

# IA Desplugada

Desplugando a  
Inteligência Artificial

Atividades e material didático  
sobre Inteligência Artificial

Annabel Lindner  
Stefan Seegerer



# Prefácio

A Inteligência Artificial (IA) está se tornando um tema de crescente importância social. Reações políticas como a publicação da estratégia de IA do governo alemão no final de 2018 são um indicador disso<sup>1</sup>. Contudo, o mais importante é que já estamos interagindo com sistemas de IA como se fossem a coisa mais natural do mundo, por exemplo, ao usar assistentes por voz como Siri<sup>2</sup> ou Alexa<sup>3</sup>. No entanto, segundo pesquisas, mais de 50% dos cidadãos não sabem o que é inteligência artificial. Para resolver esse problema, reunimos uma coleção de atividades desplugadas relacionadas a tópicos de IA. As atividades desconectadas fornecem abordagens que ajudam os alunos de todas as idades a experimentar as ideias e os conceitos da ciência da computação de forma ativa e dispensar o uso de um computador.

Esta apostila contém cinco atividades que você poderá usar para ensinar ideias e conceitos de inteligência artificial a alunos de todas as idades.

Hoje em dia, a IA é realizada principalmente por meio de aprendizado de máquina (*machine learning*), mas a inteligência artificial é muito mais do que isso, a IA não trata apenas de aspectos técnicos, mas também levanta questões de relevância social. Este trabalho mostra possibilidades, como estes temas podem ser discutidos com crianças e adultos.

Se você tiver dúvidas, comentários ou observações sobre este material, não hesite em nos contatar em [hi@aiunplugged.org](mailto:hi@aiunplugged.org)

Algumas atividades necessitam material adicional, modelos impressos podem ser encontrados aqui:

<https://aiunplugged.org>

Em Alemão, Inglês, Coreano e Português



1-Nota do Tradutor NT: Este documento foi produzido originalmente na Alemanha, por esta razão a referência a ação do governo publicando a estratégia de IA naquele país europeu.

2-NT: Assistente responsivo, por voz, da Apple.

3-NT: Assistente responsivo, por voz, da Amazon.



# Conteúdo

Classificação com Árvores de Decisão	4
#Aprendizadoprofundo	8
Aprendizado por reforço	12
De volta às raízes	16
O Teste de Turing	20
Mais Ideias	23
Imprint	24

# Classificação com Árvores de Decisão

Jogo do Macaco Bom / Macaco Mau

**Indicação de Público:** Ensino Fundamental e Médio

**Do que se trata:** Como o computador realiza ações independentemente? Como o computador decide qual pessoa é atlética, quem deve receber um empréstimo, etc? Tais processos de classificação são frequentes em inteligência artificial. Na atividade a seguir, os estudantes terão a oportunidade de criar seus próprios modelos de classificação usando uma árvore de decisão<sup>4</sup>. Ao final, o melhor dos modelos é selecionado para outras tarefas de classificação.

**Temas que serão trabalhados:**

- A inteligência artificial classifica dados baseada em padrões.
- A IA usa o modelo de classificação que melhor se ajusta aos dados fornecidos.
- Modelos de classificação não são perfeitos.
- Certas combinações de características indicam uma determinada categoria.

**O que você precisará:**

- Cartas do jogo do Macaco, recorte a partir do modelo ou alternativamente use a versão digital.
- Um quadro com ímãs ou pinos.



**Como jogar:** Os estudantes examinam a série de amostra dos elementos pertencentes a uma categoria (treinamento de dados). Feito isso, eles desenvolvem critérios que possam ser utilizados para classificar novos elementos. Em seguida, os modelos resultantes serão testados com novos exemplos (teste de dados) e a precisão do anúncio é determinada.

<sup>4</sup>-NT:Uma árvore de decisão é um mapa dos possíveis resultados de uma série de escolhas relacionadas. Permite que um indivíduo ou organização compare possíveis ações com base em seus custos, probabilidades e benefícios.

## Contexto

Somos tratadores de animais em um zoológico e responsáveis por alimentar os macacos. São animais que parecem muito fofos, mas temos que ter cuidado porque alguns deles mordem. Nós já sabemos quais macacos mordem. No entanto, novos macacos se juntarão ao grupo em breve e precisamos considerar como descobrir quais novos macacos mordem e quais não, de preferência sem chegar muito perto de seus dentes.

## Descrição da Atividade

De acordo com o público que jogará, escolha a versão mais apropriada: A versão 1 (elementar) é formada por 20 cartões de imagem (azuis); a versão 2 (avançada) contém 40 cartões de imagem (azuis e verdes). Esse 20 ou 40 macacos são todos animais do zoológico, ou seja, já sabemos se eles vão morder. Eles são organizados em grupos para formarem nossos dados de treinamento e teste. Com base nos dados de treinamento, pensaremos em critérios que determinarão se os macacos mordem e verificaremos a sua confiabilidade com base nos dados do teste. Os dados de treinamento são subdivididos nas duas categorias, morde e não morde, fixados na placa. Os dados de teste não são revelados a princípio. Você pode pensar em regras para distinguir os macacos ou usar uma das propostas abaixo (também é

possível usar subconjuntos reduzidos).

As regras que se aplicam nos exemplos são ilustradas com árvores de decisão.

Inicialmente, oriente os alunos sobre os detalhes para que eles possam se concentrar neles, observe o exemplo a seguir. Compare as cartas do macaco 01 a 04 e 05 a 08, neste caso a forma da boca é uma indicação para macacos mordedores, mas os olhos não são indicadores da mordida, figura 01:

Mordedores	Não Mordedores
 	Dentes à mostra  

Fig. 1: Neste exemplo, os macacos com dentes à mostra mordem.

Os estudantes formam duplas e usam os dados de treinamento para desenvolver critérios para distinguir os macacos que mordem dos que não mordem. Os critérios devem ser claramente anotados para que possam ser aplicados a novos exemplos por outra equipe posteriormente. Uma possibilidade de registro é usar uma árvore de decisão, veja exemplos versão 01 e versão 02 mais adiante. O objetivo deve ser a existência ou ausência de uma característica particular que permita uma atribuição clara a um dos

### Versão 01 (Cartões Azuis)



#### Versão 1 Dados de Treinamento

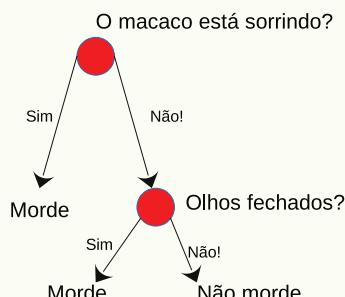
Mordem: 6,7,8,15

Não mordem: 1,2,4,9,12,14,17,18

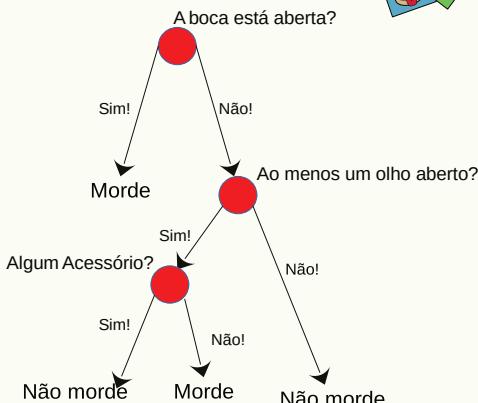
#### Versão 1 Dados de teste

Mordem: 3,5,11,19

Não mordem: 10,13,16,20



### Versão 2 (Azuis e Verdes)



grupos. O uso de árvores de decisão é opcional, alternativamente, também é possível escrever explicitamente as regras de decisão. Ao final da fase de treinamento, os critérios formulados são trocados com a outra equipe.

Agora, os alunos veem as fotos dos macacos restantes (dados de teste) uma após a outra. Para cada imagem, as equipes decidem se o macaco vai morder ou não usando o esquema de regras desenvolvido por seus colegas. Cada equipe anota suas decisões. Depois de mostrar todos os macacos, avalia-se qual equipe melhor avaliou o comportamento de morder dos macacos. Chame a atenção dos alunos pois muitos modelos de classificação categorizam a maioria dos macacos corretamente, mas que é difícil classificar adequadamente todos os animais. Para nós, tratadores de animais, é inteligente usar o modelo mais bem-sucedido ao alimentar os novos macacos, mesmo que não garanta que nunca seremos mordidos.

Na versão avançada, a imagem da carta nº 21 (ver Fig. 2) pode ser usada para ilustrar os problemas de um sistema IA quando o valor característico de um



### Versão 2 Dados de Treinamento

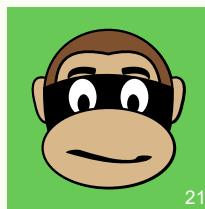
Mordem: 1, 2, 5, 9, 10, 14, 15, 16, 17, 28, 33, 35, 36.  
Não Mordem: 4, 7, 12, 19, 22, 23, 24, 25, 30, 32, 37, 38, 39, 40.

### Versão 2 Dados de Teste

Mordem: 6, 13, 18, 34.  
Não Mordem: 3, 8, 11, 20, 21, 26, 27, 29, 31,

elemento difere significativamente dos dados de treinamento. Não temos experiência com as características da imagem 21, porque este macaco tem um formato de boca novo e desconhecido. Consequentemente, uma atribuição apropriada do macaco não é possível. Na prática, o comportamento de um sistema de IA é muito difícil de prever para este caso. Em vez da imagem 21 você também pode usar a imagem de um animal diferente para enfatizar as diferentes características do novo elemento.

Posteriormente, esses exemplos podem ser aplicados à realidade: um banco não concede crédito a um determinado cliente inesperadamente, um carro autônomo reconhece as saídas na estrada como uma situação perigosa e pisa no freio por engano. Nessas situações, o sistema de IA também pode ser perigoso, se não for compreensível como essas decisões foram tomadas.



21

Figura 2: Para o macaco da carta 21, nenhum critério explícito pode ser derivado dos dados.

## Fundamentos

A formação de categorias é possibilitada pelo reconhecimento de padrões repetitivos em elementos individuais. Mas como esses aspectos se relacionam com a inteligência artificial?

No chamado aprendizado supervisionado, que é uma forma de aprendizado de máquina, o sistema de IA observa uma série de pares de entrada e saída (dados de treinamento) e aprende como eles se relacionam entre si, bem como quais padrões são típicos para quais categorias. Esse conhecimento é então usado para classificar novos elementos nas categorias, os dados são rotulados. Os dados de teste, cujas categorias conhecemos, mas o sistema de IA não, são usados para determinar a qualidade do modelo de classificação aprendido.

O mesmo princípio é usado para redes neurais e outras aplicações de IA. Este procedimento pode levar a vários problemas, porque nenhum modelo é perfeito. Dependendo dos dados de treinamento, o modelo de classificação pode sobrecarregar, ou ainda,

negligenciar certas características dos dados de treinamento, considerar que nenhuma afirmação geral e, portanto, nenhuma classificação correta de elementos desconhecidos é possível. Muitos dados de treinamento podem ajudar a reduzir esses efeitos, mas nem sempre levam a resultados mais precisos, pois muitos dados de treinamento também podem resultar em *overfitting* (sobreajuste). Nesse caso, o sistema de IA aprende os dados de treinamento “de cor” e não é mais capaz de generalizar para novos dados. Faz sentido abordar esses aspectos do aprendizado de máquina como parte da atividade. Ao aplicar as regras na fase de teste, deixe que os alunos expliquem quais características usaram para classificar os macacos. Isso ilustrará que os alunos criaram diferentes conjuntos de regras. Saliente que é improvável que um modelo de classificação seja 100% preciso e que o modelo que melhor classifica os dados de teste será escolhido no final. Peça aos alunos que descrevam seu próprio “processo de aprendizagem” e depois comparem ao de um computador.



Figura. 3: Dados de treinamento divididos em duas categorias.

# #Aprendizadoprofundo

## Reconhecimento de imagens com Redes Neurais

**Indicação de público:** Nível médio

**Do que se trata:** Como um computador pode “reconhecer” as coisas? Como um computador decide se uma foto mostra um gato? Como ele pode distinguir edifícios de pessoas? Reconhecer objetos com base em sua forma ou aparência é muito fácil para as pessoas. Para o computador, por exemplo, pode ser usado em um veículo para reconhecer os objetos em seu ambiente, isso representa uma tarefa complexa. Nesta atividade, os alunos terão a oportunidade de descobrir como os computadores reconhecem o conteúdo das imagens.

**Temas que serão trabalhados:**

- As redes neurais atribuem entradas a saídas específicas: Dados brutos, como imagens, são classificados, por exemplo, atribuindo termos aos objetos na imagem.
- As redes neurais consistem em diferentes camadas de abstração que podem identificar recursos cada vez mais complexos.
- As classes de objetos a serem reconhecidas já devem ser conhecidas pelo sistema de IA.

**O que você precisará:**

- Cartões com fotos de casas, de gatos e de carros para cada grupo.



**Como jogar:**

Os alunos recriam o processo de reconhecimento de imagem de uma rede neural (simplificada). Eles assumem os papéis das diferentes camadas dentro de tal rede. Extraem características de uma fotografia e classificam a imagem. Eles reconhecem os limites do sistema e consideram quais modificações na rede são necessárias para obter melhores resultados com sua rede.

## Contexto

Como seres humanos, dependemos muito do que vemos. Se vemos um gato, sabemos imediatamente que é um gato, se vemos um cão, reconhecemos de pronto. Um computador, por outro lado, não pode detectar isso tão facilmente, mas pode aprender como fazer, assim como fizemos na infância. Para o programa de computador são mostradas muitas fotos de cães, mas também de outros animais. Com essas informações, ele aprende quais padrões em uma imagem podem ser usados, para distinguir um cachorro de um gato. Devidamente treinado, o computador pode não apenas rotular automaticamente as imagens, mas também detectar câncer de pele ou, embutido em um carro, reagir a obstáculos em uma estrada.

## Descrição da Atividade

Comece discutindo como um computador pode reconhecer o conteúdo de uma imagem. As respostas geralmente se referem a regras definidas ou comparação com um banco de dados de imagens, mas hoje em dia os computadores fazem isso de maneira diferente. Divida os alunos em trios, cada equipe (A, B e C) recebe uma pilha de cartões com fotos. Em cada grupo há três condutas, cada uma representando uma camada de uma rede neural (veja a Fig. 4). As tarefas das funções são as seguintes:

**A** pega uma imagem da pilha de cartões de foto (B e C não devem ver a imagem), cria dois desenhos diferentes (30 segundos para cada) e os passa para **B**. Assim, é importante que **C** não veja os esboços.

**B** recebe os esboços de **A** e verifica se as formas quadradas, triangulares ou redondas estão incluídas. Então **B** passa as informações coletadas para **C**.

**C** avalia as informações recebidas usando a tabela a seguir e anuncia se a imagem original é uma casa, um carro ou um gato.

Finalmente, **A** determina se a solução está correta.

	Forma retangular?	Forma triangular?	Forma circular?
Casa	Sim	Sim	Não
Carro	Sim	Não	Sim
Gato	Não	Sim	Sim

Deixe os alunos experimentarem o jogo em diferentes papéis. Também é possível ter um papel desempenhado por dois alunos ou atribuir explicitamente cada papel a três alunos, cada um representando um neurônio (ou seja, um nó na camada) e não mais uma camada inteira.

Após um breve teste, distribua aos alunos algumas imagens que não se enquadram nas categorias que a rede reconhece ou que possuem

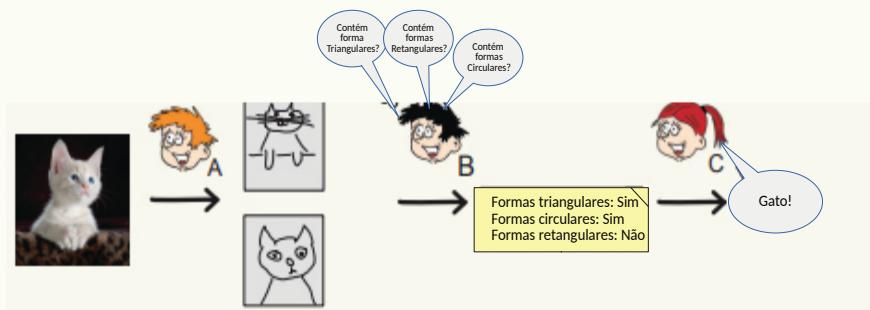


Figura. 4: Os papéis de conduta individual de cada aluno.

características que não permitem uma classificação clara. Por exemplo, a imagem de um cachorro não é reconhecida corretamente pela rede, simplesmente porque a rede não conhece a categoria "cachorro". Com base nessa descoberta, os alunos podem considerar como a rede pode ser alterada e expandida para reconhecer cães ou outros objetos no futuro. Em primeiro lugar, uma nova categoria de saída deve ser introduzida. Ao mesmo tempo, porém, o número de características identificadas pela rede não é mais suficiente. Consequentemente, ou devem ser adicionadas outras características que permitam distinguir as categorias, ou várias características devem ser combinadas para formar um padrão mais complexo. Essa fusão envolve, em última análise, a adição de outras camadas na rede neural. A Fig. 6, no exemplo da página 11, pode ser usada para ajudar os alunos a entender como combinar recursos simples em padrões mais complexos.

## Fundamentos

Quando é difícil traduzir um determinado problema em regras lógicas, as redes neurais artificiais são frequentemente usadas na resolução de problemas. Exemplos típicos incluem a compreensão de textos ou o reconhecimento de objetos em imagens. A ideia de *design* para redes neurais artificiais têm origem na neurobiologia e é baseada na estrutura do cérebro humano. Análogo a uma célula nervosa humana, que processa vários estímulos e transmite um impulso, um neurônio artificial também lida com várias entradas e pode transmitir um sinal. Um peso é atribuído às terminações de entrada, ou seja, elas têm uma influência variável na saída do neurônio. Um neurônio artificial é, portanto, um pouco semelhante a um neurônio humano, mas

funciona mais como uma calculadora simples: multiplica os pesos das terminações e os valores de entrada, soma-os e passa um resultado.

Assim como no sistema nervoso humano, muitos neurônios artificiais estão conectados e formam uma rede dessa maneira. Os neurônios estão organizados em camadas. Dependendo da complexidade de um problema, uma rede pode consistir em duas ou mais camadas. Na situação inicial desta atividade, existem três camadas. Se uma rede tiver mais camadas entre as camadas de entrada e saída, isso é chamado de aprendizado profundo, vide representação de uma rede neural na figura 5, a seguir:

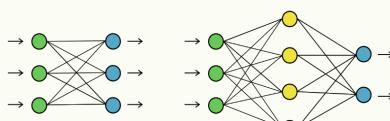
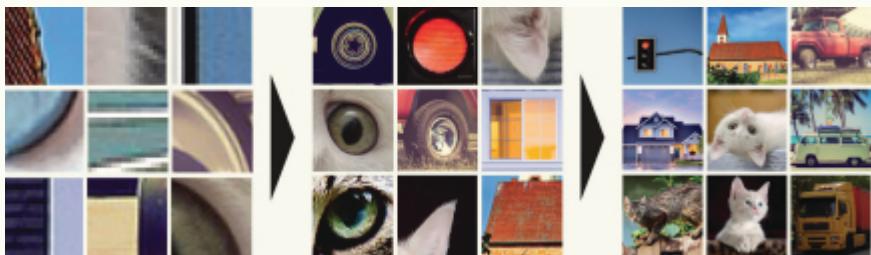


Fig. 5: Exemplo de rede neural - Esquerda: rede simples, Direita: rede 'profunda'.

Na prática, o reconhecimento e a classificação de imagens geralmente funcionam por meio das chamadas redes neurais convolucionais<sup>5</sup>, especializadas no reconhecimento de padrões e, portanto, muito adequadas para a classificação de imagens. Esse tipo de rede neural é caracterizado pelo fato de usar as chamadas convoluções para extrair características e padrões dos dados de entrada. Hoje em dia, essas redes podem classificar imagens mais rapidamente do que os humanos.

Como, exatamente, isso funciona? As fotos digitais são compostas por pequenos elementos coloridos, os *pixels*, dispostos em uma grade. Cada pixel tem um determinado valor de cor. Para o computador, as fotos são, ao contrário dos humanos, apenas valores numéricos. Inicialmente, as redes de reconhecimento de imagem tentam

<sup>5</sup>-NT:Veja em <https://www.infoq.com.br/articles/redes-neurais-convolucionais/>



Arestas e formas geométricas simples são identificadas.

Formas complexas e objetos como pneus ou orelhas são identificados.

Objetos inteiros são reconhecidos com base nessas formas.

*Fig. 6: As redes neurais identificam características cada vez mais complexas.*

reconhecer características simples. Para isso, são colocados filtros sobre a imagem. Isso é semelhante ao que fazemos em programas de edição de fotos, por exemplo, quando usamos um filtro no editor de imagem (*High-pass filter*) (Fig. 7). Em última análise, este é um cálculo matemático, que captura vários *pixels* e calcula um novo *pixel*.

Dependendo do filtro, pode-se detectar, por exemplo, que *pixels* com valores de brilho semelhantes podem ser reunidos para formar bordas. Em um nível subsequente, são extraídas características como linhas horizontais e verticais, círculos ou cantos. Programas comuns de processamento de imagem, como o Gimp<sup>6</sup>, permitem inserir esses filtros como uma matriz, uma boa possibilidade de explorar seus efeitos você mesmo.



*Figura 7: Aplicação de um filtro (High-pass filter)*

No jogo, os desenhos feitos pelos alunos também servem como filtros,

pois extraem os elementos centrais do objeto retratado na foto. Os desenhos são então usados para identificar formas geométricas nas imagens. No entanto, usar apenas três recursos é uma grande simplificação em comparação com uma rede neural real, que possui vários milhões de neurônios em uma infinidade de camadas.

Nos primeiros níveis de uma rede neuronal, há uma infinidade de filtros simples e bastante geométricos. Esses padrões são então (novamente pela aplicação de filtros) combinados com padrões mais complexos. Em “níveis mais profundos” não apenas cantos e bordas podem ser reconhecidos, mas também partes de objetos, como olhos ou peles, e finalmente até objetos completos, como cães ou gatos. Durante o processamento, as informações supérfluas são repetidamente descartadas, pois, por exemplo, a posição exata de uma linha diagonal em uma imagem é de pouco interesse para o reconhecimento de um objeto em muitos casos. No final, um valor de probabilidade indica a probabilidade de uma imagem ser atribuída a uma categoria específica.

No entanto, uma rede neural não pode reconhecer facilmente o conteúdo de qualquer imagem. Em vez disso, o quadro de aplicação é muito limitado: a rede neural deve primeiro ser “treinada” com um número muito grande de

# Aprendizado por reforço

## Vença o Jacaré

**Indicação de público:** Fundamental e Médio

**Do que se trata:** Estamos familiarizados com computadores que podem jogar xadrez e vencer jogadores humanos com facilidade superior. O jogo de tabuleiro chinês Go<sup>7</sup>, por outro lado, há muito é considerado tão complexo que apenas humanos podem dominá-lo, até o Google usar o AlphaGo<sup>8</sup> para assustar jogadores humanos profissionais. Nesta atividade, veremos como os computadores podem aprender estratégias para jogar, conhecendo apenas suas regras.

**Temas que serão trabalhados**

- Os programas de computadores podem aprender por "recompensa" e "punição".
- Baseados nisso, os computadores avaliam os benefícios de ações aleatórias.
- Os computadores aprendem estratégias ou sequências de ação lutando pela recompensa máxima.

**O que você precisará:**

- Cada dupla de alunos, um campo de xadrez ou "mini xadrez" (tabuleiro 3x3), 3 cartas de macaco e 3 de jacaré, 1 visão geral das jogadas possíveis.



Vide tabuleiro no site <https://www.aiunplugged.org/activity3.pdf>

- Fichas coloridas (por exemplo, confeitos de chocolate) ou fichas de papel para avaliar os movimentos em 4 cores diferentes (amarelo, vermelho, laranja, azul; aprox. 20 de cada cor).

**Como jogar:**

Dois alunos jogam uma partida de mini xadrez, um contra o outro. Um aluno assume o papel de um computador de "papel". No início, o computador seleciona seus movimentos aleatoriamente, mas gradualmente aprende com um sistema de fichas de confeitos, quais movimentos o ajudam a vencer e quais determinam sua derrota. Observe que usando a estratégia que se desenvolve dessa maneira, o computador fica cada vez melhor ao longo do tempo.

(Atividade baseada na ideia de CS4Fun disponível em <http://www.cs4fn.org/machinelearning/sweetlearningcomputer.php>)

7- NT: Go, Weiqi ou Baduk é um jogo estratégico de soma zero e de informação perfeita para tabuleiro em que dois jogadores posicionam alternadamente pedras pretas e brancas. Sua origem remonta à antiga China, há cerca de 2,5 mil anos. (Fonte:<https://pt.wikipedia.org/wiki/Go>)

8- NT: AlphaGo é um programa de computador que joga o jogo de tabuleiro Go [1] Foi desenvolvido pela DeepMind Technologies,[2] que mais tarde foi adquirida pelo Google. As versões subsequentes do AlphaGo tornaram-se cada vez mais poderosas, incluindo uma versão que competiu com o nome de Master.(Fonte: <https://pt.wikipedia.org/wiki/AlphaGo>)

## Contexto

Como os humanos aprendem a jogar jogos de tabuleiro ou videogame? Talvez observemos outros jogando ou experimentemos como certas ações ou movimentos influenciam o jogo. Quanto mais vezes ganhamos, melhor ficamos em um jogo. Desenvolvemos estratégias para determinar quais movimentos são mais bem-sucedidos em determinadas situações. Da mesma forma, um computador aprende a jogar.

## Descrição da Atividade

O jogo segue regras simples de xadrez: cada peça se move como um peão, ou seja, ela só pode se mover em linha reta e só pode vencer as peças adversárias na diagonal. Um estudante assume os 'macacos' e atua como um jogador humano. Outro aluno assume o papel do computador na forma de 'jacarés', veja exemplo na figura 8 a seguir. Veja as regras para o papel de computador em <https://www.aiunplugged.org>

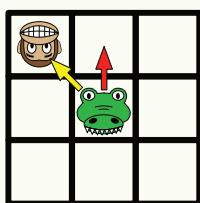


Figura 8: Possíveis movimentos de uma peça do jogo

Um lado ganha se conseguir...

- Levar uma peça para a outra extremidade do campo de jogo.
- Vencer todas as peças adversárias.
- Garantir que o adversário faça mais movimentos na próxima rodada.

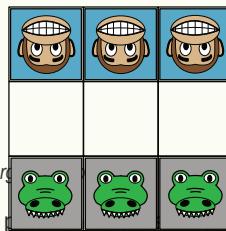


Fig 9: Organização das peças no início do jogo.

Como visto na Fig. 9, as opções de movimento do computador são distribuídas na frente do jogador que assume os jacarés. Então, confeitos de chocolate (ou outras fichas coloridas) são distribuídos nesses movimentos. Para cada seta colorida, você coloca uma ficha de cor correspondente na área à direita de cada situação do jogo (veja a Fig. 11).

O jogador humano começa. Ele ou ela pode se mover livremente de acordo com as regras do jogo. Depois é a vez dos jacarés. O jogador compara o campo de jogo atual com os movimentos possíveis e seleciona a situação de jogo apropriada entre as alternativas dadas. Para uma orientação mais rápida, é indicado o turno ao qual cada situação de jogo pertence. Na primeira rodada, apenas as duas possibilidades do turno 1 devem ser consideradas, na segunda rodada os 10 lances do turno 2 e na rodada 3 os 7 lances do turno 3. As situações de jogo simétricas não são listadas duas vezes. O jogador jacaré então fecha os olhos e pega aleatoriamente uma das fichas colocadas ao lado da respectiva situação de jogo e a desloca para o tabuleiro representado. A cor da ficha determina qual movimento é feito e o jogador move a peça de acordo com a seta da mesma cor. Se, por exemplo, uma ficha vermelha for sorteada, o jacaré é movido seguindo a seta vermelha, veja o movimento ilustrado na figura 10:

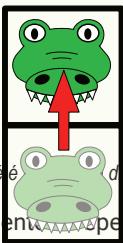


Fig 10: O jacaré é movido para cima na direção indicada.

Este procedimento é repetido até que o vencedor da rodada seja determinado. Antes de uma nova rodada ser jogada, o computador ajusta sua estratégia da seguinte forma:

– Os jacarés vencem: Uma ficha adicional na cor do último turno vencedor é colocada no quadrado desse turno.

– Os macacos vencem: A ficha de chocolate que determinou o último movimento do jogador jacaré é removida. O jogador do macaco pode comê-lo.

Além disso, todas as fichas são colocadas à direita do campo de jogo novamente.

**Observação:** Opcionalmente, para simplificar as regras, você também pode deixar de adicionar novas fichas quando os jacarés vencerem.

## Fundamentos

A princípio, dificilmente o computador terá chance de ganhar, pois ele escolhe suas ações aleatoriamente (pegando uma ficha de olhos fechados). Quanto mais jogos o computador terminar, melhor ele fica, ele “aprende” quais movimentos ajudam a vencer e quais movimentos devem ser evitados porque terminaram em derrota no passado. Desta forma, a estratégia do computador é refinada gradualmente.

Como o computador é punido por perder e recompensado por vencer, também

falamos de aprendizado por reforço, aprendizado por meio de recompensa e punição:

– Punição, tirar um pedaço de doce em uma partida que levou à derrota.

– Reforço, adicionar um pedaço de doce a um turno que levou à vitória.

Este procedimento “separa” os movimentos que resultaram em derrota, de modo que em algum momento apenas os movimentos “bons” permanecem. Na prática, as estratégias que não levam ao sucesso não seriam eliminadas imediatamente, mas apenas a probabilidade de sua ocorrência seria reduzida. Dessa forma, o sistema de IA aprende gradualmente qual estratégia é mais adequada em quais situações, mas não exclui imediatamente estratégias individuais que não levaram ao sucesso em todos os casos. Embora este procedimento seja simplificado no jogo, removendo imediatamente os movimentos que levaram à derrota, nunca pode acontecer que todos os movimentos possíveis sejam eliminados para uma situação de jogo. Para cada situação, há uma ação possível, pelo menos, que não leve a uma derrota imediata.

Dessa forma, os computadores podem aprender a ganhar um jogo simplesmente conhecendo as regras do jogo ou suas possíveis entradas. Por exemplo, se um computador aprende a jogar o videogame Super Mario<sup>9</sup>, inicialmente ele só vai apertar as teclas aleatoriamente. Isso pode fazer com que o computador pare por alguns minutos ou se depare com o mesmo oponente várias vezes. Ele analisa os objetos ou pixels na imagem e reage com as entradas. Seu objetivo é maximizar os pontos marcados no jogo que atuam como recompensa. Quanto mais o computador puder se mover para

9-NT: Jogue em <https://supermarioemulator.com/>

a direita, maior será o ganho positivo. Com o tempo, ele aprenderá, por exemplo, que pular aumenta sua recompensa se um oponente estiver imediatamente à sua direita, pois avança mais no nível saltando sobre o oponente. Desta forma, o desempenho de um sistema de IA melhora pouco a pouco em um jogo, onde o sistema sempre tenta maximizar sua recompensa, ou mais exatamente, uma determinada função.

Como parte do processo do pós-jogo, peça aos alunos que analisem como o comportamento do computador se desenvolve. Deve ficar claro que o computador chega a uma estratégia de jogo eficiente avaliando ações puramente aleatórias. Depois, por exemplo, um vídeo sobre o jogo Super Mario (veja o vídeo)<sup>10</sup> pode ser usado

para mostrar como ocorre o aprendizado por reforço em uma rede neural. Deixe os alunos refletirem sobre os limites das estratégias aprendidas pelo sistema. Você pode combinar esta atividade muito bem com a próxima atividade “De volta às Raízes” (*Back to the Roots: Crocodile Chess e Classic AI*), apresentadas a seguir, para destacar o contraste entre sistemas de aprendizado e aplicações tradicionais de IA, como sistemas baseados em regras.

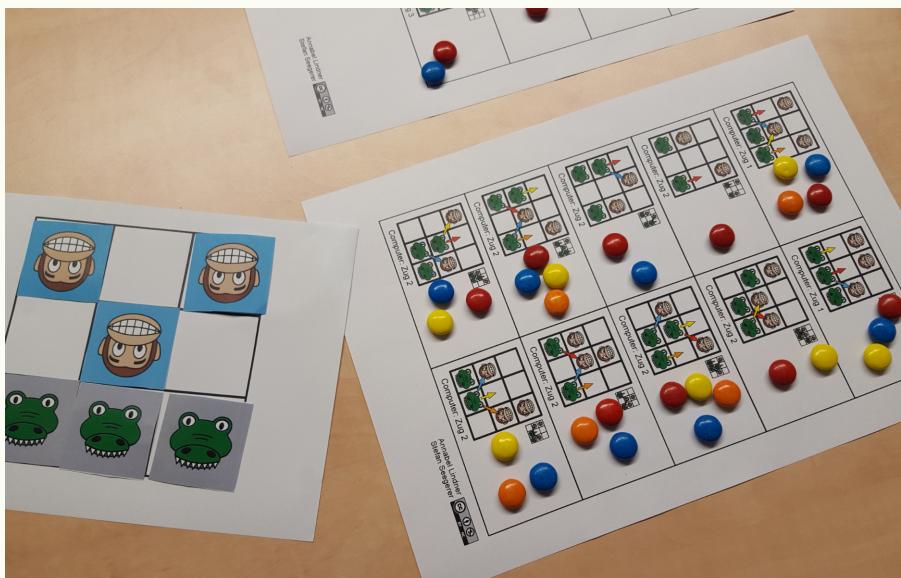


Figura 11: Estrutura do jogo: A distribuição das fichas de chocolate mostra as estratégias aprendidas.

10- NT: veja o vídeo <https://youtu.be/9nqwVYCxQls>

# *De volta às raízes*

## Xadrez do Jacaré e IA Clássica

**Indicação de público:** Fundamental e Médio

### **Do que se trata:**

Os exercícios anteriores tratam extensivamente do aprendizado de sistemas de IA. Mas isso não é tudo que a IA tem a oferecer: as origens da IA estão na lógica e na ideia de formalizar o conhecimento usando uma descrição matemática, tornando-o dessa maneira, disponível para as máquinas. As diferenças entre a aprendizagem de IA, as abordagens tradicionais e os limites desses sistemas são mostrados nesta atividade. Para este propósito, a atividade de Aprendizagem por Reforço anterior é realizada com um sistema especialista e, portanto, ilustra abordagens muito diferentes.

### **Temas que serão trabalhados:**

- O conhecimento deve ser representado de uma maneira formal para ser processado automaticamente.
- Sistemas especialistas podem combinar regras e fatos para gerar novos conhecimentos.
- Sistemas de IA não tomam decisões independentes, mas funcionam de acordo com as regras da lógica.
- Os sistemas de IA possuem mecanismos de processamento para deduzir automaticamente informações do conhecimento existente.

### **O que você precisará:**

– Cada dupla de alunos: Um campo minixadrez, 3 cartas de macaco e 3 de jacaré, 1 visão geral das regras para a próxima jogada. Imprima o tabuleiro em <https://www.aiunplugged.org/>

### **Como jogar:**

Assim como na atividade de Aprendizagem por Reforço, dois alunos jogam uma partida de minixadrez um contra o outro. Um aluno assume o papel de um computador de “papel”. Se, conforme recomendado, esta atividade for combinada com a versão anterior de Aprendizado por Reforço, é uma boa ideia trocar de papéis. Em vez de escolher aleatoriamente seus movimentos, no entanto, o computador agora funciona de acordo com regras pré-definidas, que são disponibilizadas como cópias. Imprima as regras do computador em <https://www.aiunplugged.org/activity4-english.pdf>

(A condição *IF* significa SE; a condição *THEN* é ENTÃO).

## Contexto

Como um computador pode ser programado para jogar jogos de tabuleiro ou videogame? Os computadores só podem “entender” as regras de um jogo e agir de acordo se as regras forem apresentadas de tal forma que um computador possa processá-las. O conhecimento deve, portanto, ser formalmente representado para estar disponível para processamento de máquina, por exemplo, em termos matemáticos. Nesse caso, o computador pode avaliá-lo com a ajuda da lógica e derivar suas ações a partir dela. Os sistemas de IA, portanto, não são realmente inteligentes, mas usam habilmente diferentes possibilidades para derivar seu comportamento do conhecimento disponível.

## Descrição da atividade

O jogo segue regras simples de xadrez e tem as mesmas condições básicas descritas na atividade de Aprendizagem por Reforço, cada peça se move como um peão, ou seja, ela só pode se mover em linha reta e apenas acertar as peças adversárias na diagonal. Um aluno assume os macacos e atua como um jogador humano. Outro aluno assume o papel do computador na forma dos jacarés. Veja a organização inicial do tabuleiro no momento que o jogo está pronto para começar na figura 12, a seguir:

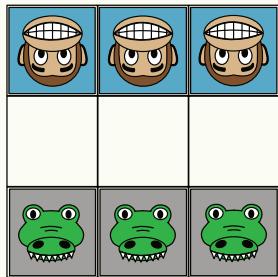


Fig. 12: Organização tabuleiro antes do início do jogo.

Um lado vence se conseguir...

- Levar uma peça para a outra extremidade do campo de jogo.
- Vencer todas as peças adversárias.
- Garantir que o adversário não faça mais movimentos na próxima rodada.

Preparando as ações, o jogador que assume os jacarés recebe uma impressão das regras para os movimentos do computador. Eles substituem as opções de movimentação e os tokens (confeitos) da atividade de Aprendizado por Reforço. O jogador humano comece. Ele ou ela pode se mover livremente de acordo com as regras do jogo. Depois é a vez dos jacarés. O jogador compara a situação atual do jogo com a “tabela de regras” e seleciona o cenário apropriado de todas as 10 opções, situações simétricas não são listadas duas vezes. Então ele ou ela faz o movimento que a regra exige. Observe a movimentação de uma peça, na figura 13, a seguir:

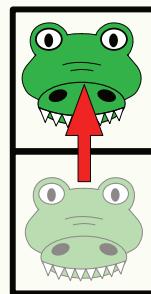


Fig 13: O jacaré é movido na direção indicada pela seta vermelha.

Este procedimento é repetido até que um vencedor seja determinado. Várias rodadas podem ser jogadas para verificar se o computador é sempre capaz de vencer com a ajuda de suas regras.

Depois, apresente a versão estendida do

jogo de xadrez do jacaré com campos 4x4 aos alunos. Destaque o fato de que as regras disponíveis para o computador não são mais suficientes. Deixe os alunos fazerem uma comparação com a variante de minixadrez na atividade de Aprendizagem por Reforço, na qual o computador está aprendendo: mesmo aqui o “conhecimento” do computador não é mais suficiente. É aqui que ambos os sistemas atingem seus limites.

Os alunos estão agora pensando em quais procedimentos são necessários para adaptar o “conhecimento” do computador à versão 4x4 do jogo. Eles percebem que o computador, baseado em regras, precisa ser ajustado manualmente por humanos, adicionando novas regras sobre a melhor jogada. Em comparação, o sistema de aprendizagem pode aprender o melhor comportamento para o campo 4x4 da mesma forma que na atividade anterior, ou seja, avaliando o comportamento aleatório, assim que todos os novos movimentos possíveis forem adicionados. O sistema de aprendizagem, portanto, precisa de uma nova fase de treinamento na qual o conhecimento para o jogo estendido é adquirido implicitamente, enquanto as novas regras devem ser explicitamente adicionadas ao sistema especialista baseado em regras. Aqui, o ser humano tem a tarefa de primeiro determinar a melhor jogada para cada situação de jogo a partir de todas as jogadas possíveis e depois formalizar todas as regras de forma completa e abrangente. Isso não é necessário para o sistema de aprendizagem. Essa representação formal explícita de regras que controlam as ações do sistema é, no entanto, dificilmente possível para problemas complexos e de várias etapas. Nesse contexto, os sistemas de aprendizagem de IA, em comparação aos sistemas especialistas, oferecem a grande vantagem de poderem determinar tais procedimentos “de forma

independente”. Além disso, eles podem, por exemplo, até detectar correlações em dados que não podem ser identificados por humanos, devido a consideração de muitos milhares de registros de dados é necessária para encontrá-los.(Fig. 14).

### Fundamentos

A lógica e o processamento do conhecimento desempenham um papel importante em muitas áreas da ciência da computação, além disso, são tópicos centrais da Inteligência Artificial. Como a linguagem natural é ambígua e diversa demais para ser um meio apropriado para tornar o conhecimento acessível às máquinas, a questão sobre a melhor representação possível para as máquinas é de importância decisiva desde os primórdios da IA.

Nesse contexto, as abordagens dessa forma tradicional de IA contam com a representação simbólica do conhecimento, ou seja, a representação explícita do conhecimento, por exemplo, em sistemas computacionais com o auxílio da lógica. Isso permite a representação inequívoca, uniforme e precisa do conhecimento, o que é necessário para o processamento com um computador. Tais métodos de representação são usados, por exemplo, em sistemas especialistas baseados em regras, que ainda hoje desempenham um papel em aplicações comerciais. Nesses sistemas, declarações lógicas que representam fatos e conhecimento sobre regras são usadas automaticamente para tirar conclusões sobre como o computador deve agir. Nesta atividade, os fatos correspondem à situação atual do jogo e o conhecimento das regras às instruções que devem ser feitas.

A base factual representa declarações válidas. Um conjunto de regras representadas na forma “se...então”

constitui a base de regras. Formalmente, essa forma “se...então” pode ser expressa, por exemplo, pela lógica proposicional. Um sistema de controle (motor de inferência) seleciona regras adequadas com base nos fatos, avalia-as e age de acordo. Em sistemas especialistas complexos, as conclusões extraídas das regras também podem servir como dados de entrada para outras regras e, assim, contribuir para a expansão da base factual. Nesta atividade, a tarefa do sistema de controle é assumida pelo aluno que desempenha o papel do computador. Com a ajuda das especificações de movimento, que representam a base de regras, ele deve deduzir o próximo movimento da situação atual do jogo.

Em um sistema baseado em regras, esse procedimento é chamado de data-driven (processos orientados a dados) ou forward chaining (encadeamento direto)<sup>11</sup>, porque tenta atingir um objetivo ainda desconhecido com base em fatos. Em contraste com isso, há o encadeamento para trás, que tenta provar uma hipótese. No jogo estamos jogando “para trás”. Começando com uma situação de jogo em que o computador ganhou, estamos tentando deduzir os movimentos necessários para

chegar lá.

Mesmo o aprendizado de máquina, que é o método dominante na Inteligência Artificial hoje e já substituiu os sistemas especialistas e outros aplicativos tradicionais de IA em muitas áreas, não pode prescindir da representação do conhecimento. Em tecnologias como as redes neurais, no entanto, isso é feito de forma implícita, de modo que se fala de sistemas subsimbólicos neste caso: um comportamento sistemático é treinado e, assim, um tipo de conhecimento implícito sobre correlações subjacentes é adquirido. No entanto, é difícil obter informações sobre os processos concretos de solução nessas redes, uma vez que as regras gerais subjacentes aos dados são representadas apenas indiretamente na rede neural, por exemplo, nos pesos das bordas e nos limites de ativação dos neurônios. Mais sobre redes neurais podem ser encontradas na atividade Aprendizado Profundo (#deeplearning) apresentada anteriormente.

O site CS4FN também oferece outra atividade que modela um sistema especialista para zeros e cruzes de forma desplugada.

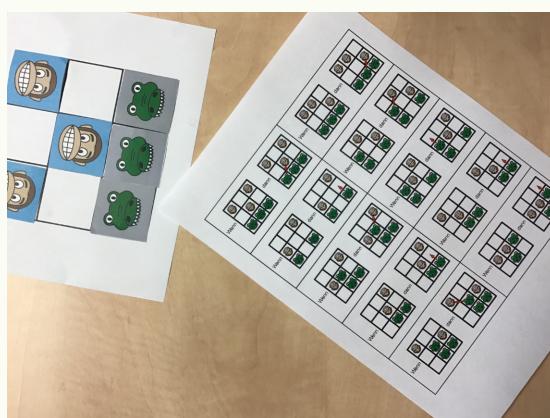


Figura 14: Estrutura do jogo: As regras para a pessoa que assume o computador são claramente definidas.

11- NT- O encadeamento direto procura quaisquer conclusões disponíveis e pode criar um número infinito de conclusões possíveis .  
(fonte:<https://whatis.techtarget.com/definition/forward-chaining>)

# O Teste de Turing

“Isso!! Ninguém  
descobriu que eu sou um computador!”

**Público Alvo:** Nível médio.

**Do que se trata:** Como uma máquina deve se comportar para ser considerada inteligente? O que significa inteligência artificial? Os pesquisadores trabalham nessas questões desde os primórdios da Inteligência Artificial. Com o teste de Turing, Alan Turing<sup>13</sup> teve uma ideia de como determinar se uma máquina é inteligente em 1950. Essa atividade reencena o teste de Turing com os alunos e visa estimular a discussão sobre se os computadores podem realmente mostrar algo como a inteligência humana. Também revela como é fácil ser enganado por uma máquina através de exemplos cuidadosamente escolhidos de “inteligência”.

**Temas que serão trabalhados:**

- Sistemas inteligentes usam certas estratégias para imitar o comportamento humano.
- São necessários métodos especiais para avaliar a inteligência das máquinas.
- A definição de inteligência ‘artificial’ não é clara.

**O que você precisará:**

- Planilhas/slides com perguntas do teste de Turing para toda a turma.
- Uma cópia das respostas às perguntas do teste de Turing.
- Quatro (4) alunos voluntários. Um para a função de computador, uma para a função humana e dois para a função de

**Como jogar:** Nesta atividade, os alunos jogam um jogo de perguntas e respostas no qual tentam distinguir um computador de um ser humano fazendo perguntas e analisando as respostas. Um aluno assume o papel de computador, outro simplesmente reage como ser humano. Eles são questionados por seus colegas e a classe tem que determinar quem representa qual papel com base em suas respostas.

*Esta atividade se origina dos materiais originais do CS Unplugged. Estes são licenciados sob Creative Commons CC-BY-SA por Bell, Witten e Fellows. O material original foi adaptado nesta mesma licença.*

12. **NT-Computer Science for Fun** CS4FN é um site de uma revista Londrina dedicado à divulgação de conteúdo sobre computação e áreas afins de forma lúdica, apresenta diversos recursos destinados ao aprendizado de tecnologia, em especial a informática. Em inglês, disponível em <http://www.cs4fn.org>

13-**NT:** Sugermos o filme “Jogo da Imitação” como ilustração e complemento a esta atividade. Nele é apresentado parte do trabalho de Alan Turing no campo da matemática, computação e em favor dos esforços para vencer os alemães durante a segunda grande guerra. (Vide sinopse em Adoro Cinema, <https://www.adorocinema.com/filmes/filme-198371/>)

## Contexto

Durante séculos, os filósofos discutiram se uma máquina é capaz de inteligência humana ou se o cérebro humano talvez seja apenas uma máquina muito boa. Algumas pessoas pensam que a inteligência artificial é uma ideia absurda, outras acreditam que eventualmente desenvolveremos máquinas tão inteligentes quanto nós. A inteligência artificial tem muito potencial, mas, por outro lado, a ideia de máquinas inteligentes também alimenta certos temores.

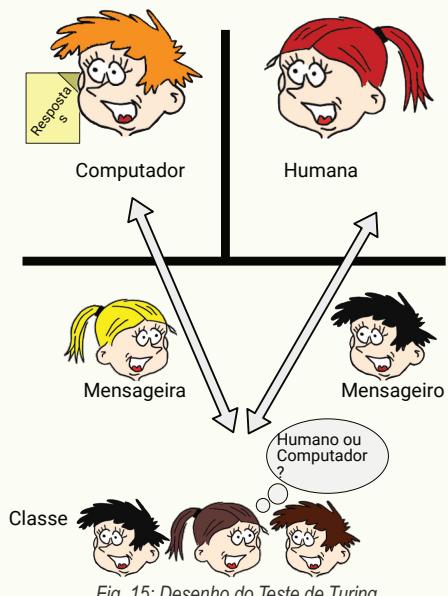


Fig. 15: Desenho do Teste de Turing

## Descrição da Atividade

Antes de iniciar o jogo, discuta com os alunos se eles consideram os computadores inteligentes ou supõem que os computadores um dia serão inteligentes. Pergunte a eles como decidir se um computador é inteligente e apresente, a seguir, de forma breve o Teste de Turing, que é simulado na atividade.

Para preparar a atividade, quatro voluntários são selecionados para assumir os papéis de computador e ser humano (ver Figura 15). Além disso, há dois mensageiros que garantem o bom andamento do jogo e estão equipados com um pedaço de papel e uma caneta para anotar as respostas. Os papéis de "humano" e "computador" são atribuídos secretamente pelo professor antes que esses dois alunos saiam da sala de aula e se dirijam para duas salas separadas (como alternativa, você pode usar paredes divisórias, mas certifique-se de que os alunos não se vejam). O aluno que assume o papel do computador recebe uma cópia das respostas às perguntas do Teste de Turing. Cada um dos mensageiros é responsável por um papel, que também é mantido em segredo.

Agora, a turma precisa descobrir qual aluno assumiu o papel do computador. Para isso, eles selecionam uma pergunta por rodada da planilha distribuída, que deve ser feita ao computador e à pessoa. Após a escolha de uma questão, os alunos devem explicar porque consideram esta questão adequada para distinguir o computador do ser humano. Essa argumentação é o elemento central da tarefa, pois a classe reflete sobre como as respostas de uma pessoa e de um computador "inteligente" podem diferir.

Em seguida, os corredores fazem perguntas para seus colegas nas outras salas e as respostas são trazidas de volta para a classe. O ser humano é obrigado a responder à pergunta de forma breve e honesta, em outras palavras, dar uma resposta humana. O computador, por outro lado, seleciona a resposta apropriada da planilha. Se as instruções estiverem escritas em itálico, o computador terá de elaborar uma resposta, de acordo com o contexto (por exemplo, a hora atual). Ao transmitir as respostas dadas, os mensageiros

devem ter um cuidado especial para não revelar com quem estão interagindo.

A classe agora discute qual resposta provavelmente virá de um computador. Repita o processo com mais algumas perguntas, se possível, até que a turma possa tomar uma decisão clara sobre quem é o computador. Se a classe não puder distinguir de forma confiável entre humano e computador, o computador passou no Teste de Turing.

## Fundamentos

Embora nenhum programa de computador atual disponha de algo parecido com a inteligência geral, a questão de saber se os computadores são basicamente capazes disso ainda não foi respondida. Isso se deve principalmente ao fato de que a própria definição de inteligência é discutida de forma controversa.

Nesse contexto, o matemático britânico Alan Turing propôs um método para determinar a inteligência de uma máquina sem precisar de uma definição exata de inteligência em 1950. Esse chamado Teste de Turing permite que o computador demonstre sua "inteligência". O cenário do teste é semelhante à atividade descrita acima: Um questionador interage tanto com uma pessoa quanto com um computador via chat. Se ele não conseguir distinguir de forma confiável entre os dois, o computador passou no Teste de Turing. Como a comunicação ocorre via chat, o computador não pode se revelar por meio de características físicas, como o tom de voz. Um exemplo bem conhecido desse sistema de interação é o chatbot Eliza.<sup>15</sup> As respostas dadas por um aluno no papel

do computador não são diferentes das dadas por um programa de computador "inteligente". Algumas das respostas vão expor muito rapidamente o computador: dificilmente um humano conseguirá dar a raiz de 2 a 20 dígitos. Outras perguntas, nas quais o computador sempre usa um determinado padrão de resposta, somente o revelará depois de algum tempo. Por exemplo, as respostas às perguntas "Você gosta de XY?" não são evidentes quando vistas de forma independente. No entanto, se você combinar várias perguntas desse tipo, fica claro que o computador funciona de uma forma que foi pensada para gerar respostas a partir das perguntas. As respostas também podem mostrar que o computador interpretou mal uma pergunta, embora isso também possa acontecer com um ser humano. Muitas respostas são vagas e uma investigação mais aprofundada deixaria claro que o computador não entendeu realmente o conteúdo da pergunta. Além disso, geralmente é mais seguro para o computador responder com "não sei" (por exemplo, para a pergunta sobre a raiz de 2). Isso simula traços humanos, mas também pode levar ao desmascaramento se essa tática for usada com muita frequência ou com perguntas muito simples. Respostas atrasadas e errôneas, por exemplo, para problemas aritméticos, também podem enganar o questionador por mais tempo. Os computadores podem, assim, fingir sua capacidade de falar, por exemplo, por meio de respostas formuladas, espelhando as declarações do interlocutor, reações a palavras-chave, uso de expressões idiomáticas e retomada de tópicos, mas isso é apenas uma fachada que é fácil de perceber.

15-Eliza no Wikipédia: <https://pt.wikipedia.org/wiki/ELIZA> /  
Eliza on-line: <http://psych.fullerton.edu/mbirnbaum/psych101/eliza.htm>



# Mais Ideias

Links e detalhes sobre essas atividades podem ser encontrados em nosso site,  
<https://www.aiunplugged.org>

## Reconhecimento Facial

*Face Recognition*

Nossa porta da frente pode nos distinguir do carteiro, nosso software de gerenciamento de fotos marca automaticamente nossos amigos: o reconhecimento facial é uma aplicação comum da IA. Ao fazê-lo, a tecnologia deve ser tão flexível que nos reconheça mesmo no inverno com um boné e no verão com óculos de sol. Esta atividade transmite este princípio através de personagens de desenhos animados.

## Meu nome é Macaco, Sherlock Macaco

*Monkey, Sherlock Monkey*

Como o conhecimento pode ser representado de tal maneira que um computador possa “entendê-lo” e tirar dele conclusões lógicas? A lógica e a representação formal do conhecimento são de grande importância aqui! Os sistemas de IA não são, portanto, realmente “inteligentes”, mas usam habilmente diferentes possibilidades para representar o conhecimento. Esse tipo de representação do conhecimento também pode ser mapeado em quebra-cabeças lógicos: quebra-cabeças correspondentes exigem a combinação de diferentes fatos de acordo com certas regras, para então encontrar uma solução.

## Cérebro em um saco

*Brain-in-a-Bag*

Nesta atividade, os próprios alunos simulam o funcionamento de uma rede neural com fios e rolos de papel higiênico. A rede final é então capaz de jogar um jogo.

## Aprendizado não supervisionado

*Unsupervised Learning*

Além da Aprendizagem Supervisionada e por Reforço, existem também os chamados procedimentos de Aprendizagem Não Supervisionada: os computadores aprendem sem valores-alvo previamente conhecidos e sem recompensas. A partir de um conjunto de pontos de dados, categorias (por exemplo, clientes com alto potencial de compra em lojas virtuais) ou anomalias (por exemplo, atividades suspeitas em servidores da Web) podem ser identificadas. Use giz para desenhar uma grade de coordenadas (por exemplo, no pátio da escola) e peça aos seus alunos que se posicionem adequadamente na grade usando os dois eixos. Dependendo dos eixos selecionados, não apenas clusters, mas também outliers ou anomalias podem ser identificados.

## Imprint

**Editor:**

Professorship for Computer Science Education  
Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg  
Martensstraße 3  
91058 Erlangen  
<https://aiunplugged.org>

**Editing and design:**

Annabel Lindner, Stefan Seegerer

**Portuguese translation:**

Ricardo Lima Praciano de Sousa

All text and graphics in this brochure (except the FAU logo or stated otherwise) are licensed under CC BY NC 3.0, which means that you may edit, reproduce and distribute the material in any format or medium, but not commercially. All you have to do is name the author.