Aprendizado por Reforço
Prof. Domingos Napolitano

Aula 1: Introdução ao Aprendizado por Reforço

ibmec

Aprendizado por Reforço

Disciplina: IBM8919 - 6º Semestre 2025.2

Graduação em Ciência de Dados e Inteligência Artificial

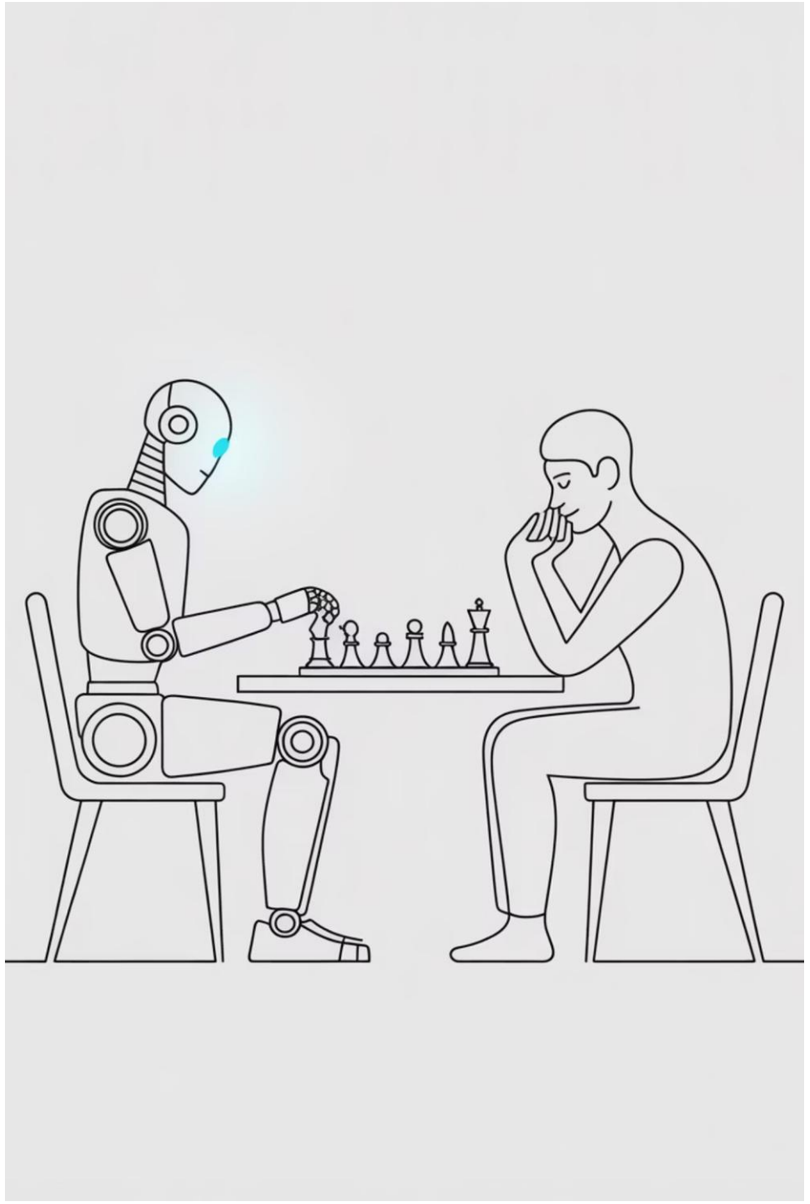
Prof. Dr. Domingos M R Napolitano

Quartas Feiras : 9:40 – 11:40
Sextas Feiras : 7:40 – 9:40 h

DOMINGOS.NAPOLITANO@professores.ibmec.edu.br

Aprendizado por Reforço: Breve Introdução

Bem-vindos a uma experiência transformadora que vai muito além de um simples curso. Juntos, embarcaremos em uma jornada fascinante pelo universo do aprendizado por reforço, uma das áreas mais revolucionárias da inteligência artificial moderna.



Agenda do Semestre

1

Fundamentos Sólidos

K-armed bandits e o dilema entre exploração e aproveitament

2

Decisões Sequenciais

Cadeias de Markov e Processos de Decisão de Markov (MDPs)

3

Algoritmos Clássicos

Programação Dinâmica, Value Iteration e Policy Iteration

4

Aprendizado na Incerteza

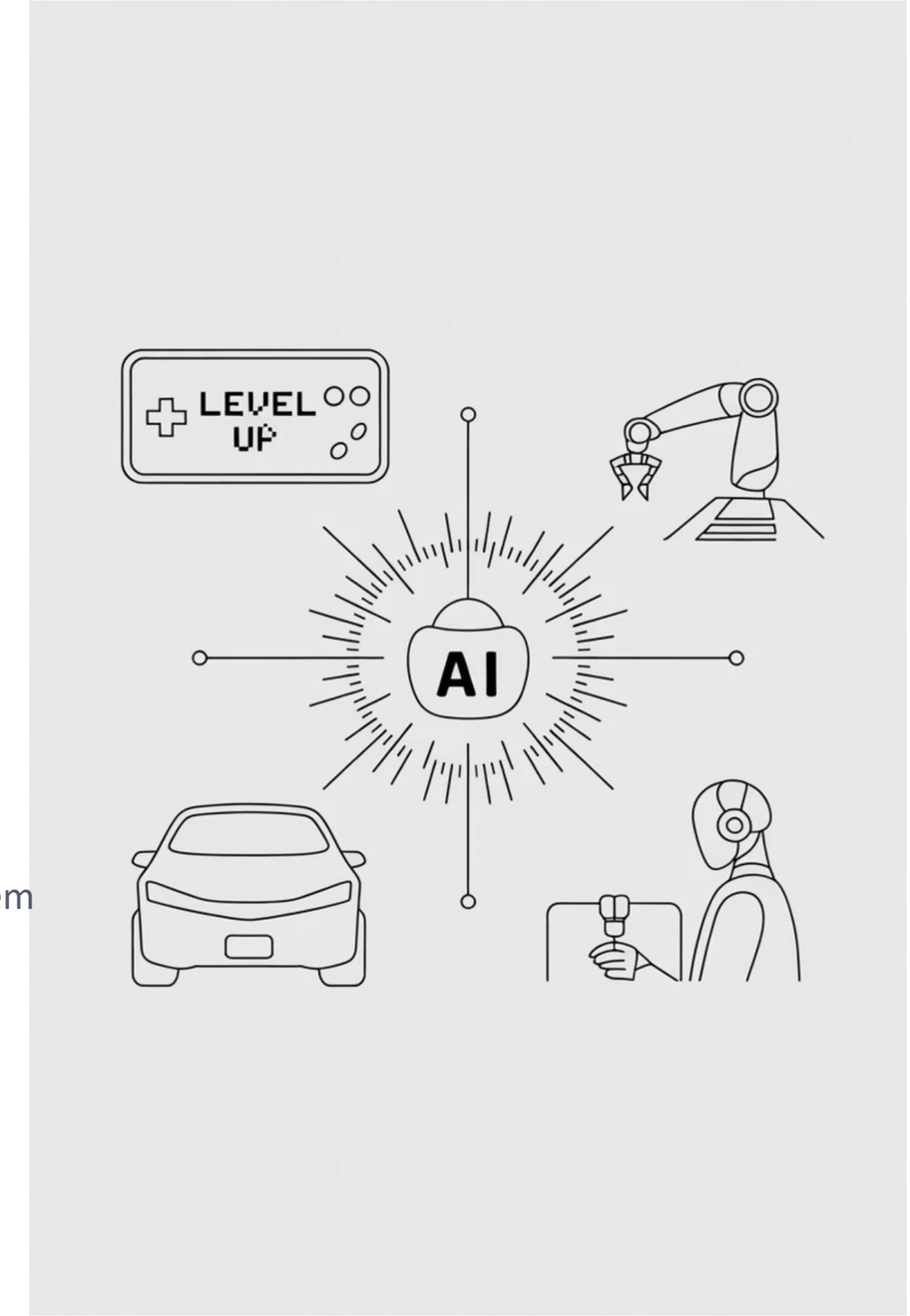
Métodos de Monte Carlo, Q-Learning, SARSA e além

Este curso foi projetado para equilibrar teoria robusta com prática intensiva, permitindo que você domine progressivamente os conceitos e aplicações do aprendizado por reforço. Cada aula construirá sobre o conhecimento anterior, culminando em uma compreensão profunda desta tecnologia transformadora.

Por Que O Aprendizado por Reforço Está Transformando o Mundo?

O aprendizado por reforço representa uma mudança de paradigma na inteligência artificial, capacitando máquinas a aprenderem através da experiência, assim como humanos. Esta abordagem revolucionária está remodelando indústrias inteiras e criando possibilidades antes inimagináveis.

Diferente de outras formas de aprendizado de máquina, o aprendizado por reforço não depende de exemplos rotulados. Em vez disso, os agentes aprendem através de tentativa e erro, recebendo feedback do ambiente na forma de recompensas. Esta capacidade de aprender fazendo torna o aprendizado por reforço excepcionalmente poderoso para resolver problemas complexos em ambientes dinâmicos.



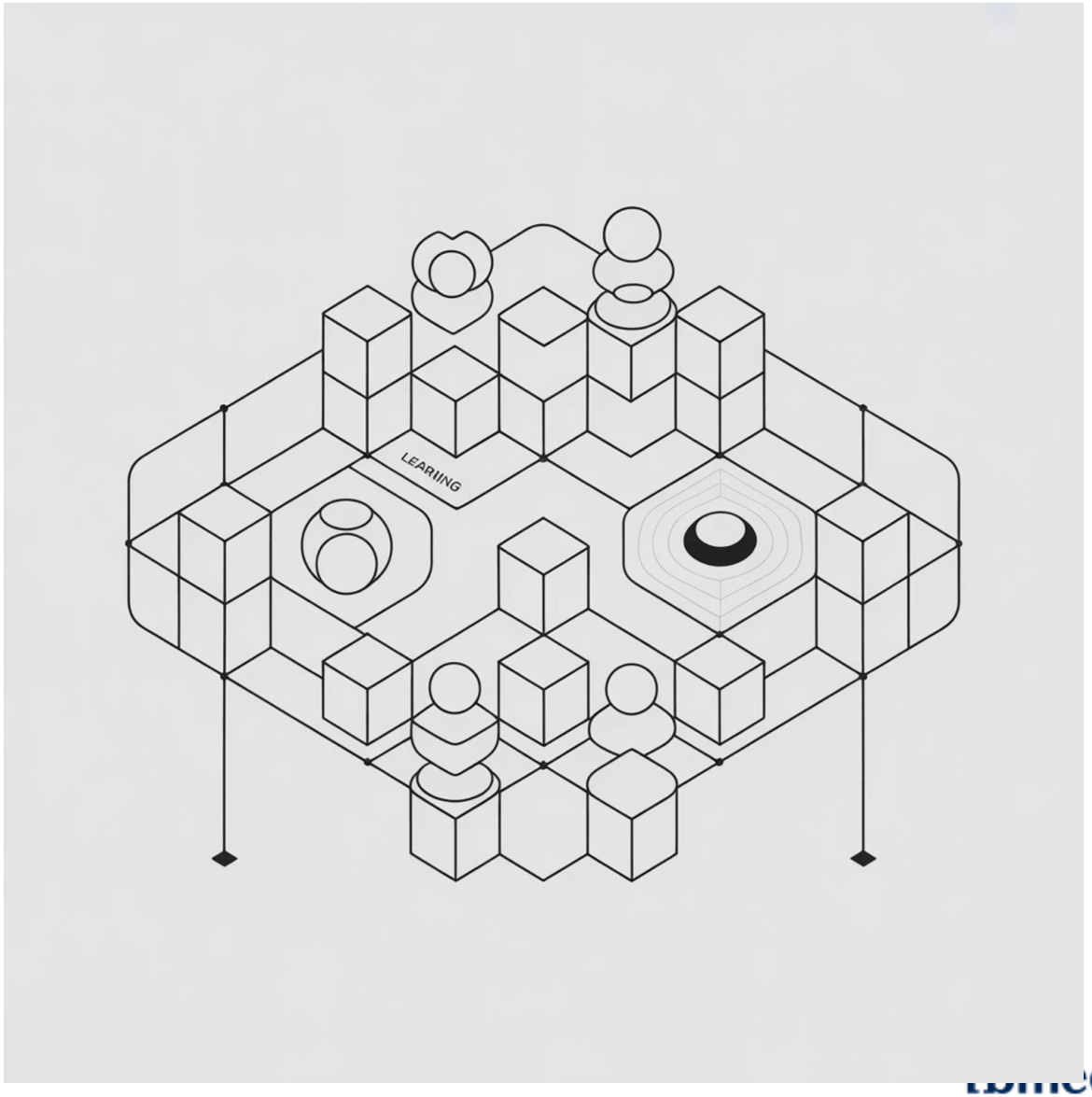
Revolucionando os Jogos

Os jogos representam um ambiente perfeito para o desenvolvimento e teste de algoritmos de aprendizado por reforço, oferecendo desafios complexos em um ambiente controlado. As conquistas nesta área têm sido verdadeiramente revolucionárias:

- **AlphaGo e AlphaZero:** Derrotaram campeões mundiais em jogos considerados impossíveis para computadores apenas alguns anos atrás
- **OpenAI Five:** Competiu em Dota 2, um dos jogos de estratégia em tempo real mais complexos, exigindo coordenação de equipe e planejamento de longo prazo
- **StarCraft II:** Agentes desenvolveram estratégias inovadoras nunca antes vistas, mesmo por jogadores profissionais com anos de experiência

Estas conquistas não são apenas impressionantes por si só, mas demonstram a capacidade do aprendizado por reforço de desenvolver soluções criativas para problemas extremamente complexos.

O fascinante no caso do AlphaZero é que ele aprendeu jogando contra si mesmo, sem conhecimento humano especializado além das regras básicas. Em apenas 24 horas de auto-aprendizado, conseguiu superar os melhores programas de xadrez tradicionais que haviam sido refinados por décadas.

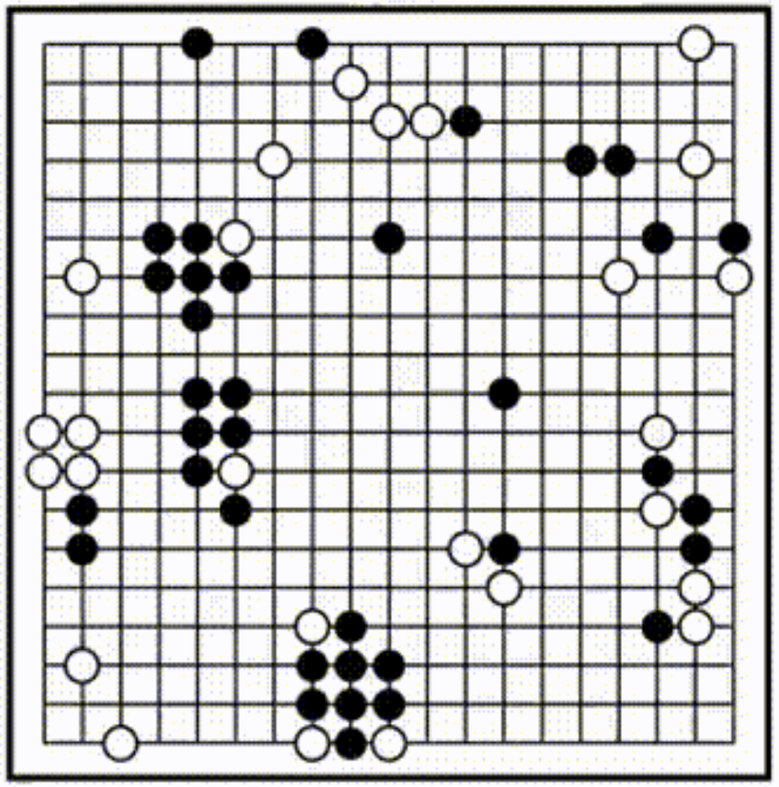


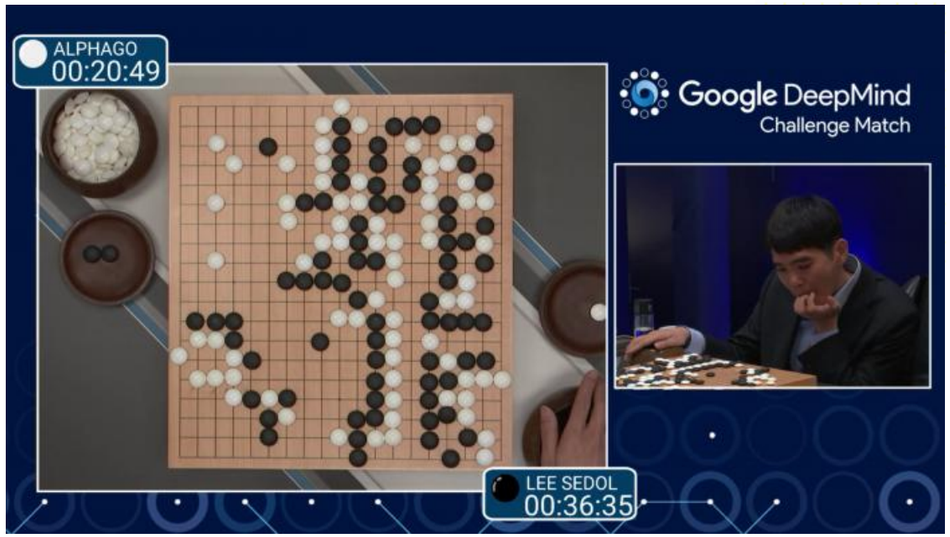
O que é Aprendizado por Reforço?

O Aprendizado por Reforço (RL) é um paradigma de aprendizado de máquina onde agentes autônomos aprendem a tomar decisões sequenciais em ambientes incertos, através de interações baseadas em recompensas.

O agente desenvolve uma política para maximizar a recompensa cumulativa ao longo do tempo, sem supervisão explícita.

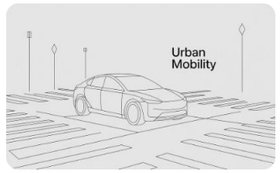
O AlphaGO





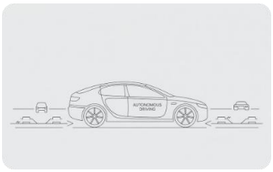
Não perca o documentário AlphaGO no You Tube

Condução Autônoma: Navegando um Mundo Imprevisível



Navegação em Trânsito Complexo

Os veículos autônomos empregam aprendizado por reforço para desenvolver estratégias robustas de navegação em ambientes urbanos altamente dinâmicos e imprevisíveis. Cada interação com pedestres, ciclistas e outros veículos serve como oportunidade de aprendizado.



Decisões em Tempo Real

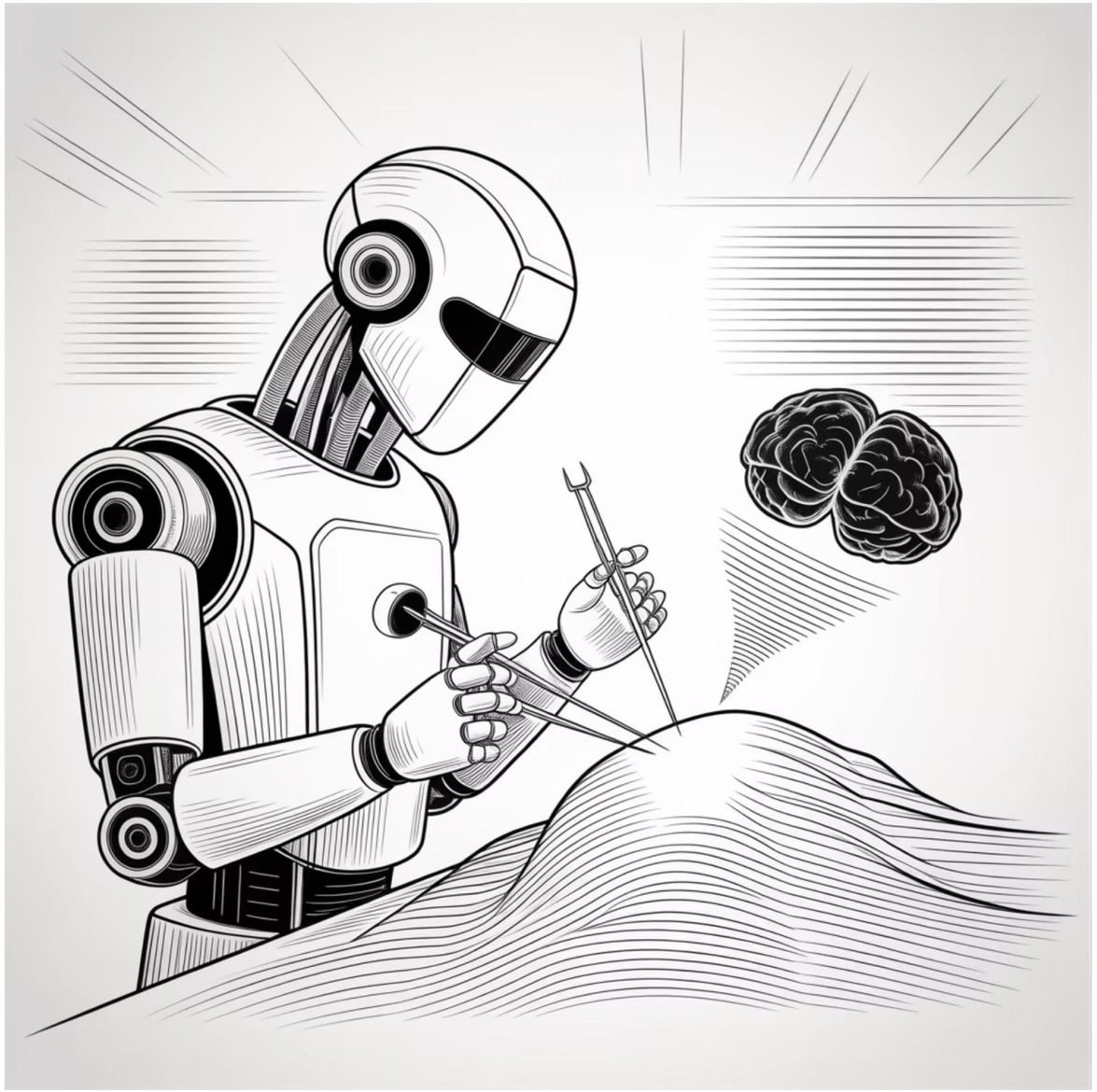
Algoritmos de aprendizado por reforço permitem que os veículos tomem decisões complexas em frações de segundo, como quando mudar de faixa com segurança ou como reagir a comportamentos inesperados de outros motoristas, sempre priorizando a segurança.

Adaptação a Condições Adversas

Um dos maiores desafios da condução autônoma é a capacidade de adaptação a condições climáticas extremas. O aprendizado por reforço permite que os veículos ajustem continuamente seus modelos de comportamento conforme as condições mudam.

Empresas como Tesla, Waymo e Cruise estão na vanguarda da aplicação do aprendizado por reforço para criar veículos verdadeiramente autônomos capazes de navegar com segurança em situações para as quais nunca foram explicitamente programados.

Medicina Personalizada: O Futuro da Saúde



Transformando o Atendimento ao Paciente

O aprendizado por reforço está revolucionando a medicina em múltiplas frentes:

- **Dosagem Personalizada:** Sistemas que aprendem a ajustar tratamentos individualizados com base na resposta única de cada paciente, maximizando eficácia e minimizando efeitos colaterais
- **Robótica Cirúrgica:** Robôs que aprimoram sua precisão e técnica com cada operação realizada, aprendendo continuamente com a experiência acumulada
- **Descoberta de Medicamentos:** Aceleração dramática no desenvolvimento de novos fármacos através da exploração inteligente de espaços químicos virtualmente infinitos
- **Diagnóstico Adaptativo:** Sistemas que melhoram progressivamente sua capacidade de detectar doenças raras ou em estágios iniciais com base em feedback clínico

A precisão cirúrgica robótica melhora progressivamente graças ao aprendizado por reforço, permitindo procedimentos cada vez menos invasivos e com melhores resultados para os pacientes.

A aplicação do aprendizado por reforço na medicina não apenas melhora os resultados clínicos, mas também tem o potencial de democratizar o acesso a cuidados de saúde especializados em regiões carentes.

Finanças Inteligentes: Otimização Contínua

Trading Algorítmico

O aprendizado por reforço revolucionou o trading algorítmico ao criar sistemas que se adaptam dinamicamente às mudanças de mercado. Diferente dos algoritmos tradicionais com regras fixas, agentes de RL podem:

- Identificar padrões emergentes em tempo real
- Ajustar estratégias conforme a volatilidade do mercado
- Otimizar execução de ordens para minimizar impacto no mercado
- Equilibrar objetivos de curto e longo prazo

Gestão de Portfólio

Na gestão de investimentos, algoritmos de RL superam abordagens estáticas ao:

- Ajustar alocação de ativos em resposta a mudanças macroeconômicas
- Balancear dinamicamente risco e retorno baseado em condições de mercado
- Incorporar múltiplas fontes de informação não-estruturada
- Aprender com decisões passadas para melhorar resultados futuros

Detecção de Fraudes

Sistemas antifraude baseados em RL oferecem proteção superior por:

- Adaptarem-se continuamente a novas táticas fraudulentas
- Minimizarem falsos positivos que afetam clientes legítimos
- Identificarem padrões sutis de comportamento anômalo
- Equilibrarem segurança com experiência do usuário

Indústria 4.0: A Revolução da Manufatura Inteligente

O aprendizado por reforço está transformando radicalmente o setor industrial, criando fábricas inteligentes que se auto-otimizam continuamente para máxima eficiência e produtividade.

Otimização de Produção

Sistemas que aprendem a ajustar parâmetros de produção em tempo real, reduzindo desperdícios, consumo energético e tempo de inatividade. Os algoritmos de RL podem coordenar múltiplas máquinas simultaneamente para maximizar o throughput total da linha de produção.

Manutenção Preditiva

Equipamentos que monitoram seu próprio desempenho e preveem falhas antes que ocorram, programando manutenção apenas quando necessário. Isto reduz drasticamente o tempo de inatividade não planejado e estende a vida útil dos equipamentos.

Supply Chain Adaptativa

Redes de suprimentos que se reconfiguram dinamicamente em resposta a interrupções, mudanças de demanda ou gargalos logísticos. O RL permite que a cadeia de suprimentos aprenda a antecipar problemas e desenvolva estratégias alternativas automaticamente.

Fundamentos Sólidos: K-Armed Bandits

Nossa jornada começa com um problema fundamental que captura a essência do aprendizado por reforço: o dilema entre **exploração** (buscar novas informações) e **aproveitamento** (utilizar o conhecimento atual).

O problema k-armed bandits pode ser visualizado como um cassino com k máquinas caça-níqueis, cada uma com uma probabilidade desconhecida de recompensa. O desafio é maximizar o ganho total decidindo quais máquinas jogar.

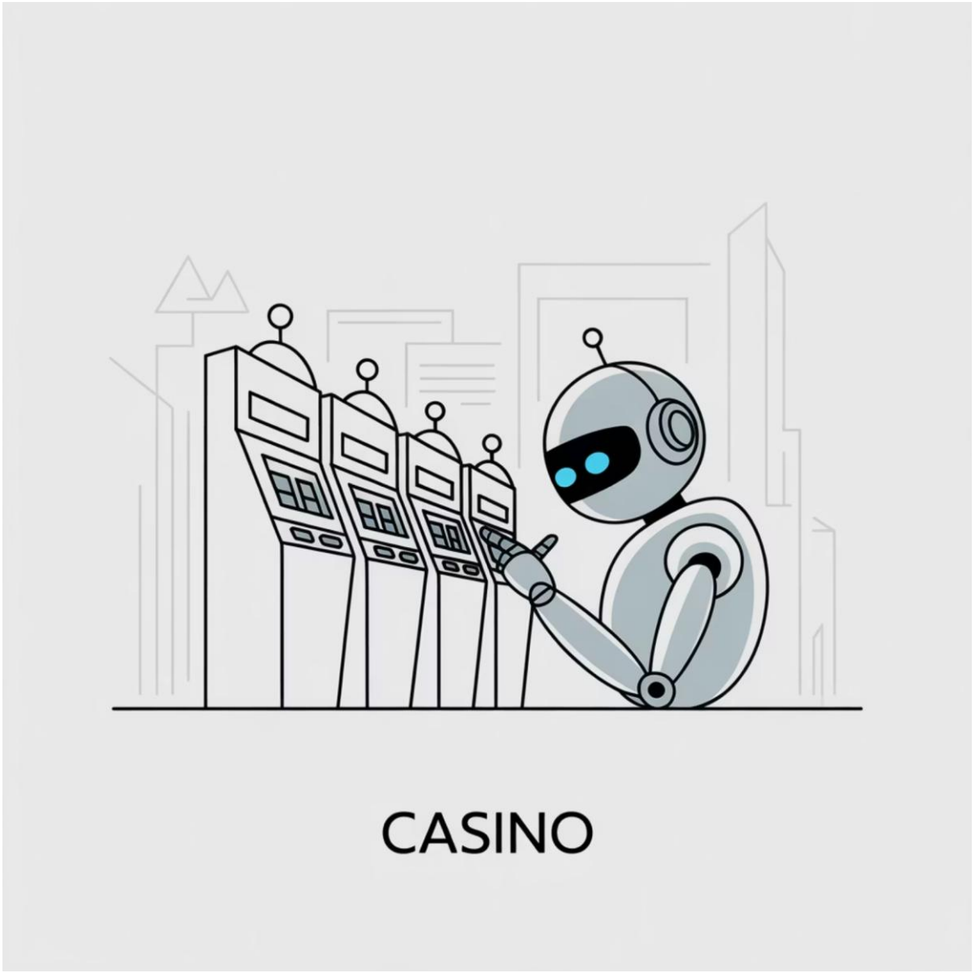
Estratégias:

- **ε-greedy:** Escolhe a melhor máquina conhecida com probabilidade (1-ε) e explora aleatoriamente com probabilidade ε
- **Softmax:** Seleciona máquinas com probabilidade proporcional à
- recompensa esperada
- **UCB (Upper Confidence Bound):** Equilibra exploração e aproveitamento considerando a incerteza das estimativas

Este problema aparentemente simples está presente em inúmeras aplicações práticas:

Como um médico decide qual tratamento testar em um paciente

- Como plataformas de streaming escolhem quais filmes recomendar
- Como sites de e-commerce selecionam produtos para mostrar
- Como algoritmos de marketing decidem quais anúncios exibir



Cadeias de Markov: A Memória Não Importa

Antes de abordarmos os MDPs completos, é fundamental compreender as Cadeias de Markov, que são sistemas onde o futuro depende apenas do estado presente, não do histórico de como chegamos até ele.

Matematicamente, uma Cadeia de Markov satisfaz a propriedade: $P(X_{t+1}|X_t, X_{t-1}, ..., X_0) = P(X_{t+1}|X_t)$

Esta propriedade, conhecida como "falta de memória" ou "propriedade Markoviana", é surpreendentemente útil para modelar diversos sistemas do mundo real:

- **Previsão do Tempo**

  O clima de amanhã depende principalmente do clima de hoje, não de como estava há semanas

- **Mercado Financeiro**

  A hipótese de mercado eficiente sugere que os preços futuros dependem apenas dos preços atuais

- **Sistemas de Filas**

  O tempo de espera de um cliente depende apenas do número atual de pessoas na fila

- **Modelagem de Linguagem**

  Modelos de Markov podem prever a próxima palavra baseando-se apenas nas palavras anteriores mais recentes

O Mundo das Decisões Sequenciais

Estado (s)

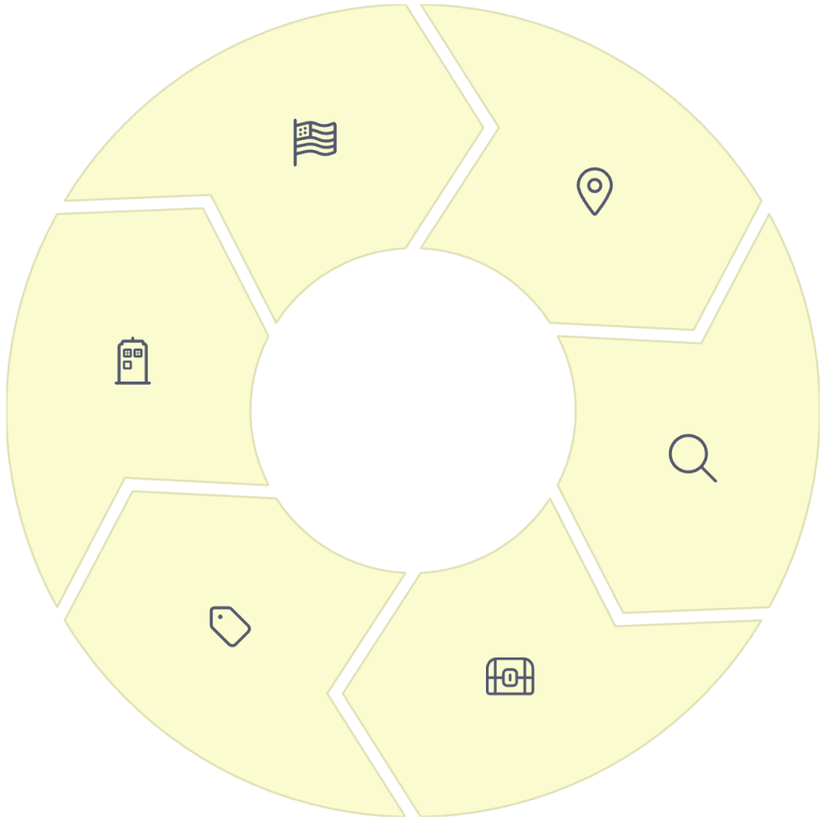
A representação completa da situação atual do ambiente. Em um jogo de xadrez, seria a posição de todas as peças no tabuleiro. Em um robô, poderia ser sua localização e os objetos ao seu redor.

Política (π)

A estratégia π(a|s) que o agente usa para escolher ações em cada estado. O objetivo é encontrar a política ótima π* que maximiza a recompensa total esperada.

Desconto (γ)

Um fator entre 0 e 1 que determina a importância relativa de recompensas futuras versus imediatas. Valores próximos a 1 priorizam o longo prazo.



Ação (a)

As escolhas disponíveis para o agente em cada estado. Podem ser discretas (mover para esquerda/direita) ou contínuas (aplicar uma força específica a um motor).

Transição (P)

A probabilidade P(s'|s,a) de chegar ao estado s' após tomar a ação a no estado s. Captura a dinâmica do ambiente, que pode ser determinística ou estocástica.

Recompensa (R)

O feedback imediato R(s,a,s') recebido após tomar a ação a no estado s e chegar ao estado s'. Guia o aprendizado do agente.

Os Processos de Decisão de Markov (MDPs) fornecem o framework matemático para formalizar problemas de tomada de decisão sequencial, onde cada ação influencia não apenas a recompensa imediata, mas todo o futuro do sistema.

Processos de Decisão de Markov (MDPs)

Os MDPs estendem as Cadeias de Markov adicionando **ações** e **recompensas**, permitindo modelar problemas de decisão complexos. Um MDP é formalmente definido pela tupla (S, A, P, R, γ):

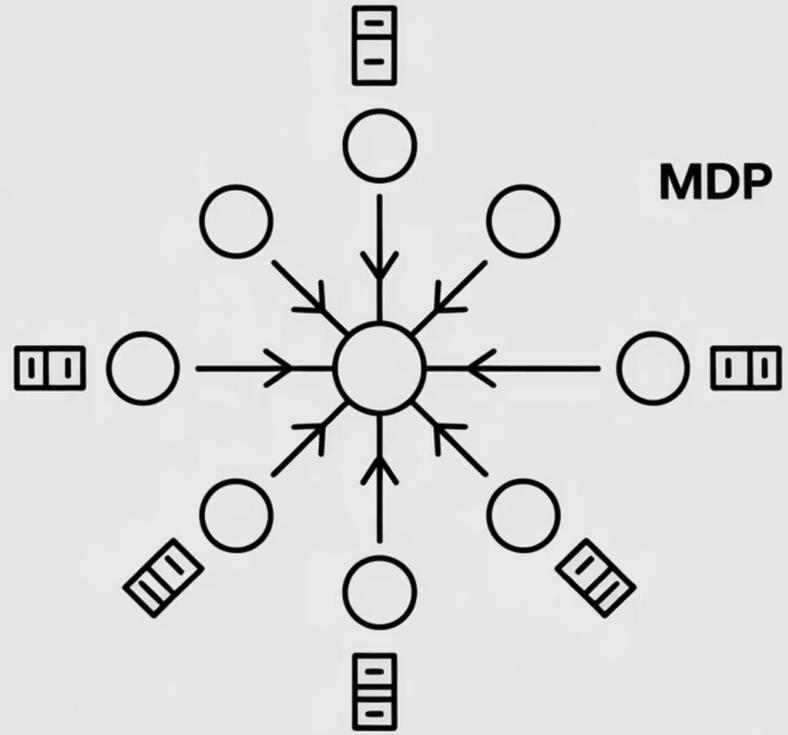
- **S:** Conjunto de estados possíveis
- **A:** Conjunto de ações disponíveis
- **P:** Função de probabilidade de transição P(s'|s,a)
- **R:** Função de recompensa R(s,a,s')
- **γ:** Fator de desconto para recompensas futuras

O objetivo em um MDP é encontrar uma política π* que maximize a recompensa acumulada descontada esperada, dada por:

$$V^{\pi}(s) = \mathrm{E}_{\pi}\left[\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^{t} R(s_t, a_t, s_{t+1}) \mid s_0 = s\right]$$

Os MDPs capturam a essência de inúmeros problemas práticos:

- Como um robô deve navegar por um ambiente desconhecido
- Como um agente financeiro deve tomar decisões de investimento
- Como um sistema de recomendação deve selecionar itens para usuários
- Como um sistema de controle industrial deve ajustar parâmetros
- Como um assistente virtual deve responder a consultas de usuários



Algoritmos Clássicos: Programação Dinâmica

A programação dinâmica oferece métodos para resolver MDPs quando conhecemos completamente o modelo do ambiente (P e R). Baseia-se nas poderosas Equações de Bellman, que estabelecem relações recursivas para valores ótimos.

Value Iteration

Inicializa V(s) arbitrariamente e itera até convergência:

$$V_{k+1}(s) = \max_{a} \sum_{s'} P(s' \mid s, a)[R(s, a, s') + \gamma V_k(s')]$$

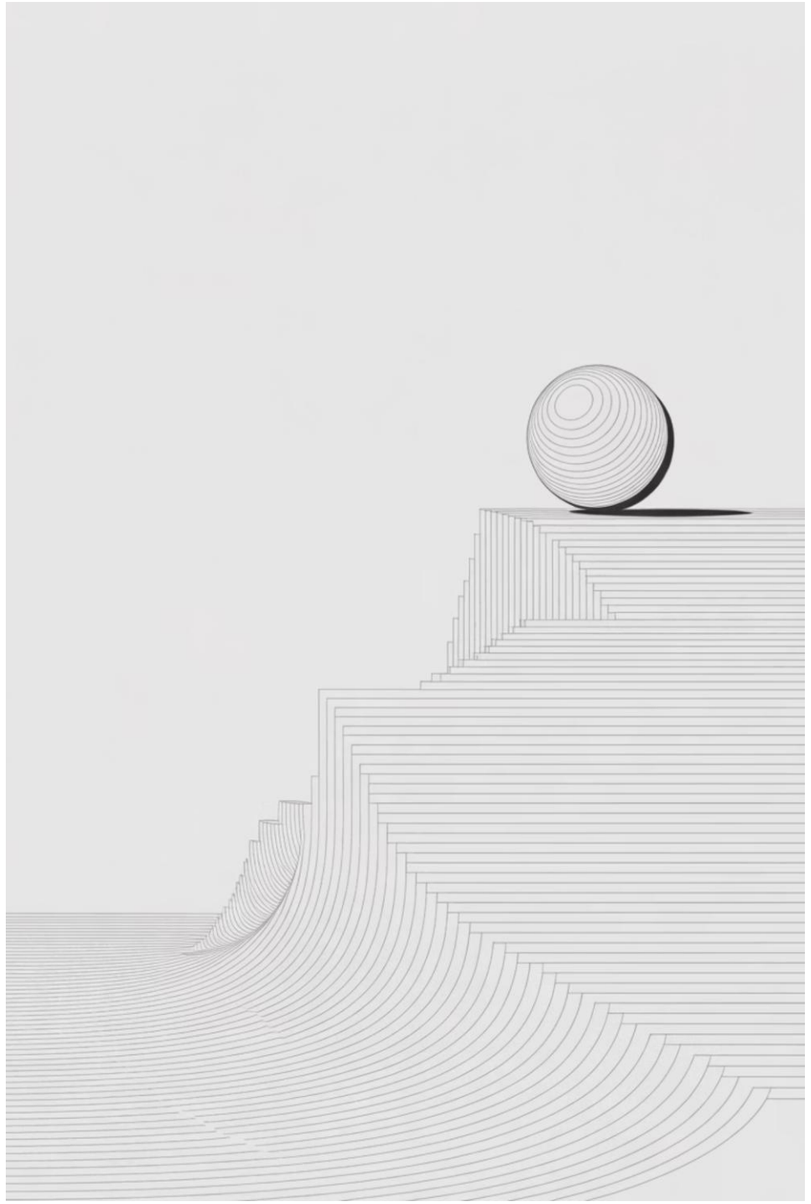
A política ótima é extraída escolhendo ações que maximizam o valor esperado.

Policy Iteration

Alterna entre avaliação de política (calcular V^π) e melhoria de política:

1. **Avaliação:** Calcular V^π para a política atual π
2. **Melhoria:** Atualizar π para ser gulosa em relação a V^π

Converge para a política ótima em menos iterações que Value Iteration para muitos problemas práticos.



Aprendizado na Incerteza: Monte Carlo

Quando não conhecemos o modelo do ambiente, precisamos aprender através da experiência. Os métodos de Monte Carlo estimam valores a partir de episódios completos de experiência, sem exigir conhecimento prévio das probabilidades de transição ou funções de recompensa.

Como Funciona:

1. Gerar episódios completos seguindo a política atual
2. Para cada estado visitado, calcular o retorno (soma das recompensas de
3. Atualizar a estimativa de valor como a média dos retornos observados

A fórmula de atualização para o valor de um estado s é:

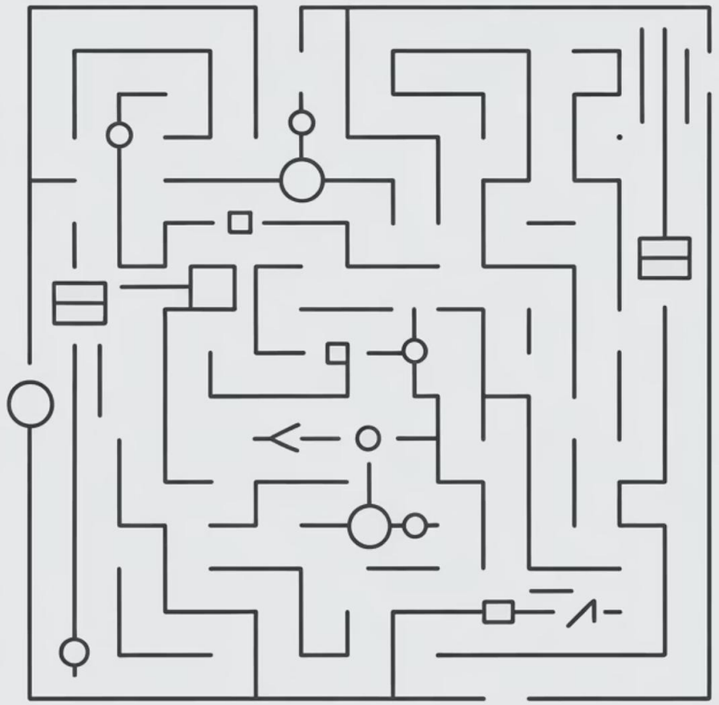
$$V(s) \leftarrow V(s) + \alpha[G_t - V(s)]$$

onde G_t é o retorno observado a partir do tempo t e α é a taxa de aprendi

Os métodos de Monte Carlo são particularmente úteis em:

- Jogos com regras determinísticas mas estratégia complexa
- Simulações onde podemos gerar episódios completos
- Problemas onde é difícil modelar transições mas fácil simular
- Situações onde queremos aprender offline a partir de dados históricos

A principal limitação é a necessidade de episódios completos, o que pode ser impraticável em tarefas contínuas ou muito longas.



Q-Learning: O Santo Graal do Aprendizado Off-Policy

O Q-Learning é um dos algoritmos mais importantes do aprendizado por reforço, permitindo aprender a política ótima independentemente da política de exploração utilizada durante o treinamento.

A Equação de Atualização

$$Q(s,a) \leftarrow Q(s,a) + \alpha[r + \gamma \max_{a'} Q(s',a') - Q(s,a)]$$

Esta equação combina a recompensa imediata r com o valor máximo possível do próximo estado s', descontado por γ. A diferença entre esta soma e o valor atual Q(s,a) é o erro de temporal difference, usado para atualizar a estimativa.

Características Principais

- **Off-policy:** Aprende a política ótima mesmo seguindo uma política exploratória
- **Bootstrapping:** Atualiza estimativas baseando-se em outras estimativas, sem esperar o fim do episódio
- **Convergência:** Garante convergência para a política ótima sob certas condições
- **Exploration-exploitation:** Tipicamente implementado com estratégias como ε-greedy

O Q-Learning é como ter um assistente que aprende a estratégia perfeita observando suas decisões imperfeitas - uma propriedade extremamente poderosa que permite exploração segura em ambientes complexos.

SARSA e Expected SARSA: A Família On-Policy

SARSA (State-Action-Reward-State-Action)

Diferente do Q-Learning, o SARSA é um algoritmo on-policy que aprende sobre a política que está atualmente seguindo:

$$Q(s,a) \leftarrow Q(s,a) + \alpha[r + \gamma Q(s',a') - Q(s,a)]$$

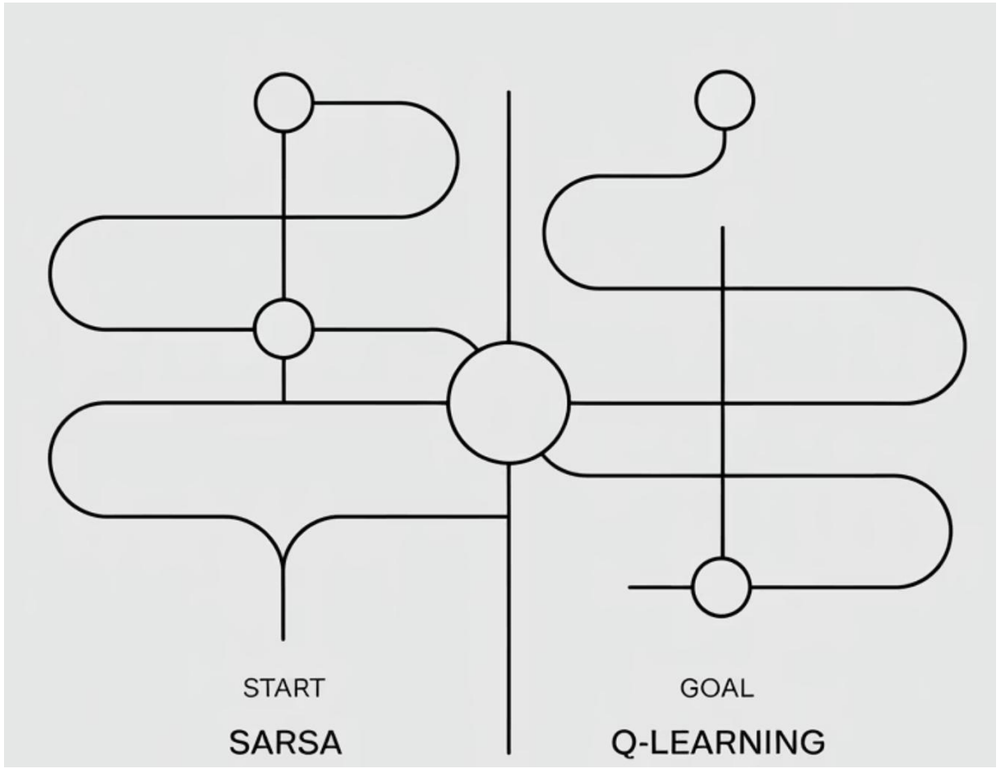
A diferença crucial é que a' é a ação realmente escolhida no próximo estado, não necessariamente a melhor ação possível. Isto torna o SARSA mais conservador e cauteloso em ambientes com riscos, pois considera as imperfeições da política de exploração atual.

Expected SARSA

Uma elegante ponte entre Q-Learning e SARSA, o Expected SARSA usa a expectativa sobre todas as ações possíveis:

$$Q(s,a) \leftarrow Q(s,a) + \alpha[r + \gamma \sum_{a'} \pi(a' \mid s')Q(s',a') - Q(s,a)]$$

Esta abordagem reduz a variância das atualizações e frequentemente apresenta melhor desempenho que ambos Q-Learning e SARSA, combinando a estabilidade do SARSA com a eficiência do Q-Learning.



Dinâmica Prática: "O Aplicativo iRango"

Configuração

- Formem grupos de 3 pessoas
- Cada grupo será um "sistema de recomendação de restaurante"
- Objetivo: aprender as preferências ocultas de um cliente
- 5 tipos de restaurante disponíveis (Italiana, Japonesa, Mexicana, Brasileira, Vegetariana)
- 10 rodadas para maximizar a satisfação total do cliente

Regras

- A cada rodada, escolham UM tipo de restaurante para recomendar
- O cliente (membro de outro grupo) dará uma nota de 1-10 para a recomendação
- Registrem cada escolha e respectiva nota
- Não há comunicação direta sobre preferências
- Vence o grupo com maior soma total de pontos após 10 rodadas

Estratégia

Vocês precisarão equilibrar:

- **Exploração:** Testar diferentes tipos de restaurante para descobrir preferências
- **Aproveitamento:** Recomendar restaurantes que já sabem ter boa avaliação
- **Adaptação:** Ajustar estratégia com base no feedback recebido
- **Padrões:** Identificar possíveis tendências nas preferências do cliente

Reflexão Pós-Dinâmica

Após concluir a dinâmica do "Restaurante Inteligente", discuta com seu grupo:

1. Como decidiram qual restaurante recomendar na primeira rodada? Foi uma escolha aleatória ou baseada em alguma hipótese inicial?

2. Quando começaram a "explorar" novos tipos versus "aproveitar" o que já sabiam? Qual foi o momento de transição?
3. Como as recompensas anteriores influenciaram suas decisões futuras? Desenvolveram algum sistema para ponderar as notas recebidas?

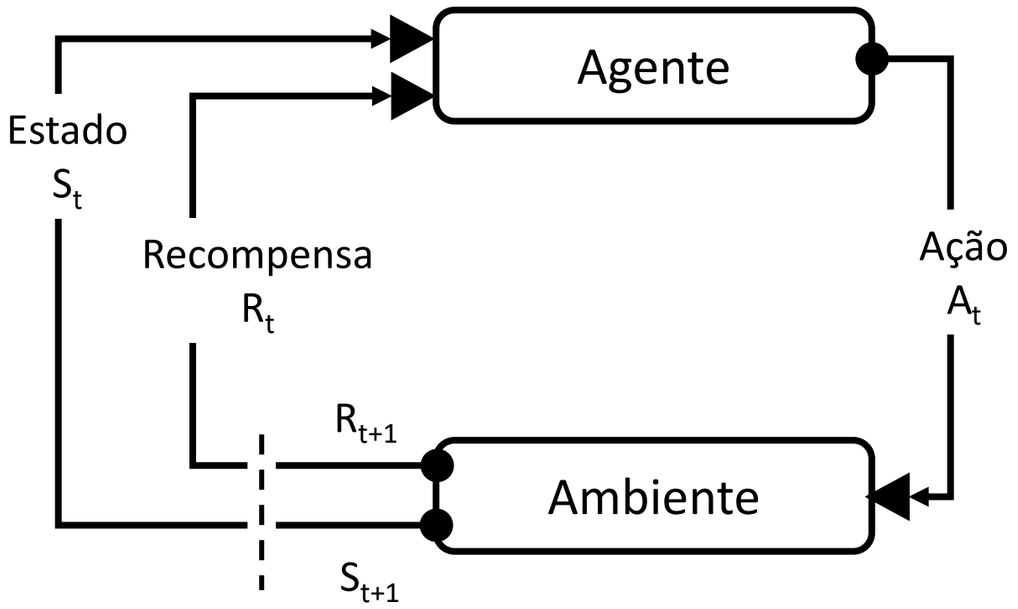
4. Que estratégia desenvolveram para equilibrar risco e segurança? Foi similar a algum dos algoritmos que discutimos (ε-greedy, UCB, etc.)?

5. Se pudessem jogar novamente, o que fariam diferente? Como otimizariam sua estratégia?

Esta dinâmica ilustra perfeitamente os conceitos fundamentais do aprendizado por reforço:

- **Agente:** O sistema que toma decisões (seu grupo)
- **Ambiente:** O contexto onde as decisões acontecem (cliente + situação)
- **Ação:** As escolhas disponíveis (tipos de restaurante)
- **Recompensa:** O feedback que guia o aprendizado (notas do cliente)
- **Política:** A estratégia de decisão que desenvolveram
- **Estado:** O histórico de recomendações e respostas até o momento
- **Exploração vs. Aproveitamento:** O dilema central que enfrentaram

A estrutura básica do Processo de Decisão de Markov (MDP)



- O ponto de partida do RL é a **declaração do problema**,
- Começa com o **agente** (o que aprende e toma ações) e o **ambiente**
- No momento **t** o ambiente está num estado **(S_t).**
- o agente toma uma **ação (A_t)**, que é recebida pelo ambiente.
- O ambiente, por sua vez, produz uma **recompensa (R_{t+1})**e um novo **estado (S_{t+1})** no próximo momento (**t+1**).
- Esse processo se repete.

Bibliografia

Bibliografia Básica

FACELI, Katti et al. Inteligência Artificial: Uma Abordagem de Aprendizado de Máquina. Rio de Janeiro: LTC, 2021.

NETTO, Amilcar; MACIEL, Francisco. Python para Data Science e Machine Learning Descomplicado. Rio de Janeiro: Alta Books, 2021.

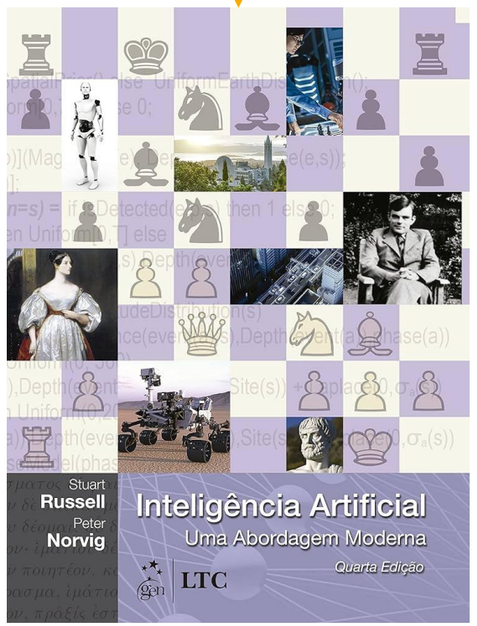
SÁ, Y. V. A. Desenvolvimento de aplicações IA: Robótica, Imagem e Visão Computacional. São Paulo: Platos, 2021.

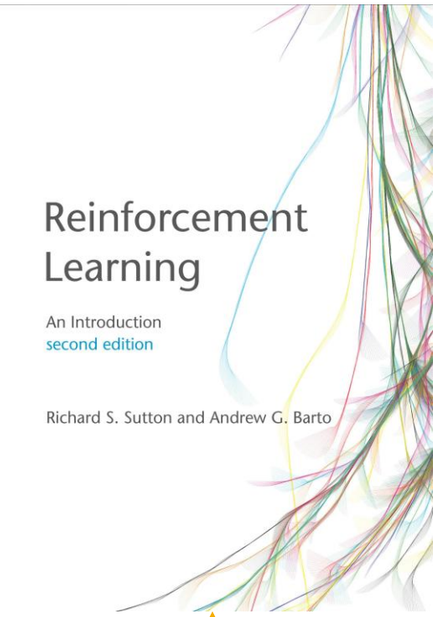
Bibliografia Complementar

SUTTON, Richard; BARTO, Andrew. Reinforcement Learning: An Introduction. Cambridge: MIT Press, 2018.

RUSSELL, Stuart J.; NORVIG, Pete. Inteligência Artificial: Uma Abordagem Moderna. Rio de Janeiro: GEN LTC, 2022.

SILVA, Fabrício M. et al. Inteligência artificial. Porto Alegre: SAGAH, 2018.





Disponível para download (pelo autor)) em:
http://incompleteideas.net/book/the-book.html

Além dos livros listados, compartilharemos ao longo do curso artigos científicos recentes, tutoriais online e recursos complementares para aprofundamento em tópicos específicos.

Pré Work próxima Aula

Baixe este livro

SUTTON, Richard; BARTO, Andrew. Reinforcement Learning: An Introduction. Cambridge: MIT Press, 2018.

Disponível para download (pelo autor)) em:
http://incompleteideas.net/book/the-book.html

Leia o Capitulo 2 .

Pré Work próxima Aula

Baixe este livro

SUTTON, Richard; BARTO, Andrew. Reinforcement Learning: An Introduction. Cambridge: MIT Press, 2018.

Disponível para download (pelo autor)) em:
http://incompleteideas.net/book/the-book.html

Leia o Capitulo 2 .

Acesso materiais de Aula

https://github.com/DeepFluxion/IBMEC_Aprendizado_Reforco