



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0138904
(43) 공개일자 2022년10월14일

- | | |
|---|---|
| <p>(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06F 16/2453 (2019.01) G06F 16/22 (2019.01)
G06F 8/41 (2018.01) G06N 20/00 (2019.01)</p> <p>(52) CPC특허분류
G06F 16/24544 (2019.01)
G06F 16/2282 (2019.01)</p> <p>(21) 출원번호 10-2021-0044541
(22) 출원일자 2021년04월06일
심사청구일자 없음</p> | <p>(71) 출원인
한국전력공사
전라남도 나주시 전력로 55(빛가람동)
충남대학교산학협력단
대전광역시 유성구 대학로 99 (궁동, 충남대학교)</p> <p>(72) 발명자
이규철
대전광역시 유성구 배울2로 133 (용산동, 경남아
너스빌2단지아파트) 205동 203호</p> <p>김인아
대전광역시 유성구 대학로81번길 32-36 (궁동, 레
즈빌)</p> <p>이경민
대전광역시 서구 관저로 51, 512동 2004호 (관저
동, 구봉마을)</p> <p>(74) 대리인
특허법인아주</p> |
|---|---|

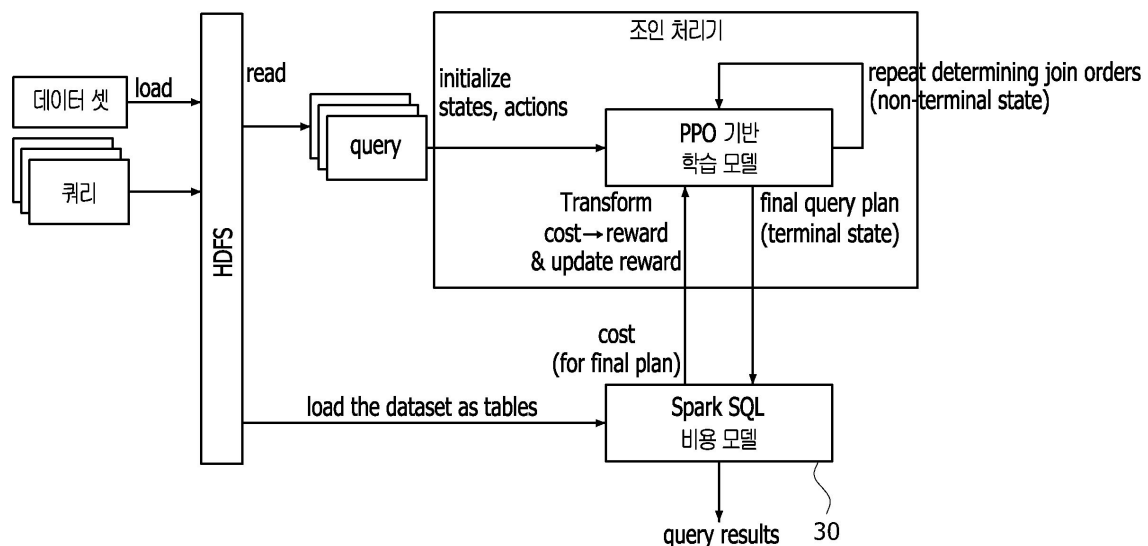
전체 청구항 수 : 총 18 항

(54) 발명의 명칭 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 장치 및 방법

(57) 요약

PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 장치 및 방법이 개시된다. 본 발명의 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 장치는 쿼리셋을 이용하여 내부의 PPO(Proximal Policy Optimization) 학습 모델로 조인 순서를 도출하고 도출된 조인 순서에 따라 쿼리 플랜을 생성하는 조인 처리기; 및 데이터셋을 테이블로 읽어들이어 조인 처리기에 의해 생성된 쿼리 플랜을 Spark SQL로 실행하여 쿼리 플랜의 비용을 계산하는 비용 모델을 포함하고, 조인 처리기는 비용 모델에 의해 계산된 비용으로 PPO 학습 모델을 학습하는 것을 특징으로 한다.

대표도



(52) CPC특허분류

G06F 16/24537 (2019.01)

G06F 8/427 (2013.01)

G06N 20/00 (2021.08)

명세서

청구범위

청구항 1

쿼리셋을 이용하여 내부의 PPO(Proximal Policy Optimization) 학습 모델로 조인 순서를 도출하고 도출된 조인 순서에 따라 쿼리 플랜을 생성하는 조인 처리기; 및

데이터셋을 테이블로 읽어들이어 상기 조인 처리기에 의해 생성된 쿼리 플랜을 Spark SQL로 실행하여 쿼리 플랜의 비용을 계산하는 비용 모델을 포함하고,

상기 조인 처리기는 상기 비용 모델에 의해 계산된 비용으로 PPO 학습 모델을 학습하는 것을 특징으로 하는 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 장치.

청구항 2

제 1 항에 있어서, 상기 조인 처리기는

상기 쿼리셋을 파싱하여 파싱한 상기 쿼리셋의 정보를 강화학습 환경(Environment)의 상태(State)들로 초기화(Initialize states)하고, 두 개의 릴레이션을 조인하는 형식을 가진 행동(Action)에 대한 기본정보들을 초기화하여 상기 강화학습 환경의 상태와 상기 행동을 상기 PPO 학습 모델의 입력으로 사용하는 것을 특징으로 하는 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 장치.

청구항 3

제 2 항에 있어서, 상기 강화학습 환경(Environment)의 상태(State)는

릴레이션 간 조인된 상태를 표시하는 정보를 릴레이션 상태, 입력 쿼리에 포함된 릴레이션 간 조인 조건을 나타내는 조인 술어 상태, 및 쿼리 내에 존재하는 셀렉션 연산을 나타내는 셀렉션 상태 중 적어도 하나를 포함하는 것을 특징으로 하는 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 장치.

청구항 4

제 3 항에 있어서, 상기 PPO 학습 모델은

상기 강화학습 환경의 상태를 기반으로 상기 행동을 선택하고 선택된 행동에 따라 상기 릴레이션 상태를 업데이트하는 과정을 반복하여 릴레이션들에 대한 최종 조인 순서를 도출하는 것을 특징으로 하는 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 장치.

청구항 5

제 4 항에 있어서, 상기 조인 처리기는

상기 PPO 학습 모델에 의해 도출된 최종 조인 순서에 따라 최종 쿼리 플랜을 생성하는 것을 특징으로 하는 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 장치.

청구항 6

제 1 항에 있어서, 상기 비용 모델은

상기 쿼리 플랜에 기반한 쿼리 실행 결과를 상기 조인 처리기에 반환하는 것을 특징으로 하는 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 장치.

청구항 7

제 1 항에 있어서, 상기 비용 모델은

상기 쿼리 플랜 중 가장 처음 도출된 플랜의 비용을 최소값으로 정의하고, 이후 도출된 쿼리 플랜의 비용을 상기 최소값과 비교하여 비교 결과에 따라 상기 이후 도출된 쿼리 플랜의 비용으로 상기 최소값을 업데이트하는

것을 특징으로 하는 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 장치.

청구항 8

제 1 항에 있어서, 상기 조인 처리기는

상기 비용 모델에 의해 계산된 비용을 보상으로 변환하여 PPO 학습 모델을 업데이트하는 것을 특징으로 하는 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 장치.

청구항 9

제 8 항에 있어서, 상기 보상은

상기 쿼리 플랜에 대한 가중치인 것을 특징으로 하는 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 장치.

청구항 10

조인 처리기가 쿼리셋을 읽어들이어 내부의 PPO(Proximal Policy Optimization) 기반 학습 모델을 통해 쿼리 플랜을 생성하는 단계;

비용 모델이 데이터셋을 테이블로 읽어들이고 상기 쿼리 플랜을 Spark SQL을 통해 실행하여 상기 쿼리 플랜의 비용을 도출하는 단계; 및

상기 조인 처리기가 상기 쿼리 플랜의 비용에 따라 상기 PPO 학습 모델을 학습하는 단계를 포함하는 PPO 학습 모델 기반 SPARK SQL 조인 최적화 방법.

청구항 11

제 10 항에 있어서, 상기 쿼리 플랜을 생성하는 단계는,

상기 쿼리셋을 파싱하여 파싱한 상기 쿼리셋의 정보를 강화학습 환경(Environment)의 상태(State)들로 초기화(Initialize states)하고, 두 개의 릴레이션을 조인하는 형식을 가진 행동(Action)에 대한 기본정보들을 초기화하여 상기 강화학습 환경의 상태와 상기 행동을 상기 PPO 학습 모델의 입력으로 사용하는 것을 특징으로 하는 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 방법.

청구항 12

제 11 항에 있어서, 상기 강화학습 환경(Environment)의 상태(State)는

릴레이션 간 조인된 상태를 표시하는 정보를 릴레이션 상태, 입력 쿼리에 포함된 릴레이션 간 조인 조건을 나타내는 조인 술어 상태, 및 쿼리 내에 존재하는 선택연산을 나타내는 선택연 상태 중 적어도 하나를 포함하는 것을 특징으로 하는 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 방법.

청구항 13

제 12 항에 있어서, 상기 쿼리 플랜을 생성하는 단계에서,

상기 PPO 학습 모델은 상기 강화학습 환경의 상태를 기반으로 상기 행동을 선택하고 선택된 행동에 따라 상기 릴레이션 상태를 업데이트하는 과정을 반복하여 릴레이션들에 대한 최종 조인 순서를 도출하는 것을 특징으로 하는 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 방법.

청구항 14

제 13 항에 있어서, 상기 쿼리 플랜을 생성하는 단계는,

상기 PPO 학습 모델에 의해 도출된 조인 순서에 따라 쿼리 플랜을 생성하는 것을 특징으로 하는 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 방법.

청구항 15

제 10 항에 있어서, 상기 쿼리 플랜의 비용을 도출하는 단계는,

상기 쿼리 플랜에 기반한 쿼리 실행 결과를 상기 조인 처리기에 반환하는 것을 특징으로 하는 PPO 학습 모델 기

반 Spark SQL 조인 처리 방법.

청구항 16

제 10 항에 있어서, 상기 쿼리 플랜의 비용을 도출하는 단계는,

상기 쿼리 플랜 중 가장 처음 도출된 플랜의 비용을 최소값으로 정의하고, 이후 도출된 쿼리 플랜의 비용을 상기 최소값과 비교하여 비교 결과에 따라 상기 이후 도출된 쿼리 플랜의 비용으로 상기 최소값을 업데이트하는 것을 특징으로 하는 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 방법.

청구항 17

제 10 항에 있어서, 상기 PPO 모델을 학습하는 단계는,

상기 비용 모델에 의해 계산된 비용을 보상으로 변환하여 PPO 학습 모델을 업데이트하는 것을 특징으로 하는 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 방법.

청구항 18

제 17 항에 있어서, 상기 보상은

상기 쿼리 플랜에 대한 가중치인 것을 특징으로 하는 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 PPO(Proximal Policy Optimization) 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 장치 및 방법에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 대량의 데이터에 대한 쿼리 처리 성능을 개선하기 위해, 강화학습 알고리즘을 사용하여 분산 프레임워크인 Spark SQL에서의 조인 최적화를 수행하는 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 계량 데이터 관리 시스템(MDMS, Meter Data Management System)은 지능형 전력 계량 인프라(AMI, Advanced Metering Infrastructure)로부터 발생한 AMI 계량 데이터를 분산·병렬 처리하여 실시간으로 관리하는 통합 시스템이다. 지능형 전력 계량 인프라에서는 전기 생산 시설, 변전소, 건물 내부의 사물 인터넷으로부터 다양한 데이터들이 발생하며, 연간 수천 페타바이트의 대용량 데이터가 생성된다.

[0003] 대량의 계량 데이터들은 실시간으로 분산·병렬 처리를 수행하는 계량 데이터 관리 시스템에서 사용된다. 계량 데이터 관리 시스템은 수집, 검증, 집계, 분석하는 작업을 수행하거나 설비 원격제어를 수행한다. MDMS에서는 데이터를 집계·분석 하거나 전기 사용량 조회 등의 작업을 수행할 때, 쿼리 요청이 지속적으로 발생하며, 전력 관련 데이터를 실시간으로 관리해야 하는 시스템이기 때문에 쿼리의 신속한 처리가 필요하다. 하지만 MDMS에서 발생하는 쿼리는 높은 연산 복잡도를 가진다. 따라서 연산의 복잡도를 낮추고 쿼리 실행 시간을 최소화하기 위한 쿼리 최적화(Query optimization) 과정이 요구된다.

[0004] 쿼리 최적화는 입력 쿼리에 대해 가능한 플랜을 고려하여 쿼리를 실행하는 가장 효율적인 순서와 방법을 결정하는 것이다. 기존 쿼리 최적화 방법에서는 입력 쿼리에 대해 가능한 연산과 방법에 따라 쿼리 플랜을 생성(Plan space enumeration)하고, 입력 테이블들의 통계 정보(Cardinality estimation)를 기반으로 생성한 쿼리 플랜들의 비용들을 비교(Cost model)하여 가장 낮은 비용을 가지는 쿼리 플랜(Optimal query plan)을 선택하여 실행하는 방법을 사용하는데, 이러한 방법은 휴리스틱한 최적화 알고리즘으로 인해 검색 범위가 낮고, 연산이 증가함에 따라 전체 비용 예측 정확도가 감소하며, 과거에 쿼리 실행의 경험을 학습하지 못하는 문제점이 있다.

[0005] 이에 최근에는 데이터베이스 최적화 기술에 강화 학습(Reinforcement Learning)을 적용하려는 시도가 증가하고 있으며, 최근 강화 학습을 사용하여 쿼리 최적화 문제를 개선하려는 연구들이 제안되었다.

[0006] 본 발명의 배경기술은 대한민국 등록특허 10-2127272호(2020.06.22. 등록, 통계적 SQL 패턴 분석을 통한 SQL 튜닝 자동화 방법 및 시스템)에 개시되어 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0007] 그러나, 강화학습 기반의 쿼리 최적화 연구들은 단일 환경 DBMS를 기반으로 하고 있다. 하지만, MDMS는 대용량 데이터를 처리하는 시스템이기 때문에 단일 환경에서의 처리는 한계가 있으며 분산 환경에서의 쿼리 최적화가 요구된다. 대용량 데이터를 처리하기 위해 다양한 종류의 분산 처리 환경이 사용되고 있지만, 인메모리(In-memory) 방식의 Apache Spark가 주로 사용된다. Spark는 Spark core를 기반으로 쿼리를 처리하는 Spark SQL을 지원하며, 쿼리 최적화 및 실행 기능을 포함한다.
- [0008] Spark SQL 또한 휴리스틱하고 정적인 최적화 알고리즘을 사용하여, 휴리스틱한 최적화 알고리즘으로 인해 검색 범위가 낮고, 연산이 증가함에 따라 전체 비용 예측 정확도가 감소하며, 과거에 쿼리 실행의 경험을 학습하지 못하는 등의 문제점을 여전히 가지고 있다.
- [0009] 본 발명은 전술한 문제점을 개선하기 위해 창안된 것으로서, 본 발명의 일 측면에 따른 목적은 강화학습의 한 알고리즘인 PPO 알고리즘을 사용하여 실제 쿼리의 실행 시간을 학습한 모델을 Spark SQL과 결합한, PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 장치 및 방법을 제공하는 데 있다.

과제의 해결 수단

- [0010] 본 발명의 일 측면에 따른 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 장치는 쿼리셋을 이용하여 내부의 PPO(Proximal Policy Optimization) 학습 모델로 조인 순서를 도출하고 도출된 조인 순서에 따라 쿼리 플랜을 생성하는 조인 처리기; 및 데이터셋을 테이블로 읽어들이어 상기 조인 처리기에 의해 생성된 쿼리 플랜을 Spark SQL로 실행하여 쿼리 플랜의 비용을 계산하는 비용 모델을 포함하고, 상기 조인 처리기는 상기 비용 모델에 의해 계산된 비용으로 PPO 학습 모델을 학습하는 것을 특징으로 한다.
- [0011] 본 발명의 상기 조인 처리기는 상기 쿼리셋을 파싱하여 파싱한 상기 쿼리셋의 정보를 강화학습 환경(Environment)의 상태(State)들로 초기화(Initialize states)하고, 두 개의 릴레이션을 조인하는 형식을 가진 행동(Action)에 대한 기본정보들을 초기화하여 상기 강화학습 환경의 상태와 상기 행동을 상기 PPO 학습 모델의 입력으로 사용하는 것을 특징으로 한다.
- [0012] 본 발명의 상기 강화학습 환경(Environment)의 상태(State)는 릴레이션 간 조인된 상태를 표시하는 정보를 릴레이션 상태, 입력 쿼리에 포함된 릴레이션 간 조인 조건을 나타내는 조인 술어 상태, 및 쿼리 내에 존재하는 셀렉션 연산을 나타내는 셀렉션 상태 중 적어도 하나를 포함하는 것을 특징으로 한다.
- [0013] 본 발명의 상기 PPO 학습 모델은 상기 강화학습 환경의 상태를 기반으로 상기 행동을 선택하고 선택된 행동에 따라 상기 릴레이션 상태를 업데이트하는 과정을 반복하여 릴레이션들에 대한 최종 조인 순서를 도출하는 것을 특징으로 한다.
- [0014] 본 발명의 상기 조인 처리기는 상기 PPO 학습 모델에 의해 도출된 최종 조인 순서에 따라 최종 쿼리 플랜을 생성하는 것을 특징으로 한다.
- [0015] 본 발명의 상기 비용 모델은 상기 쿼리 플랜에 기반한 쿼리 실행 결과를 상기 조인 처리기에 반환하는 것을 특징으로 한다.
- [0016] 본 발명의 상기 비용 모델은 상기 쿼리 플랜 중 가장 처음 도출된 플랜의 비용을 최소값으로 정의하고, 이후 도출된 쿼리 플랜의 비용을 상기 최소값과 비교하여 비교 결과에 따라 상기 이후 도출된 쿼리 플랜의 비용으로 상기 최소값을 업데이트하는 것을 특징으로 한다.
- [0017] 본 발명의 상기 조인 처리기는 상기 비용 모델에 의해 계산된 비용을 보상으로 변환하여 PPO 학습 모델을 업데이트하는 것을 특징으로 한다.
- [0018] 본 발명의 상기 보상은 상기 쿼리 플랜에 대한 가중치인 것을 특징으로 한다.
- [0019] 본 발명의 일 측면에 따른 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 방법은 조인 처리기가 쿼리셋을 읽어들이어 내부의 PPO(Proximal Policy Optimization) 기반 학습 모델을 통해 쿼리 플랜을 생성하는 단계; 비용 모델이 데이터셋을 테이블로 읽어들이고 상기 쿼리 플랜을 Spark SQL을 통해 실행하여 상기 쿼리 플랜의 비용을 도출하는 단계; 및 상기 조인 처리기가 상기 쿼리 플랜의 비용에 따라 상기 PPO 학습 모델을 학습하는 단계를 포함하

는 것을 특징으로 한다.

- [0020] 본 발명의 상기 쿼리 플랜을 생성하는 단계는, 상기 쿼리셋을 파싱하여 파싱한 상기 쿼리셋의 정보를 강화학습 환경(Environment)의 상태(State)들로 초기화(Initialize states)하고, 두 개의 릴레이션을 조인하는 형식을 가진 행동(Action)에 대한 기본정보들을 초기화하여 상기 강화학습 환경의 상태와 상기 행동을 상기 PPO 학습 모델의 입력으로 사용하는 것을 특징으로 한다.
- [0021] 본 발명의 상기 강화학습 환경(Environment)의 상태(State)는, 릴레이션 간 조인된 상태를 표시하는 정보를 릴레이션 상태, 입력 쿼리에 포함된 릴레이션 간 조인 조건을 나타내는 조인 술어 상태, 및 쿼리 내에 존재하는 셀렉션 연산을 나타내는 셀렉션 상태 중 적어도 하나를 포함하는 것을 특징으로 한다.
- [0022] 본 발명의 상기 쿼리 플랜을 생성하는 단계에서, 상기 PPO 학습 모델은 상기 강화학습 환경의 상태를 기반으로 상기 행동을 선택하고 선택된 행동에 따라 상기 릴레이션 상태를 업데이트하는 과정을 반복하여 릴레이션들에 대한 최종 조인 순서를 도출하는 것을 특징으로 한다.
- [0023] 본 발명의 상기 쿼리 플랜을 생성하는 단계는, 상기 PPO 학습 모델에 의해 도출된 조인 순서에 따라 쿼리 플랜을 생성하는 것을 특징으로 한다.
- [0024] 본 발명의 상기 쿼리 플랜의 비용을 도출하는 단계는, 상기 쿼리 플랜에 기반한 쿼리 실행 결과를 상기 조인 처리기에 반환하는 것을 특징으로 한다.
- [0025] 본 발명의 상기 쿼리 플랜의 비용을 도출하는 단계는, 상기 쿼리 플랜 중 가장 처음 도출된 플랜의 비용을 최소값으로 정의하고, 이후 도출된 쿼리 플랜의 비용을 상기 최소값과 비교하여 비교 결과에 따라 상기 이후 도출된 쿼리 플랜의 비용으로 상기 최소값을 업데이트하는 것을 특징으로 한다.
- [0026] 본 발명의 상기 PPO 모델을 학습하는 단계는, 상기 비용 모델에 의해 계산된 비용을 보상으로 변환하여 PPO 학습 모델을 업데이트하는 것을 특징으로 한다.
- [0027] 본 발명의 상기 보상은 상기 쿼리 플랜에 대한 가중치인 것을 특징으로 한다.

발명의 효과

- [0028] 본 발명의 일 측면에 따른 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 장치 및 방법은 강화학습의 한 알고리즘인 PPO 알고리즘을 사용하여 실제 쿼리의 실행 시간을 학습한 모델을 Spark SQL과 결합하여 실제 과거 쿼리 실행 경험을 학습하여 보다 빠른 쿼리 플랜을 도출한다.
- [0029] 본 발명의 다른 측면에 따른 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 장치 및 방법은 강화학습 알고리즘을 사용하여 분산 프레임워크인 Spark SQL에서의 조인 최적화를 수행함으로써, MDMS와 같이 조회 대상 데이터의 종류가 다양하고 많은 조인 연산이 포함된 복잡한 쿼리가 발생하는 환경에서 쿼리 처리 성능을 개선할 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0030] 도 1 은 본 발명의 일 실시예에 따른 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 장치의 블록 구성도이다.
- 도 2 는 본 발명의 일 실시예에 따른 릴레이션 상태 표현 예를 나타낸 도면이다.
- 도 3 은 본 발명의 일 실시예에 따른 조인 술어 상태 표현 예를 나타낸 도면이다.
- 도 4 는 본 발명의 일 실시예에 따른 셀렉션 상태 표현 예를 나타낸 도면이다.
- 도 5 는 본 발명의 일 실시예에 따른 강화학습 과정을 나타낸 도면이다.
- 도 6 은 본 발명의 일 실시예에 따른 릴레이션 상태에서 행동 표현 예를 나타낸 도면이다.
- 도 7 은 본 발명의 일 실시예에 따른 PPO 기반 조인 최적화 동작 예를 나타낸 도면이다.
- 도 8 은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 10GB에 대한 학습 결과 그래프이다.
- 도 9 는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 100GB에 대한 학습 결과 그래프이다.
- 도 10 은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 300GB에 대한 PPO 학습 모델 기반 조인 처리 장치와 Spark SQL의 실제 실행 시간 비교 결과를 나타낸 도면이다.

도 11 은 본 발명의 일 실시예에 따른 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 장치와 기존 Spark SQL의 도출 플레 비용 비교 결과를 나타낸 도면이다.

도 12 는 본 발명의 일 실시예에 따른 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 방법의 순서도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0031] 이하에서는 본 발명의 일 실시예에 따른 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 장치 및 방법을 첨부된 도면들을 참조하여 상세하게 설명한다. 이러한 과정에서 도면에 도시된 선들의 두께나 구성요소의 크기 등은 설명의 명료성과 편의상 과장되게 도시되어 있을 수 있다. 또한 후술되는 용어들은 본 발명에서의 기능을 고려하여 정의된 용어들로서, 이는 사용자, 운용자의 의도 또는 관례에 따라 달라질 수 있다. 그러므로 이러한 용어들에 대한 정의는 본 명세서 전반에 걸친 내용을 토대로 내려져야 할 것이다.
- [0032] 도 1 은 본 발명의 일 실시예에 따른 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 장치의 블록 구성도이고, 도 2 는 본 발명의 일 실시예에 따른 릴레이션 상태 표현 예를 나타낸 도면이며, 도 3 은 본 발명의 일 실시예에 따른 조인 술어 상태 표현 예를 나타낸 도면이며, 도 4 는 본 발명의 일 실시예에 따른 선택션 상태 표현 예를 나타낸 도면이며, 도 5 는 본 발명의 일 실시예에 따른 강화학습 과정을 나타낸 도면이며, 도 6 는 본 발명의 일 실시예에 따른 릴레이션 상태에서 행동 표현 예를 나타낸 도면이며, 도 7 은 본 발명의 일 실시예에 따른 PPO 기반 조인 최적화 동작 예를 나타낸 도면이다.
- [0033] 도 1 을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 장치는 하둡 분산 파일 시스템(Hadoop Distributed File System;HDFS)(10), 조인 처리기(20), 및 비용 모델(30)을 포함한다.
- [0034] 하둡 분산 파일 시스템(10)은 대상 데이터셋(Data set), 및 학습 및 실행하고자 하는 쿼리셋(Query Set)을 로드한다. 하둡 분산 파일 시스템(10)은 상기한 데이터셋 및 쿼리셋을 조인 처리기(20) 및 비용 모델(30)에 전달한다.
- [0035] 조인 처리기(20)는 하둡 분산 파일 시스템(10)에서 쿼리셋을 읽어들이고, 이 쿼리셋을 토대로 PPO(Proximal Policy Optimization) 기반 학습 모델을 통해 조인 최적화 기능을 수행하여 쿼리 플랜을 도출한다.
- [0036] PPO 기반 학습 모델은 강화학습의 한 알고리즘인 PPO 알고리즘을 사용하는 학습 모델이며, 조인 최적화를 수행한다.
- [0037] 좀 더 구체적으로 설명하면, 조인 처리기(20)는 하둡 분산 파일 시스템(10)에 로드된 쿼리셋을 읽어들이어 파싱(Parsing)하고, 파싱한 정보를 강화학습 환경(Environment)의 상태(State)들로 초기화(Initialize states)하고, 행동(Action)에 대한 기본정보들을 초기화한다.
- [0038] 초기화된 상태에는 릴레이션 상태, 조인 술어 상태, 및 선택션 상태가 포함된다.
- [0039] 쿼리는 크게 SELECT, FROM, WHERE, GROUP BY, ORDER BY 등으로 구성되며, 본 실시예에서는 FROM 절의 릴레이션(Relation), WHERE 절의 조인 연산(Join Operation), 선택션 연산(Selection Operation)을 강화 학습 환경의 상태(State)로 표현한다.
- [0040] 상태는 입력된 쿼리셋의 릴레이션 정보, 조인 연산 정보, 선택션 정보를 모델이 인식할 수 있도록 벡터(Vector) 형태로 표현될 수 있다.
- [0041] 릴레이션 상태(Relation State)는 릴레이션 간 조인된 상태를 표시한다. 릴레이션 벡터는 $N * N$ 의 형태로 표현한다. 여기서 N 은 학습하고자 하는 데이터베이스 스키마 내에 존재하는 릴레이션의 수이다. 도 2 를 참조하면, 좌측 '초기 릴레이션 상태' 조인이 하나도 일어나지 않은 상태를 표현하고, '첫번째 조인 후 릴레이션 상태'는 A 릴레이션과 C를 조인할 경우 릴레이션 상태가 업데이트된 경우를 표시한다.
- [0042] 조인 술어 상태(Join Predicate State)는 입력 쿼리에 포함된 릴레이션 간 조인 조건(Condition)을 나타낸다. 조인 술어 상태는 특정 상태에서 가능한 릴레이션 간 조인 연산의 후보를 도출하기 위해 사용되는 벡터이다. 조인 술어 상태는 릴레이션 상태와 마찬가지로 $N * N$ 의 형태로 표현한다. 도 3 을 참조하면, 쿼리 내에 존재하는 연산들은 1로 표시되고, 존재하지 않는 연산들은 0으로 표시된다.
- [0043] 선택션 상태(Selection State)는 쿼리 내에 존재하는 선택션 연산을 나타낸다. 선택션 상태는 $1 * M$ 형태로 표현된다. 여기서 M 은 학습하고자 하는 데이터베이스 스키마 내에 존재하는 어트리뷰트(Attribute)의 수이다. 도 4 를 참조하면, 선택션 상태는 입력 쿼리에서 사용된 어트리뷰트의 경우 1로 표시, 사용되지 않은 어트리뷰트의

경우 0으로 표시한다.

- [0044] 행동은 조인이 가능한 임의의 릴레이션 두 개가 조인되는 행위로서, 릴레이션 간 조인 연산이다. 행동은 특정 릴레이션 상태에서 취할 수 있는 행동으로써 릴레이션 또는 서브 트리(Subtree) 간 조인이 결정된 것을 의미한다. 특정 릴레이션 상태에서 취할 수 있는 행동들(가능한 조인 후보)을 구하기 위해 조인 술어 상태가 사용된다. 도 5 를 참조하면, 특정 릴레이션 상태에서 취할 수 있는 행동은 0개 이상이며 그 중 하나의 행동을 선택할 경우 릴레이션 상태 벡터가 업데이트된다.
- [0045] 조인 처리기(20)는 상태를 초기화한 후, 도 6 의 (a)와 같이, 초기화된 3개의 상태(릴레이션 상태, 조인 술어 상태, 및 선택션 상태) 및 행동 정보를 내부의 PPO 기반 학습 모델의 네트워크에 전달하여 입력한다.
- [0046] 학습 모델은 입력된 상태를 기반으로 하여, 가능한 행동들의 후보를 도출하고 행동을 선택한다. 즉, 학습 모델은 가능한 모든 두 개의 릴레이션의 조인(두 릴레이션의 연결)들을 전부 나열하고, 이 중 하나의 조인을 선택한다.
- [0047] 학습 모델은 행동을 선택한 후, 도 6 의 (b)와 같이, 선택된 행동에 따라 3개의 상태 중 릴레이션 상태 정보를 업데이트한다. 릴레이션 상태의 경우 조인 상태를 나타내는 상태이기 때문에, 조인이 결정되면서 업데이트된다. 나머지 조인 술어 상태와 선택션 상태는 조인 조건과 선택션 정보를 나타내기 위한 것이므로 고정되어 있다. 또한, 학습 모델 내부에서 행동에 대한 보상(Reward)을 에이전트에게 전달하는데, 이는 아직 최종 조인 순서가 도출되지 않았으므로 항상 0값으로 전달되며, 최종적으로 조인 순서가 도출되면 도출된 플랜에 대한 보상이 업데이트된다. 도출된 플랜에 대한 보상이 업데이트되는 과정에 대해서는 후술한다.
- [0048] 한편, 행동이 선택됨에 따라, 조인 대상 릴레이션의 수는 하나가 줄어든다. 만약, 쿼리에 {A, B, C, D} 4개의 릴레이션이 존재하면, 모든 릴레이션이 서로 조인이 가능한 조건을 가진다고 할 때 전체 가능한 조합(즉, 조인)은 A-B, A-C, A-D, B-C, B-D, C-D, 총 6개이다. 여기서 학습 모델이 A-C 행동(조인)을 선택하였을 때, 조인 대상 릴레이션은 {A-C, B, D} 3개가 되고, 전체 가능한 조합은 (A-C)-B, (A-C)-D, B-D가 된다.
- [0049] 이어, 학습 모델은 업데이트된 릴레이션 상태 정보를 기반으로 행동 선택(도 6 의 (a)) 및 릴레이션 상태 업데이트(도 6 의 (b)) 과정을 반복한다.
- [0050] 이 과정은 조인 대상 릴레이션의 수가 1이 되어 더 이상 행동을 선택할 수 없을 때 종료된다(Terminal state).
- [0051] 학습 모델은 초기 입력으로 받은 릴레이션들에 대한 최종 조인 순서(Join order)를 도출한다.
- [0052] 조인 처리기(20)는 학습 모델에 의해 도출된 최종 조인 순서에 따라 최종 쿼리 플랜을 도출한다.
- [0053] 여기서, 쿼리 플랜은 조인 순서를 Spark SQL 비용 모델(30)이 인식할 수 있는 형태로 변형한 쿼리 형식을 의미한다.
- [0054] 이어, 조인 처리기(20)는 도 7 에 도시된 바와 같이, 도출한 쿼리 플랜을 Spark SQL 비용 모델(30)에 전달한다.
- [0055] Spark SQL 비용 모델(30)은 하둡 분산 파일 시스템(10)에 로드된 데이터를 테이블로 읽어들이고, 내부 알고리즘을 사용하여 쿼리 플랜의 비용을 계산한다. 이어 Spark SQL 비용 모델(30)은 계산한 쿼리 플랜의 비용을 조인 처리기(20)에 다시 전달하고, 동시에 해당 쿼리 플랜에 기반한 조인 처리기(20)에 쿼리 실행 결과를 반환한다.
- [0056] 이 경우, 조인 처리기(20)는 Spark SQL 비용 모델(30)로부터 전달받은 비용을 보상(Reward)로 변환하여 학습 모델에 업데이트한다. 해당 보상은 쿼리 플랜에 대한 가중치(weight)로써 학습 모델이 학습하는데 사용된다.
- [0057] 학습 모델에서 보상(Reward)은 모델을 학습시키기 위한 지표로써, 특정 상태에서 취한 행동에 대해 좋은 행동인지 좋지 못한 행동인지 판단하는 지표가 된다.
- [0058] 본 실시예에서는 학습 모델이 입력된 쿼리로부터 특정 조인 순서를 갖는 쿼리 플랜을 생성하고, Spark SQL의 비용 모델(30)이 Spark SQL을 이용하여 쿼리 플랜의 비용을 도출하며, 도출한 비용을 보상으로 표현한다. 이는 Spark SQL의 비용 모델(30)을 모방하여, Spark SQL의 비용 모델(30)을 기준으로 PPO 기반의 학습 모델이 도출한 쿼리 플랜이 좋은 플랜인지 좋지 않은 플랜인지 판단하는 근거가 된다.
- [0059] 쿼리 최적화 문제에서는 비용이 높을수록 좋지 않은 행동(조인 연산)을 의미하며, 강화 학습에서는 보상이 높을수록 좋은 행동으로 정의한다.
- [0060] 본 실시예에서 사용하는 보상에 있어서, 본 실시예에서 사용한 Spark SQL이 도출하는 쿼리 플랜의 비용의 범위는 $2.2e+7 \sim 4.0e+43$ 으로 매우 범위가 크기 때문에, 단순히 역수를 취해 보상으로 사용할 경우 PPO 학습 모델이

제대로 학습되지 않는 문제점이 있다.

[0061] 이를 해결하기 위해, PPO 학습 모델로부터 가장 처음 도출된 플랜의 비용을 최소값(C_{min})으로 정의하고, 이후 PPO 학습 모델이 생성한 쿼리 플랜의 비용(C_n)이 C_{min} 보다 낮을 경우 C_{min} 을 C_n 으로 업데이트하는 방식이 사용되었다.

[0062] 또한, 임계 값($1/1000$)을 설정하여 이를 기준으로 비용이 보상으로 변환되도록 설정하였다.

[0063] 특정 쿼리 플랜의 비용을 이라고 할 때, 보상은 아래와 같이 정의될 수 있다.

$$\begin{cases} \text{reward} = C_{min}/C_n & (C_{min}/C_n \geq 1/1000) \\ \text{reward} = -1 & (C_{min}/C_n < 1/1000) \end{cases}$$

[0064] 이하 PPO 기반의 학습 모델에 대한 성능 평가 결과를 설명한다.

[0065] 도 8 은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 10GB에 대한 학습 결과 그래프이고, 도 9 는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 100GB에 대한 학습 결과 그래프이며, 도 10 은 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 300GB에 대한 PPO 학습 모델 기반 조인 처리 장치와 Spark SQL의 실제 실행 시간 비교 결과를 나타낸 도면이며, 도 11 은 본 발명의 일 실시예에 따른 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 장치와 기존 Spark SQL의 도출 플랜 비용 비교 결과를 나타낸 도면이다.

[0066] 본 실시예에 따라, PPO 학습 모델 기반 조인 장치와 기존의 Spark SQL이 도출하는 쿼리 플랜의 비용을 비교하는 성능 평가를 진행하였다.

[0067] 실험 환경에 있어서, Master Node(master)는 Intel Xeon E5-2620 v4@2.7GHz, RAM 64GB, HDD 1TB이고, Slave Node(slave01~12)는 Intel Xeon E5-2620 v4@2.7GHz, RAM 64GB, HDD 1TB이다.

[0068] 모델 파라미터로서, 히든 레이어(Hidden layer)가 2로 설정되고, 활성화 함수(Activation function)가 ReLU로 설정되며, 그래디언트 업데이트(Gradient update)는 Adam으로 설정되었다.

[0069] 데이터 및 쿼리셋으로는, TPC-H Benchmark 데이터셋으로는 10GB, 100GB, 300GB가 선정되었고, TPC-H Benchmark 쿼리셋으로 조인 순서에 따른 최적화 성능을 평가할 수 있도록 조인 연산이 2개 이상 포함되어 있는 쿼리 11개가 선정되었다.

[0070] 다음의 표 1 은 TPC-H Benchmark 쿼리셋이다.

표 1

TPC-H 쿼리	조인 연산 수 (개)
2번	4
3번	2
5번	6
7번	5
8번	7
8번	6
10번	3
11번	2
18번	2
20번	3
21번	3

[0071] 먼저, TPC-H 8번, TPC-H 10GB 데이터셋에 대한 학습 결과이다. 도 8 을 참조하면, X축은 쿼리 학습 횟수, Y축은 쿼리 플랜의 비용을 나타낸다. Cost(PPO-based model)은 학습 모델이 생성한 쿼리 플랜의 비용을 나타내며, Cost(Spark SQL)은 기존 Spark SQL이 생성한 쿼리 플랜의 비용을 나타낸다. 학습 횟수 0~250 구간에서는 비용이 높은 플랜과 낮은 플랜을 번갈아 가며 선택하지만, 학습 횟수 250 이후부터는 낮은 비용의 쿼리 플랜을 선택하

면서, 기존 Spark SQL과 유사한 비용의 플랜을 도출하고 있다.

- [0074] 다음으로, TPC-H 8번, TPC-H 100GB, 300GB 데이터셋에 대한 학습 결과이다.
- [0075] 도 9 및 도 10 을 참조하면, 100/300GB 데이터에 대해 PPO 기반 조인 순서 최적화 모델이 쿼리 학습 횟수에 따라 도출하는 쿼리 플랜 비용의 변화를 보여주고 있다. 10GB와 마찬가지로, 학습 초기 구간에서는 비용이 높은 플랜과 낮은 플랜을 번갈아 가며 선택하지만, 특정 학습 횟수 이후부터는 낮은 비용의 쿼리 플랜을 선택하면서, 기존 Spark SQL과 유사한 비용의 플랜을 도출하고 있다.
- [0076] 도 11 을 참조하면, PPO 학습 모델 기반 조인 최적화 시스템과 기존 Spark SQL의 도출 플랜 비용을 비교한 결과가 도시되었다.
- [0077] 도 11 을 참조하면, 그래프에서 쿼리 2번(Q2), 쿼리 3번(Q3), 쿼리 5번(Q5)에 대해서는 본 발명의 시스템이 도출한 플랜이 기존 Spark SQL에 의해 도출된 플랜보다 적은 비용을 가지며, 나머지 8개의 쿼리에 대해서는 기존 Spark SQL에서 도출하는 비용과 같은 비용의 쿼리 플랜을 도출하고 있다.
- [0078] 기존 Spark SQL은 비용 기반 최적화 규칙 내에 Left-deep 트리의 형태로 쿼리 플랜을 생성하는 휴리스틱하고 정적인 알고리즘을 사용한다. 이러한 방식은 플랜 최적화의 복잡도를 줄이지만, 더불어 더 낮은 비용을 가지는 플랜이 있음에도 찾지 못하는 문제점을 가진다. 때문에, Q2, Q3, Q5에 대해서 본 실시예가 기존 Spark SQL에서 찾지 못한 낮은 비용의 플랜을 찾은 것을 확인할 수 있다.
- [0079] 이하 본 발명의 일 실시예에 따른 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 방법을 도 12 를 참조하여 상세하게 설명한다.
- [0080] 도 12 는 본 발명의 일 실시예에 따른 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 방법의 순서도이다.
- [0081] 도 12 를 참조하면, 하둡 분산 파일 시스템(10)은 대상 데이터셋(Data set), 및 학습 및 실행하고자 하는 쿼리셋(Query Set)을 로드한다(S10). 하둡 분산 파일 시스템(10)은 상기한 데이터셋 및 쿼리셋을 조인 처리기(20) 및 비용 모델(30)에 전달한다.
- [0082] 이어, 조인 처리기(20)는 강화학습 환경의 상태 정보를 초기화한다(S20). 즉, 조인 처리기(20)는 하둡 분산 파일 시스템(10)에 로드된 쿼리셋을 읽어 파싱하고, 파싱한 정보를 강화학습 환경(Environment)의 상태(State)들로 초기화(Initialize states)하고, 행동(Action)에 대한 기본정보들을 초기화한다.
- [0083] 이어, 조인 처리기(20)는 PPO 기반의 학습 모델을 이용하여 쿼리 플랜을 도출한다(S30).
- [0084] 즉, 조인 처리기(20)는 행동을 선택한다. 이때, 조인 처리기(20)는 상태를 초기화한 후, 초기화된 3개의 상태, 즉 릴레이션 상태, 조인 술어 상태, 및 선택션 상태 및 행동 정보를 내부의 PPO 기반 학습 모델의 네트워크에 전달하여 입력한다.
- [0085] 다음으로, 학습 모델은 릴레이션 상태를 업데이트한다. 이때, 학습 모델은 입력된 상태를 기반으로 하여 가능한 행동들의 후보를 도출하고 행동을 선택한다. 학습 모델은 행동을 선택한 후, 선택된 행동에 따라 3개의 상태 중 릴레이션 상태 정보를 업데이트한다.
- [0086] 이 경우, 릴레이션 상태는 조인 상태를 나타내는 상태이기 때문에, 조인이 결정됨에 따라 업데이트된다. 나머지 조인 술어 상태와 선택션 상태는 조인 조건과 선택션 정보를 나타내기 위한 것이므로 고정되어 있다.
- [0087] 또한, 학습 모델 내부에서 행동에 대한 보상(Reward)을 에이전트에게 전달하는데, 이는 아직 최종 조인 순서가 도출되지 않았으므로 항상 0값으로 전달되며, 최종적으로 조인 순서가 도출되면 도출된 플랜에 대한 보상이 업데이트된다.
- [0088] 다음으로, 학습 모델은 업데이트된 릴레이션 상태 정보를 기반으로 행동 선택(도 6 의 (a)) 및 릴레이션 상태 업데이트(도 6 의 (b)) 과정을 반복한다.
- [0089] 이 과정은 조인 대상 릴레이션의 수가 1이 되어 더 이상 행동을 선택할 수 없을 때 종료된다(Terminal state).
- [0090] 학습 모델은 초기 입력으로 받은 릴레이션들에 대한 최종 조인 순서(Join order)를 도출한다.
- [0091] 조인 처리기(20)는 학습 모델에 의해 도출된 최종 조인 순서에 따라 최종 쿼리 플랜을 도출한다.
- [0092] 한편, 조인 처리기(20)는 도출된 쿼리 플랜의 비용을 계산하고 보상을 업데이트한다.

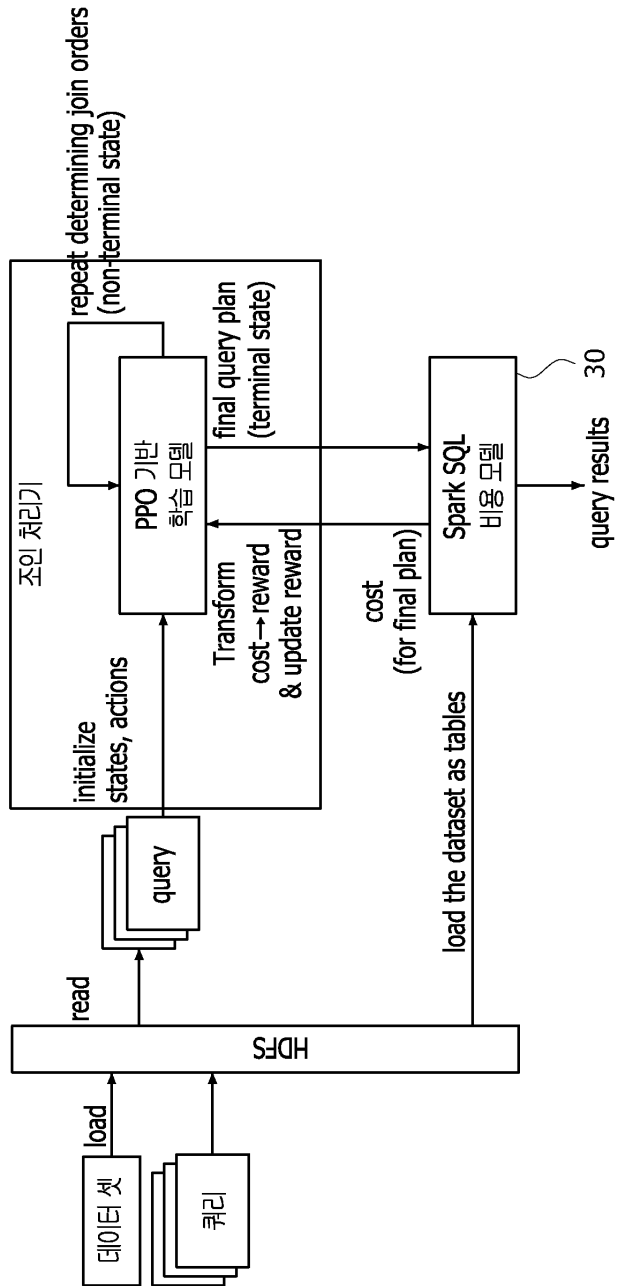
- [0093] 즉, 조인 처리기(20)는 도출한 쿼리 플랜을 Spark SQL 비용 모델(30)에 전달한다. Spark SQL 비용 모델(30)은 하둡 분산 파일 시스템(10)에 로드된 데이터를 테이블로 읽어들이고, 내부 알고리즘을 사용하여 쿼리 플랜의 비용을 계산하고, 계산한 쿼리 플랜의 비용을 조인 처리기(20)에 다시 전달하고, 해당 쿼리 플랜에 기반한 조인 처리기(20)에 쿼리 실행 결과를 반환한다.
- [0094] 이에 따라, 조인 처리기(20)는 Spark SQL 비용 모델(30)로부터 전달받은 비용을 보상(Reward)로 변환하여 학습 모델에 업데이트한다.
- [0095] 이와 같이, 본 발명의 일 실시예에 따른 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 장치 및 방법은 강화학습의 한 알고리즘인 PPO 알고리즘을 사용하여 실제 쿼리의 실행 시간을 학습한 모델을 Spark SQL과 결합하여 실제 과거 쿼리 실행 경험을 학습하여 보다 빠른 쿼리 플랜을 도출한다.
- [0096] 또한, 본 발명의 일 실시예에 따른 PPO 학습 모델 기반 Spark SQL 조인 처리 장치 및 방법은 강화학습 알고리즘을 사용하여 분산 프레임워크인 Spark SQL에서의 조인 최적화를 수행함으로써, MDMS와 같이 조회 대상 데이터의 종류가 다양하고 많은 조인 연산이 포함된 복잡한 쿼리가 발생하는 환경에서 쿼리 처리 성능을 개선할 수 있다.
- [0097] 본 명세서에서 설명된 구현은, 예컨대, 방법 또는 프로세스, 장치, 소프트웨어 프로그램, 데이터 스트림 또는 신호로 구현될 수 있다. 단일 형태의 구현의 맥락에서만 논의(예컨대, 방법으로서만 논의)되었더라도, 논의된 특징의 구현은 또한 다른 형태(예컨대, 장치 또는 프로그램)로도 구현될 수 있다. 장치는 적절한 하드웨어, 소프트웨어 및 펌웨어 등으로 구현될 수 있다. 방법은, 예컨대, 컴퓨터, 마이크로프로세서, 집적 회로 또는 프로그래밍가능한 로직 디바이스 등을 포함하는 프로세싱 디바이스를 일반적으로 지칭하는 프로세서 등과 같은 장치에서 구현될 수 있다. 프로세서는 또한 최종-사용자 사이에 정보의 통신을 용이하게 하는 컴퓨터, 셀 폰, 휴대용/개인용 정보 단말기(personal digital assistant: "PDA") 및 다른 디바이스 등과 같은 통신 디바이스를 포함한다.
- [0098] 본 발명은 도면에 도시된 실시예를 참고로 하여 설명되었으나, 이는 예시적인 것에 불과하며 당해 기술이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 이로부터 다양한 변형 및 균등한 타 실시예가 가능하다는 점을 이해할 것이다. 따라서, 본 발명의 진정한 기술적 보호범위는 아래의 특허청구범위에 의하여 정해져야할 것이다.

부호의 설명

- [0099] 10: 하둡 분산 파일 시스템
20: 조인 처리기
30: 비용 모델

도면

도면1



도면2

[초기 릴레이전 상태]

	A	B	C	D
A	1	0	0	0
B	0	1	0	0
C	0	0	1	0
D	0	0	0	1

A

C

B

D

[첫번째 조인 후 릴레이전 상태]

	A	B	C	D
A	1/2	0	1/2	0
B	0	1	0	0
D	0	0	0	1

A

C

B

D

* 1: 조인 가능한 상태
 * 0: 조인 불가능한 상태
 * 1/2^n: 조인된 상태

도면3

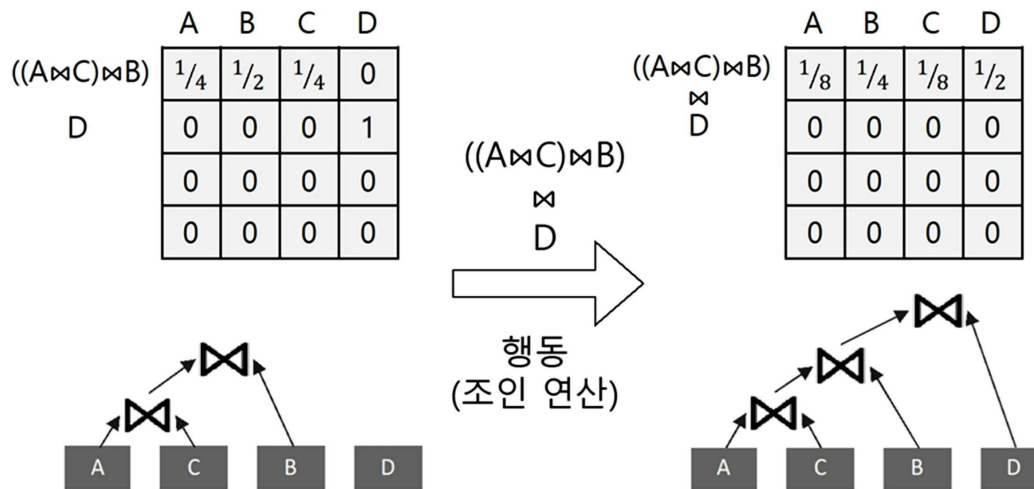
	A	B	C	D
A	0	1	0	1
B	1	0	0	0
C	0	0	0	1
D	1	0	1	0

* 1 : 쿼리에 존재하는 조인
* 0 : 조인하지 않는 연산

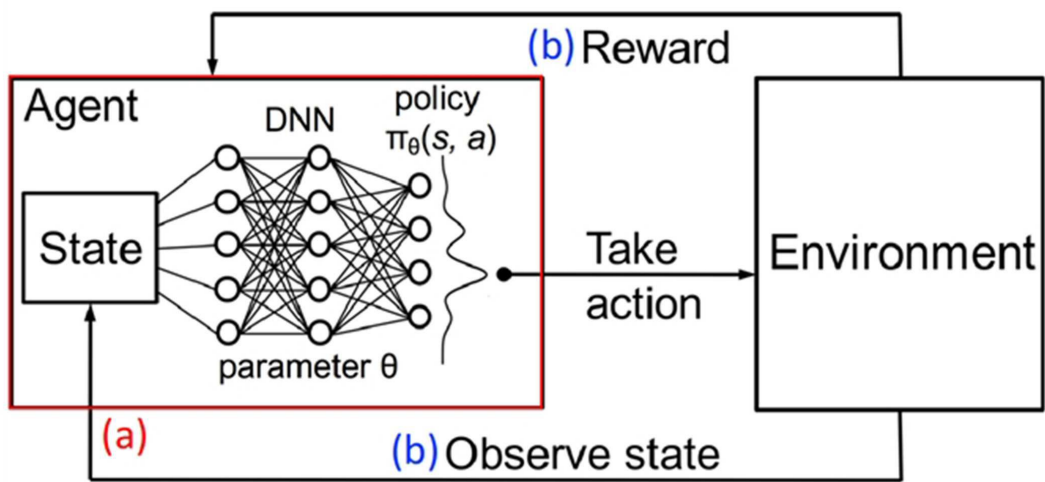
도면4

A.id	A.val		B.a2	C.id	
0	0		1	0	0

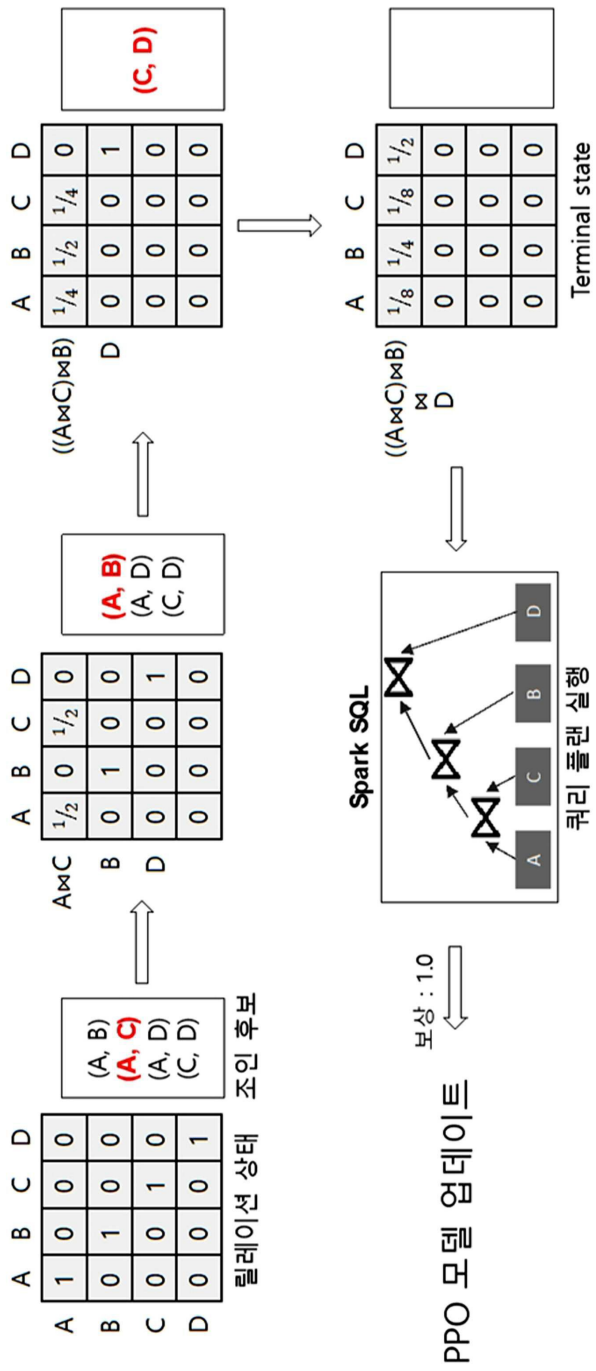
도면5



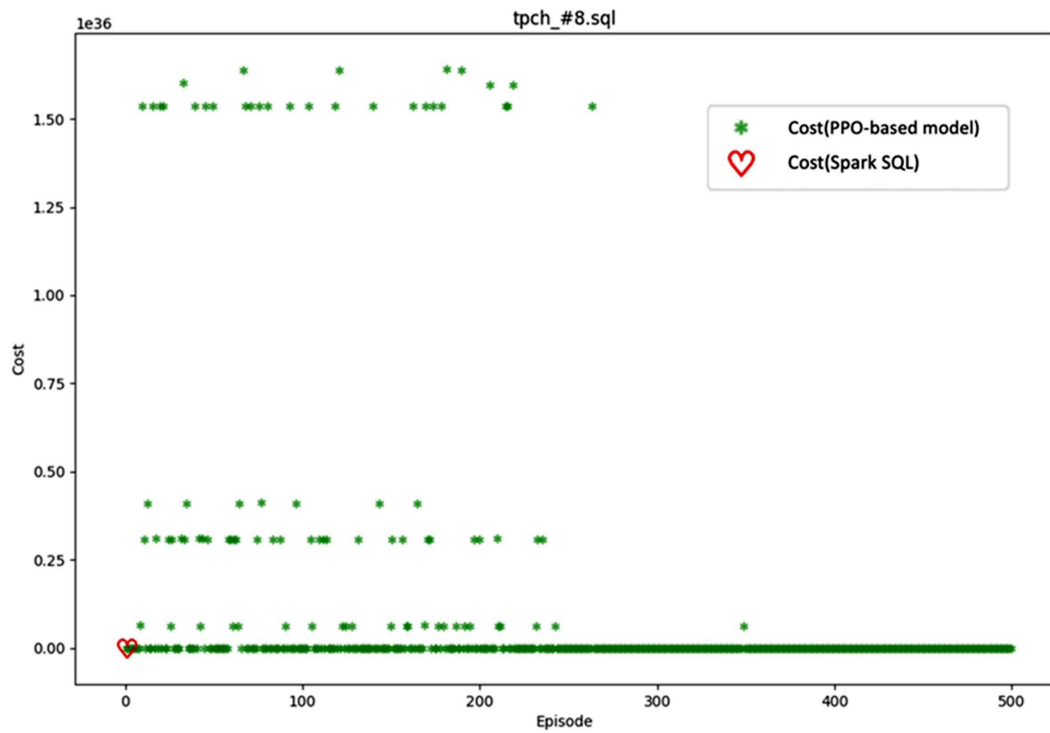
도면6



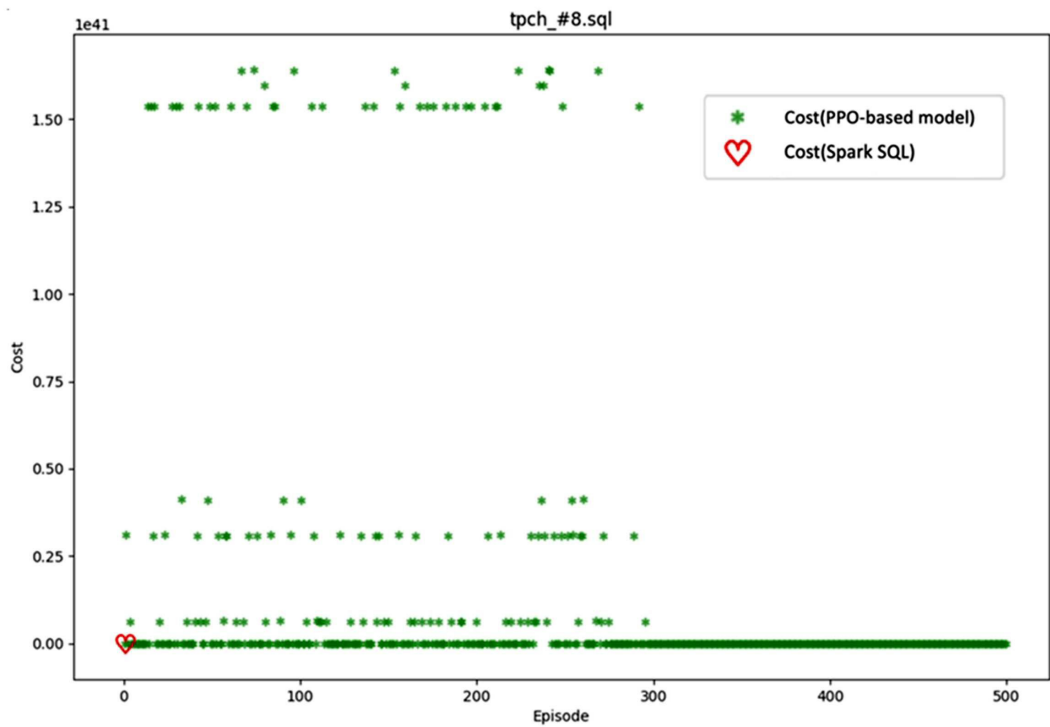
도면7



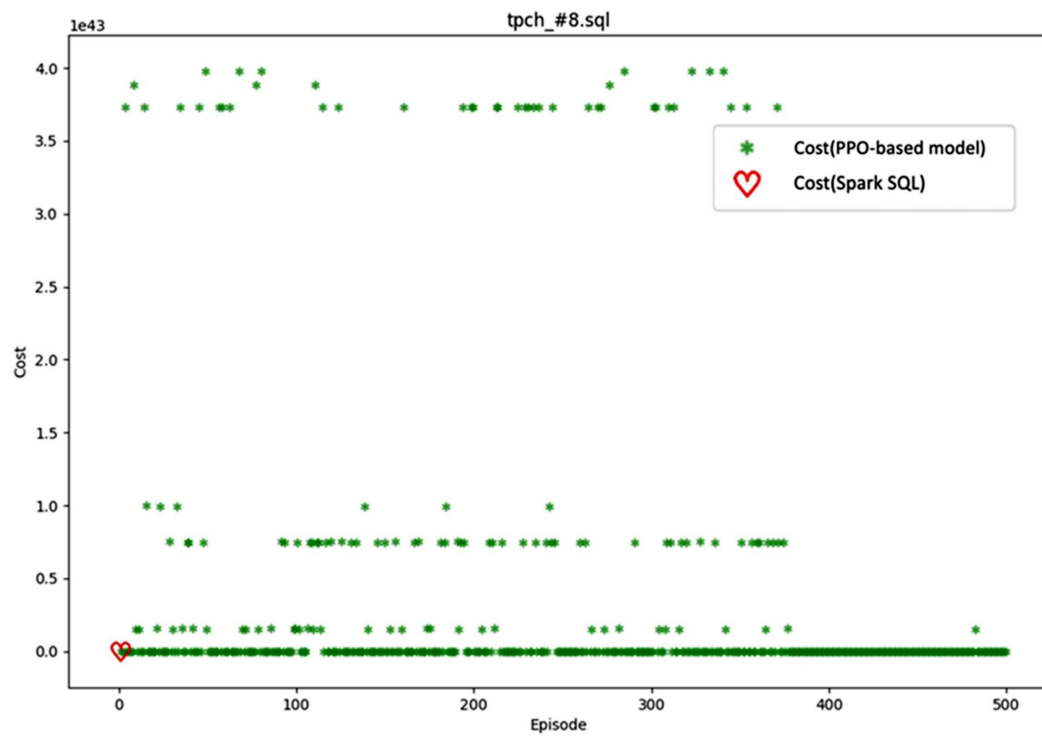
도면8



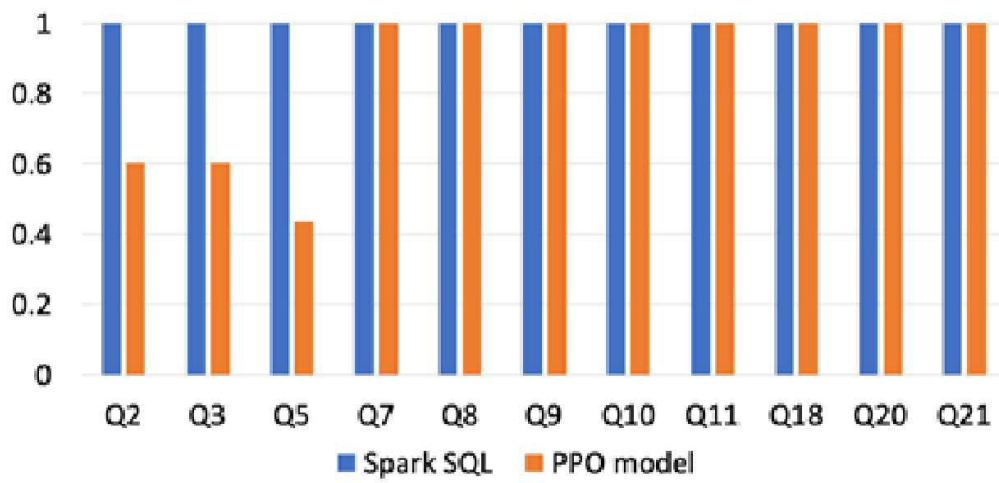
도면9



도면10



도면11



도면12

