



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0064802
(43) 공개일자 2022년05월19일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 20/00 (2019.01) G06N 5/04 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G06N 20/00 (2021.08)
G06N 5/04 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2020-0151318
(22) 출원일자 2020년11월12일
심사청구일자 2020년11월12일

(71) 출원인
계명대학교 산학협력단
대구광역시 달서구 달구벌대로 1095, 계명대학교
산학협력관 201호(신당동)
(72) 발명자
고병철
대구광역시 수성구 범어천로 107 범어 STX KAN,
101동 1002호
김상원
대구광역시 달서구 달구벌대로 1095 계명대학교
정미라
대구광역시 달서구 호산로 125 삼성명가타운
(74) 대리인
김건우

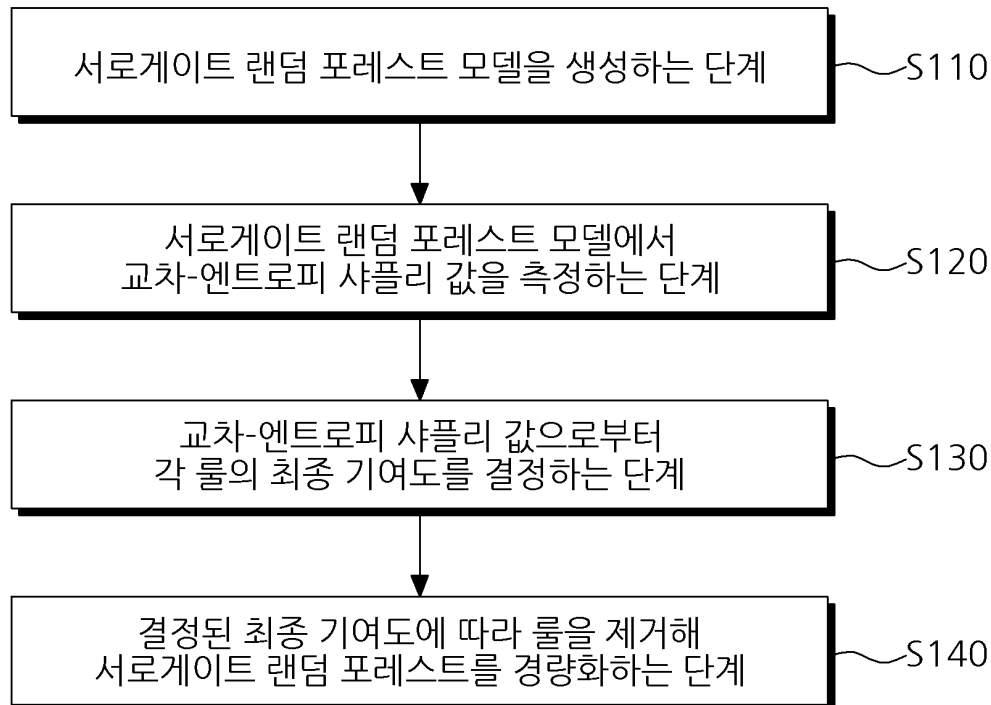
전체 청구항 수 : 총 16 항

(54) 발명의 명칭 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법 및 장치

(57) 요약

본 발명은 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법에 관한 것으로서, 보다 구체적으로는 컴퓨터에 의해 각 단계가 수행되는 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법으로서, (1) 교사-학생 학습 구조를 통해 생성된 서로게이트 랜덤 포레스트 모델에서, 룰의 기여도를 판단하기 위해 클래스별 예 (뒷면에 계속)

대표도 - 도1



측 확률값을 고려한 샤플리 값인 교차-엔트로피 샤플리 값을 측정하는 단계; (2) 상기 측정된 교차-엔트로피 샤플리 값으로부터 각 물의 최종 기여도를 결정하는 단계; 및 (3) 상기 결정된 최종 기여도에 따라 물을 제거해 상기 서로게이트 랜덤 포레스트를 경량화하는 단계를 포함하는 것을 그 구성상의 특징으로 한다.

또한, 본 발명은 교차-엔트로피 샤플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 장치에 관한 것으로서, 보다 구체적으로는 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 장치로서, 교사-학생 학습 구조를 통해 생성된 서로게이트 랜덤 포레스트 모델에서, 물의 기여도를 판단하기 위해 클래스별 예측 확률값을 고려한 샤플리 값인 교차-엔트로피 샤플리 값을 측정하는 샤플리 값 측정부; 상기 측정된 교차-엔트로피 샤플리 값으로부터 각 물의 최종 기여도를 결정하는 기여도 결정부; 및 상기 결정된 최종 기여도에 따라 물을 제거해 상기 서로게이트 랜덤 포레스트를 경량화하는 물 제거부를 포함하는 것을 그 구성상의 특징으로 한다.

본 발명에서 제안하고 있는 교차-엔트로피 샤플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법 및 장치에 따르면, 교사-학생 학습 구조를 통해 생성된 서로게이트 랜덤 포레스트 모델에서, 클래스별 예측 확률값을 고려하는 교차-엔트로피 샤플리 값을 기반으로 물의 기여도를 평가해 기여도가 낮은 물을 제거함으로써, 예측 성능을 유지하면서도 모델을 크게 압축할 수 있을 뿐만 아니라, 추론에 영향을 미치는 특징에 대해 분석할 수 있고, 추론 과정에서 모델 구조들이 어떻게 동작하는지 파악이 가능하여, 예측 결과에 대한 해석력을 향상시켜 모델의 투명도를 높여줄 수 있으며, 모델의 처리 속도를 개선하고 저사양 CPU에서도 동작할 수 있는 응용 시스템을 개발할 수 있다.

또한, 본 발명에서 제안하고 있는 교차-엔트로피 샤플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법 및 장치에 따르면, 랜덤 미니-그룹화를 통해 그룹별로 측정된 교차-엔트로피 샤플리 값을 이용해 물을 제거함으로써, 물 제거에 소요되는 많은 처리 시간을 줄이고 과적합 문제를 최소화할 수 있다.

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1345313705
과제번호	2019R1I1A3A01042506
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	지역대학우수과학자지원사업(1년~5년)
연구과제명	역전과가 필요 없는 심층 랜덤 네트워크 모델 개발과 응용 연구
기 여 율	1/1
과제수행기관명	계명대학교
연구기간	2020.03.01 ~ 2021.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

컴퓨터에 의해 각 단계가 수행되는 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법으로서,

- (1) 교사-학생 학습 구조를 통해 생성된 서로게이트 랜덤 포레스트 모델에서, 물의 기여도를 판단하기 위해 클래스별 예측 확률값을 고려한 샤플리 값인 교차-엔트로피 샤플리 값을 측정하는 단계;
- (2) 상기 측정된 교차-엔트로피 샤플리 값으로부터 각 물의 최종 기여도를 결정하는 단계; 및
- (3) 상기 결정된 최종 기여도에 따라 물을 제거해 상기 서로게이트 랜덤 포레스트를 경량화하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는, 교차-엔트로피 샤플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법.

청구항 2

제1항에 있어서, 상기 단계 (1) 이전에는,

- (0) 교사-학생 학습 구조를 통한 학습을 통해 상기 서로게이트 랜덤 포레스트 모델을 생성하는 단계를 더 포함하는 것을 특징으로 하는, 교차-엔트로피 샤플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법.

청구항 3

제2항에 있어서, 상기 단계 (0)에서는,

심층 신경망 기반의 교사 모델과 랜덤 포레스트 기반의 학생 모델로 구성되는 교사-학생 프레임워크를 이용해 생성된 학생 모델을 상기 서로게이트 랜덤 포레스트 모델로 하는 것을 특징으로 하는, 교차-엔트로피 샤플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법.

청구항 4

제1항에 있어서, 상기 단계 (1)에서는,

특정 물을 포함했을 때의 교차 엔트로피와 상기 특정 물을 제외했을 때의 교차 엔트로피의 차를 이용해 상기 특정 물의 교차-엔트로피 샤플리 값을 측정하는 것을 특징으로 하는, 교차-엔트로피 샤플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법.

청구항 5

제1항에 있어서, 상기 단계 (1)에서는,

상기 서로게이트 랜덤 포레스트 모델이 가진 모든 물을 복수의 그룹으로 임의로 분할하고, 그룹 단위로 상기 교차-엔트로피 샤플리 값을 측정하는 것을 특징으로 하는, 교차-엔트로피 샤플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법.

청구항 6

제5항에 있어서, 상기 단계 (2)에서는,

상기 단계 (1)를 미리 정해진 수만큼 반복하여 각 그룹당 산출된 상기 미리 정해진 수의 교차-엔트로피 샤플리

값을, 룰 별로 통합하여 각 룰의 최종 기여도를 결정하는 것을 특징으로 하는, 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법.

청구항 7

제6항에 있어서, 상기 단계 (2)에서는,

각 룰 별로 상기 미리 정해진 수의 교차-엔트로피 샵플리 값을 평균하여 상기 각 룰의 최종 기여도를 결정하는 것을 특징으로 하는, 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법.

청구항 8

제1항에 있어서, 상기 단계 (3)에서는,

상기 최종 기여도가 낮은 순서대로 미리 설정된 룰 제거율(rule elimination rate)에 따라 룰을 제거하는 것을 특징으로 하는, 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법.

청구항 9

서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 장치(100)로서,

교사-학생 학습 구조를 통해 생성된 서로게이트 랜덤 포레스트 모델에서, 룰의 기여도를 판단하기 위해 클래스 별 예측 확률값을 고려한 샵플리 값인 교차-엔트로피 샵플리 값을 측정하는 샵플리 값 측정부(120);

상기 측정된 교차-엔트로피 샵플리 값으로부터 각 룰의 최종 기여도를 결정하는 기여도 결정부(130); 및

상기 결정된 최종 기여도에 따라 룰을 제거해 상기 서로게이트 랜덤 포레스트를 경량화하는 룰 제거부(140)를 포함하는 것을 특징으로 하는, 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 장치 (100).

청구항 10

제9항에 있어서,

교사-학생 학습 구조를 통한 학습을 통해 상기 서로게이트 랜덤 포레스트 모델을 생성하는 모델 생성부(110)를 더 포함하는 것을 특징으로 하는, 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 장치(100).

청구항 11

제10항에 있어서, 상기 모델 생성부(110)는,

심층 신경망 기반의 교사 모델과 랜덤 포레스트 기반의 학생 모델로 구성되는 교사-학생 프레임워크를 이용해 생성된 학생 모델을 상기 서로게이트 랜덤 포레스트 모델로 하는 것을 특징으로 하는, 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 장치(100).

청구항 12

제9항에 있어서, 상기 샵플리 값 측정부(120)는,

특정 룰을 포함했을 때의 교차 엔트로피와 상기 특정 룰을 제외했을 때의 교차 엔트로피의 차를 이용해 상기 특정 룰의 교차-엔트로피 샵플리 값을 측정하는 것을 특징으로 하는, 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트

랜덤 포레스트 모델의 경량화 장치(100).

청구항 13

제9항에 있어서, 상기 샤플리 값 측정부(120)는,

상기 서로게이트 랜덤 포레스트 모델이 가진 모든 룰을 복수의 그룹으로 임의로 분할하고, 그룹 단위로 상기 교차-엔트로피 샤플리 값을 측정하는 것을 특징으로 하는, 교차-엔트로피 샤플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 장치(100).

청구항 14

제13항에 있어서,

샤플리 값 측정부(120)는, 상기 그룹 단위로 상기 교차-엔트로피 샤플리 값을 미리 정해진 수만큼 반복하여 측정하며,

상기 기여도 결정부(130)는, 각 그룹당 산출된 상기 미리 정해진 수의 교차-엔트로피 샤플리 값을, 룰 별로 통합하여 각 룰의 최종 기여도를 결정하는 것을 특징으로 하는, 교차-엔트로피 샤플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 장치(100).

청구항 15

제14항에 있어서, 상기 기여도 결정부(130)는,

각 룰 별로 상기 미리 정해진 수의 교차-엔트로피 샤플리 값을 평균하여 상기 각 룰의 최종 기여도를 결정하는 것을 특징으로 하는, 교차-엔트로피 샤플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 장치(100).

청구항 16

제9항에 있어서, 상기 룰 제거부(140)는,

상기 최종 기여도가 낮은 순서대로 미리 설정된 룰 제거율(rule elimination rate)에 따라 룰을 제거하는 것을 특징으로 하는, 교차-엔트로피 샤플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 장치(100).

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법 및 장치에 관한 것으로서, 보다 구체적으로는 교차-엔트로피 샤플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 최근의 심층 신경망(DNN, Deep neural network) 기술의 발전은 지난 60여 년간 연구되어온 인공지능 기술의 성능을 단숨에 뛰어넘었다. 하지만 이러한 우수한 인식 성능에도 불구하고 DNN은 많은 학습데이터가 필요하고, 큰 규모의 네트워크 구성 및 처리를 위해 고사양 처리환경에서만 동작할 수 있는 한계가 있다. 또한, 학습이 오류 역전파 알고리즘에 의존하므로 모델의 구조나 추론 결과에 대해 설명할 수 없다는 측면에서 블랙박스(black-box) 구조이다.

[0004] 따라서 최근에는 시스템에서 발생하는 추론의 원인과 결과 상황을 관찰할 수 있는 능력을 요구하게 되었고, 그 결과 설명 가능한 AI (XAI, eXplainable AI) 또는 해석 가능한 ML (Interpretable Machine Learning) 연구의

필요성이 대두되었다. XAI기술은 크게 투명 디자인(transparent design)과 post-hoc explanation으로 나눌 수 있는데, 후자의 경우 블랙박스 모델은 그대로 두고 설명 가능한 서브 시스템 학습을 통해 추론의 원인을 설명하는 방법이다. 하지만 이러한 방법은 무거운 DNN 구조 자체를 변화시키는 것이 아니므로 시스템의 환경에 매우 제한적이다.

[0006] 따라서, 모델 자체를 투명하게 만들어 모델의 추론 결정 과정을 이해할 수 있게 만들고, 이러한 과정에서 모델의 크기를 축소시킴으로써 보다 경량화된 시스템을 설계하는 투명 디자인 방법에 관한 기술 개발이 필요한 실정이다.

[0008] 한편, 본 발명과 관련된 선행기술로서, 등록특허 제10-2079381호(발명의 명칭: 소프트 타겟 학습 방법을 적용하여 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법 및 이를 이용한 분류기, 등록일자: 2020년 02월 13일) 등이 개시된 바 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0009] 본 발명은 기존에 제안된 방법들의 상기와 같은 문제점들을 해결하기 위해 제안된 것으로서, 교사-학생 학습 구조를 통해 생성된 서로게이트 랜덤 포레스트 모델에서, 클래스별 예측 확률값을 고려하는 교차-엔트로피 샵플리 값을 기반으로 룰의 기여도를 평가해 기여도가 낮은 룰을 제거함으로써, 예측 성능을 유지하면서도 모델을 크게 압축할 수 있을 뿐만 아니라, 추론에 영향을 미치는 특징에 대해 분석할 수 있고, 추론 과정에서 모델 구조들이 어떻게 동작하는지 파악이 가능하여, 예측 결과에 대한 해석력을 향상시켜 모델의 투명도를 높여줄 수 있으며, 모델의 처리 속도를 개선하고 저사양 CPU에서도 동작할 수 있는 응용 시스템을 개발할 수 있는, 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법 및 장치를 제공하는 것을 그 목적으로 한다.

[0011] 또한, 본 발명은, 랜덤 미니-그룹화를 통해 그룹별로 측정된 교차-엔트로피 샵플리 값을 이용해 룰을 제거함으로써, 룰 제거에 소요되는 많은 처리 시간을 줄이고 과적합 문제를 최소화할 수 있는, 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법 및 장치를 제공하는 것을 또 다른 목적으로 한다.

과제의 해결 수단

[0012] 상기한 목적을 달성하기 위한 본 발명의 특징에 따른 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법은,

[0013] 컴퓨터에 의해 각 단계가 수행되는 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법으로서,

[0014] (1) 교사-학생 학습 구조를 통해 생성된 서로게이트 랜덤 포레스트 모델에서, 룰의 기여도를 판단하기 위해 클래스별 예측 확률값을 고려한 샵플리 값인 교차-엔트로피 샵플리 값을 측정하는 단계;

[0015] (2) 상기 측정된 교차-엔트로피 샵플리 값으로부터 각 룰의 최종 기여도를 결정하는 단계; 및

[0016] (3) 상기 결정된 최종 기여도에 따라 룰을 제거해 상기 서로게이트 랜덤 포레스트를 경량화하는 단계를 포함하는 것을 그 구성상의 특징으로 한다.

[0018] 바람직하게는, 상기 단계 (1) 이전에는,

[0019] (0) 교사-학생 학습 구조를 통한 학습을 통해 상기 서로게이트 랜덤 포레스트 모델을 생성하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0021] 더욱 바람직하게는, 상기 단계 (0)에서는,

[0022] 심층 신경망 기반의 교사 모델과 랜덤 포레스트 기반의 학생 모델로 구성되는 교사-학생 프레임워크를 이용해

생성된 학생 모델을 상기 서로게이트 랜덤 포레스트 모델로 할 수 있다.

- [0024] 바람직하게는, 상기 단계 (1)에서는,
- [0025] 특정 물을 포함했을 때의 교차 엔트로피와 상기 특정 물을 제외했을 때의 교차 엔트로피의 차를 이용해 상기 특정 물의 교차-엔트로피 샤플리 값을 측정할 수 있다.
- [0027] 바람직하게는, 상기 단계 (1)에서는,
- [0028] 상기 서로게이트 랜덤 포레스트 모델이 가진 모든 물을 복수의 그룹으로 임의로 분할하고, 그룹 단위로 상기 교차-엔트로피 샤플리 값을 측정할 수 있다.
- [0030] 더욱 바람직하게는, 상기 단계 (2)에서는,
- [0031] 상기 단계 (1)를 미리 정해진 수만큼 반복하여 각 그룹당 산출된 상기 미리 정해진 수의 교차-엔트로피 샤플리 값을, 물 별로 통합하여 각 물의 최종 기여도를 결정할 수 있다.
- [0033] 더더욱 바람직하게는, 상기 단계 (2)에서는,
- [0034] 각 물 별로 상기 미리 정해진 수의 교차-엔트로피 샤플리 값을 평균하여 상기 각 물의 최종 기여도를 결정할 수 있다.
- [0036] 바람직하게는, 상기 단계 (3)에서는,
- [0037] 상기 최종 기여도가 낮은 순서대로 미리 설정된 물 제거율(rule elimination rate)에 따라 물을 제거할 수 있다.
- [0039] 상기한 목적을 달성하기 위한 본 발명의 특징에 따른 교차-엔트로피 샤플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 장치는,
- [0040] 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 장치로서,
- [0041] 교사-학생 학습 구조를 통해 생성된 서로게이트 랜덤 포레스트 모델에서, 물의 기여도를 판단하기 위해 클래스 별 예측 확률값을 고려한 샤플리 값인 교차-엔트로피 샤플리 값을 측정하는 샤플리 값 측정부;
- [0042] 상기 측정된 교차-엔트로피 샤플리 값으로부터 각 물의 최종 기여도를 결정하는 기여도 결정부; 및
- [0043] 상기 결정된 최종 기여도에 따라 물을 제거해 상기 서로게이트 랜덤 포레스트를 경량화하는 물 제거부를 포함하는 것을 그 구성상의 특징으로 한다.
- [0045] 바람직하게는,
- [0046] 교사-학생 학습 구조를 통한 학습을 통해 상기 서로게이트 랜덤 포레스트 모델을 생성하는 모델 생성부를 더 포함할 수 있다.
- [0048] 더욱 바람직하게는, 상기 모델 생성부는,
- [0049] 심층 신경망 기반의 교사 모델과 랜덤 포레스트 기반의 학생 모델로 구성되는 교사-학생 프레임워크를 이용해 생성된 학생 모델을 상기 서로게이트 랜덤 포레스트 모델로 할 수 있다.

- [0051] 바람직하게는, 상기 샤플리 값 측정부는,
- [0052] 특정 룰을 포함했을 때의 교차 엔트로피와 상기 특정 룰을 제외했을 때의 교차 엔트로피의 차를 이용해 상기 특정 룰의 교차-엔트로피 샤플리 값을 측정할 수 있다.
- [0054] 바람직하게는, 상기 샤플리 값 측정부는,
- [0055] 상기 서로게이트 랜덤 포레스트 모델이 가진 모든 룰을 복수의 그룹으로 임의로 분할하고, 그룹 단위로 상기 교차-엔트로피 샤플리 값을 측정할 수 있다.
- [0057] 더욱 바람직하게는,
- [0058] 샤플리 값 측정부는, 상기 그룹 단위로 상기 교차-엔트로피 샤플리 값을 미리 정해진 수만큼 반복하여 측정하며,
- [0059] 상기 기여도 결정부는, 각 그룹당 산출된 상기 미리 정해진 수의 교차-엔트로피 샤플리 값을, 룰 별로 통합하여 각 룰의 최종 기여도를 결정할 수 있다.
- [0061] 더더욱 바람직하게는, 상기 기여도 결정부는,
- [0062] 각 룰 별로 상기 미리 정해진 수의 교차-엔트로피 샤플리 값을 평균하여 상기 각 룰의 최종 기여도를 결정할 수 있다.
- [0064] 바람직하게는, 상기 룰 제거부는,
- [0065] 상기 최종 기여도가 낮은 순서대로 미리 설정된 룰 제거율(rule elimination rate)에 따라 룰을 제거할 수 있다.

발명의 효과

- [0066] 본 발명에서 제안하고 있는 교차-엔트로피 샤플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법 및 장치에 따르면, 교사-학생 학습 구조를 통해 생성된 서로게이트 랜덤 포레스트 모델에서, 클래스별 예측 확률값을 고려하는 교차-엔트로피 샤플리 값을 기반으로 룰의 기여도를 평가해 기여도가 낮은 룰을 제거함으로써, 예측 성능을 유지하면서도 모델을 크게 압축할 수 있을 뿐만 아니라, 추론에 영향을 미치는 특징에 대해 분석할 수 있고, 추론 과정에서 모델 구조들이 어떻게 동작하는지 파악이 가능하여, 예측 결과에 대한 해석력을 향상시켜 모델의 투명도를 높여줄 수 있으며, 모델의 처리 속도를 개선하고 저사양 CPU에서도 동작할 수 있는 응용 시스템을 개발할 수 있다.
- [0068] 또한, 본 발명에서 제안하고 있는 교차-엔트로피 샤플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법 및 장치에 따르면, 랜덤 미니-그룹화를 통해 그룹별로 측정된 교차-엔트로피 샤플리 값을 이용해 룰을 제거함으로써, 룰 제거에 소요되는 많은 처리 시간을 줄이고 과적합 문제를 최소화할 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0069] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 교차-엔트로피 샤플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법의 흐름을 도시한 도면.
- 도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 교차-엔트로피 샤플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 장치의 구성을 도시한 도면.
- 도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 교차-엔트로피 샤플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법의 단계 S110에서 사용하는 교사-학생 학습 구조를 설명하기 위해 도시한 도면.

도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법의 단계 S110에서 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 생성 과정을 설명하기 위해 도시한 도면.

도 5는 기존의 샵플리 값을 설명하기 위해 도시한 도면.

도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법에서, 랜덤 미니-그룹화(Randomly mini-grouping)를 이용한 룰 제거를 설명하기 위해 도시한 도면.

도 7은 본 발명의 일실시예에 따른 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법에서, 랜덤 미니-그룹화를 이용한 룰 제거 알고리즘을 도시한 도면.

도 8 및 도 9는 본 발명의 일실시예에 따른 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법 및 장치를 통해 생성된 경량화된 서로게이트 랜덤 포레스트의 교사 모델 종류, 그룹 개수 및 룰 제거율에 따른 정확도를 비교하여 표시한 도면.

도 10은 본 발명의 일실시예에 따른 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법 및 장치를 통해 생성된 경량화된 서로게이트 랜덤 포레스트와 기존 방법의 정확도를 비교하여 표시한 도면.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0070] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 발명을 용이하게 실시할 수 있도록 바람직한 실시예를 상세히 설명한다. 다만, 본 발명의 바람직한 실시예를 상세하게 설명함에 있어, 관련된 공지 기능 또는 구성에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략한다. 또한, 유사한 기능 및 작용을 하는 부분에 대해서는 도면 전체에 걸쳐 동일한 부호를 사용한다.

[0072] 덧붙여, 명세서 전체에서, 어떤 부분이 다른 부분과 ‘연결’되어 있다고 할 때, 이는 ‘직접적으로 연결’되어 있는 경우뿐만 아니라, 그 중간에 다른 소자를 사이에 두고 ‘간접적으로 연결’되어 있는 경우도 포함한다. 또한, 어떤 구성요소를 ‘포함’한다는 것은, 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있다는 것을 의미한다.

[0074] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법의 흐름을 도시한 도면이다. 도 1에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법은, 컴퓨터에 의해 각 단계가 수행되는 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법으로서, 서로게이트 랜덤 포레스트 모델에서 교차-엔트로피 샵플리 값을 측정하는 단계(S120), 교차-엔트로피 샵플리 값으로부터 각 룰의 최종 기여도를 결정하는 단계(S130) 및 결정된 최종 기여도에 따라 룰을 제거해 서로게이트 랜덤 포레스트를 경량화하는 단계(S140)를 포함하여 구현될 수 있으며, 단계 S120 이전에, 서로게이트 랜덤 포레스트 모델을 생성하는 단계(S110)를 더 포함하여 구현될 수 있다.

[0076] 본 발명의 특징에 따른 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법은, 메모리 및 프로세서를 포함한 하드웨어에서 기록되는 소프트웨어로 구성될 수 있다. 예를 들어, 본 발명의 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법은, 개인용 컴퓨터, 노트북 컴퓨터, 서버 컴퓨터, PDA, 스마트폰, 태블릿 PC 등 각종 컴퓨터 장치에 저장 및 구현될 수 있다. 이하에서는 설명의 편의를 위해, 각 단계를 수행하는 주체는 생략될 수 있다.

[0078] 도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 장치(100)의 구성을 도시한 도면이다. 도 2에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 장치(100)는, 교사-학생 학습 구조를 통해 생성된 서로게이트 랜덤 포레스트 모델에서, 룰의 기여도를 판단하기 위해 클래스별 예측 확률값을 고려한 샵플리 값인 교차-엔트로피 샵플리 값을 측정하는 샵플리 값 측정부(120); 측정된 교차-엔트로피 샵플리 값으로부터 각 룰의 최종

기여도를 결정하는 기여도 결정부(130); 및 결정된 최종 기여도에 따라 물을 제거해 서로게이트 랜덤 포레스트를 경량화하는 물 제거부(140)를 포함하여 구성될 수 있으며, 교사-학생 학습 구조를 통한 학습을 통해 서로게이트 랜덤 포레스트 모델을 생성하는 모델 생성부(110)를 더 포함하여 구성될 수 있다.

[0080] 즉, 본 발명의 일실시예에 따른 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 장치(100)는 컴퓨터로 구현되며, 본 발명의 일실시예에 따른 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법은 컴퓨터로 구현된 경량화 장치(100)에 의해 각 단계가 수행될 수 있다.

[0082] 이하에서는, 도 1 및 2를 참조하여 본 발명의 일실시예에 따른 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법의 각 단계에 대해 상세히 설명하도록 한다.

[0084] 단계 S110에서는, 교사-학생 학습 구조를 통한 학습을 통해 서로게이트 랜덤 포레스트 모델을 생성할 수 있으며, 모델 생성부(110)에 의해 처리될 수 있다.

[0086] DNN 및 머신러닝 모델들은 모델이 깊어지고 커질수록 높은 성능을 가지지만, 많은 파라미터로 인하여 메모리 사용량이 증가하고 속도가 느려지는 단점을 가지고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 기존의 깊고 넓은 네트워크 모델과 유사한 성능을 유지하면서도 모델의 사이즈를 축소하여 얇은 네트워크 모델을 구성할 수 있는 교사-학생 학습 구조(교사-학생 프레임워크) 기반의 모델 압축 방법이 소개되었다.

[0088] 도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법의 단계 S110에서 사용하는 교사-학생 학습 구조를 설명하기 위해 도시한 도면이다. 도 3에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법에서 사용하는 교사-학생 학습 구조는, 많은 파라미터를 포함하는 큰 규모의 교사(Teacher) 모델을 구성하고, 작은 규모의 학생(Student) 모델은 교사 모델과 유사한 결과를 도출하는 방향으로 학습되어, 학생 모델이 교사 모델의 뛰어난 성능을 유지하면서 작은 크기를 갖도록 하여 경량화하는 방법이다. 교사 모델의 출력과 학생 모델의 출력의 차이를 줄여가는 방향으로 학생 모델을 학습시키며, 이를 위해 학생 모델의 학습 시 학습데이터를 하드 타겟 레이블(Hard target label) 대신 교사 모델의 소프트맥스(softmax) 출력에 의해 추출된 확률값인 소프트 타겟 레이블(Soft target label)로 하여 학습시키는 과정을 사용한다.

[0090] 이와 관련된 선행기술로서, 등록특허 제10-2079381호(발명의 명칭: 소프트 타겟 학습 방법을 적용하여 경량화된 랜덤 포레스트 분류 방법 및 이를 이용한 분류기, 등록일자: 2020년 02월 13일), 공개특허 제10-2020-0121206호(발명의 명칭: 심층 네트워크와 랜덤 포레스트가 결합된 앙상블 분류기의 경량화를 위한 교사-학생 프레임워크 및 이를 기반으로 하는 분류 방법, 공개일자: 2020년 10월 23일) 등이 개시된 바 있다.

[0092] 단계 S110에서는, 심층 신경망 기반의 교사 모델과 랜덤 포레스트 기반의 학생 모델로 구성되는 교사-학생 학습 구조를 이용해 생성된 학생 모델을 서로게이트 랜덤 포레스트 모델로 할 수 있다.

[0094] 도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법의 단계 S110에서 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 생성 과정을 설명하기 위해 도시한 도면이다. 도 4에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법의 단계 S110에서는, 교사-학생 학습 구조를 활용하여 적은 파라미터를 가지면서도 뛰어난 성능을 가지는 서로게이트 랜덤 포레스트 모델을 생성할 수 있다.

- [0096] 먼저, 우수한 성능을 가지는 교사 모델을 생성하기 위해서 단계 S110에서는, AutoML을 사용하여 주어진 데이터에 대해서 최고의 성능을 보여 줄 수 있는 DNN 기반의 교사 모델을 생성하고, 최고 성능을 갖는 교사 DNN 모델(Teacher DNN)과 유사한 예측 결과를 가지도록 학생 랜덤 포레스트 모델(Student RF)을 학습시킴으로써, 작지만 우수한 성능을 가지는 서로게이트 랜덤 포레스트 모델을 획득할 수 있다. 서로게이트 랜덤 포레스트 모델 즉, 학생 랜덤 포레스트 모델을 생성하는 구체적인 과정은 다음과 같다.
- [0098] 도 4에 도시된 바와 같이, 학습 데이터셋을 교사 모델을 학습하기 위한 데이터셋 A와 학생 모델을 학습하기 위한 데이터셋 B로 분할한다. 먼저, 0과 1(hard target)로 레이블 된 데이터셋 A를 AutoML에 적용하여 교사 DNN 모델을 획득한다. 그 다음, 생성된 교사 모델에 레이블링 되지 않은 데이터셋 B를 입력하여 소프트맥스(softmax)에서 출력되는 클래스별 확률값인 소프트 타겟(Soft target)을 데이터셋 B에 레이블로 부여한다. 이제 소프트 타겟으로 레이블이 부여된 데이터셋 B와 N겹 교차 검증(N-fold-Cross-Validation)을 이용해 적은 트리 수를 가지는 학생 랜덤 포레스트 모델을 구성할 수 있다.
- [0100] 학생 모델은 소프트 타겟으로 레이블 된 학습데이터를 사용함으로써 교사 모델이 가지는 클래스 간의 상호관계까지 고려하도록 학습될 수 있다. 이러한 학습 과정을 통해 생성된 학생 모델을 서로게이트 랜덤 포레스트 모델이라고 부르기로 한다.
- [0102] 단계 S110에서 생성된 서로게이트 랜덤 포레스트 모델은 교사 모델보다 훨씬 작은 규모를 가지는 모델로 구성된다. 하지만 초기에 정의되는 학생 모델의 규모는 반드시 일정 이상의 파라미터를 가져야 교사 모델과 동등한 성능을 가질 수 있다. 따라서 교사-학생 학습 구조를 기반으로 한 서로게이트 모델이라 하더라도 그 모델의 규모는 제한적으로 축소되며, 여전히 투명성(Transparency)이 낮다는 단점이 있다. 따라서 본 발명에서는 교사-학생 학습 구조를 사용하여 획득된 서로게이트 랜덤 포레스트 모델을 한층 더 경량화시키기 위해, 교차-엔트로피 샤플리 값(Cross-Entropy Shapley value) 기반의 룰 제거를 통해 랜덤 포레스트 모델을 경량화하고자 한다.
- [0104] 단계 S120에서는, 샤플리 값 측정부(120)가, 교사-학생 학습 구조를 통해 생성된 서로게이트 랜덤 포레스트 모델에서, 룰의 기여도를 판단하기 위해 클래스별 예측 확률값을 고려한 샤플리 값인 교차-엔트로피 샤플리 값을 측정할 수 있다.
- [0106] 랜덤 포레스트는 결정 트리의 앙상블 모델이며, 각 결정 트리(Decision tree)는 루트 노드-중간 노드-리프 노드까지 경로(Path)인 룰(Rule)들의 집합이다. 따라서 본 발명에서는, 랜덤 포레스트를 구성하고 있는 모든 룰의 기여도를 평가하고 낮은 기여도를 가지는 룰을 제거하는 과정을 통하여 랜덤 포레스트의 경량화를 수행하고자 한다.
- [0108] 이때, 룰의 기여도를 파악하기 위해서 샤플리 값을 이용할 수 있다. 기존의 샤플리 값은 게임 이론에서 협력을 통해 얻은 이득을 각 플레이어에게 공정하게 배분하는 개념을 설명하기 위해 소개된 것으로, 플레이어 i의 샤플리 값은 다음 수학적 식 1과 같이 정의될 수 있다.

수학적 식 1

$$\varphi_i(v) = \sum_{S \subseteq N \setminus \{i\}} \frac{|S|! (N - |S| - 1)!}{N!} (v(S \cup \{i\}) - v(S))$$

[0110]

[0112] 여기서, v 는 모델, N 은 총 플레이어의 수, S 는 플레이어 i 를 포함하지 않는 N 의 부분집합이다.

[0114] 도 5는 기존의 샤플리 값을 설명하기 위해 도시한 도면이다. 도 5에 도시된 바와 같이, 머신러닝 모델에서는 샤플리 값을 입력되는 특징 벡터들의 중요도를 판단할 때 사용하였다. 이 값은 특정 특징 벡터의 유무에 따른 정확도 차이를 측정하고, 그 차이가 클수록 해당 특징 벡터에 높은 중요도를 부여하게 된다.

[0116] 본 발명의 단계 S120에서는, 전술한 바와 같은 샤플리 값을 입력 벡터의 기여도를 판단하기 위해 사용하는 대신, 랜덤 포레스트에서 룰에 대한 기여도를 판단하기 위해 사용하며, 각 룰에 대한 기여도를 좀 더 세밀하게 평가하기 위해서 새로운 교차-엔트로피 샤플리 값을 정의하였다.

[0118] 교차-엔트로피-샤플리 값은 룰 유무에 따른 예측 정확도를 사용하는 대신, 클래스별 예측 확률값을 고려하여 더욱 세밀한 기여도 평가를 할 수 있다. 보다 구체적으로, 단계 S120에서는, 특정 룰을 포함했을 때의 교차 엔트로피와 특정 룰을 제외했을 때의 교차 엔트로피의 차를 이용해 특정 룰의 교차-엔트로피 샤플리 값을 측정할 수 있다. 교차-엔트로피 샤플리 값은 다음 수식식 2와 같이 정의될 수 있다.

수식식 2

$$\phi_j(T_{CE}) = - \sum_{R \subseteq \{v_1, \dots, v_n\} \setminus v_j} \frac{|R|!(n-|R|-1)!}{n!} (T_{CE}(R \cup v_j) - T_{CE}(R))$$

[0122] 여기서 v 는 룰 기여도를 판단하기 위한 룰 벡터이고, R 는 학습된 모델이 가진 모든 룰에서 룰 v 가 제외된 부분 집합이며, n 은 모든 룰의 수를 나타낸다. 또한, $T_{CE}(R)$ 는 R 에 대한 교차 엔트로피를 의미한다.

[0124] 단계 S130에서는, 기여도 결정부(130)가 단계 S120에서 측정된 교차-엔트로피 샤플리 값으로부터 각 룰의 최종 기여도를 결정할 수 있다.

[0126] 단계 S140에서는, 룰 제거부(140)가 결정된 최종 기여도에 따라 룰을 제거해 서로게이트 랜덤 포레스트를 경량화할 수 있다. 즉, 낮은 기여도를 가지는 룰에 대한 제거를 통해 단계 S110에서 학습된 서로게이트 랜덤 포레스트 모델에 대한 경량화를 수행할 수 있다. 보다 구체적으로, 단계 S140에서는, 최종 기여도가 낮은 순서대로 미리 설정된 룰 제거율(rule elimination rate)에 따라 룰을 제거할 수 있다.

[0128] 한편, 일반적으로 랜덤 포레스트가 가지는 룰의 수는 트리 및 노드 깊이에 따라 수만 개에서 수백만 개가 된다. 전체 룰에 대한 기여도를 검출하고 이를 기반으로 한 룰 제거 과정은 많은 처리 시간이 소요될 뿐만 아니라 모델의 과적합(over-fitting)을 유발하는 원인을 제공할 수 있다.

[0130] 따라서 본 발명에서는 기여도 기반의 룰 제거로 인한 과적합 문제를 최소화하면서 최적의 룰 제거를 수행하기 위해서 랜덤 미니-그룹화(Randomly mini-grouping) 방법을 고안하였다.

[0132] 도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 교차-엔트로피 샤플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법에서, 랜덤 미니-그룹화(Randomly mini-grouping)를 이용한 룰 제거를 설명하기 위해 도시한 도면이고, 도 7

은 본 발명의 일실시예에 따른 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법에서, 랜덤 미니-그룹화를 이용한 룰 제거 알고리즘을 도시한 도면이다. 랜덤 미니-그룹화는 랜덤 포레스트가 가진 룰을 랜덤적으로 K개 그룹으로 그룹화하고, 그룹 단위로 교차-엔트로피 샵플리 값을 추정하여 기여도를 평가할 수 있다. 이하에서는, 도 6 및 도 7을 참조하여, 단계 S120 및 단계 S130에서 랜덤 미니-그룹화를 수행하는 과정을 상세히 설명하도록 한다.

[0134] 단계 S120에서는, 서로게이트 랜덤 포레스트 모델이 가진 모든 룰을 복수(K)의 그룹으로 임의로 분할하고, 그룹 단위로 교차-엔트로피 샵플리 값을 측정할 수 있다. 따라서 도 6에 도시된 바와 같이, 각 그룹별 교차-엔트로피 샵플리 값이 계산된다.

[0136] 단계 S130에서는, 단계 S120를 미리 정해진 수(h)만큼 반복하여 각 그룹당 산출된 미리 정해진 수(h)의 교차-엔트로피 샵플리 값을, 룰 별로 통합하여 각 룰의 최종 기여도를 결정할 수 있다. 보다 구체적으로, 단계 S130에서는, 각 룰 별로 미리 정해진 수(h)의 교차-엔트로피 샵플리 값을 평균하여 각 룰의 최종 기여도를 결정할 수 있다. 즉, 도 6에 도시된 바와 같이, 단계 S120를 h회 반복하면, 각 룰은 h개의 교차-엔트로피 샵플리 값을 가지게 되고, 이들의 평균값을 계산하여 해당 룰의 최종 기여도를 결정할 수 있다.

[0138] 마지막으로 단계 S140에서는, 단계 S130에서 결정된 최종 기여도에 따라 낮은 기여도를 가지는 룰을 제거함으로써, 서로게이트 모델은 기존의 예측 성능을 유지하면서도 모델 크기를 크게 축소할 수 있다.

[0140] 실험

[0142] 본 발명에서는 UCI 데이터셋(Adult Income, monks, bcw, Statlog)들을 사용하여, 본 발명의 일실시예에 따른 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법 및 장치와 최신의 알고리즘들에 대한 비교실험 및 성능 평가를 수행하였다. 실험에서 제안된 알고리즘 구현을 위해 교사 모델은 AutoML로 Auto Gluon을 사용하였으며, 학생 랜덤 포레스트 모델의 초기 모델 구성은 100개의 결정 트리를 사용하였다.

[0144] 도 8 및 도 9는 본 발명의 일실시예에 따른 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법 및 장치를 통해 생성된 경량화된 서로게이트 랜덤 포레스트의 교사 모델 종류, 그룹 개수 및 룰 제거율에 따른 정확도를 비교하여 표시한 도면이다. 도 8 및 도 9에 사용된 데이터셋은 UCI Adult Income 데이터셋이다.

[0146] 도 8 및 도 9에서 확인할 수 있는 바와 같이, 서로게이트 랜덤 포레스트 모델은 교사 모델의 예측 성능과 유사한 결과를 보였으며, 교사 모델로 랜덤 포레스트를 사용한 경우(도 8)보다는 AutoML로 구성하였을 경우(도 9)가 2.47% 향상된 정확도를 보였다.

[0148] 서로게이트 랜덤 포레스트의 룰 제거율(Rule Rate)에 따른 정확도는, 전체 룰의 70%(RF 0.3)가 제거되더라도 교사 모델과 거의 유사한 예측 정확도를 보이는 것을 확인할 수 있었다.

[0150] 또한, 랜덤 미니-그룹화에 대한 평가를 위해, 그룹 개수(Number of Groups)를 다섯 가지 경우(20, 10, 5, 3, 1)에 대해서 평가하였으며, 그 결과 10개 이상의 그룹을 기반으로 룰 제거를 수행한 경우에서 최대 1.6%의 성능이 향상된 것을 확인할 수 있었다.

- [0152] 다음으로, 본 발명의 일실시예에 따른 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법 및 장치의 우수한 성능을 증명하기 위해서, 기존 랜덤 포레스트(RF), ExtRa, k-NN, SVMs, BRF(Best-scored random forest) 및 Auto Gluon 기반의 교사 DNN(Teacher DNN)과 비교실험을 수행하였다.
- [0154] 도 10은 본 발명의 일실시예에 따른 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법 및 장치를 통해 생성된 경량화된 서로게이트 랜덤 포레스트와 기존 방법의 정확도를 비교하여 표시한 도면이다. 도 10에서 확인할 수 있는 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법 및 장치를 통해 생성된 경량화된 서로게이트 랜덤 포레스트는, 기존 랜덤 포레스트, ExtRa, k-NN, SVMs 및 최신 BRF 알고리즘보다 훨씬 뛰어난 성능을 보였으며, 경량화를 통해 획득된 서로게이트 랜덤 포레스트 모델이 AutoML에 의해 생성된 DNN의 성능과 유사하거나 보다 나은 성능을 보여 주었다.
- [0156] 전술한 바와 같이, 본 발명에서 제안하고 있는 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법 및 장치에 따르면, 교사-학생 학습 구조를 통해 생성된 서로게이트 랜덤 포레스트 모델에서, 클래스별 예측 확률값을 고려하는 교차-엔트로피 샵플리 값을 기반으로 물의 기여도를 평가해 기여도가 낮은 물을 제거함으로써, 예측 성능을 유지하면서도 모델을 크게 압축할 수 있을 뿐만 아니라, 추론에 영향을 미치는 특징에 대해 분석할 수 있고, 추론 과정에서 모델 구조들이 어떻게 동작하는지 파악이 가능하여, 예측 결과에 대한 해석력을 향상시켜 모델의 투명도를 높여줄 수 있으며, 모델의 처리 속도를 개선하고 저사양 CPU에서도 동작할 수 있는 응용 시스템을 개발할 수 있다.
- [0158] 또한, 본 발명에서 제안하고 있는 교차-엔트로피 샵플리를 이용한 서로게이트 랜덤 포레스트 모델의 경량화 방법 및 장치에 따르면, 랜덤 미니-그룹화를 통해 그룹별로 측정된 교차-엔트로피 샵플리 값을 이용해 물을 제거함으로써, 물 제거에 소요되는 많은 처리 시간을 줄이고 과적합 문제를 최소화할 수 있다.
- [0160] 한편, 본 발명은 다양한 통신 단말기로 구현되는 동작을 수행하기 위한 프로그램 명령을 포함하는 컴퓨터에서 판독 가능한 매체를 포함할 수 있다. 예를 들어, 컴퓨터에서 판독 가능한 매체는, 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media) 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치를 포함할 수 있다.
- [0162] 이와 같은 컴퓨터에서 판독 가능한 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 이때, 컴퓨터에서 판독 가능한 매체에 기록되는 프로그램 명령은 본 발명을 구현하기 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 예를 들어, 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함할 수 있다.
- [0164] 이상 설명한 본 발명은 본 발명이 속한 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의하여 다양한 변형이나 응용이 가능하며, 본 발명에 따른 기술적 사상의 범위는 아래의 특허청구범위에 의하여 정해져야 할 것이다.

부호의 설명

- [0165] 100: 경량화 장치
110: 모델 생성부
120: 샵플리 값 측정부
130: 기여도 결정부

140: 룰 제거부

S110: 서로게이트 랜덤 포레스트 모델을 생성하는 단계

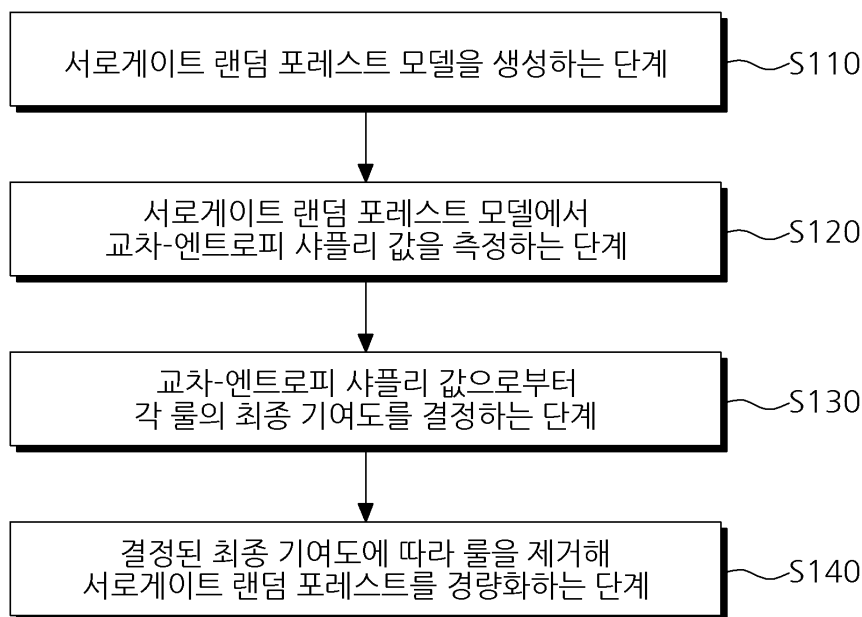
S120: 서로게이트 랜덤 포레스트 모델에서 교차-엔트로피 샵플리 값을 측정하는 단계

S130: 교차-엔트로피 샵플리 값으로부터 각 룰의 최종 기여도를 결정하는 단계

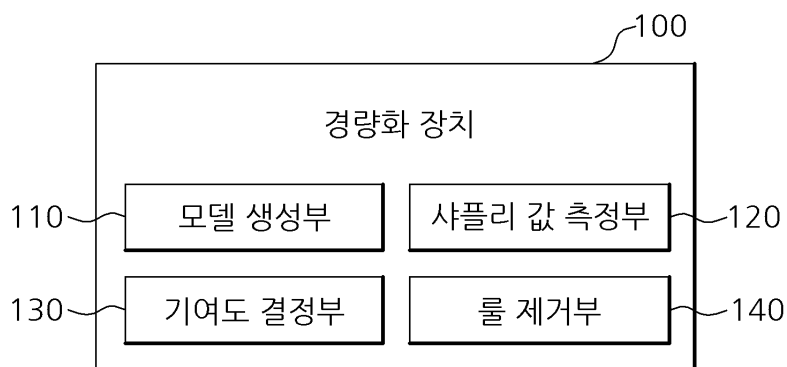
S140: 결정된 최종 기여도에 따라 룰을 제거해 서로게이트 랜덤 포레스트를 경량화하는 단계

도면

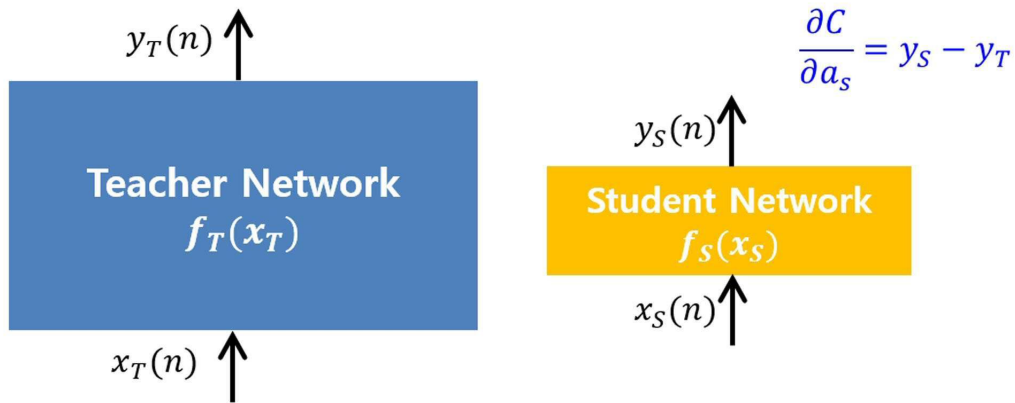
도면1



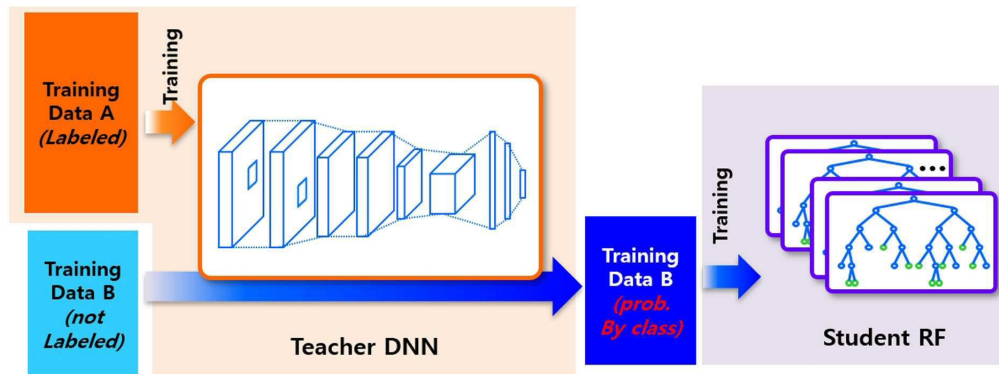
도면2



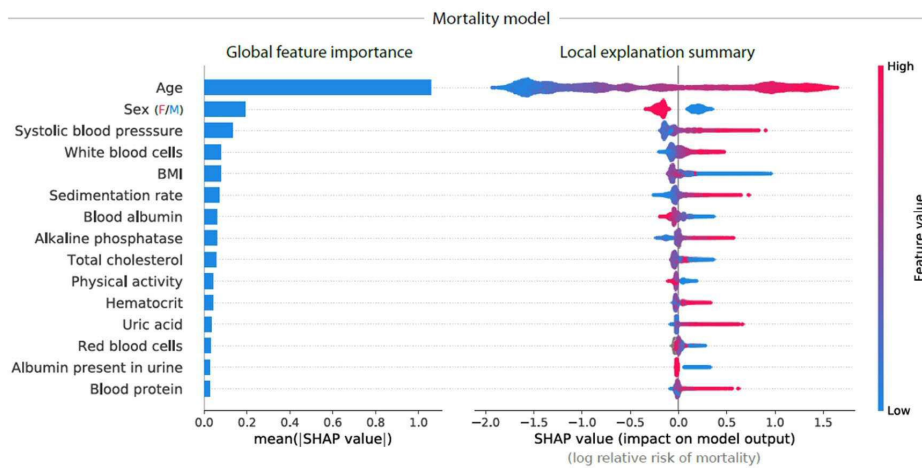
도면3



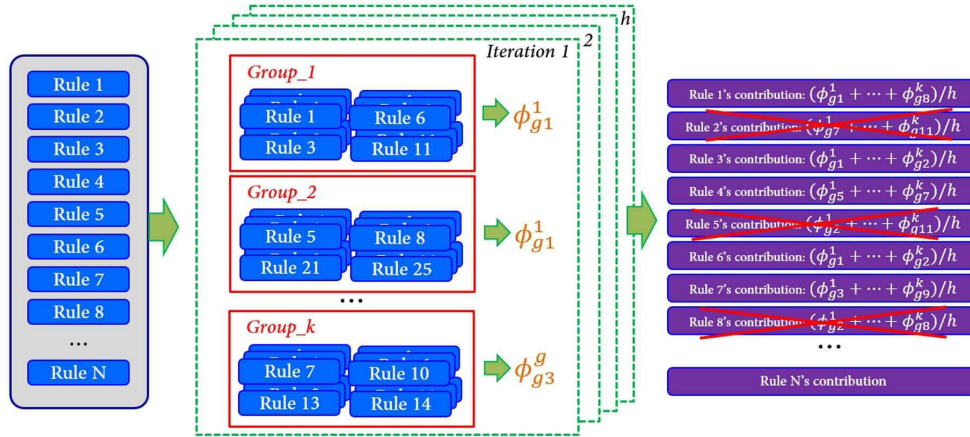
도면4



도면5



도면6



도면7

알고리즘 1. 랜덤 미니-그룹화를 통한 룰 제거

Input : Trained Surrogate RF , Number of group K , rule set $R = \{r_1, r_2, \dots, r_M\}$, Number of rules M , Number of iteration H , rule elimination rate δ
Output : A lighten random forest model iRF

```

for  $h=1$  to  $H$  do
    // randomly mini-grouping
    for  $k=1$  to  $K$  do
         $g_k \leftarrow$  randomly extract rule-subset from  $R$ 
         $G^h \leftarrow G^h \cup g_k$ 
    end
    // calculate the cross Entropy-Shapley Value  $\phi$ 
    for  $k=1$  to  $K$  do
         $\phi_k^h(T_{ce}) =$ 
            
$$- \sum_{G^k \subseteq \{g_1, \dots, g_k\} \setminus g_k} \frac{|G^h|!(K-|G^h|-1)!}{K!} (T_{ce}(G^h \cup g_k) - T_{ce}(G^h))$$

    end
    // calculate the average  $\phi$  of each rule
    for  $h=1$  to  $H$  do
        for  $m=1$  to  $M$  do
             $\phi'_m = \frac{1}{H} \sum_{k=1}^K \phi_k^h$ 
        end
    end
     $R' \leftarrow$  sort the rules by  $\phi'$ 
    for  $m=1$  to  $M$  do
        if  $m < (M \cdot \delta)$ 
            then  $iRF \leftarrow RF - r_m$ ,  $r_m = \{x | x \in R'\}$ 
        end
    end

```

도면8

RF기반의 Teacher 모델 구성						
Methods		Accuracy (%)				
Teacher	RF	82.93				
Method (Rule Rate)		Accuracy (%)				
		Number of Groups				
		20	10	5	3	1
Surrogate	RF(1.0)	83.28	83.28	83.28	83.28	83.28
	RF(0.9)	83.28	83.26	83.28	83.28	83.28
	RF(0.8)	83.28	83.26	82.37	83.28	83.28
	RF(0.7)	83.26	83.26	83.27	83.26	83.28
	RF(0.6)	83.27	83.26	83.28	83.27	83.21
	RF(0.5)	83.27	83.26	83.26	83.23	83.07
	RF(0.4)	83.26	83.20	83.09	83.13	83.01
	RF(0.3)	83.18	83.15	82.97	81.77	82.47
	RF(0.2)	83.05	82.63	82.70	80.57	81.80

도면9

AutoML기반의 Teacher 모델 구성						
Methods		Accuracy (%)				
Teacher	AutoML	85.40				
Method (Rule Rate)		Accuracy (%)				
		Number of Groups				
		20	10	5	3	1
Surrogate	RF(1.0)	85.24	85.24	85.24	85.24	85.24
	RF(0.9)	85.27	85.25	85.19	85.26	85.24
	RF(0.8)	85.35	85.25	85.20	85.21	85.24
	RF(0.7)	85.25	85.27	85.20	85.31	85.24
	RF(0.6)	85.26	85.25	85.19	85.27	85.19
	RF(0.5)	85.25	85.22	85.25	85.22	85.12
	RF(0.4)	85.17	85.12	85.19	85.14	85.05
	RF(0.3)	85.06	85.08	84.06	85.03	84.48
	RF(0.2)	84.06	84.80	83.51	84.30	82.52

도면10

UCI 데이터 셋(monks, bcw, Statlog)을 이용한 머신
머신 러닝 모델 성능 평가 비교

Methods	Accuracy (%)		
	monks	bcw	Statlog
RF [3]	66.13	96.83	67.17
ExtRa [4]	65.97	96.98	66.70
k-NN	65.89	96.32	63.34
SVMs	65.87	96.57	67.09
BRF [5]	66.81	97.20	67.27
Teacher DNN (AutoML[2])	93.75	99.12	72.88
Our Surrogate RF (1.0)	89.28	99.12	71.18
Our Surrogate RF (0.7)	93.75	98.24	72.88
Our Surrogate RF (0.4)	95.53	98.24	74.54