨터, 개인용 컴퓨터(PC), 데스크탑 컴퓨터, 서버, 개인 휴대 정보 단말기(PDA), 회전식 전화기, 누름단추식 전화기, 스마트폰, 휴대폰, 가상 디바이스, 씬 클라이언트, IoT 디바이스 또는 다른 컴퓨팅 디바이스들과 데이터를 송수신할 수 있는 다른 전자 디바이스 또는 컴퓨팅 시스템일 수 있다. 파이프라인 훈련 서버(130)가 단일 디바이스로 도시되어 있지만, 다른 실시예들에서, 파이프라인 훈련 서버(130)는 함께 작동하거나 독립적으로 작동하는 모듈 방식 등으로 클러스터 또는 복수의 컴퓨팅 디바이스들로 구성될 수 있다. 파이프라인 훈련 서버(130)는 도 4를 참조하여 하드웨어 구현으로, 도 5를 참조하여 클라우드 구현의 일부로, 및/또는 도 6을 참조하여 처리를 위한 기능 추상화 계층을 이용하는 것으로, 더 자세히 설명된다.

[0017] [0018] 실시예들에서, 조인트 최적화기(132)는 다양한 파이프라인을 조립하고, 조립된 파이프라인 각각을 교차 검증을 사용하여 훈련하고, 결과를 분석하고, 다음에 실행할 파이프라인을 결정할 수 있는 소프트웨어 및/또는 하드웨어 프로그램일 수 있다. 특히, 조립된 파이프라인 각각을 교차 검증을 사용하여 훈련하는 것과 관련하여, 조인트 최적화기(132)는 추가로 하나 이상의 작업자 노드들 하트비트 특징을 수신하고 하나 이상의 파이프라인 특징들 및 하나 이상의 데이터세트 특징들을 추출할 수 있다. 조인트 최적화기(132)는 추가로 하나 이상의 모델을 생성하고 이에 기초하여 하나 이상의 작업자 노드들를 선택함으로써 필요한 파이프라인 훈련 리소스들을 예측할 수 있다. 마지막으로, 조인트 최적화기(132)는 피드백 루프에 기초하여 모델들을 조정할 수 있다. 조인트 최적화기(132)에 대해서 도 2 내지 6을 참조하여 보다 상세히 설명한다.

[0018] [0019] 성능 예측기(134)는 파이프라인을 훈련하는 데 필요한 리소스, 예를 들어 필요한 시간의 양을 예측할 수 있는 소프트웨어 및/또는 하드웨어 프로그램일 수 있다. 성능 예측기(134)에 대해서 도 2 내지 6을 참조하여 보다 상세히 설명한다.

[0019] [0020] 로드 밸런서(136)는 전체 처리를 보다 효율적으로 만들기 위해 리소스들의 세트에 작업들의 세트를 분배할 수 있는 소프트웨어 및/또는 하드웨어 프로그램일 수 있다. 성능 예측기(134)에 대해서 도 2 내지 6을 참조하여 보다 상세히 설명한다.

[0020] [0021] 도 2는 예시적인 실시예들에 따른, 파이프라인 훈련 시스템(100)의 조인트 최적화기(132)의 작동들을 예시하는 예시적인 흐름도(200)를 도시한다. 다음의 상세한 설명에서, 하나 이상의 작업자 노드들(120A-K) 각각이 데이터세트에 액세스하고 임의의 파이프라인을 훈련할 수 있다고 가정한다. 하나의 데이터세트에 대해서만 참조가 이루어지지만, 청구된 발명이 임의의 수의 데이터세트에 적용될 수 있음을 당업자는 이해할 것이다.

[0021] [0022] 성능 예측기(134)는 하나 이상의 작업자 노드들(120A-K)로부터 하트비트 특징들을 수신할 수 있다(202 단계). 실시예들에서, 하트비트 특징들은 작업자 노드들(120A-K) 각각의 분주함과 전력을 정량화하며, 내부의 CPU 및 코어 수, 내부의 GPU 및 코어 수, CPU 및 GPU 사용률, CPU 및 GPU 메모리 및 스왑 사용량, 및 vmstat 및 iostat 명령들의 출력들과 같은 작업자 노드 데이터에서 추출된 특징들을 포함할 수 있다. 예시적인 실시예에서, 하트비트 특징들은 네트워크(108)를 통해 미리 정의된 간격으로 조인트 최적화기(132)의 로드 밸런서(136)에 의해 수신될 수 있다. 그러나 조인트 최적화기(132)가 하나 이상의 작업자 노드들(120A-K) 중 임의의 것으로부터 하트비트 특징들을 수신하지 못하면, 조인트 최적화기(132)는 하나 이상의 무응답 작업자 노드(120A-K)를 무응답으로 표시하고 하트비트 특징들이 다시 수신될 때까지는 이에 대한 훈련 예측들을 생략한다. 실시예들에서, 조인트 최적화기(132)는 작업자 노드들(120A-K) 중 어느 것이 아래에서 설명되는 파이프라인 특징들 및 데이터세트 특징들과 함께 본원에서 수집된 하트비트 특징들에 기초하여 최소량의 리소스로 파이프라인을 훈련할 수 있는지 결정하기 위한 모델을 훈련할 수 있다.

[0022] [0023] 조인트 최적화기(132)의 작동을 더 잘 설명하기 위해, 이제 도 3에 의해 도시되는 예시적인 예를 참조하며, 여기서 조인트 최적화기(132)는 다음 두 파이프라인: 1) 랜덤 포레스트(RF)에 대한 주성분 분석(PCA); 및 2) 네 개의 작업자 노드(120A, 120B, 120C 및 120D) 중 임의의 것에서 서포트 벡터 머신(SVM)에 대한 이상치 검출(OD)을 훈련하도록 구성된다. 조인트 최적화기(132)는 내부의 CPU 및 코어 수, 내부의 GPU 및 코어 , CPU 및 GPU 사용률, CPU 및 GPU 메모리 및 스왑 사용량, 및 vmstat 및 iostat 명령들의 출력들을 포함하는 각각의 하트비트 특징들(H1, H2, H3, 및 H4)을 수신한다.

[0023] [0024] 조인트 최적화기(132)는 파이프라인 특징들을 추출할 수 있다(204 단계). 실시예들에서, 파이프라인 특징들은 추정기의 유형, 전처리기의 유형, 특징 엔지니어링의 유형 및 이들의 파라미터 설정들을 포함할 수 있으며, 조인트 최적화기(132)는 성능 예측기(134)를 통해 훈련될 하나 이상의 파이프라인들의 희소 인코딩을 수행함으로써 파이프라인 특징들을 추출할 수 있다. 특히, 조인트 최적화기(132)는 사용된 트랜스포머들 및 추정기들의 엔트리를 1로 설정하고 사용되지 않은 트랜스포머들 및 추정기들은 0으로 설정할 수 있다. 조인트 최적화기(132)는 파이프라인의 인코딩된 버전을 생성하기 위해 개별 파이프라인 구성요소들의 각각의 파라미터들을 추가로 인코딩할 수 있다. 전술한 바와 같이, 조인트 최적화기(132)는 하트비트 특징들 및 데이터세트 특징들과 함께 파이프라인 특징들을 활용하여 작업자 노드들(120A-K) 중 어느 것이 최소량의 리소스를 사용하여 파이프라인을 훈련할 수 있는지 예측할 수 있는 하나 이상의 모델을 구축할 수 있다.

[0024] [0025] 위에서 소개되고 도 3에 의해 도시된 예시적인 예로 돌아가면, 조인트 최적화기(132)는 상술한 제1 파이프라인과 제2 파이프라인으로부터 추정기의 유형, 전처리기의 유형, 특징 엔지니어링의 유형 및 이들의 파라미터 설정들의 특징들을 추출한다.

[0025] [0026] 조인트 최적화기(132)는 하나 이상의 데이터세트 특징들들을 추출할 수 있다(206 단계). 실시예들에서, 데이터세트 특징들은 데이터세트의 다양한 상위 수준 차원들을 캡처하고, 추출된 데이터세트 특징들은 데이터 지점의 수, 특징들의 수, 교차 검증 접힘의 수, 범주형 값이 있는 특징들의 수, 실제 값이 있는 특징들의 수, 누락된 값의 수 및 희소 값의 수를 포함할 수 있다. 전술한 바와 같이, 조인트 최적화기(132)는 하트비트 특징들 및 파이프라인 특징들과 함께 데이터세트 특징들을 활용하여 작업자 노드들(120A-K) 중 어느 것이 최소량의 리소스를 사용하여 파이프라인을 훈련할 수 있는지 예측할 수 있는 하나 이상의 모델을 구축할 수 있다.

[0026] [0027] 도 3에 의해 도시된 앞서 소개된 예를 계속하면, 조인트 최적화기(132)는 데이터 지점의 수, 특징들의 수, CV 접힘의 수, 범주형 값이 있는 특징들의 수, 실제 값이 있는 특징들의 수, 누락된 값의 수, 및 희소 특징들의 수를 포함하는 데이터세트로부터 데이터세트 특징들을 추출할 수 있다.

[0027] [0028] 조인트 최적화기(132)는 필요한 파이프라인 훈련 리소스들을 예측할 수 있다(208 단계). 실시예들에서, 조인트 최적화기(132)는 성능 예측기(134)를 통해 각각의 파이프라인을 훈련하기 위해 하나 이상의 작업자 노드들(120A-K) 각각에 대해 필요한 성능 측정치를 예측할 수 있다. 이러한 필요한 성능 측정치에는 시간, 전력 소비, 최대 메모리 사용량, 최대 CPU 사용률 등이 포함될 수 있다. 실시예들에서, 조인트 최적화기(132)는 기계 학습 또는 딥 러닝 모델을 사용하여 필요한 파이프라인 훈련 리소스들을 예측할 수 있다. 이러한 실시예들에서, 조인트 최적화기(132)는 파이프라인 특징들, 데이터세트 특징들 및 하트비트 특징들을 입력으로서 수신할 수 있으며, 이들로부터 모델이 랜덤 포레스트(Random Forest), GBM, 로지스틱 회귀(Logistic Regression), 심층 신경망(Deep Neural Networks), 및 오토인코더(Autoencoders)와 같은 알고리즘을 사용하여 훈련된다. 이 모델은 앞서 언급한 특징들 각각이 파이프라인을 훈련하기 위해 작업자 노드들(120A-K) 각각에 필요한 리소스 양에 어떻게 영향을 미치는지 포착한다. 일단 모델이 훈련되면, 조인트 최적화기(132)는 파이프라인을 훈련하는 것과 관련하여 각 작업자 노드에 대한 예측된 성능 측정치들을 출력하기 위해 하트비트 특징들, 파이프라인 특징들 및 데이터세트 특징들의 새로운 세트에 훈련된 모델을 적용할 수 있다. 그런 후, 조인트 최적화기(132)는 예측된 성능 측정치들을 실제 성능 측정치들과 비교하는 것에 기초하여 모델들을 조정할 수 있으며, 이는 앞으로 더 자세히 설명할 것이다.

[0028] [0029] 도 3에 의해 도시된 앞서 소개한 예를 더 참조하면, 조인트 최적화기(132)는 작업자 노드들(120A-D)이 각각 A, B, C 및 D분 내에 제1 파이프라인을 훈련하고 각각 W, X, Y 및 Z분 내에 제2 파이프라인을 훈련할 수 있다고 예측한다. 조인트 최적화기(132)는 최대 CPU 사용량 등을 더 예측할 수 있다.

[0029] [0030] 조인트 최적화기(132)는 작업자 노드들을 선택할 수 있다(210 단계). 실시예들에서, 조인트 최적화기(132)는 필요한 예측된 파이프라인 훈련 리소스들에 기초하여 파이프라인을 실행하기 위해 하나 이상의 작업자 노드들들(120A-K) 중 적어도 하나를 선택할 수 있다. 실시예들에서, 조인트 최적화기(132)는 ε-탐욕적 또는 멀티 암 밴디트(Multi Arm Bandit) 문제 접근 방식에 기초하여 하나 이상의 작업자 노드들(120A-K)를 선택할 수

있다. ε-탐욕적, 또는 엡실론-탐욕적 접근 방식에서, 조인트 최적화기(132)는 확률(1- ε)을 가진 최상의 예측된 작업자 노드(120A-K) 및 확률 ε을 가진 랜덤 작업자 노드(120A-K)를 선택한다. 예를 들면, 그런 후, 조인트 최적화기(132)는 ε이 0.05와 0.1 사이에 설정된 상위 세 개의 예측된 작업자(1-ε)를 선택하고, 확률 ε을 가진 세 개의 랜덤 작업자를 선택할 수 있다. 대부분의 경우에, 조인트 최적화기(132)는 최상의 예측된 작업자 노드(120A-K)를 선택할 것이지만, 조인트 최적화기(132)가 랜덤 작업자 노드(120A-K)를 선택할 가능성은 적다. 멀티 암드 밴디트(Multi-Armed Bandit) 접근 방식에서, 조인트 최적화기(132)는 먼저 세 개의 랜덤 작업자를 선택하고 n회 반복하여(예를 들어, n=1000) 파이프라인을 실행함으로써 모델을 훈련할 수 있다. 일단 조인트 최적화기(132)가 최상의 성능의 작업자 노드(120A-K)를 식별하기에 충분한 평가를 수행하면, 조인트 최적화기(132)는 모든 파이프라인을 최상의 성능의 작업자 노드(120A-K)에 보낼 수 있다. 조인트 최적화기(132)가 최상의 성능의 작업자 노드(120A-K)의 성능이 결과적으로 저하된다고 판단하면, 조인트 최적화기(132)는 최상의 성능의 작업자 노드(120A-K)를 무작위로 식별하고 그 프로세스를 반복하는 것으로 되돌아갈 수 있다.

[0030] [0031] 앞서 소개된 예를 참조하면, 조인트 최적화기(132)는 작업자 노드(120A)를 선택하여 제1 파이프라인을 훈련하고 작업자 노드(120B)를 선택하여 제2 파이프라인을 훈련한다.

[0031] [0032] 조인트 최적화기(132)는 피드백 루프에 기초하여 모델들을 조정할 수 있다(212 단계). 실시예들에서, 조인트 최적화기(132)는 하나 이상의 작업자 노드들(120A-K)에 의한 하나 이상의 파이프라인들의 훈련 이후의 손실을 결정함으로써 모델들을 조정할 수 있다. 특히, 조인트 최적화기(132)는 예측된 필요한 파이프라인 훈련 리소스들과 소비된 실제 파이프라인 훈련 리소스들을 수신한 후, EQ. 1에 기초하여 손실을 출력한다:

[0032]
$$Loss = (Predicted\ Resources - Actual\ Resources)^2 \qquad \text{EQ. 1}$$

[0033] 이후 조인트 최적화기(132)는 경사 하강법을 사용하여 손실을 역전파할 수 있다.

[0034] [0033] 도 3에 의해 도시된 전술한 예를 결론지으면, 조인트 최적화기(132)는 작업자 노드(120A)가 제1 파이프라인을 훈련시키고 작업자 노드(120B)가 제2 파이프라인을 훈련했을 때의 손실을 식별하는 것에 기초하여 모델들을 조정한다.

[0035] [0034] 청구된 발명의 주요 특징들은 손실의 역전파를 통한 시간 경과에 따른 성능 향상, 멀티 암 밴디트 접근 방식을 사용한 다양한 훈련 데이터의 생성, 및 지속적으로 예측하고, 훈련 데이터를 수집하고, 학습하고, 더 잘 예측하는 랜덤 포레스트 시스템의 사용을 포함한다.

[0036] [0035] 당업자는 전술한 발명이 예를 들어 자동화된 기계 학습 및 인공 지능, 분산형 파이프라인 훈련, 빠르고 연속적인 데이터 과학 파이프라인 조인트 최적화, 및 기계 학습 훈련 파이프라인들의 로드 밸런싱의 분야들 내에서 구현될 수 있음을 이해할 것이다. 청구된 시스템은 예를 들어 Kubernete 및 Docker 플랫폼에서 구현될 수 있으며, 여기서 하나 이상의 작업자 노드들(120A-K)는 Docker 컨테이너들이고 kubectl을 사용해 하트비트 특징들을 획득할 수 있다. 또한, 기계 학습/딥 러닝 모델 및 ε-탐욕적 모델들은 클러스터에서 기본으로 또는 마이크로서비스 상에서 실행될 수 있다. 또한, 시스템은 AutoScaler를 사용하여 확장하거나 ML/DL 모델의 출력을 사용하여 포드(pod)들을 수동으로 생성하여 확장할 수 있으며, 컨테이너들은 모델들이 스토리지에서 데이터를 선택하고 손실을 경사 하강시킬 수 있도록 각 파이프라인 훈련의 출력을 공유 클라우드 또는 네트워크 스토리지에 기록할 수 있다.

[0037] [0036] 도 3은 예시적인 실시예들에 따른, 파이프라인 훈련 시스템(100)의 조인트 최적화기(132)의 작동들을 예시하는 예를 도시한다.

[0038] [0037] 도 4는 예시적인 실시예들에 따른, 도 1의 파이프라인 훈련 시스템(100) 내에서 사용되는 디바이스들의 블록도를 도시한다. 도 4는 단지 하나의 구현예의 예시를 제공할 뿐이며 다른 실시예들이 구현될 수 있는 환경들에 관한 어떠한 제한도 의미하지 않는다는 것을 이해해야 한다. 도시된 환경에 대한 많은 수정들이 이루어질 수 있다.

[0039] [0038] 본원에 사용되는 디바이스들은 하나 이상의 프로세서(02), 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 RAM(04), 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 ROM(06), 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 스토리지 매체(08), 디바이스 드라이버들(12), 읽기/쓰기 드라이브 또는 인터페이스(14), 네트워크 어댑터 또는 인터페이스(16), 모두를 상호 연결하는 통신 패브릭(18)을 포함할 수 있다. 통신 패브릭(18)은 프로세서들(마이크로프로세서들, 통신 및 네트워크 프로세서들 등), 시스템 메모리, 주변 디바이스들, 및 시스템 내의 임의의 다른 하드웨어 컴포넌트들 간에 데이터

및/또는 제어 정보를 전달하도록 설계된 임의의 아키텍처로 구현될 수 있다.

[0040] [0039] 하나 이상의 운영 체제(10), 및 하나 이상의 응용 프로그램(11)이 각각의 RAM들(04)(이들은 통상적으로 캐시 메모리를 포함함) 중 하나 이상을 통해 프로세서들(02) 중 하나 이상에 의해 실행하기 위해 컴퓨터 판독 가능 스토리지 매체들(08) 중 하나 이상에 저장된다. 도시된 실시예에서, 컴퓨터 판독 가능 스토리지 매체들(08) 각각은 내부 하드 드라이브의 자기 디스크 스토리지, CD-ROM, DVD, 메모리 스틱, 자기 테이프, 자기 디스크, 광 디스크, RAM, ROM, EPROM, 플래시 메모리 또는 컴퓨터 프로그램 및 디지털 정보를 저장할 수 있는 기타 컴퓨터 판독 가능 유형(tangible) 스토리지 디바이스와 같은 반도체 스토리지 디바이스일 수 있다.

[0041] [0040] 본원에 사용되는 디바이스들은 또한 하나 이상의 휴대용 컴퓨터 판독 가능 스토리지 매체(26)로부터 읽고 그에 쓰기 위한 R/W 드라이브 또는 인터페이스(14)를 포함할 수 있다. 상기 디바이스들 상의 응용 프로그램들(11)은 휴대용 컴퓨터 판독 가능 스토리지 매체들(26) 중 하나 이상에 저장될 수 있고, 각각의 R/W 드라이브 또는 인터페이스(14)를 통해 읽을 수 있고, 각각의 컴퓨터 판독 가능 스토리지 매체(08)에 로드될 수 있다.

[0042] [0041] 본원에 사용되는 디바이스들은 또한 TCP/IP 어댑터 카드 또는 무선 통신 어댑터(OFDMA 기술을 사용하는 4G 무선 통신 어댑터 등)와 같은 네트워크 어댑터 또는 인터페이스(16)를 포함할 수 있다. 상기 컴퓨팅 디바이스들 상의 응용 프로그램들(11)은 네트워크(예를 들어, 인터넷, 근거리 통신망 또는 다른 광역 통신망 또는 무선 네트워크) 및 네트워크 어댑터 또는 인터페이스(16)를 통해 외부 컴퓨터 또는 외부 스토리지 디바이스로부터 컴퓨팅 디바이스에 로드될 수 있다. 상기 네트워크 어댑터 또는 인터페이스(16)로부터, 상기 프로그램들이 컴퓨터 판독 가능 스토리지 매체(08) 상에 로드될 수 있다. 상기 통신망(네트워크)은 구리선들, 광 섬유들, 무선 전송, 라우터들, 방화벽들, 스위치들, 게이트웨이 컴퓨터들 및/또는 엣지 서버들을 포함할 수 있다.

[0043] [0042] 본원에 사용되는 디바이스들은 또한 디스플레이 스크린(20), 키보드 또는 키패드(22) 및 컴퓨터 마우스 또는 터치패드(24)를 포함할 수 있다. 디바이스 드라이버들(12)은 이미징을 위한 디스플레이 스크린(20), 키보드 또는 키패드(22), 컴퓨터 마우스 또는 터치패드(24) 및/또는 영숫자 문자 입력 및 사용자 선택의 압력 감지를 위한 디스플레이 스크린(20)에 접속한다. 디바이스 드라이버들(12), R/W 드라이브 또는 인터페이스(14) 및 네트워크 어댑터 또는 인터페이스(16)는 하드웨어 및 (컴퓨터 판독 가능 스토리지 매체(08) 및/또는 ROM(06) 상에 저장된) 소프트웨어를 포함할 수 있다.

[0044] [0043] 본원에 기술된 프로그램들은 예시적인 실시예들 중 특정한 실시예에서 구현되는 애플리케이션을 기반으로 식별된다. 그러나, 본원의 임의의 특정 프로그램 명명법은 단지 편의를 위해 사용되며, 따라서 예시적인 실시예들은 이러한 명명법에 의해 식별 및/또는 암시되는 임의의 특정 애플리케이션에서만 사용하도록 제한되어서는 안 된다는 것을 이해해야 한다.

[0045] [0044] 전술한 내용에 기초하여, 컴퓨터 시스템, 방법 및 컴퓨터 프로그램 제품이 개시되었다. 그러나, 예시적인 실시예들의 범위를 벗어나지 않고 수많은 수정 및 대체가 이루어질 수 있다. 따라서, 예시적인 실시예들은 제한이 아닌 예로서 개시되었다.

[0046] [0045] 본 개시내용은 클라우드 컴퓨팅에 대한 상세한 설명을 포함하지만, 본원에 인용된 사상의 구현은 클라우드 컴퓨팅 환경에만 한정되는 것은 아님을 이해해야 한다. 오히려, 예시적인 실시예들은 지금 알려져 있거나 또는 나중에 개발될 모든 다른 유형의 컴퓨팅 환경과 함께 구현될 수 있다.

[0047] [0046] 클라우드 컴퓨팅은, 최소한의 관리 노력 또는 서비스 제공자와의 상호작용으로 빠르게 프로비저닝 및 해제될 수 있는, 구성 가능한(configurable) 컴퓨팅 리소스들(예를 들어, 네트워크, 네트워크 대역폭, 서버, 처리, 메모리, 스토리지, 애플리케이션, 가상 머신, 및 서비스)의 공유 풀에 대한 편리한 주문형(on-demand) 네트워크 액세스를 가능하게 하는 서비스 전달 모델이다. 이 클라우드 모델은 적어도 다섯 가지 특성(characteristics), 적어도 세 가지 서비스 모델(service model), 및 적어도 네 가지 배치 모델(deployment model)을 포함할 수 있다.

[0048] [0047] 특성들은 다음과 같다:

[0049] 주문형 셀프-서비스(On-demand self-service): 클라우드 소비자는, 서비스 제공자와의 인적 상호작용을 필요로 하지 않고 필요한 만큼 자동적으로, 서버 시간(server time) 및 네트워크 스토리지 같은 컴퓨팅 기능들을 일방적으로 프로비저닝(provisioning)할 수 있다.

[0050] 광역 네트워크 액세스(Broad network access): 이질적 씬 또는 씩 클라이언트 플랫폼들(heterogeneous thin or thick client platforms)(예를 들어, 모바일폰, 랩탑, 및 PDA)에 의한 사용을 장려하는 표준 메커니즘들을 통해

액세스되는 기능들을 네트워크를 통해서 이용할 수 있다.

[0051] 리소스 풀링(Resource pooling): 제공자의 컴퓨팅 리소스들은 멀티-테넌트 모델(a multi-tenant model)을 이용하여, 각기 다른 물리적 및 가상 리소스들을 요구(demand)에 따라 동적으로 할당 및 재할당하면서, 다수의 소비자들에게 서비스할 수 있도록 풀에 넣어둔다(pooled). 소비자는 일반적으로 제공된 리소스들의 정확한 위치를 제어할 수 없거나 그에 대한 지식이 없지만 더 높은 추상 수준에서(예를 들어, 국가, 도, 또는 데이터 센터) 위치를 명시할 수 있다는 점에서 위치 독립성이 있다.

[0052] 기민한 탄력성(Rapid elasticity): 기능들(capabilities)이 기민하게 탄력적으로 프로비저닝되어 (어떤 경우엔 자동으로) 신속히 규모를 확장할 수도 있고(scale out) 그리고 탄력적으로 해제되어 신속히 규모를 축소할 수도 있다(scale in). 소비자에게는 프로비저닝할 수 있는 기능이 종종 무제한인 것으로 보이고 언제든지 얼마든지 구매할 수 있다.

[0053] 측정 가능한 서비스(Measured service): 클라우드 시스템은 서비스 유형(예를 들어, 스토리지, 처리, 대역폭, 및 활성 사용자 계정)에 적절한 추상화 수준에서(at some level of abstraction) 계측 기능을 활용하여 리소스 사용을 자동으로 제어하고 최적화한다. 리소스 사용량이 모니터링되고, 제어되고, 그리고 보고될 수 있으며 이로써 이용하는 서비스의 제공자와 사용자 모두에게 투명성을 제공한다.

[0054] [0048] 서비스 모델들(Service Models)은 다음과 같다:

[0055] 소프트웨어 서비스(Software as a Service)(SaaS): 소비자에게 제공되는 서비스는 클라우드 인프라스트럭처 상에서 실행되는 제공자의 애플리케이션들을 사용하게 해주는 것이다. 애플리케이션들은 웹 브라우저(예를 들어, 웹기반 이메일) 같은 씬(thin) 클라이언트 인터페이스를 통해 여러 클라이언트 디바이스들에서 액세스 가능하다. 소비자는, 제한된 사용자별 가능한 애플리케이션 구성 설정을 제외하고, 네트워크, 서버, 운영 체제, 스토리지, 또는 개별 애플리케이션 성능을 포함하는 하부 클라우드 인프라스트럭처를 관리하거나 제어하지 않는다.

[0056] 플랫폼 서비스(Platform as a Service)(PaaS): 소비자에게 제공되는 서비스는 제공자에 의해 지원되는 프로그래밍 언어들 및 도구들을 이용하여 생성된 소비자-생성 또는 획득 애플리케이션들을 클라우드 인프라스트럭처에 배치하게 해주는 것이다. 소비자는 네트워크, 서버, 운영 체제, 또는 스토리지를 포함하는 하부 클라우드 인프라스트럭처를 관리하거나 제어하지 않지만, 배치된 애플리케이션들에 대해서 그리고 가능한 경우 애플리케이션 호스팅 환경 구성들에 대해서 제어할 수 있다.

[0057] 인프라스트럭처 서비스(Infrastructure as a Service)(IaaS): 소비자에게 제공되는 서비스는 처리, 스토리지, 네트워크, 및 기타 기본 컴퓨팅 리소스들을 제공하여 주는 것이며, 여기서 소비자는 임의의 소프트웨어를 배치 및 실행할 수 있고, 이 소프트웨어에는 운영 체제와 애플리케이션들이 포함될 수 있다. 소비자는 하부 클라우드 인프라스트럭처를 관리하거나 제어하지 않지만, 운영 체제, 스토리지, 배치된 애플리케이션들에 대해서 제어할 수 있고, 가능한 경우 선택된 네트워킹 컴포넌트들(예를 들어, 호스트 방화벽들)에 대해서 제한적으로 제어할 수 있다.

[0058] [0049] 배치 모델들(Deployment Models)은 다음과 같다:

[0059] 사설 클라우드(Private cloud): 클라우드 인프라스트럭처는 오직 한 조직(an organization)을 위해서 운영되고, 그 조직 또는 제3자에 의해 관리될 수 있으며 옥내(on-premises) 또는 옥외(on-premises)에 위치할 수 있다.

[0060] 커뮤니티 클라우드(Community cloud): 클라우드 인프라스트럭처는 여러 조직들에 의해 공유되고 관심사(예를 들어, 선교, 보안 요건, 정책, 및 규정 준수 심사)를 공유하는 특정 커뮤니티를 지원하며, 여러 조직들 또는 제3자에 의해 관리될 수 있으며 옥내(on-premises) 또는 옥외(on-premises)에 위치할 수 있다.

[0061] 공공 클라우드(Public cloud): 클라우드 인프라스트럭처는 일반 대중 또는 대규모 산업 집단에서 이용할 수 있으며 클라우드 서비스를 판매하는 조직이 소유한다.

[0062] 하이브리드 클라우드(Hybrid cloud): 클라우드 인프라스트럭처는 둘 이상의 클라우드들(사설, 커뮤니티, 또는 공공)이 혼합된 구성이며, 이들은 고유한 독립체들로 유지되지만 데이터 및 애플리케이션 이식가능성(portability)을 가능하게 해주는 표준화된 또는 소유권 있는 기술(예를 들어, 클라우드들 사이의 부하 균형을 위한 클라우드 버스팅(cloud bursting))에 의해 서로 결합되어 있다.

[0063] [0050] 클라우드 컴퓨팅 환경은 무국적(statelessness), 낮은 결합(low coupling), 모듈 방식(modularity), 및

의미적 상호운용성(semantic interoperability)에 집중하는 서비스를 지향한다. 클라우드 컴퓨팅의 중심에는 상호 연결된 노드들의 네트워크를 포함하는 인프라스트럭처가 있다.

[0064] [0051] 도 5를 참조하면, 예시적인 클라우드 컴퓨팅 환경(50)이 도시된다. 도시된 바와 같이, 클라우드 컴퓨팅 환경(50)은 하나 이상의 클라우드 컴퓨팅 노드들(40)을 포함하며, 이들은 예를 들어 개인 휴대 정보 단말기(PDA) 또는 휴대폰(54A), 데스크탑 컴퓨터(54B), 랩탑 컴퓨터(54C), 및/또는 자동차용 컴퓨터 시스템(54N)과 같은, 클라우드 소비자가 사용하는 로컬 컴퓨팅 디바이스들과 통신할 수 있다. 노드들(40)은 서로 통신할 수 있다. 이들은 상기에서 기술된 바와 같은 사설, 커뮤니티, 공공, 또는 하이브리드 클라우드들 또는 이들의 조합 등의 하나 이상의 네트워크들에서 물리적으로 또는 가상으로 그룹화될 수 있다(도시되지 않음). 이것은 클라우드 소비자가 로컬 컴퓨팅 디바이스 상에 리소스들을 유지할 필요가 없도록 클라우드 컴퓨팅 환경(50)이 인프라스트럭처, 플랫폼들 및/또는 소프트웨어를 서비스로서 제공할 수 있게 해준다. 도 5에 도시된 컴퓨팅 디바이스들(54A-N)의 유형들은 단지 예시의 목적으로 기술한 것이며 컴퓨팅 노드들(40)과 클라우드 컴퓨팅 환경(50)은 모든 유형의 네트워크 및/또는 네트워크 주소지정가능 연결을 통해서 (예를 들어, 웹 브라우저를 사용하여) 모든 유형의 컴퓨터화된 디바이스와 통신할 수 있다는 것을 이해해야 한다.

[0065] [0052] 이제 도 6을 참조하면, 클라우드 컴퓨팅 환경(50)(도 5)에 의해 제공되는 일 세트의 기능별 추상화 계층들이 도시된다. 도 6에 도시된 컴포넌트들, 계층들, 및 기능들은 단지 예시의 목적이며 예시적인 실시예들은 이들에 한정되지 않는다는 것을 미리 이해해야 한다. 도시된 바와 같이, 다음의 계층들과 그에 대응하는 기능들이 제공된다:

[0066] [0053] 하드웨어 및 소프트웨어 계층(60)은 하드웨어 및 소프트웨어 컴포넌트들을 포함한다. 하드웨어 컴포넌트들의 예들에는: 메인프레임들(61); RISC(Reduced Instruction Set Computer) 아키텍처 기반 서버들(62); 서버들(63); 블레이드 서버들(64); 스토리지 디바이스들(65); 및 네트워크 및 네트워킹 컴포넌트들(66)이 포함된다. 일부 실시예에서, 소프트웨어 컴포넌트들은 네트워크 애플리케이션 서버 소프트웨어(67) 및 데이터베이스 소프트웨어(68)를 포함한다.

[0067] [0054] 가상화 계층(70)은 추상화 계층을 제공하며 이로부터 다음의 가상 실체들의 예들이 제공될 수 있다: 가상 서버들(71); 가상 스토리지(72); 가상 사설 네트워크를 포함하는, 가상 네트워크들(73); 가상 애플리케이션들 및 운영 체제들(74); 및 가상 클라이언트들(75).

[0068] [0055] 한 예에서, 관리 계층(80)은 아래에 기술하는 기능들을 제공할 수 있다. 리소스 프로비저닝(Resource provisioning)(81)은 클라우드 컴퓨팅 환경에서 작업들을 수행하는 데 이용되는 컴퓨팅 리소스들 및 기타 리소스들의 동적 조달을 제공한다. 계측 및 가격 책정(Metering and Pricing)(82)은 리소스들이 클라우드 컴퓨팅 환경에서 이용될 때 비용 추적, 및 이 리소스들의 소비에 대한 요금 청구를 제공한다. 한 예에서, 이 리소스들은 애플리케이션 소프트웨어 라이센스를 포함할 수 있다. 보안(Security)은 데이터 및 기타 리소스들에 대한 보호뿐만 아니라 클라우드 소비자들과 작업들에 대한 신원 확인을 제공한다. 사용자 포털(User portal)(83)은 소비자들 및 시스템 관리자들에게 클라우드 컴퓨팅 환경에 대한 액세스를 제공한다. 서비스 수준 관리(Service level management)(84)는 요구되는 서비스 수준이 충족되도록 클라우드 컴퓨팅 리소스 할당 및 관리를 제공한다. 서비스 수준 협약서(SLA) 기획 및 이행(planning and fulfillment)(85)은 SLA에 부합하는 예상되는 미래 요건에 맞는 클라우드 컴퓨팅 리소스들의 사전-배치(pre-arrangement) 및 조달(procurement)을 제공한다.

[0069] [0056] 워크로드 계층(90)은 클라우드 컴퓨팅 환경이 이용될 수 있는 기능의 예들을 제공한다. 이 계층에서 제공될 수 있는 워크로드들과 기능들의 예들은 다음과 같다: 매핑 및 네비게이션(91); 소프트웨어 개발 및 라이프사이클 관리(92); 가상 교실 교육 전달(93); 데이터 분석 처리(94); 트랜잭션 처리(95); 및 파이프라인 훈련 프로세싱(96).

[0070] [0057] 예시적인 실시예들은 통합의 모든 가능한 기술적 세부 수준에서 시스템, 방법, 및/또는 컴퓨터 프로그램 제품일 수 있다. 컴퓨터 프로그램 제품은 컴퓨터 판독 가능 스토리지 매체를 포함할 수 있으며, 이 매체 상에 프로세서가 본 발명의 양태들을 수행하도록 하는 컴퓨터 판독 가능 프로그램 명령들을 갖는다.

[0071] [0058] 컴퓨터 판독 가능 스토리지 매체는 명령 실행 디바이스에 의해 사용될 명령들을 유지 및 저장할 수 있는 유형의(tangible) 디바이스일 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 스토리지 매체는, 예를 들어, 전자 스토리지 디바이스, 자기 스토리지 디바이스, 광 스토리지 디바이스, 전자기 스토리지 디바이스, 반도체 스토리지 디바이스, 또는 전술한 것들의 모든 적절한 조합일 수 있으며, 그러나 이에 한정되지는 않는다. 컴퓨터 판독 가능 스토리지 매체의 더 구체적인 예들의 비포괄적인 목록에는 다음이 포함된다: 휴대용 컴퓨터 디스켓, 하드 디스크,

랜덤 액세스 메모리(RAM), 읽기 전용 메모리(ROM), 소거 및 프로그램가능 읽기 전용 메모리(EPROM 또는 플래시 메모리), 정적 랜덤 액세스 메모리(SRAM), 휴대용 컴팩트 디스크 읽기 전용 메모리(CD-ROM), 디지털 다용도 디스크(DVD), 메모리 스틱, 플로피 디스크, 천공-카드들 또는 명령들이 기록된 홈에 있는 융기된 구조들 같이 기계적으로 인코딩된 디바이스, 및 전술한 것들의 모든 적절한 조합, 본원에서 사용되는 컴퓨터 판독 가능 스토리지 매체는 무선 전파들이나 다른 자유롭게 전파되는 전자기파들, 도파관이나 기타 전송 매체를 통해 전파되는 전자기파들(예를 들어, 광섬유 케이블을 통해 전달되는 광 펄스들), 또는 선(wire)을 통해 전송되는 전기 신호들 같이 그 자체로 일시적인(transitory) 신호들로 해석되지는 않는다.

[0072] [0059] 본원에 기술되는 컴퓨터 판독 가능 프로그램 명령들은, 예를 들어, 인터넷, 근거리 통신망, 광역 통신망 및/또는 무선 네트워크 등의 통신망(네트워크)을 통해 컴퓨터 판독 가능 스토리지 매체로부터 각각 컴퓨팅/처리 디바이스들로 또는 외부 컴퓨터 또는 외부 스토리지 디바이스로 다운로드될 수 있다. 상기 통신망은 구리 전송 케이블들, 광 전송 섬유들, 무선 전송, 라우터들, 방화벽들, 스위치들, 게이트웨이 컴퓨터들 및/또는 엣지 서버들을 포함할 수 있다. 각 컴퓨팅/처리 디바이스 내 네트워크 어댑터 카드 또는 네트워크 인터페이스는 상기 네트워크로부터 컴퓨터 판독 가능 프로그램 명령들을 수신하고 그 컴퓨터 판독 가능 프로그램 명령들을 각각의 컴퓨팅/처리 디바이스 내의 컴퓨터 판독 가능 스토리지 매체에 저장하기 위해 전송한다.

[0073] [0060] 본 발명의 작동들을 실행하기 위한 컴퓨터 판독 가능 프로그램 명령들은 Smalltalk, C++ 또는 그와 유사 언어 등의 객체 지향 프로그래밍 언어와 “C” 프로그래밍 언어 또는 그와 유사한 언어 등의 종래의 절차적 프로그래밍 언어들을 포함하여, 하나 이상의 프로그래밍 언어들을 조합하여 작성된(written) 어셈블러 명령들, 명령-세트-아키텍처(ISA) 명령들, 머신 명령들, 머신 종속 명령들, 마이크로코드, 펌웨어 명령들, 상태-셋팅 데이터, 집적 회로를 위한 구성 데이터, 또는 소스 코드나 목적 코드일 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 프로그램 명령들은 전적으로 사용자의 컴퓨터상에서, 부분적으로 사용자의 컴퓨터상에서, 독립형(stand-alone) 소프트웨어 패키지로서, 부분적으로 사용자의 컴퓨터상에서 그리고 부분적으로 원격 컴퓨터상에서 또는 전적으로 원격 컴퓨터나 서버상에서 실행될 수 있다. 위에서 마지막의 경우에, 원격 컴퓨터는 근거리 통신망(LAN) 또는 광역 통신망(WAN)을 포함한 모든 종류의 네트워크를 통해서 사용자의 컴퓨터에 접속될 수 있고, 또는 이 접속은 (예를 들어, 인터넷 서비스 제공자를 이용한 인터넷을 통해서) 외부 컴퓨터에 이루어질 수도 있다. 일부 실시예에서, 예를 들어 프로그램 가능 논리 회로, 필드-프로그램 가능 게이트 어레이들(FPGA), 또는 프로그램 가능 논리 어레이들(PLA)을 포함한 전자 회로는 본 발명의 양태들을 수행하기 위해 전자 회로를 맞춤화하도록 상기 컴퓨터 판독 가능 프로그램 명령들의 상태 정보를 활용하여 상기 컴퓨터 판독 가능 프로그램 명령들을 실행할 수 있다.

[0074] [0061] 본원에서는 본 발명의 실시예들에 따른 방법들, 장치들(시스템들), 및 컴퓨터 프로그램 제품들의 흐름 예시도들 및/또는 블록도들을 참조하여 본 발명의 양태들을 기술한다. 흐름 예시도들 및/또는 블록도들의 각 블록과 흐름 예시도들 및/또는 블록도들 내 블록들의 조합들은 컴퓨터 판독 가능 프로그램 명령들에 의해 구현될 수 있다는 것을 이해할 수 있을 것이다.

[0075] [0062] 이들 컴퓨터 판독 가능 프로그램 명령들은 컴퓨터, 또는 기타 프로그램가능 데이터 처리 장치의 프로세서에 제공되어 머신(machine)을 생성하고, 그렇게 하여 그 명령들이 상기 컴퓨터 또는 기타 프로그램가능 데이터 처리 장치의 프로세서를 통해서 실행되어, 상기 흐름도 및/또는 블록도의 블록 또는 블록들에 명시된 기능들/동작들을 구현하기 위한 수단을 생성할 수 있다. 이들 컴퓨터 판독 가능 프로그램 명령들은 또한 컴퓨터 판독 가능 스토리지 매체에 저장될 수 있으며, 컴퓨터, 프로그램가능 데이터 처리 장치 및/또는 기타 디바이스들에 지시하여 명령들이 저장된 상기 컴퓨터 판독 가능 스토리지 매체가 상기 흐름도 및/또는 블록도의 블록 또는 블록들에 명시된 기능/동작의 양태들을 구현하는 명령들을 포함하는 제조품(an article of manufacture)을 포함하도록 특정한 방식으로 기능하게 할 수 있다.

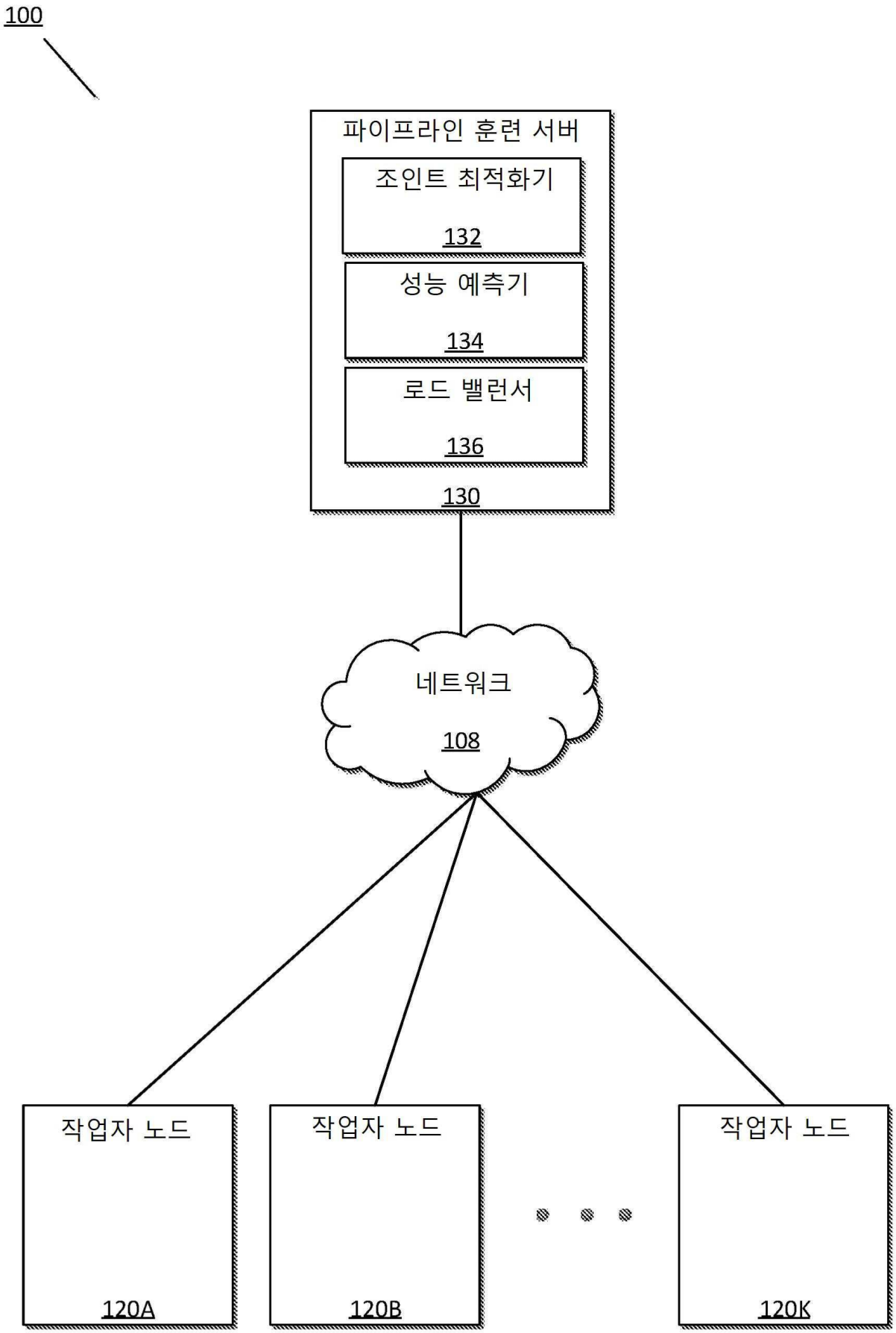
[0076] [0063] 컴퓨터 판독 가능 프로그램 명령들은 또한 컴퓨터, 기타 프로그램 가능 데이터 처리 장치, 또는 다른 디바이스에 로드 되어, 상기 컴퓨터, 기타 프로그램가능 장치 또는 다른 디바이스에서 일련의 작동 단계들이 수행되게 하여 컴퓨터 구현 프로세스를 생성하며, 그렇게 하여 상기 컴퓨터, 기타 프로그램 가능 장치, 또는 다른 디바이스 상에서 실행되는 명령들이 흐름도 및/또는 블록도의 블록 또는 블록들에 명시된 기능들/동작들을 구현할 수 있다.

[0077] [0064] 도면들 내 흐름도 및 블록도들은 본 발명의 여러 실시예들에 따른 시스템들, 방법들 및 컴퓨터 프로그램 제품들의 가능한 구현들의 아키텍처, 기능(functionality), 및 작동(operation)을 예시한다. 이와 관련하여, 상기 흐름도 또는 블록도들 내 각 블록은 명시된 논리 함수(들)를 구현하기 위한 하나 이상의 실행 가능한 명령들을 포함한 모듈, 세그먼트 또는 명령들의 일부분을 나타낼 수 있다. 일부 대안적인 구현들에서, 상기 블록들에

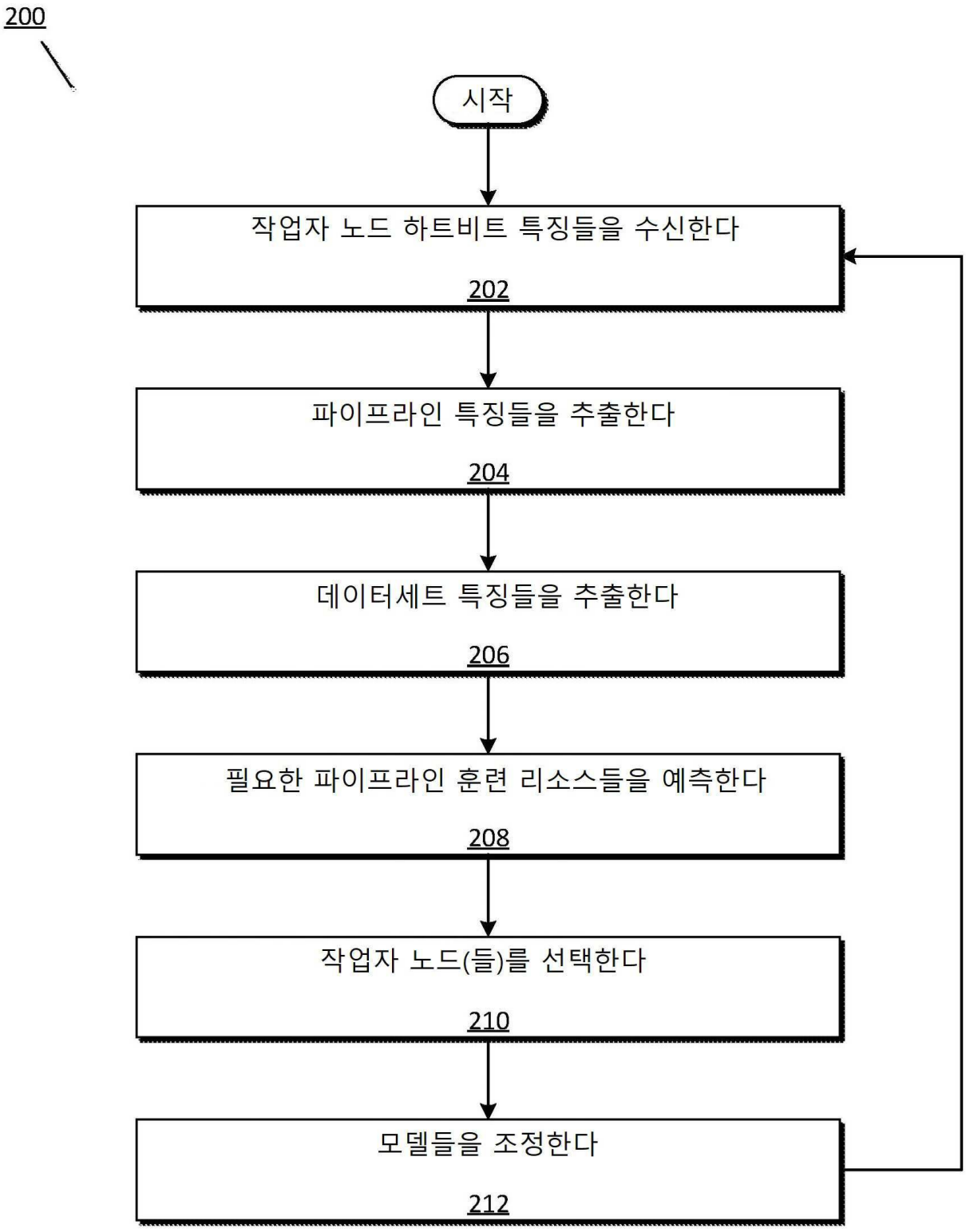
언급되는 기능들은 도면들에 언급된 순서와 다르게 일어날 수도 있다. 예를 들면, 연속으로 도시된 두 개의 블록은 실제로는 동시에, 사실상 동시에, 부분적 또는 전체적으로 일시적으로 겹치는 방식으로 실행되어 하나의 단계로 이루어질 수도 있고, 또는 이 두 블록은 때때로 관련된 기능에 따라서는 역순으로 실행될 수도 있다. 블록도들 및/또는 흐름 예시도의 각 블록, 및 블록도들 및/또는 흐름 예시도 내 블록들의 조합들은 특수목적용 하드웨어 및 컴퓨터 명령들의 명시된 기능들 또는 동작들, 또는 이들의 조합들을 수행하는 특수목적용 하드웨어-기반 시스템들에 의해 구현될 수 있다는 것에 또한 주목해야 한다.

도면

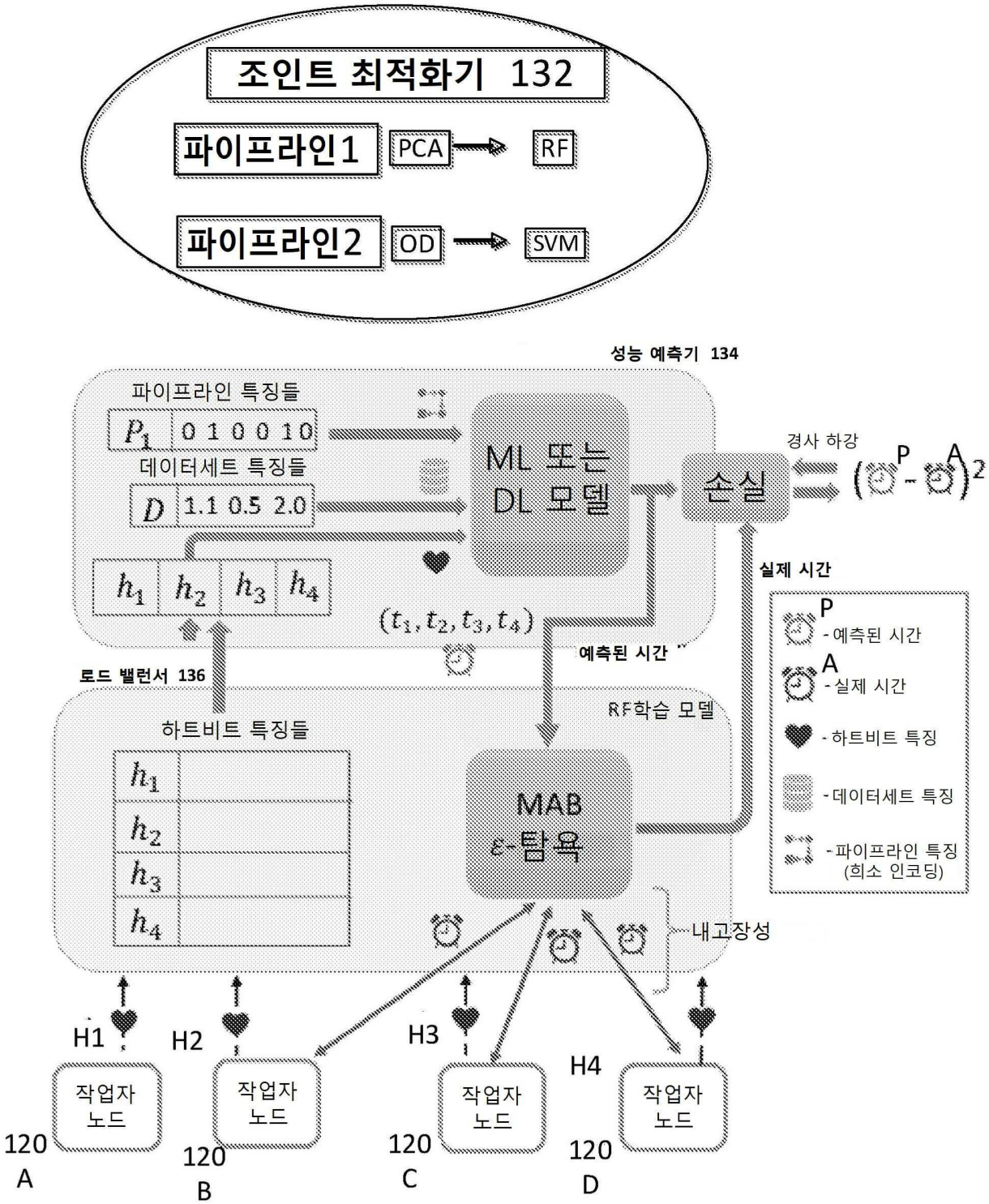
도면1


100
파이프라인 훈련 서버
조인트 최적화기
132
성능 예측기
134
로드 밸런서
136
130
네트워크
108
작업자 노드
120A
작업자 노드
120B
작업자 노드
120K

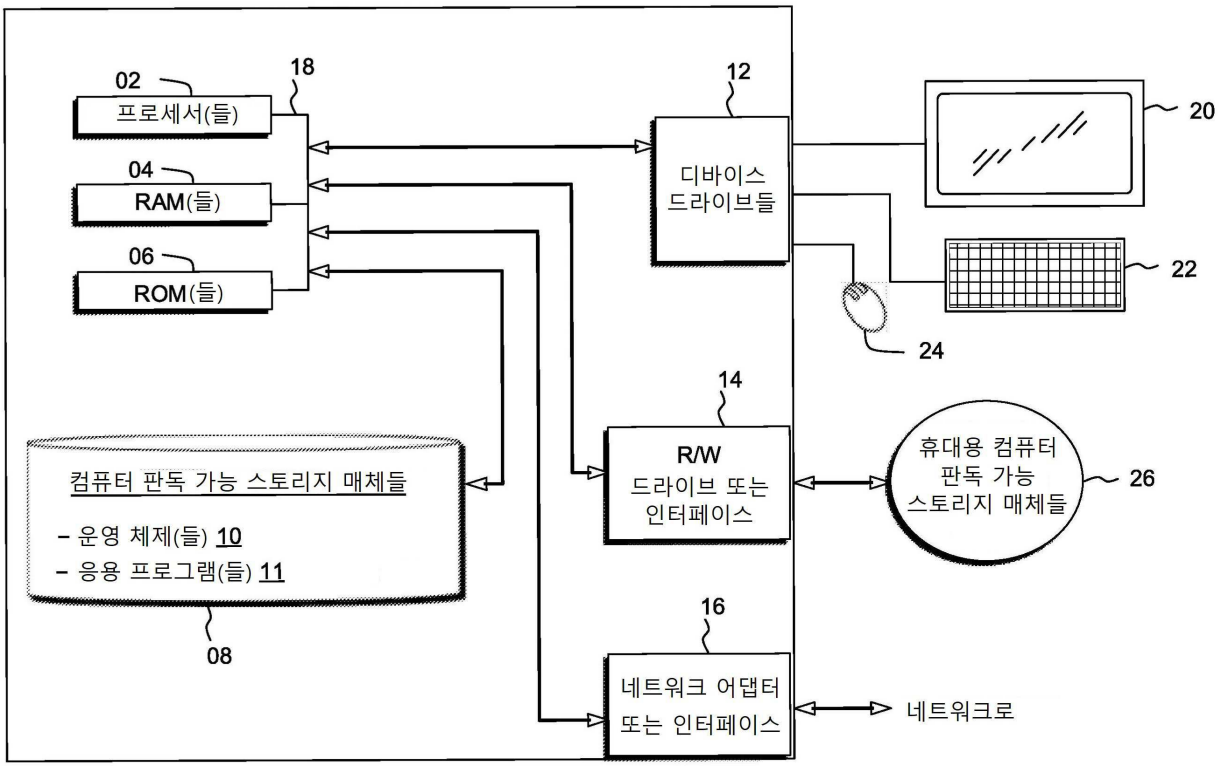
도면2


200
시작
작업자 노드 하트비트 특징들을 수신한다
202
파이프라인 특징들을 추출한다
204
데이터세트 특징들을 추출한다
206
필요한 파이프라인 훈련 리소스들을 예측한다
208
작업자 노드(들)를 선택한다
210
모델들을 조정한다
212

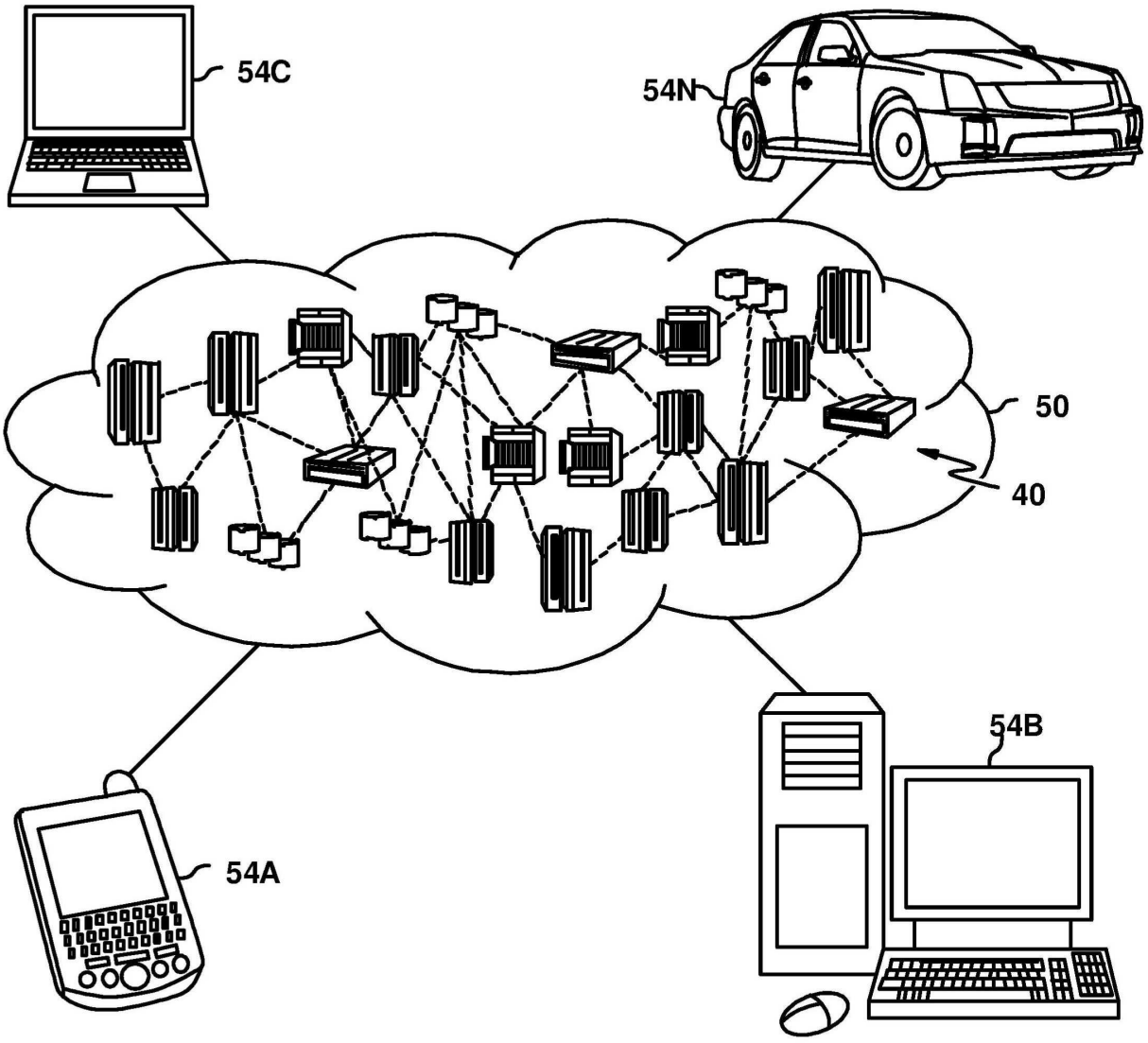
도면3


조인트 최적화기 132
파이프라인1
PCA
RF
파이프라인2
OD
SVM
성능 예측기 134
파이프라인 특징들
P_1 0 1 0 0 10
데이터세트 특징들
D 1.1 0.5 2.0
h_1 h_2 h_3 h_4
(t_1, t_2, t_3, t_4)
ML 또는 DL 모델
손실
경사 하강
$(P - A)^2$
실제 시간
P - 예측된 시간
A - 실제 시간
- 하트비트 특징
- 데이터세트 특징
- 파이프라인 특징 (희소 인코딩)
예측된 시간
로드 밸런서 136
RF학습 모델
하트비트 특징들
MAB ε-탐욕
내고장성
H1
H2
H3
H4
작업자 노드
120 A
120 B
120 C
120 D

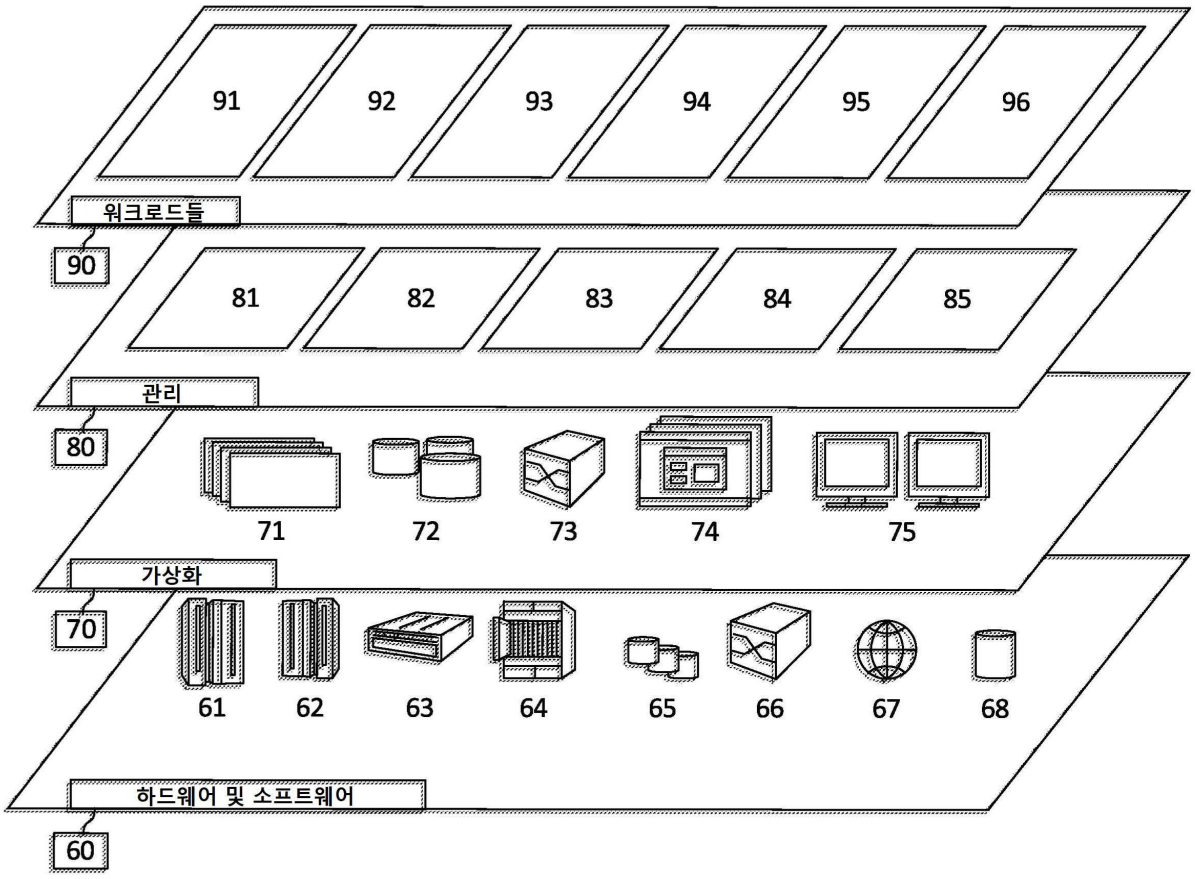
도면4


02
프로세서(들)
18
04
RAM(들)
06
ROM(들)
12
디바이스
드라이브들
20
22
24
14
R/W
드라이브 또는
인터페이스
휴대용 컴퓨터
판독 가능
스토리지 매체들
26
컴퓨터 판독 가능 스토리지 매체들
- 운영 체제(들) 10
- 응용 프로그램(들) 11
08
16
네트워크 어댑터
또는 인터페이스
네트워크로

도면5



도면6


91
92
93
94
95
96
워크로드들
90
81
82
83
84
85
관리
80
71
72
73
74
75
가상화
70
61
62
63
64
65
66
67
68
하드웨어 및 소프트웨어
60