2025-2 기계학습응용프로그래밍 기말고사 (20241519 조예성)

시간차 학습 알고리즘을 개선한 알고리즘: SARSA
- 특징 2개: Q-함수 사용, ε-greedy 정책 사용

가장 좋은것만을 고르는 정책: 그리디 정책

ε의 확률만큼 랜덤하게 움직이는 것: ε-greedy 정책

SARSA의 정책: On-policy

Q-Learning의 정책: Off-policy

행동하는 정책과 학습할 때 사용하는 정책이 다른 것: Off-Policy

행동하는 정책이 학습할 때 사용하는 정책과 같은 것: On-Policy

SARSA 문제점: 평가시, 가끔은 랜덤으로 두기에, 평가 오류 가능
- Q-Learning?: 다음 수 부터는 올바르게 작동

행동가치 추정 시 분산이 높은 SARSA 단점 보완: Expected SARSA

절벽이 있는 그리드 월드에서 안전한 경로 선택: SALSA, 기대값 기반 SALSA

절벽이 있는 그리드 월드에서 최적 경로 선택: Q-Learning

학습 과정에서 입실론 감소: Epsilon 스케줄링

주어진 목적을 달성하기 위해 수행해야 할 일에 대한 방법또는 절차 마련: 계획
- 예시: 동적 프로그래밍, 모델 기반 강화학습

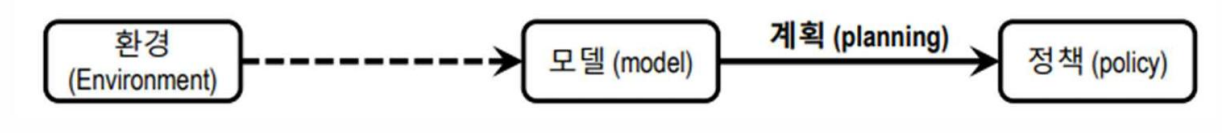
주어진 대상과 직접 상호작용하며 목적을 달성하는 방법 또는 절차: 학습
- SARSA, Q-Learning, 모델 프리 강화학습

에이전트가 어떤 행동시 환경이 어떻게 반응할 지 예측 위하여 사용하는 것: 모델
- 종류 2개: 분포 모델, 샘플 모델

모든 발생 가능한 상황 및 확률분포가 정확하게기술: 분포 모델

발생 가능 상황 중 임의의 가능성만 샘플링 되는 모델: 샘플 모델

둘 중 더 용이한 것: 샘플 모델



임의의 정책을 통한 행동을 수행하여 상태 공간을 탐색: 상태 공간 계획

가치함수 계산 위해, 시뮬레이션 위한 경험데이터 기반 (역 갱신) 과정 수행

모델에 의하여 생성된 경험 샘플 데이터 사용: 계획

환경과의 직접 상호 작용을 통해 얻는 실제 경험 데이터 사용: 학습

온라인 계획 및 강화 학습이 동시에 수행되는 알고리즘: Dyna-Q
- 특징: 가치와 정책이 갱신되는 2개의 경로 존재

간접 모델 학습 및 계획: Q-Planning
- 장점: 샘플 효율성 높음, 한정 경험 정보 활용 직접 강화학습 보다 향상된 정책 산출 가능
- 단점: 모델 학습 불충분, 산출 정책에 편향

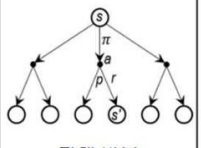
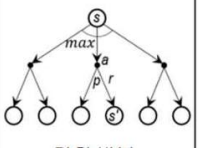
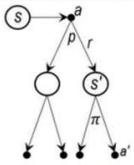
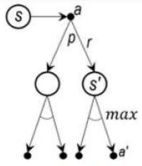
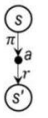
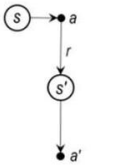
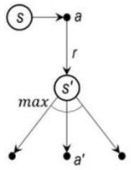
직접 강화학습: Q-Learning
- 환경과 직접적인 상호작용을 통하여 얻는 경험 바로 활용 하여 정책 편향 경우 적음

Dyna-Q 초기 시작: 탐험적 시작
- 행위 정책 ε-탐욕적 정책

갱신 대상에 다른 갱신 방법 2개:상태 가치 갱신, 행동 가치 갱신

발생할 수 있는 모든 상황 고려 갱신: 기대 갱신

발생할 수 있는 간단한 단일 샘플 활용 갱신: 샘플 갱신

	상태 가치 (State Value)	최적 상태 가치 (Optimal State Value)	행동 가치 (Action Value)	최적 행동 가치 (Optimal Action Value)
추정 가치 (Value Estimated)	$v_\pi(s)$	$v_*(s)$	$q_\pi(s,a)$	$q_*(s,a)$
기대 갱신 (Expected Updates) - 동적 프로그래밍	 정책 반복 (policy iteration)	 가치 반복 (value iteration)	 q-정책 반복 (q-policy iteration)	 q-가치 반복 (q-value iteration)
샘플 갱신 (Sample Updates) - 단일 스텝 시간차 학습	 $TD(0)$		 $SARSA$	 Q-Learning

O: 해당 척도에 대하여 더 좋은 방법

	샘플 갱신 (Sample Update)	기대 갱신 (Expected Update)
계산량	O	
소요 시간	O	
정확도		O
대표적인 기법	Q-Learning	정책

환경 또는환경 모델과 지속적으로 상호작용 하며 상태와 보상 얻어오는 일련의 과정: 궤적 샘플링

샘플링은 어떠한 (분포)에 입각하여 수행됨

샘플링 대상 후보들에 대해 어떠한 편중없이 임의로 선택: 균등분포 샘플링

현재 주어진 정책을 기반으로 각 상태의 행동 선택, 샘플링: On-policy 분포 샘플링

- 효과: 실제 일어날 법한 상황에 더 집중하여 가치함수 갱신

  : 학습 효율 향상