(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0136011
(43) 공개일자 2024년09월13일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 20/00 (2019.01) *G06F 17/18* (2006.01)
G06Q 10/04 (2023.01)
(52) CPC특허분류
G06N 20/00 (2021.08)
G06F 17/18 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2023-0029149
(22) 출원일자 2023년03월06일
심사청구일자 2023년03월06일

(71) 출원인
울산과학기술원
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
(72) 발명자
임성빈
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
윤태현
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
(74) 대리인
제일특허법인(유)

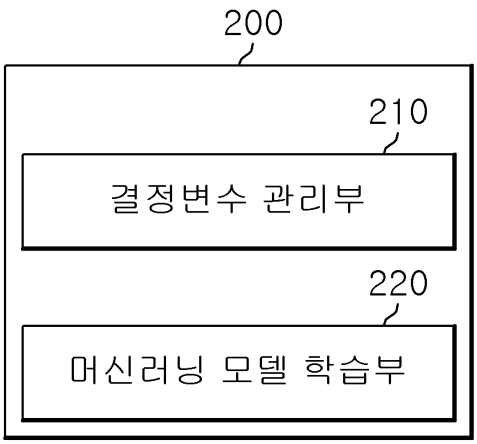
전체 청구항 수 : 총 18 항

(54) 발명의 명칭 **혼합 정수 계획법을 이용하는 머신러닝 모델 학습 방법 및 상기 방법을 수행하는 머신러닝 모델 학습 장치**

(57) 요 약

본 발명의 일 실시예에 따른 혼합 정수 계획법을 이용하는 머신러닝 모델 학습 방법은, MIP 문제를 입력 받는 단계; 상기 MIP 문제의 제약 조건 내에서 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정하는 단계; 및 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위로부터 산출되는 결정변수의 확률 예측값을 이용하여 최적 해를 출력하도록 상기 머신러닝 모델을 학습시키는 단계를 포함할 수 있다.

대 표 도 - 도2



(52) CPC특허분류
G06Q 10/04 (2023.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711160467
과제번호 2022-0-00612-001
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 정보통신기획평가원
연구사업명 사람중심인공지능핵심원천기술개발
연구과제명 일상생활에서 필요한 상식을 기반으로 새로운 사실을 추론하며 이해하는 인공지능 기술 개발
기 여 율 50/100
과제수행기관명 울산과학기술원
연구기간 2023.01.01 ~ 2023.12.31
이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711169741
과제번호 2021R1A4A3033149
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 한국연구재단
연구사업명 집단연구지원
연구과제명 차세대 로봇 설계 및 제어를 위한 인공지능 플랫폼 연구실
기 여 율 50/100
과제수행기관명 울산과학기술원
연구기간 2022.03.01 ~ 2023.02.28

명 세 서

청구범위

청구항 1

혼합 정수 계획법을 이용하는 머신러닝 모델 학습 방법으로서,

MIP 문제를 입력 받는 단계;

상기 MIP 문제의 제약 조건 내에서 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정하는 단계; 및

상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위로부터 산출되는 결정변수의 확률 예측값을 이용하여 최적 해를 출력하도록 상기 머신러닝 모델을 학습시키는 단계를 포함하는

머신러닝 모델 학습 방법.

청구항 2

제1 항에 있어서,

상기 MIP 문제의 제약 조건 내에서 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정하는 단계는,

상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한을 결정하는 단계; 및

상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한을 결정하는 단계를 포함하는

머신러닝 모델 학습 방법.

청구항 3

제2 항에 있어서,

상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한을 결정하는 단계는,

타당한 해를 도출하기 위해 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 임계값을 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한으로 결정하는 단계를 포함하는

머신러닝 모델 학습 방법.

청구항 4

제2 항에 있어서,

상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한을 결정하는 단계는,

상기 MIP 문제의 정수에 대한 제약 조건을 배제하고 타당한 해를 도출하기 위해 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율을 예측하는 단계; 및

상기 예측된 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율을 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한으로 결정하는 단계를 포함하는

머신러닝 모델 학습 방법.

청구항 5

제2 항에 있어서,

상기 MIP 문제의 제약 조건 내에서 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정하는 단계는,

상기 머신러닝 모델을 이용하여 최적의 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율을 결정하는 단계를 더 포함하고,

상기 머신러닝 모델을 학습시키는 단계에서,

상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한, 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한, 상기 최적의 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율 및 상기 결정변수의 확률 예측값에 관한 손실함수를 종합적으로 고려하여 상기 머신러닝 모델을 학습시키는

머신러닝 모델 학습 방법.

청구항 6

제1 항에 있어서,

상기 결정변수의 확률 예측값은 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율에 기초하여 선택되는 결정변수에 대한 신뢰도를 의미하는 것인

머신러닝 모델 학습 방법.

청구항 7

제1 항에 있어서,

상기 MIP 문제를 입력 받는 단계는,

상기 MIP 문제에 기초하여 MIP 그래프 데이터를 생성하는 단계를 포함하는

머신러닝 모델 학습 방법.

청구항 8

제7 항에 있어서,

상기 MIP 문제의 제약 조건 내에서 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정하는 단계는,

상기 MIP 문제의 제약 조건 내에서 상기 MIP 그래프 데이터로부터 결정변수의 부분 집합을 무작위로 결정하는 단계;

상기 결정변수의 부분 집합에 포함된 결정변수에 대한 확률 예측값을 결정하는 단계;

임계값을 참조하여 상기 결정변수에 대한 확률 예측값을 0 또는 1로 이진화하는 단계; 및

상기 이진화된 결정변수에 대한 확률 예측값에 기초하여 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정하는 단계를 포함하는

머신러닝 모델 학습 방법.

청구항 9

혼합 정수 계획법을 이용하는 머신러닝 모델 학습 장치로서,

머신러닝 모델 학습 프로그램이 저장된 메모리; 및

상기 메모리에서 상기 머신러닝 모델 학습 프로그램을 로드하여, 상기 머신러닝 모델 학습 프로그램을 실행하는

프로세서를 포함하고,

상기 프로세서는,

MIP 문제를 입력 받고,

상기 MIP 문제의 제약 조건 내에서 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정하고,

상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위로부터 산출되는 결정변수의 확률 예측값을 이용하여 최적 해를 출력하도록 상기 머신러닝 모델을 학습시키는

머신러닝 모델 학습 장치.

청구항 10

제9 항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한을 결정하고,

상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한을 결정하는

머신러닝 모델 학습 장치.

청구항 11

제10 항에 있어서,

상기 프로세서는,

타당한 해를 도출하기 위해 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 임계값을 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한으로 결정하는

머신러닝 모델 학습 장치.

청구항 12

제10 항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 MIP 문제의 정수에 대한 제약 조건을 배제하고 타당한 해를 도출하기 위해 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율을 예측하고,

상기 예측된 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율을 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한으로 결정하는

머신러닝 모델 학습 장치.

청구항 13

제10 항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 머신러닝 모델을 이용하여 최적의 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율을 결정하고,

상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한, 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한, 상기 최적의 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율 및 상기 결정변수의 확률 예측값에 관한 손

실함수를 종합적으로 고려하여 상기 머신러닝 모델을 학습시키는

머신러닝 모델 학습 장치.

청구항 14

제9 항에 있어서,

상기 결정변수의 확률 예측값은 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율에 기초하여 선택되는 결정변수에 대한 신뢰도를 의미하는 것인

머신러닝 모델 학습 장치.

청구항 15

제9 항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 MIP 문제에 기초하여 MIP 그래프 데이터를 생성하는

머신러닝 모델 학습 장치.

청구항 16

제15 항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 MIP 문제의 제약 조건 내에서 상기 MIP 그래프 데이터로부터 결정변수의 부분 집합을 무작위로 결정하고,

상기 결정변수의 부분 집합에 포함된 결정변수에 대한 확률 예측값을 결정하고,

임계값을 참조하여 상기 결정변수에 대한 확률 예측값을 0 또는 1로 이진화하고,

상기 이진화된 결정변수에 대한 확률 예측값에 기초하여 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정하는

머신러닝 모델 학습 장치.

청구항 17

컴퓨터 프로그램을 저장하고 있는 컴퓨터 판독 가능 기록매체로서,

MIP 문제를 입력 받는 단계;

상기 MIP 문제의 제약 조건 내에서 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정하는 단계; 및

상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위로부터 산출되는 결정변수의 확률 예측값을 이용하여 최적 해를 출력하도록 머신러닝 모델을 학습시키는 단계를 포함하는 혼합 정수 계획법을 이용하는 머신러닝 모델 학습 방법을 프로세서가 수행하도록 하기 위한 명령어를 포함하는

컴퓨터 판독 가능한 기록매체.

청구항 18

컴퓨터 판독 가능한 기록매체에 저장되어 있는 컴퓨터 프로그램으로서,

MIP 문제를 입력 받는 단계;

상기 MIP 문제의 제약 조건 내에서 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정하는 단계; 및

상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위로부터 산출되는 결정변수의 확률 예측값을 이용하여 최적 해를 출력하도록 머신러닝 모델을 학습시키는 단계를 포함하는 혼합 정수 계획법을 이용하는 머신러닝 모델 학습 방법을 프로세서가 수행하도록 하기 위한 명령어를 포함하는

컴퓨터 프로그램.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 혼합 정수 계획법을 이용하는 머신러닝 모델 학습 방법 및 상기 방법을 수행하는 머신러닝 모델 학습 장치에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 혼합 정수 계획법(mixed integer programming, MIP)은 생산 계획, 물류, 운송 관리, 재고 관리, 투자, 자원 할당 등 다양한 분야에서 발생하는 조합 최적화(combinatorial optimization) 문제를 해결하기 위한 수학적 최적화 모델이다.

[0003] 다만, MIP 문제에서 제약 조건을 만족하기 위해 이산적인 결정변수와 연속적인 결정변수가 함께 사용된다는 특성으로 인해, 한정된 시간 내에 조합 최적화 문제의 실현 가능한 솔루션을 찾는 것은 본질적으로 어렵다는 한계가 있다.

[0004] 또한, 종래의 MIP solver는 휴리스틱(heuristic)한 방법을 통해 최적 해를 도출하였기 때문에, 최적 해를 도출하는 데 걸리는 시간이 매우 컸으며, 최적 해를 도출하지 못하는 상황이 자주 발생한다는 한계가 있었다.

[0005] 최근에는 MIP solver의 휴리스틱한 구성을 보완하기 위해 데이터 기반으로 조합 최적화 문제의 실현 가능한 해결책을 찾는 시도가 이어지고 있으며, 짧은 시간 내에 양질의 실현 가능한 솔루션을 찾는 방법이 필요한 실정이다.

선행기술문헌

특허문헌

[0006] (특허문헌 0001) 한국공개특허공보 제10-2022-0046905호(2022.04.15)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 본 발명이 해결하고자 하는 과제는, MIP 문제를 입력 받고, 상기 MIP 문제의 제약 조건 내에서 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정하고, 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위로부터 산출되는 결정변수의 확률 예측값을 이용하여 최적 해를 출력하도록 상기 머신러닝 모델을 학습시키는 머신러닝 모델 학습 방법을 제공하는 것이다.

[0008] 다만, 본 발명이 해결하고자 하는 과제는 이상에서 언급한 것으로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 해결하고자 하는 과제는 아래의 기재로부터 본 발명이 속하는 통상의 지식을 가진 자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0009] 본 발명의 일 실시예에 따른 혼합 정수 계획법을 이용하는 머신러닝 모델 학습 방법은, MIP 문제를 입력 받는 단계; 상기 MIP 문제의 제약 조건 내에서 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정하는 단계; 및 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위로부터 산출되는 결정변수의 확률 예측값을

이용하여 최적 해를 출력하도록 상기 머신러닝 모델을 학습시키는 단계를 포함할 수 있다.

[0010] 여기서, 상기 MIP 문제의 제약 조건 내에서 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정하는 단계는, 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한을 결정하는 단계; 및 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한을 결정하는 단계를 포함할 수 있다.

[0011] 여기서, 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한을 결정하는 단계는, 타당한 해를 도출하기 위해 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 임계값을 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한으로 결정하는 단계를 포함할 수 있다.

[0012] 또한, 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한을 결정하는 단계는, 상기 MIP 문제의 정수에 대한 제약 조건을 배제하고 타당한 해를 도출하기 위해 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율을 예측하는 단계; 및 상기 예측된 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율을 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한으로 결정하는 단계를 포함할 수 있다.

[0013] 또한, 상기 MIP 문제의 제약 조건 내에서 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정하는 단계는, 상기 머신러닝 모델을 이용하여 최적의 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율을 결정하는 단계를 더 포함하고, 상기 머신러닝 모델을 학습시키는 단계에서, 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한, 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한, 상기 최적의 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율 및 상기 결정변수의 확률 예측값에 관한 손실함수를 종합적으로 고려하여 상기 머신러닝 모델을 학습시킬 수 있다.

[0014] 한편, 상기 결정변수의 확률 예측값은 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율에 기초하여 선택되는 결정변수에 대한 신뢰도를 의미할 수 있다.

[0015] 또한, 상기 MIP 문제를 입력 받는 단계는, 상기 MIP 문제에 기초하여 MIP 그래프 데이터를 생성하는 단계를 포함할 수 있다.

[0016] 여기서, 상기 MIP 문제의 제약 조건 내에서 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정하는 단계는, 상기 MIP 문제의 제약 조건 내에서 상기 MIP 그래프 데이터로부터 결정변수의 부분 집합을 무작위로 결정하는 단계; 상기 결정변수의 부분 집합에 포함된 결정변수에 대한 확률 예측값을 결정하는 단계; 임계값을 참조하여 상기 결정변수에 대한 확률 예측값을 0 또는 1로 이진화하는 단계; 및 상기 이진화된 결정변수에 대한 확률 예측값에 기초하여 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정하는 단계를 포함할 수 있다.

[0017] 본 발명의 다른 실시예에 따른 혼합 정수 계획법을 이용하는 머신러닝 모델 학습 장치는, 머신러닝 모델 학습 프로그램이 저장된 메모리; 및 상기 메모리에서 상기 머신러닝 모델 학습 프로그램을 로드하여, 상기 머신러닝 모델 학습 프로그램을 실행하는 프로세서를 포함하고, 상기 프로세서는, MIP 문제를 입력 받고, 상기 MIP 문제의 제약 조건 내에서 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정하고, 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위로부터 산출되는 결정변수의 확률 예측값을 이용하여 최적 해를 출력하도록 상기 머신러닝 모델을 학습시킬 수 있다.

[0018] 여기서, 상기 프로세서는, 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한을 결정하고, 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한을 결정할 수 있다.

[0019] 또한, 상기 프로세서는, 타당한 해를 도출하기 위해 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 임계값을 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한으로 결정할 수 있다.

[0020] 또한, 상기 프로세서는, 상기 MIP 문제의 정수에 대한 제약 조건을 배제하고 타당한 해를 도출하기 위해 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율을 예측하고, 상기 예측된 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율을 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한으로 결정할 수 있다.

[0021] 또한, 상기 프로세서는, 상기 머신러닝 모델을 이용하여 최적의 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율을 결정하고, 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한, 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한, 상기 최적의 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율 및 상기 결정변수의 확률 예측값에 관한 손실함수를 종합적으로 고려하여 상기 머신러닝 모델을 학습시킬 수 있다.

[0022] 한편, 상기 결정변수의 확률 예측값은 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율에 기초하여 선택되는 결정변수에 대한 신뢰도를 의미할 수 있다.

[0023] 또한, 상기 프로세서는, 상기 MIP 문제에 기초하여 MIP 그래프 데이터를 생성할 수 있다.

[0024] 여기서, 상기 프로세서는, 상기 MIP 문제의 제약 조건 내에서 상기 MIP 그래프 데이터로부터 결정변수의 부분 집합을 무작위로 결정하고, 상기 결정변수의 부분 집합에 포함된 결정변수에 대한 확률 예측값을 결정하고, 임계값을 참조하여 상기 결정변수에 대한 확률 예측값을 0 또는 1로 이진화하고, 상기 이진화된 결정변수에 대한 확률 예측값에 기초하여 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정할 수 있다.

[0025] 본 발명의 다른 실시예에 따른 컴퓨터 판독 가능 기록매체는 MIP 문제를 입력 받는 단계; 상기 MIP 문제의 제약 조건 내에서 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정하는 단계; 및 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위로부터 산출되는 결정변수의 확률 예측값을 이용하여 최적 해를 출력하도록 머신러닝 모델을 학습시키는 단계를 포함하는 혼합 정수 계획법을 이용하는 머신러닝 모델 학습 방법을 프로세서가 수행하도록 하기 위한 명령어를 포함할 수 있다.

[0026] 본 발명의 다른 실시예에 따른 컴퓨터 프로그램은 MIP 문제를 입력 받는 단계; 상기 MIP 문제의 제약 조건 내에서 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정하는 단계; 및 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위로부터 산출되는 결정변수의 확률 예측값을 이용하여 최적 해를 출력하도록 머신러닝 모델을 학습시키는 단계를 포함하는 혼합 정수 계획법을 이용하는 머신러닝 모델 학습 방법을 프로세서가 수행하도록 하기 위한 명령어를 포함할 수 있다.

발명의 효과

[0027] 본 발명의 실시예에 의하면, 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 머신러닝 모델을 이용한 학습을 통해 특정함으로써, MIP solver를 이용하여 최적 해를 도출하는 데 있어서, 시간 복잡도를 줄일 수 있는 효과가 달성될 수 있다.

[0028] 또한, 본 발명의 실시예에 의하면, 역전파를 통해 제1 손실함수 내지 제3 손실함수를 최소화하도록 머신러닝 모델을 학습시킴으로써, 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한, 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한, 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한으로부터 산출되는 확률 예측값, 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한으로부터 산출되는 확률 예측값 및 최적의 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율에 관한 복수의 파라미터가 업데이트됨에 따라 모델의 성능이 높아지는 효과가 달성될 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0029] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 머신러닝 모델 학습 장치를 나타내는 블록도이다.

도 2는 본 발명의 실시예에 따른 머신러닝 모델 학습 프로그램의 기능을 개념적으로 나타내는 블록도이다.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 머신러닝 모델 학습 방법을 나타내는 흐름도이다.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 MIP 그래프 데이터를 이용하여 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정하는 방법을 예시적으로 나타내는 흐름도이다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 머신러닝 모델을 학습시키는 방법을 예시적으로 나타내는 블록도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0030] 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 한정되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 수 있으며, 단지 본 실시예들은 본 발명의 개시가 완전하도록 하고, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이며, 본 발명은 청구항의 범주에 의해 정의될 뿐이다.

[0031] 본 발명의 실시예들을 설명함에 있어서 공지 기능 또는 구성에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략할 것이다. 그리고 후술되는 용어들은 본 발명의 실시예에서의 기능을 고려하여 정의된 용어들로서 이는 사용자, 운용자의 의도 또는 관례 등에 따라 달라질 수 있다. 그러므로 그 정의는 본 명세서 전반에 걸친 내용을 토대로 내려져야 할 것이다.

[0032] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 머신러닝 모델 학습 장치를 나타내는 블록도이다.

[0033] 도 1을 참조하면, 머신러닝 모델 학습 장치(100)는 프로세서(110), 입출력 장치(120) 및 메모리(130)를 포함할 수 있다.

[0034] 프로세서(110)는 머신러닝 모델 학습 장치(100)의 동작을 전반적으로 제어할 수 있다.

[0035] 프로세서(110)는, 입출력 장치(120)를 이용하여, MIP 문제를 입력 받을 수 있다.

[0036] 본 발명에서, MIP(mixed integer programming) 문제는 제약 조건을 만족시키도록 목적함수를 최대화 또는 최소화함으로써 최적 해를 찾는 최적화 문제로서, 해를 나타내는 결정변수들은 정수 또는 실수로 구성될 수 있다.

[0037] 예를 들어, MIP 문제는 설계, 정체성, 제어, 예측, 스케쥴링 및 플래닝 등을 포함하는 처리 시스템 공학의 분야에서 수학적 프로그래밍에 기초한 최적화 문제를 의미할 수 있다.

[0038] 구체적으로, MIP 문제에서 목적함수(α) 및 제약 조건{(β), (γ), (δ)}은 다음의 수학식 1과 같이 표현될 수 있다.

수학식 1

[0040]
$$Z = c^T \cdot x \cdots (\alpha)$$

[0041]
$$Ax \leq b \cdots (\beta)$$

[0042]
$$l \leq x \leq u \cdots (\gamma)$$

[0043]
$$x_i \text{는 정수}, i \in \{1,3,5\} \cdots (\delta)$$

[0045] 여기서, Z는 목적함수를 의미할 수 있고, c^T는 계수를 의미할 수 있고, x는 결정변수를 의미할 수 있다. 또한, 제약 조건에서 A는 벡터를 의미할 수 있고, b, l 및 u는 실수를 의미할 수 있다.

[0046] 한편, MIP 문제에 있어, 연속적으로 향상되는 정수 실행 가능 솔루션(예를 들어, 1차 제약 조건, 2차 제약 조건 및 완전 제약 조건을 만족시키는 솔루션)을 찾는 작업을 반복해 가면서, 더 좋은 실행 가능 솔루션은 존재하지 않을 뿐만 아니라 발견되지 않는다는 증명할 경우, 최적 해를 찾았다고 볼 수 있다.

[0047] 본 발명에서는, 상기 MIP 문제는 입출력 장치(120)를 통해 입력되는 것으로 설명하였지만, 이에 한정되지 않는다. 즉, 실시예에 따라, 머신러닝 모델 학습 장치(100)는 송수신기(미도시)를 포함할 수 있고, 머신러닝 모델 학습 장치(100)는 송수신기(미도시)를 이용하여 상기 MIP 문제를 수신할 수도 있으며, MIP 문제의 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율은 머신러닝 모델 학습 장치(100) 내에서 생성될 수도 있다. 여기서, 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율에 대해서는 후술하도록 한다.

[0048] 프로세서(110)는 MIP 문제를 입력 받고, 상기 MIP 문제의 제약 조건 내에서 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정하고, 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위로부터 산출되는 확률 예측값을 이용하여 최적 해를 출력하도록 머신러닝 모델을 학습시킬 수 있다.

[0049] 입출력 장치(120)는 하나 이상의 입력 장치 및/또는 하나 이상의 출력 장치를 포함할 수 있다. 예컨대, 입력 장치는 마이크, 키보드, 마우스, 터치 스크린 등을 포함하고, 출력 장치는 디스플레이, 스피커 등을 포함할 수 있다.

[0050] 메모리(130)는 머신러닝 모델 학습 프로그램(200) 및 머신러닝 모델 학습 프로그램(200)의 실행에 필요한 정보를 저장할 수 있다.

[0051] 본 명세서에서 머신러닝 모델 학습 프로그램(200)은 MIP 문제를 입력 받고, 상기 MIP 문제의 제약 조건 내에서 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정하고, 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위로부터 산출되는 확률 예측값을 이용하여 최적 해를 출력하도록 상기 머신러닝 모델을 학습시키기 위한 명령어들을 포함하는 소프트웨어를 의미할 수 있다.

[0052] 프로세서(110)는 머신러닝 모델 학습 프로그램(200)을 실행하기 위하여 메모리(130)에서 머신러닝 모델 학습 프로그램(200) 및 머신러닝 모델 학습 프로그램(200)의 실행에 필요한 정보를 로드할 수 있다.

[0053] 본 발명의 일 실시예에 따른 머신러닝 모델의 학습 과정에 대해서는 후술하도록 한다.

[0054] 머신러닝 모델 학습 프로그램(200)의 기능 및/또는 동작에 대하여는 도 2를 통해 상세하게 살펴보기로 한다.

[0055] 도 2는 본 발명의 실시예에 따른 머신러닝 모델 학습 프로그램의 기능을 개념적으로 나타내는 블록도이다.

[0056] 도 2를 참조하면, 머신러닝 모델 학습 프로그램(200)은 결정변수 관리부(210) 및 모델 학습부(220)를 포함할 수 있다.

[0057] 도 2에 도시된 결정변수 관리부(210) 및 모델 학습부(220)는 머신러닝 모델 학습 프로그램(200)의 기능을 쉽게 설명하기 위하여 머신러닝 모델 학습 프로그램(200)의 기능을 개념적으로 나눈 것으로서, 이에 한정되지 않는다. 실시예들에 따라, 결정변수 관리부(210) 및 모델 학습부(220)의 기능은 병합/분리 가능하며, 하나의 프로그램에 포함된 일련의 명령어들로 구현될 수도 있다.

[0058] 먼저, 결정변수 관리부(210)는 MIP 문제를 입력 받을 수 있다.

[0059] 예를 들어, 결정변수 관리부(21)는 목적함수의 계수, 제약 조건의 벡터 및 실수를 입력 받을 수 있다.

[0060] 또한, 결정변수 관리부(210)는 상기 MIP 문제에 기초하여 MIP 그래프 데이터를 생성할 수 있다.

[0061] 예를 들어, 결정변수 관리부(210)는 MIP 문제의 결정변수 및 제약 조건에 기초하여 MIP 그래프 데이터를 생성할 수 있다. 여기서, MIP 그래프 데이터는 MIP 문제에 관한 노드와 엣지(또는 간선)의 상호작용으로부터 노드의 특징을 추출할 수 있는 데이터를 의미할 수 있다.

[0062] 구체적으로, 결정변수 관리부(210)는 MIP 문제의 결정변수로부터 변수 노드(variable node)를 결정하고, 제약 조건으로부터 제약 노드를 결정하고, 결정변수와 제약 조건 사이의 상호작용 또는 관계에 기초하여 엣지(또는 간선)를 결정함으로써, MIP 그래프 데이터를 생성할 수 있다. 또한, 상기 MIP 그래프 데이터에 기초하여 결정변수가 타당한 해인지 결정될 수 있다.

[0063] 또한, 결정변수 관리부(210)는 상기 MIP 문제의 제약 조건 내에서 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정할 수 있다.

[0064] 여기서, 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율은 전체 결정변수 중에서 상기 MIP 문제의 최적 해를 찾기 위해 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 소정의 범위 내에서 결정변수가 선택되는 비율을 의미할 수 있다.

[0065] 예를 들어, 전체 결정변수가 100개라고 가정할 경우, 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율이 0.4일 경우에 MIP 문제의 해를 찾기 위해 40개의 결정변수가 선택될 수 있다.

[0066] 구체적으로, 결정변수 관리부(210)는 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한을 결정할 수 있다.

[0067] 보다 구체적으로, 결정변수 관리부(210)는 타당한 해(feasible solution)를 도출하기 위한 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 임계값을 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한으로 결정할 수 있다.

[0068] 여기서, 결정변수가 타당한 해가 되기 위해서는, 정수에 관한 제약 조건을 만족하는 제1 결정변수의 수(예를 들어, r) 차원의 벡터 공간(예를 들어, Z^r) 및 전체 결정변수의 수(예를 들어, n) 에서 제1 결정변수의 수(예를 들어, r)를 제외한 제2 결정변수의 수(예를 들어, $n-r$) 차원의 벡터 공간(예를 들어, R^{n-r})에 상기 결정변수가 포함되어야 한다.

[0069] 다시 말해, 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 임계값은 결정변수 값이 타당한 상태에서 타당하지 않은 상태로 바뀌는 값을 의미할 수 있다.

[0070] 예를 들어, 결정변수 관리부(210)는 MIP 그래프 데이터를 그래프 신경망(예를 들어, GNN(graph neural network))에 입력하여 타당한 해를 도출하기 위한 값으로서, 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 임계값을 결정하고, 상기 임계값을 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한으로 결정할 수 있다.

[0071] 또한, 결정변수 관리부(210)는 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한을 결정할 수 있다.

[0072] 구체적으로, 결정변수 관리부(210)는 MIP 문제의 정수 제약 조건을 완화한 상태에서 타당한 해를 도출하기 위한 값으로서, 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 임계값을 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한으로 결정할 수 있다.

[0073] 여기서, 정수 제약 조건을 완화한 상태에서 결정변수가 타당한 해가 되기 위해서는, 전체 결정변수의 수(예를 들어, n) 차원의 벡터 공간(예를 들어, R^n)에 상기 결정변수가 포함되어야 한다.

[0074] 보다 구체적으로, 결정변수 관리부(210)는 상기 정수에 대한 제약 조건을 배제하고 타당한 해를 도출하기 위해 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율을 예측할 수 있다. 또한, 결정변수 관리부(210)는 상기 예측된 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율을 상기 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한으로 결정할 수 있다.

[0075] 예를 들어, 결정변수 관리부(210)는 MIP 그래프 데이터를 그래프 신경망(예를 들어, GNN(graph neural network))에 입력하여 정수에 대한 제약 조건을 배제하고 타당한 해를 도출하기 위한 값으로서, 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 임계값을 결정하고, 상기 임계값을 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한으로 결정할 수 있다.

[0076] 한편, 결정변수 관리부(210)는 신뢰도 필터를 이용하여 MIP 문제의 제약 조건 내에서 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정할 수 있다.

[0077] 구체적으로, 결정변수 관리부(210)는 MIP 문제의 제약 조건 내에서 MIP 그래프 데이터로부터 결정변수의 부분 집합을 무작위로 결정할 수 있다.

[0078] 또한, 결정변수 관리부(210)는 결정변수의 부분 집합에 포함된 결정변수에 대한 확률 예측값을 결정할 수 있다.

[0079] 또한, 결정변수 관리부(210)는 임계값을 참조하여 결정변수에 대한 확률 예측값을 0 또는 1로 이진화할 수 있다. 여기서, 임계값은 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 제어하기 위해 기설정된 값을 의미할 수 있다.

[0080] 또한, 결정변수 관리부(210)는 이진화된 결정변수에 대한 확률 예측값에 기초하여 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정할 수 있다. 예를 들어, 결정변수 관리부(210)는 임계값을 참조하여 이진화된 결정변수에 대한 확률값이 1인 결정변수를 선택할 수 있다.

[0081] 다음으로, 모델 학습부(220)는 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위로부터 산출되는 결정변수의 확률 예측값을 이용하여 최적 해를 출력하도록 머신러닝 모델을 학습시킬 수 있다. 여기서, 결정변수의 확률 예측값은 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율에 기초하여 선택되는 결정변수에 대한 신뢰도를 의미할 수 있다.

[0082] 구체적으로, 모델 학습부(220)는 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한으로부터 산출되는 결정변수의 확률 예측값 및 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한으로부터 산출되는 결정변수의 확률 예측값을 머신러닝 모델에 입력하여 MIP 문제의 최적 해를 출력하도록 상기 머신러닝 모델을 학습시킬 수 있다.

[0083] 나아가, 결정변수 관리부(210)는 상기 머신러닝 모델을 이용하여 최적의 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율을 결정할 수 있고, 모델 학습부(220)는 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한, 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한, 최적의 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율 및 결정변수의 확률 예측값에 관한 손실함수를 종합적으로 고려하여 머신러닝 모델을 학습시킬 수 있다.

[0084] 이와 같이, 모델 학습부(220)는 역전파를 통해 손실함수를 최소화하도록 머신러닝 모델을 학습시킴으로써, 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위, 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위로부터 산출되는 확률 예측값, 최적의 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율에 관한 복수의 파라미터를 업데이트할 수 있다.

[0086] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 머신러닝 모델 학습 방법을 나타내는 흐름도이다.

[0087] 도 2 및 도 3을 참조하면, 결정변수 관리부(210)는 MIP 문제를 입력 받아, MIP 문제의 제약 조건 내에서 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정할 수 있다(S310, S320). 모델 학습부(220)는 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위로부터 산출되는 결정변수의 확률 예측값을 이용하여 최적 해를 출력하도록 머신러닝 모델을 학습시킬 수 있다(S330).

[0089] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 신뢰도 필터를 이용하여 MIP 문제의 제약 조건 내에서 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정하는 것을 예시적으로 나타내는 흐름도이다.

[0090] 도 2 및 도 4를 참조하면, 결정변수 관리부(210)는 MIP 문제에 기초하여 MIP 그래프 데이터를 생성할 수 있다(S410).

[0091] 구체적으로, 결정변수 관리부(210)는 MIP 문제의 결정변수로부터 변수 노드(variable node)를 결정하고, 제약 조건으로부터 제약 노드를 결정하고, 결정변수와 제약 조건 사이의 상호작용 또는 관계에 기초하여 엣지(또는 간선)를 결정함으로써, MIP 그래프 데이터를 생성할 수 있다.

[0092] 또한, 결정변수 관리부(210)는 MIP 문제의 제약 조건 내에서 MIP 그래프 데이터로부터 결정변수의 부분 집합을 무작위로 결정할 수 있다(S420).

[0093] 또한, 결정변수 관리부(210)는 결정변수의 부분 집합에 포함된 결정변수에 대한 확률 예측값을 결정할 수 있다(S430). 여기서, 결정변수 관리부(210)는 GNN 모델(예를 들어, neural diving model)을 이용하여 결정변수에 대한 확률 예측값을 결정할 수 있으며, 상기 결정변수에 대한 확률 예측값은 결정변수에 대한 신뢰도(또는 신뢰도 점수)를 의미할 수 있다.

[0094] 또한, 결정변수 관리부(210)는 임계값을 참조하여 결정변수에 대한 확률 예측값을 0 또는 1로 이진화할 수 있다(S440). 여기서, 임계값은 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 제어하기 위해 기설정된 값을 의미할 수 있다.

[0095] 구체적으로, 임계값을 참조한 결정변수에 대한 확률 예측값의 이진화는 다음의 수학식 2와 같이 표현될 수 있다.

수학식 2

$$S_d = \begin{cases} 1, & \text{if } |p_\theta(x_d|M) - 0.5| \geq \Gamma \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0097]

[0099] 여기서, S_d는 이진화된 결정변수에 대한 확률 예측값을 의미할 수 있고, p_θ는 확률 예측값을 의미할 수 있고, x_d는 이산 변수로서, 정수에 관한 제약 조건을 만족하는 결정변수를 의미할 수 있고, M은 MIP 문제를 의미할 수 있다. 또한, Γ는 기설정된 임계값을 의미할 수 있다.

[0100] 또한, 결정변수 관리부(210)는 이진화된 결정변수에 대한 확률 예측값에 기초하여 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정할 수 있다(S450). 구체적으로, 결정변수 관리부(210)는 하이퍼파라미터인 임계값을 참조하여 결정되는 이진화된 결정변수에 대한 확률 예측값이 1이 되는 비율을 통해 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위(예를 들어, 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한 및 하한)를 결정할 수 있다.

[0102] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 머신러닝 모델(500)을 학습시키는 방법을 예시적으로 나타내는 블록도이다.

[0103] 도 2 및 도 5를 참조하면, 모델 학습부(220)는 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한으로부터 산출되는 결정변수의 확률 예측값 및 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한으로부터 산출되는 확률 예측값을 머신러닝 모델(500)에 입력하여 MIP 문제의 최적 해를 출력하도록 학습시킬 수 있다.

[0104] 여기서, 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한으로부터 산출되는 결정변수의 확률 예측값은 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한을 이용하여 최종적으로 타당한 해를 도출할 수 있는 확률 예측값을 의미할 수 있다. 또한, 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한으로부터 산출되는 결정변수의 확률 예측값은 머신러닝 모델(500)을 이용하여 결정되는 최적의 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율을 사용할 때, 정수에 관한 제약 조건을 완화한 상태에서의 타당한 해를 도출할 수 있는 확률 예측값을 의미할 수 있다.

[0105] 나아가, 모델 학습부(220)는 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한, 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한, 최적의 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율 및 결정변수의 확률 예측값에 관한 손실함수를 종합적으로 고려하여 머신러닝 모델(500)을 학습시킬 수 있다.

[0106] 여기서, 손실함수는 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한 및 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한에 관한 교차 엔트로피 오차(또는 이진화된 교차 엔트로피 오차)에 기초한 제1 손실함수를 포함할 수 있다.

[0107] 또한, 손실함수는 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한으로부터 산출된 확률 예측값 및 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한으로부터 산출된 확률 예측값에 관한 교차 엔트로피 오차(또는 이진화된 교차 엔트로피 오차)에 기초한 제2 손실함수를 포함할 수 있다.

[0108] 또한, 손실함수는 머신러닝 모델(500)을 이용하여 결정되는 최적의 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율 및 머신러닝 모델(500)을 이용하여 추론되는 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율에 기초한 평균 제곱 오차에 기초한 제3 손실함수를 포함할 수 있다.

[0109] 이와 같이, 모델 학습부(220)는 역전파를 통해 제1 손실함수 내지 제3 손실함수를 최소화하도록 머신러닝 모델(500)을 학습시킴으로써, 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한, 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한, 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한으로부터 산출되는 확률 예측값, 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한으로부터 산출되는 확률 예측값 및 최적의 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율에 관한 복수의 파라미터를 업데이트할 수 있다.

[0110] 또한, 상기 복수의 파라미터가 업데이트됨에 따라 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위가 최적화된 머신러닝 모델(500)을 이용하여 MIP 문제에 대한 최적해가 도출될 수 있도록 함으로써, 빠른 시간 내에 더 좋은 실행 가능 솔루션은 존재하지 않을 뿐만 아니라 발견되지 않는다는 증명을 가능하게 하는 효과가 달성될 수 있다.

[0112] 본 발명에 첨부된 블록도의 각 블록과 흐름도의 각 단계의 조합들은 컴퓨터 프로그램 인스트럭션들에 의해 수행될 수도 있다. 이들 컴퓨터 프로그램 인스트럭션들은 범용 컴퓨터, 특수용 컴퓨터 또는 기타 프로그램 가능한 데이터 프로세싱 장비의 인코딩 프로세서에 탑재될 수 있으므로, 컴퓨터 또는 기타 프로그램 가능한 데이터 프로세싱 장비의 인코딩 프로세서를 통해 수행되는 그 인스트럭션들이 블록도의 각 블록 또는 흐름도의 각 단계에서 설명된 기능들을 수행하는 수단을 생성하게 된다. 이들 컴퓨터 프로그램 인스트럭션들은 특정 방법으로 기능을 구현하기 위해 컴퓨터 또는 기타 프로그램 가능한 데이터 프로세싱 장비를 지향할 수 있는 컴퓨터 이용 가능 또는 컴퓨터 판독 가능 메모리에 저장되는 것도 가능하므로, 그 컴퓨터 이용가능 또는 컴퓨터 판독 가능 메모리에 저장된 인스트럭션들은 블록도의 각 블록 또는 흐름도 각 단계에서 설명된 기능을 수행하는 인스트럭션 수단을 내포하는 제조 품목을 생산하는 것도 가능하다. 컴퓨터 프로그램 인스트럭션들은 컴퓨터 또는 기타 프로그램 가능한 데이터 프로세싱 장비 상에 탑재되는 것도 가능하므로, 컴퓨터 또는 기타 프로그램 가능한 데이터 프로세싱 장비 상에서 일련의 동작 단계들이 수행되어 컴퓨터로 실행되는 프로세스를 생성해서 컴퓨터 또는 기타 프로그램 가능한 데이터 프로세싱 장비를 수행하는 인스트럭션들은 블록도의 각 블록 및 흐름도의 각 단계에서 설명된 기능들을 실행하기 위한 단계들을 제공하는 것도 가능하다.

[0113] 또한, 각 블록 또는 각 단계는 특정된 논리적 기능(들)을 실행하기 위한 하나 이상의 실행 가능한 인스트럭션들을 포함하는 모듈, 세그먼트 또는 코드의 일부를 나타낼 수 있다. 또, 몇 가지 대체 실시예들에서는 블록들 또는 단계들에서 언급된 기능들이 순서를 벗어나서 발생하는 것도 가능함을 주목해야 한다. 예컨대, 잇달아 도시되어 있는 두 개의 블록들 또는 단계들은 사실 실질적으로 동시에 수행되는 것도 가능하고 또는 그 블록들 또는 단계들이 때때로 해당하는 기능에 따라 역순으로 수행되는 것도 가능하다.

[0114] 이상의 설명은 본 발명의 기술 사상을 예시적으로 설명한 것에 불과한 것으로서, 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 본 발명의 본질적인 품질에서 벗어나지 않는 범위에서 다양한 수정 및 변형이 가능할 것이다. 따라서, 본 발명에 개시된 실시예들은 본 발명의 기술 사상을 한정하기 위한 것이 아니라 설명하기 위한 것이고, 이러한 실시예에 의하여 본 발명의 기술 사상의 범위가 한정되는 것은 아니다. 본 발명의 보호 범위는 아래의 청구범위에 의하여 해석되어야 하며, 그와 균등한 범위 내에 있는 모든 기술사상은 본 발명의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

부호의 설명

[0115] 100: 머신러닝 모델 학습 장치

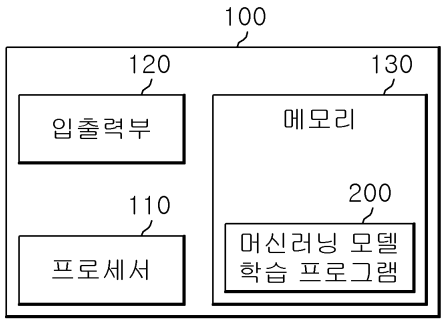
200: 머신러닝 모델 학습 프로그램

210: 결정변수 관리부

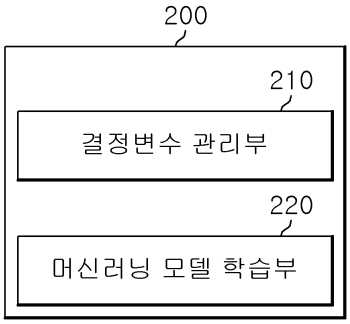
220: 모델 학습부

도면

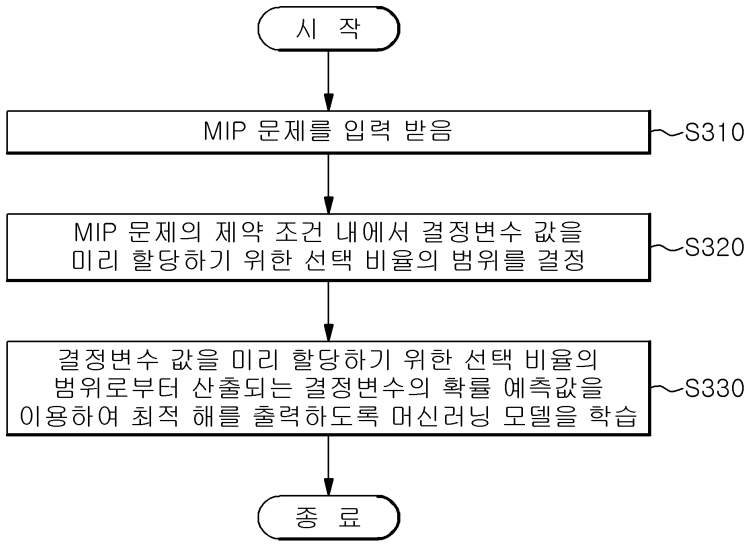
도면1



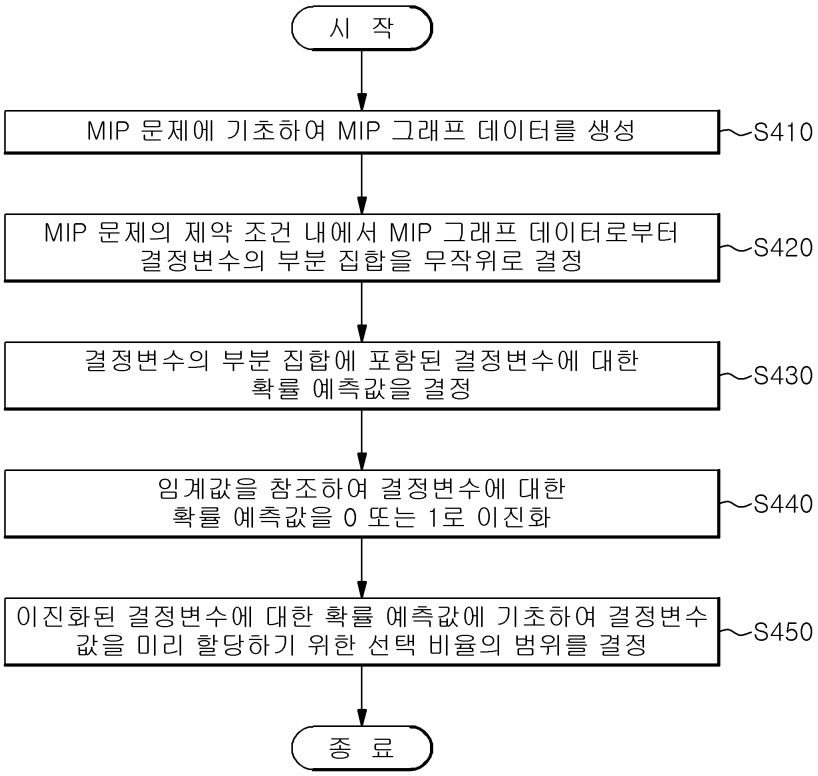
도면2



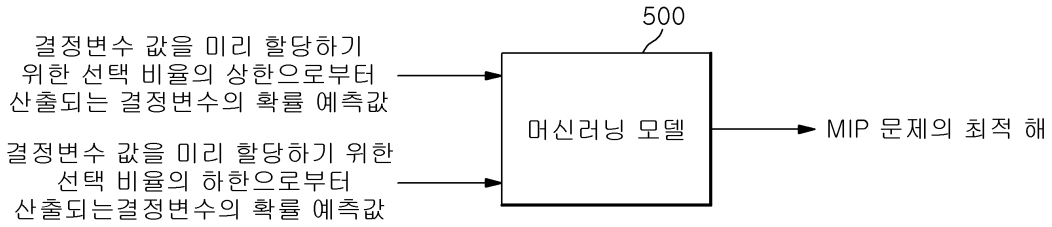
도면3


시 작
MIP 문제를 입력 받음
S310
MIP 문제의 제약 조건 내에서 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정
S320
결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위로부터 산출되는 결정변수의 확률 예측값을 이용하여 최적 해를 출력하도록 머신러닝 모델을 학습
S330
종 료

도면4


시 작
MIP 문제에 기초하여 MIP 그래프 데이터를 생성
S410
MIP 문제의 제약 조건 내에서 MIP 그래프 데이터로부터 결정변수의 부분 집합을 무작위로 결정
S420
결정변수의 부분 집합에 포함된 결정변수에 대한 확률 예측값을 결정
S430
임계값을 참조하여 결정변수에 대한 확률 예측값을 0 또는 1로 이진화
S440
이진화된 결정변수에 대한 확률 예측값에 기초하여 결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 범위를 결정
S450
종 료

도면5


500
결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 상한으로부터 산출되는 결정변수의 확률 예측값
결정변수 값을 미리 할당하기 위한 선택 비율의 하한으로부터 산출되는결정변수의 확률 예측값
머신러닝 모델
MIP 문제의 최적 해