PEL 208 Lukercio Lopes

Atividade 7: Small Grid World Problem

Small Grid World é um problema que pode ser solucionado com aprendizagem por reforço. Este trabalho apresenta um implementação do algoritmo de política de iteração em linguagem Java 1.8, para a disciplina de tópicos especiais em aprendizagem.

Introdução

Este artigo mostra como a aplicação implementa que aprendizado reforço por por meio da política de iteração foi codificada. Para isto, uma breve explicação é feita sobre cada método desenvolvido, que compõe o exercício. O objetivo do trabalho é implementar um modelo simples que atenda os requisitos da disciplina.

Métodos

O aprendizado de reforço é o problema de conseguir que um agente atue no mundo para maximizar suas recompensas. Por exemplo, considere ensinar um cão a um novo truque: você não pode dizer o que fazer, mas você pode recompensá-lo ou puni-lo se ele fizer a coisa certa ou errada.

Com isso, deve descobrir o que fez que conseguiu obter a recompensa ou punição, que é conhecido como o problema da atribuição de crédito. Podemos usar um método semelhante para treinar computadores para fazer muitas tarefas, utilizando o mesmo principio.

Podemos formalizar o problema de Aprendizado por Reforço da seguinte forma. O ambiente é modelado como uma máquina estocástica de estados finitos com entradas (ações enviadas pelo agente) e saídas (observações e recompensas enviadas ao agente):

- Função de transição de estado P (X (t) | X (t-1), A (t))
- Função de observação (saída)
 P (Y (t) | X (t), A (t))
- Função de recompensa E (R (t) | X (t), A (t))

O objetivo do agente é encontrar uma política e função de atualização do estado de modo a maximizar a soma esperada de recompensas com desconto.

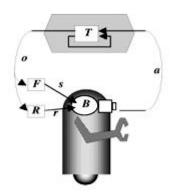


Figura 1: Modelo padrão de Aprendizado por Reforço.

MDP

Um processo de decisão de Markov (MDP) é exatamente como uma Cadeia de Markov, PEL 208 Lukercio Lopes

exceto que a matriz de transição depende da ação tomada pelo tomador de decisão (agente) em cada etapa do tempo. O agente recebe uma recompensa, que depende da ação e do estado. O objetivo é encontrar uma função, chamada política, que especifica qual a ação a seguir em cada estado, de modo a maximizar alguma função (por exemplo, a soma descontada média ou esperada) da següência de recompensas. Pode-se formalizar isso em termos da equação de Bellman, que pode resolvida iterativamente usando a iteração da política. O único ponto fixo desta equação é a política ótima.

Desenvolvimento

Os métodos foram implementados na linguagem de programação Java. Diferente métodos foram criados que em conjunto implementam política de iteração.

Policy Iteration

```
while(action != null){
          Vector T = mdp.getTransition(state,
action);

int s = T.size();

double nextUtil = 0;

for(int i=0; i<s; ++i) {
          Transition t=(Transition)T.get(i);
}</pre>
```

```
double prob=t.probability;
               State sPrime=t.nextState:
              nextUtil += (prob *
ndp.getUtility(sPrime));
         if(action == policyAction) {
               policyUtility = nextUtil;
         if(nextUtil > maxCurrentUtil){
               maxCurrentUtil = nextUtil:
               maxAction = action;
         action = mdp.getNextAction();
    if(maxCurrentUtil > policyUtility){
         mdp.setAction(state, maxAction);
         changed = true;
    state = mdp.getNextState();
```

Resultados

Foi realizado o small grid

PEL 208 Lukercio Lopes

world fornecido em aula. Esse small grid world é uma matriz 4x4, onde o primeiro e o último elemento representam o objetivo e o restante são os possíveis estados que o agente pode tomar.

As ações do problema são:

- Norte
- Sul
- Leste
- Oeste.

Small Grid World utilizado:

0	0	0	0
0	0	0	0
0	0	0	0
0	0	0	0

Política resultante:

			← ↓
1	$\leftarrow \land$	$\overline{}$	
1	$\uparrow \rightarrow$	→	
	\rightarrow	\rightarrow	

Conclusão

Α algoritmo partir do implementado foi possível executar o exemplo indicado com sucesso, absorvendo os conceitos teóricos e as aplicações. Seus resultados mostraram a possibilidade de resolver problema, 0 conseguindo chegar em uma política que solucionou problema.

Referências

- Reinforcement learning -Disponível emhttps://en.wikipedia.org/w iki/Reinforcement_learning. Acesso em: 19 de Dez. de 2017
- A brief introduction to reinforcement learning Disponível em (https://www.cs.ubc.ca/~mur phyk/Bayes/pomdp.html).
 Acesso em: 19 de Dez. de 2017