

# **Jogando Atari e NES com Aprendizado de Máquina e Redes Neurais**

Um estudo superficial sobre automatização de jogos com  
aprendizado baseado em reforço e redes neurais artificiais

Renato Lui Geh

NUSP: 8536030

Universidade de São Paulo

Instituto de Matemática e Estatística

Monografia para MAC0412

## Resumo

A proposta deste trabalho é apresentar os conceitos de aprendizado baseado em reforço com o uso de processos de decisão markovianos, redes neurais artificiais, como aplicar aprendizado em redes neurais, as especificações de *hardware* tanto do Atari 2600 quanto do NES e finalmente analisar como foi aplicado aprendizado em um agente jogador automático.

Este trabalho foi baseado no artigo da Google DeepMind *Human-level control through deep reinforcement learning*[1], onde Mnih *et al* explicam um novo algoritmo de aprendizado de Q-networks profundas que teve melhor performance em experimentos realizados no Atari 2600 do que outros algoritmos. O artigo *The First Level of Super Mario Bros. is Easy with Lexicographic Ordering and Time Travel... after that it gets a little tricky* [5], que explica como extrair uma função objetivo a partir da memória usada em plataformas NES, também teve grande influência nesta monografia.

Nesta monografia serão primeiro apresentados os conceitos de aprendizado de máquina, processos de decisão markovianos, aprendizado baseado em reforço e redes neurais artificiais nesta ordem. Em seguida serão apresentadas as diferenças entre o método de automatização usado em Mnih *et al* e o apresentado em *Murphy*.

## Sumário

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>3</b>
<b>2</b>	<b>Aprendizado de Máquina</b>	<b>4</b>
<b>3</b>	<b>Processos de Decisão Markovianos</b>	<b>5</b>
3.1	Função de Utilidade . . . . .	5
3.2	MDPs . . . . .	7
3.3	Políticas ótimas . . . . .	8
<b>4</b>	<b>Aprendizado Baseado em Reforço</b>	<b>8</b>
<b>5</b>	<b>Redes Neurais</b>	<b>9</b>
<b>6</b>	<b>Hardware</b>	<b>11</b>
6.1	Atari 2600 . . . . .	11
6.2	Nintendo Entertainment System (NES) . . . . .	11
<b>7</b>	<b>Automatização de um Agente Jogador</b>	<b>11</b>
7.1	Um agente jogador em Atari 2600 . . . . .	12
7.2	Um agente jogador em NES . . . . .	13
<b>8</b>	<b>Comparação</b>	<b>14</b>
<b>9</b>	<b>Conclusão</b>	<b>14</b>

## 1 Introdução

A monografia é dividida em 5 tópicos: introdução, noções fundamentais de probabilidade, processos de decisão markovianos, aprendizado baseado em reforço, redes neurais artificiais, hardware e finalmente automatização de um agente jogador.

Quando dizemos um agente jogador automático, queremos dizer um agente que performe de forma racional e ótima no contexto do jogo. Um agente jogador automático ideal não é restringido por regras específicas de um dado jogo, mas performa de forma ótima em todos os jogos. Por exemplo, se o agente está jogando *Breakout* de forma ótima, então o mesmo agente deve se comportar de forma ótima em um outro jogo (por exemplo *Montezuma's Revenge*) sem nenhuma modificação no código.

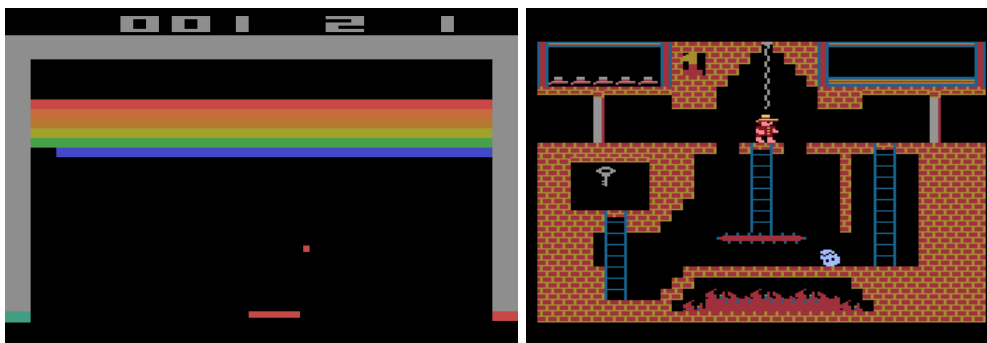


Figura 1: *Breakout* (à esquerda) e *Montezuma's Revenge* (à direita) no Atari 2600. Fonte: <http://en.wikipedia.org/> e <http://www.atariprotos.com/>

Infelizmente, tal agente não existe ainda. De fato, Mnih *et al*[1] mostram, por meio de experimentos, que o agente teve um desempenho impressionante em *Breakout*, mas foi muito mal em *Montezuma's Revenge*. Isso é dado pela variedade de controles, objetivos e condições de recompensa que cada jogo possui. Um agente ideal conseguiria aprender todos os elementos de um jogo tal como um jogador humano dados todos estímulos visuais do próprio jogo. No entanto, isso implica no reconhecimento de elementos específicos da tela como o domínio de uma função que mapeia estímulos visuais a uma recompensa (seja imediata ou a longo prazo).

Uma outra alternativa seria o uso dos bits “crus” do próprio jogo para determinar que um objeto seja mapeado na função objetivo (recompensa). Esta abordagem, no entanto, não indica que o agente está sendo “inteligente”<sup>1</sup>, mas que está apenas seguindo, de forma gulosa, a melhor recompensa direta a partir de uma função já existente.

A diferença da abordagem visual e da abordagem “crua” pode ser comparada a um agente aprender vendo vários vídeos de pessoas jogando um certo jogo ou aprender lendo um manual que aponta exatamente quais ações o jogador deve tomar para que seu desempenho seja ótimo. Enquanto que os dois métodos consistem na maximização das ações para gerar o melhor resultado, a abordagem visual é um método muito mais geral e semelhante a como humanos se comportam. Além disso, a abordagem crua depende da especificação do hardware e do jogo. Nesta monografia abordaremos principalmente pelo lado visual, já que queremos um agente que seja independente da implementação usada.

## Noções de Probabilidade

O uso de probabilidades na área de Inteligência Artificial não foi imediata. A princípio, o método preferível de se representar conhecimento era por meio de lógicas. Para representarmos algo que existisse consideraríamos algum evento como verdadeiro. Uma relação de causa-efeito

<sup>1</sup>A questão de um agente ser inteligente ou não é uma questão mais filosófica e que requer um estudo muito mais aprofundado do que o que é exposto nesta monografia

é dada por uma implicação. Por exemplo, se desejássemos representar um mundo onde todo ser que come grama é uma cabra, e que todo ser que come carne é urso, então diríamos que nossa base de conhecimento é composta por:

*Cabra, Urso*  
*Grama, Carne*  
*Come(X, Y)*  
*Animal(Cabra), Animal(Urso)*  
 $\forall x, \text{Animal}(x) \wedge \text{Come}(x, \text{Grama}) \rightarrow \text{Cabra}$   
 $\forall x, \text{Animal}(x) \wedge \text{Come}(x, \text{Carne}) \rightarrow \text{Urso}$

No entanto, é fácil notar que quanto mais seres incluirmos no nosso mundo, mais regras precisamos criar. Além disso no mundo anterior consideramos que um ser come grama se e somente se o ser é uma cabra, e um ser come carne se e somente se o ser é um urso. Porém, digamos que existe um ser chamado humano que come tanto grama quanto carne. Precisamos criar regras que diferencie um urso de um humano e um humano de uma cabra. As lógicas mais tradicionais não conseguem lidar com elementos que se justapõem sem diferenciarmos explicitamente com regras. De fato, uma das maiores desvantagens da lógica é a enumeração exaustiva de todas as regras.

Podemos resolver este problema por meio de probabilidades. Considere o mundo anterior e digamos que existe uma população de 60 cabras, 30 ursos e 10 humanos neste mundo. Então podemos construir a seguinte tabela de probabilidades condicionais:

Animal	$P(\text{Animal} = x   \text{Come} = \text{grama})$	$P(\text{Animal} = x   \text{Come} = \text{carne})$
Cabra	0.857	0.000
Humano	0.143	0.250
Urso	0.000	0.750

A primeira coluna categoriza um *Animal* como uma das três possíveis opções: Cabra, Humano e Urso. Cada  $i$ -ésima linha mostra a probabilidade condicional de *Animal* ser  $x$  dado que o que ele come é grama ou carne. Note que toda coluna de probabilidades deve somar 1. Isto ocorre por que temos conjuntos exaustivos que cobrem o nosso mundo inteiro. Para toda comida, o animal relativo a ele deve estar contido em alguma população de animal.

Chamamos as probabilidades condicionais da forma  $P(X = \{x_1, \dots, x_n\} | E = \{e_1, \dots, e_n\})$  de probabilidades posteriores, onde  $X$  é o conjunto de variáveis e  $E$  é o conjunto de evidências (variáveis observáveis do nosso mundo). As probabilidades da forma  $P(X)$  são chamadas de probabilidades *a priori*.

## 2 Aprendizado de Máquina

Aprendizado de máquina pode ser visto como um jeito de aproximar uma função dados valores da função somados a um erro. Ou seja, queremos uma função que minimize o erro dos valores dados com os valores obtidos pela função. Por exemplo, na função dada pela Figura 2, queremos uma função que consiga achar uma aproximação dos mesmos valores obtidos nos pontos azuis. Chamamos os pontos azuis – ou seja, os dados observados – de conjunto de treino, já que iremos usar estes pontos para treinar uma função para que ela consiga achar uma predição de menor erro possível para outros pontos.

Em outras palavras, queremos achar uma função  $f$  tal que:

$$f(x) = \arg \min_{a,b} \sum_i (y_i - ax_i + b)^2$$



Figura 2: Dados os valores de treino dado pelos pontos azuis no grafo, queremos uma função que minimize o erro  $\sum_i (y_i - f(x_i))^2$  (dada pela função laranja).

A partir de um conjunto de treino, podemos formular diferentes funções. Por exemplo, na Figura 2 podemos usar tanto a função à esquerda quanto à direita. Na função linear há um erro grande entre  $(5, 4)$  e  $f(5)$ , enquanto que na função à direita o erro é menor em  $x = 5$ , mas o erro é maior em outros pontos. A complexidade de uma função não depende somente do conjunto de treino, mas também do conjunto de testes, ou seja, do conjunto que vamos tentar aproximar depois de termos treinado a função. Um conjunto de testes que tenha valores excepcionais ou completamente diferentes do conjunto de treino terá, obviamente, valores com alto erro. Precisamos, portanto, escolher um conjunto de treino que, preferencialmente, cubra uma grande parte dos casos.

Se tentarmos especializar demais a função no conjunto de treino, o aprendizado sofrerá *overfitting*, ou seja, a função estará viesada demais, e provavelmente terá uma performance ruim quando exposta a valores novos. O caso contrário, *underfitting*, ocorre quando não temos um conjunto de treino que cubra uma parte razoável dos possíveis valores.

### 3 Processos de Decisão Markovianos

Processos de Decisão Markovianos, que chamaremos de MDPs a partir de agora, são um jeito de se representar o mundo e as decisões que impactam neste mundo. MDPs são utilizadas para demonstrar escolhas de decisões complexas em um espaço de estado estocástico. Nesta seção iremos primeiro definir o que uma função de utilidade significa, em seguida vamos mostrar algumas notações usadas em MDPs, e finalmente vamos ver como achar a melhor decisão em cada estado de uma MDP.

#### 3.1 Função de Utilidade

Tomemos como exemplo o mundo de João. João adora doces e decidiu ir a doceria. No entanto a doceria possui uma grande variedade de doces, e apesar de João querer comprar todos os doces, ele possui uma quantidade finita de dinheiro, infelizmente. Portanto, João deseja maximizar o aproveitamento de doces limitado pela quantidade de dinheiro que ele possui.

Digamos que João gosta de caramelo, mas em qualquer situação João prefere trufa de chocolate à caramelo. Analogamente, João prefere alfajores exclusivamente a trufas de chocolate. Mas quando se trata de brigadeiros, João não tem preferência entre brigadeiros e trufas. Podemos representar o mundo de João como:

$Alfajor \succ Trufa$

João prefere Alfajor a Trufa.

$Brigadeiro \sim Trufa$

João é indiferente entre Brigadeiro e Trufa.

$Alfajor \succ Caramelo$

João prefere Alfajor a Caramelo por transitividade.

Preferenciabilidade possui seis axiomas que iremos apenas enumerar:

1. Orderabilidade
2. Transitividade
3. Continuidade
4. Substitutabilidade
5. Monotonicidade
6. Decomponibilidade

Pode-se ler mais sobre os axiomas na subseção 16.2.1 do livro *Artificial Intelligence: A Modern Approach*[4].

A partir dos axiomas de preferência podemos construir uma função de utilidade que representa as preferências de um agente. De fato, a partir dos axiomas podemos construir as seguintes consequências para funções de utilidade<sup>2</sup>:

- **Existência de uma função de utilidade:** Se um agente obedece os axiomas de utilidade então existe uma função de utilidade  $U$  tal que  $U(A) > U(B)$  se e somente se  $A \succ B$ . Analogamente existe um  $U$  tal que  $U(A) = U(B)$  se e somente se  $A \sim B$ .
- **Utilidade esperada de uma loteria:** A utilidade de uma loteria é a soma das probabilidades dos possíveis resultados vezes a utilidade do resultado. Ou seja,  $U(L = [p_1, S_1; \dots; p_n, S_n]) = \sum_i p_i U(S_i)$ .

Uma loteria  $L$  é o conjunto de todos os possíveis resultados que podem ocorrer com suas respectivas probabilidades, ou seja,  $L = [p_1, S_1; \dots; p_n, S_n]$ , onde  $p_1, \dots, p_n$  são as probabilidades dos resultados  $S_1, \dots, S_n$ .

Podemos também chamar a utilidade esperada de uma ação  $S_i$  como  $EU(S_i)$ . Se queremos achar a melhor ação  $a^*$  que maximize a utilidade esperada, então queremos:

$$a^* = \arg \max_a EU(a|\mathbf{e})$$

Ou seja, queremos a melhor ação que dê uma utilidade esperada maximal dada uma evidência de variáveis observáveis  $\mathbf{e}$ .

Funções de utilidade servem como uma forma de medir a preferência de uma ação em relação a outra, e serão usadas em MDPs como uma função medidora de cada estado da MDP.

---

<sup>2</sup>A prova para estas construções podem ser lidas em *Theory of Games and Economic Behavior*[3].

### 3.2 MDPs

Considere que existe um robô que transita no espaço de estados mostrado na Figura 3. Cada estado possui uma recompensa, sendo os estados terminais (4, 3) e (4, 2) com recompensa +1 e -1 respectivamente e em todos os outros estados recompensa -0.04.

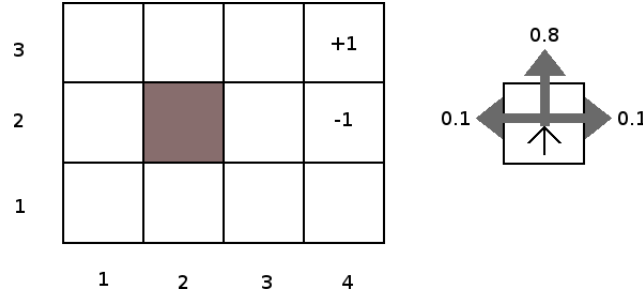


Figura 3: O robô começa na posição (1, 1). Os estados terminais em (4, 3) e (4, 2) tem recompensas +1 e -1 respectivamente. Em todo outro estado a recompensa é de -0.04. O quadro a direita indica que com probabilidade 0.8 o robô consegue se movimentar na direção desejada.

Com 0.1 de probabilidade o robô movimenta-se 90° a esquerda e com 0.1 90° a direita.

Se o ambiente fosse determinístico, achar o melhor caminho seria fácil, consistindo-se apenas de uma busca pelo espaço de estados. No entanto, o robô não é confiável, já que tanto os sensores quanto motores são longe de ideais. Isso significa que o robô, com probabilidade 0.8, consegue de fato ir para o estado adjacente desejado, mas com probabilidade 0.2 o agente se move para qualquer um dos dois outros estados a 90° com distribuição uniforme.

Assumindo-se o ambiente como totalmente observável, então a solução para este problema se trata de se achar a melhor ação em todos os estados, já que se a ação falhar teremos uma melhor ação para o estado seguinte seja qual ele for.

Chamamos de modelo de transição o resultado de cada ação em cada estado. Pelo ambiente neste problema ser estocástico, então representamos o modelo de transição como a probabilidade  $P(s'|s, a)$ , ou seja, a probabilidade de se ir para um estado seguinte  $s'$  dado o estado atual  $s$  e a ação  $a$  do agente.

No exemplo dado a recompensa pode ser vista como aditiva, pois a utilidade dos estados pode ser representada como:

$$U([s_0, s_1, s_2, \dots]) = R(s_0) + R(s_1) + R(s_2) + \dots$$

Outro jeito de se representar recompensas é por meio de recompensas descontadas:

$$U([s_0, s_1, s_2, \dots]) = \gamma R(s_0) + \gamma^2 R(s_1) + \gamma^3 R(s_2) + \dots$$

O fator de desconto  $\gamma$  é um número entre 0 e 1, e representa a relação entre tempo e recompensa. Um agente que use  $\gamma = 0$  não se preocupa tanto com recompensas futuras, enquanto que quando  $\gamma = 1$  o agente se preocupa com a recompensa acumulada.

Um problema que seja totalmente observável, tenha ambiente estocástico e um modelo de transição markoviano é chamado de um processo de decisão markoviano (MDP).



### 3.3 Políticas ótimas

Chamamos de política a sequência de ações de um agente em uma MDP. Uma política ótima é aquela em que a utilidade esperada é maximal. Ou seja, queremos uma política  $\pi$  tal que:

$$U^\pi(s) = E \left[ \sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t R(S_t) \right]$$

Vamos denotar uma política ótima como  $\pi^*$ . Portanto:

$$\pi^*(s) = \arg \max_{\pi} U^\pi(s) = \arg \max_{a \in A(s)} \sum_{s'} P(s'|s, a) U(s')$$

Onde  $A(s)$  é o conjunto de possíveis ações no estado  $s$ . Para acharmos políticas ótimas precisamos, portanto, achar o  $\sum_{s'} P(s'|s, a) U(s')$  maximal. Para isso usamos a chamada equação de Bellman<sup>3</sup>:

$$U(s) = R(s) + \gamma \max_{a \in A(s)} \sum_{s'} P(s'|s, a) U(s')$$

Usando a equação de Bellman no nosso exemplo do robô, temos que, no estado inicial (1, 1):

$$\begin{aligned} U(1, 1) = -0.04 + \gamma \max & [0.8U(1, 2) + 0.1U(2, 1) + 0.1U(1, 1), & (Cima) \\ & 0.9U(1, 1) + 0.1U(1, 2), & (Esquerda) \\ & 0.9U(1, 1) + 0.1U(2, 1), & (Baixo) \\ & 0.8U(2, 1) + 0.1U(1, 2), 0.1U(1, 1)] & (Direita) \end{aligned}$$

Após calcularmos as utilidades de cada estado vemos que a melhor decisão é ir para cima.

## 4 Aprendizado Baseado em Reforço

Considere uma chipanzé que daremos o nome de Lucy. Um grupo de cientistas deseja testar a inteligência de Lucy por meio de aprendizado baseado em reforço. Para isso eles devem ter um objetivo para Lucy: existem três botões,  $A$ ,  $B$  e  $C$ ; o objetivo é apertar os três botões na sequência  $B, A, C$ .

Vamos considerar a sequência  $ABC$  como apertar os botões  $A$ ,  $B$  e  $C$  nesta ordem. Esta regra vale também para todas as outras combinações de sequência. Vamos considerar o  $i$ -ésimo botão como o botão da posição  $i$  na sequência. Por exemplo, o botão  $i = 0$  em  $CAB$  é  $C$ , enquanto que o botão  $i = 2$  em  $BAC$  é  $C$ .

No entanto, a linguagem dos chipanzés difere radicalmente da do grupo de cientistas, e portanto eles precisam transmitir o conhecimento de que a sequência  $BAC$  é a meta através de uma linguagem universal: bananas. Os testes de Lucy são feitos diariamente, ou seja, cada dia é um teste. Em cada teste Lucy deve apertar alguma combinação de três botões. Porém, em cada teste, se o  $i$ -ésimo botão que Lucy apertar corresponder ao  $i$ -ésimo botão da sequência meta, então os cientistas dão um pedaço de banana para Lucy. Se Lucy completar a sequência inteira em um teste, os cientistas dão uma banana inteira para Lucy.

<sup>3</sup>Em homenagem a Richard Bellman (1957).

O exemplo acima ilustra o uso de aprendizado baseado em reforço. A sequência de botões corresponde aos estados  $S$ , as ações de apertar o  $i$ -ésimo botão corresponde as ações  $A(i)$  no estado  $i$ , as recompensas  $R(s, a)$  no estado  $s$  correspondem às bananas, dadas ou não, no caso de Lucy escolher a ação  $a$ , e o modelo de transição  $P(s'|s, a)$  corresponde a probabilidade de Lucy ir ao próximo estado dado que ela executou a ação  $a$  de apertar um botão e dado que ela estava no estado  $s$ . No caso de Lucy poderíamos ver o problema como determinístico. Mas considere que Lucy utilize um *joystick* para controlar um braço mecânico que aperta os botões. Lucy não possui muita experiência com este braço, e portanto existe uma probabilidade de Lucy decidir apertar um botão e infelizmente conduzir o braço de maneira que este aperte outro botão. Nesta situação temos um ambiente estocástico, e podemos usar uma MDP.

Podemos ver que temos as ações  $A(s)$  e os estados possíveis  $S$  especificados no problema, no entanto não sabemos como nosso modelo de transição funciona. Além disso, sabíamos quanto de recompensa dar a Lucy pois sabíamos quais passos dar para chegarmos a meta. No entanto, considere um problema que não sabemos como chegar a meta, apenas que chegamos (neste caso Lucy apenas receberia a recompensa quando chegasse em *BAC*). Neste caso queremos também achar  $R(s, a)$ .

É fácil notar que queremos achar uma MDP que tenha um modelo de transição e recompensa ideais para chegarmos a meta de forma ótima. Portanto, o que realmente desejamos é achar uma política ótima que nos dê a maior recompensa.

$$\pi^*(s) = \arg \max_{\pi} U^{\pi}(s) = \arg \max_a [R(s, a) + \gamma U^*(s')]$$

No entanto, não sabemos como são  $R(s, a)$  e  $U^*(s')$ . Por isso podemos ver aprendizado por reforço como um problema de se aprender  $R(s, a) + \gamma U^*(s')$ . Vamos chamar esta expressão de  $Q^*(s, a)$ . Queremos, então, achar a melhor política  $\pi^*$  tal que:

$$Q^*(s, a) = R(s, a) + \gamma \sum_{s'} P(s'|s, a) \max_{a'} Q^*(s', a')$$

$$\pi^*(s) = \arg \max_a Q^*(s, a)$$

Podemos criar um algoritmo que seleciona uma ação  $a$  e a executa no estado  $s$ , recebe uma recompensa  $R(s, a)$  e em seguida atualiza  $Q(s, a)$  com os novos dados encontrados. Este algoritmo é chamado de Q-learning, e podemos fazer a atualização de  $Q$  da seguinte forma:

$$Q(s, a) \leftarrow (1 - \alpha)Q(s, a) + \alpha[R(s, a) + \gamma \max_{a'} Q(s', a')]$$

Onde  $\alpha$  é chamada de taxa de aprendizado, e é normalmente igual a 0.1. Uma taxa de aprendizado alta indica que o algoritmo considera mais os novos termos ao que foi visto antes. Uma taxa baixa de aprendizado indica que o algoritmo considera mais a média de termos vistos.

## 5 Redes Neurais

A área de Inteligência Artificial sempre buscou inspirações na fisiologia humana, principalmente no órgão que mais nos diferencia dos outros animais: o cérebro. O cérebro consiste de vários neurônios que, interligados em conjuntos, transmitem informação através de sinapses. A ideia de Redes Neurais é tentar imitar esta função fisiológica.

Redes Neurais são compostas por nós, ou unidades, conectadas por arestas direcionadas com pesos associados. Cada aresta  $ij$  – ou seja, que conecta uma unidade  $i$  a outra unidade  $j$  –

propaga uma ativação  $a_i$  de  $i$  para  $j$ . Além disso, o peso de cada aresta, que simboliza a força do sinal da conexão, será denotado como  $w_{ij}$ .  $a_0$  tem valor inicial 1.

A entrada da rede neural é dada por:

$$in_j = \sum_{i=0}^n w_{ij} a_i$$

Em seguida, aplica-se uma função de ativação  $g$  para se derivar a saída:

$$a_j = g(in_j) = g\left(\sum_{i=0}^n w_{ij} a_i\right)$$

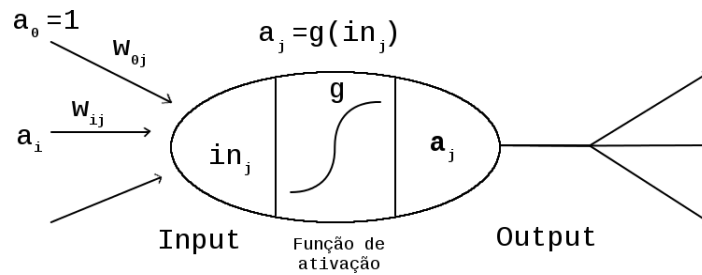


Figura 4: Um modelo para um neurônio. Ativação de saída da unidade é  $a_j = g(\sum_{i=0}^n w_{ij} a_i)$ , onde  $a_i$  é a ativação da saída da unidade  $i$  e  $w_{ij}$  é o peso da aresta da unidade  $i$  para esta unidade.

A função de ativação é uma função limitadora em que normalizamos a saída em um número entre 0 e 1. Exemplos de funções de ativação são as funções *hard threshold* e sigmóide, mostradas na Figura 4. Se a rede usa uma função de *hard threshold*, então a chamamos de perceptron. No caso de uma sigmóide chamamos de um perceptron sigmóide. As duas funções de ativação garantem a propriedade da rede neural de representar uma função não-linear. Porém, a função sigmóide tem o benefício de ser diferenciável, enquanto que a *hard threshold* não é diferenciável em 0.

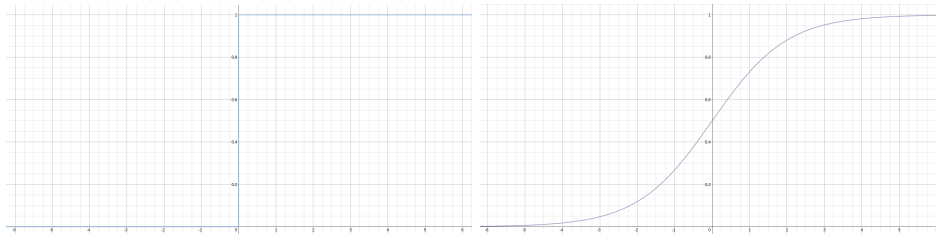


Figura 5: À esquerda a função *hard threshold* com saída 0/1. À direita a função sigmoide  $\frac{1}{1+e^{-z}}$ .

Redes neurais são divididas em camadas. Visualizando as camadas em um espaço unidimensional como uma reta, poderíamos dizer que as unidades mais “à direita” são os neurônios de saída. Cada unidade de saída representa uma classe de saída. Para variáveis discretas, se tivermos  $n$  possíveis soluções, teremos  $n$  diferentes unidades representando cada solução. No caso de variáveis contínuas podemos representar a função resultante como uma função linear por partes, com cada função linear como solução. “À esquerda” temos as unidades de entrada, que corresponderão ao primeiro estímulo da rede ao conjunto de treino. Entre as unidades de entrada e de saída podemos ter várias outras camadas chamadas de camadas ocultas.

Aprendizado em redes neurais depende de sua função de ativação. Podemos usar a regra de aprendizado de perceptron ou gradient descent para regressão.

## 6 Hardware

Nesta seção veremos as especificações de hardware do Atari 2600 e do Nintendo Entertainment System (NES).

### 6.1 Atari 2600

O Atari 2600 é uma plataforma de jogos criada em 1977 pela Atari Inc., e era baseado na tecnologia MOS 6507, um microprocessador 8-bits que possuía 8 KB de memória. O microprocessador possuía 28 pinos para configuração, com 13 pinos para endereçamento de memória e 8 para instruções. Os 7 pinos restantes eram usados para energia, ciclos de clock, reset e controle de escrita e leitura do CPU.

O microprocessador operava em 1.19 MHz, com 128 bytes de RAM. A paleta de cores em formatos NTSC era de 128 cores, enquanto que em formatos PAL o Atari 2600 operava em 104 cores. Vamos considerar nesta monografia que a paleta de cores utilizada possui 128 cores. A tela era composta de  $210 \times 160$  pixels. Além disso, devido a limitações de memória, o Atari 2600 limitava a quantidade de artefatos mostrados na tela, separando cada objeto em dois conjuntos. A cada frame, um dos conjuntos era impresso na tela enquanto que o outro era suprimido. No frame seguinte os conjuntos eram invertidos.

Por causa disso, em Mnih *et al*[1], simplifica-se a tela para que a complexidade computacional não fique demasiadamente grande.

### 6.2 Nintendo Entertainment System (NES)

O NES é baseado em um microprocessador de 8-bit rodando a 1.79Hz. Criado em 1983, ele possuía 2 KB de RAM, com uma paleta de cores de 48 cores e 6 tons de cinza. A resolução padrão do NES é de  $256 \times 240$  pixels. Possuía 16 pinos para configuração, com um extensor de 15 pinos.

Na memória do NES, haviam endereços específicos para atributos como vida do jogador, coordenadas na tela e quantas tentativas restantes o jogador possuía até que o jogo declarasse que o jogador perdeu. Por exemplo, em Super Mario Bros. o byte 0x757 contém o número de vidas do jogador, o byte 0x75F contém o mundo atual e 0x760 mostra o nível atual. O NES rodava a 60 frames por segundo.

Em *The First Level of Super Mario Bros. is Easy with Lexicographic Orderings and Time Travel...after that it gets a little tricky*, Murphy utiliza esses endereços para determinar se o jogador está ganhando, construindo uma função objetivo que devemos maximizar.

## 7 Automatização de um Agente Jogador

Nesta seção veremos duas maneiras de se construir um agente jogador automático.

Na primeira subseção vamos ver como Mnih *et al* criaram um jogador automático para Atari 2600 onde a forma que o agente joga depende exclusivamente do que o agente visualiza na tela. Isso é feito usando processos de decisão markovianos (MDPs) para tomar ações baseadas em um ambiente parcialmente observável.

Na segunda subseção veremos como usar uma função objetivo extraída a partir do hardware de um Nintendo Entertainment System para se criar um jogador automático que joga a partir de um algoritmo que tenta maximizar a recompensa dada pelos bits que representam os pontos.

A extração das funções objetivo é dada por conjuntos de treino, e aprende as funções objetivo a partir da análise do uso da memória do NES.

## 7.1 Um agente jogador em Atari 2600

Esta subseção se baseia nos estudos publicados em *Playing Atari with Deep Reinforcement Learning*[2].

Vamos definir que um ambiente  $\mathcal{E}$  é um jogo de Atari sendo jogado pelo agente. Além disso, podemos dizer que existe um conjunto de ações legais possíveis  $\mathcal{A}$  que o agente deve escolher no time-step  $t$ . Chamamos uma ação legal no time-step  $t$  como  $a_t$ . Vamos considerar que  $\mathcal{E}$  é estocástico. A cada time-step, o agente observa uma imagem  $x_t \in \mathbb{R}^d$ , que é representado como um vetor de pixels da tela no instante  $t$ . Adicionalmente o agente recebe uma recompensa  $r_t$  que significa a diferença da pontuação do jogo.

O ambiente é parcialmente observável pois o agente apenas observa imagens da tela atual. Portanto vamos considerar as sequências de ações e observações como o vetor  $s_t = [x_1, a_1, \dots, a_{t-1}, x_t]$  e tentarmos aprendermos estratégias a partir destas sequências. Podemos considerar que todas as sequências do jogo terminam após um número finito de time-steps, o que nos permite definir o problema como uma MDP finita em que cada sequência é um estado distinto. A partir disso podemos considerar a automatização do agente como um aprendizado baseado em reforço na MDP.

Vamos considerar que as recompensas tem desconto  $\gamma$  por time-step. Ou seja:

$$R_t = \sum_{t'=t}^T \gamma^{t'-t} r_{t'}$$

Onde  $T$  é o time-step final do jogo. Assim, determinamos que a função ótima  $Q^*$  é dada por:

$$Q^*(s, a) = \max_{\pi} E[R_t | s_t = s, a_t = a, \pi]$$

Onde  $\pi$  é a política que mapeia sequências a ações. Usando a equação de Bellman vista na seção sobre MDPs, temos que:

$$Q^*(s, a) = E_{s' \sim \mathcal{E}} \left[ r + \gamma \max_{a'} Q^*(s', a') | s, a \right]$$

A estratégia ótima é selecionar a ação  $a'$  a fim de maximizar o valor esperado de  $r + \gamma Q^*(s, a')$ . Podemos então usar a equação de Bellman para achar uma política ótima iterando pelos valores de  $Q_i$  até convergirmos. No entanto, esta solução é imprática pois estimamos cada função  $Q$  separadamente para cada sequência. Portanto precisamos usar uma função de aproximação que estime  $Q(s, a; \theta) \approx Q^*(s, a)$ , como uma rede neural. Dizemos uma função de rede neural aproximadora com pesos  $\theta$  uma Q-network. Podemos treinar uma Q-network minimalizando a sequência de funções perdas  $L_i(\theta_i)$ :

$$L_i(\theta_i) = E_{s, a \sim \rho(\cdot)} [(y_i - Q(s, a; \theta_i))^2]$$

Onde  $y_i = E_{s' \sim \mathcal{E}} [r + \gamma \max_{a'} Q(s', a'; \theta_{i-1}) | s, a]$  é o objetivo da iteração  $i$  e  $\rho(s, a)$  é a distribuição de probabilidade sobre as sequências  $s$  e ações  $a$  e será chamada de distribuição de comportamento.

A partir disso podemos tomar o gradiente de  $L_i(\theta_i)$  diferenciando com respeito aos pesos  $\theta_i$  e aplicarmos gradient descent estocástico para acharmos um máximo local que corresponda à uma política ótima local.

A partir disso podemos construir um jogador automático. Os experimentos efetuados por Mnih *et al* podem ser vistos em: [http://home.uchicago.edu/~arij/journalclub/papers/2015\\_Mnih\\_et\\_al.pdf](http://home.uchicago.edu/~arij/journalclub/papers/2015_Mnih_et_al.pdf).

## 7.2 Um agente jogador em NES

A abordagem usada por T. Murphy em [5] é usar os bytes da memória do NES para decidir se o jogador está ganhando. Por exemplo, no caso de Super Mario Bros., começa-se o jogo em World 1-1 e em seguida World 1-2. Então podemos visualizar um agente que sempre quer que nós “aumentemos” o valor do mundo. No entanto, após World 1-4, temos World 2-1. Portanto, considerarmos apenas os números contidos na memória não é o bastante. T. Murphy sugere usar uma ordem lexicográfica, tornando World 2-1 > World 1-4. Portanto, podemos considerar um par lexicográfico  $\langle w, l \rangle$  tal que:

$$\langle w_1, l_1 \rangle < \langle w_2, l_2 \rangle$$

Se  $w_1 = w_2$  e  $l_1 < l_2$  ou se  $w_1 < w_2$  seja qual for os valores de  $l_1$  e  $l_2$ . Deste jeito podemos usar combinações aparentemente desconexas e junta-las de forma racional, por exemplo:  $\langle \text{mundo}, \text{nível}, \text{posição no eixo } x \rangle$ .

A partir disso, podemos construir uma função objetivo que monitora a memória de um objetivo (por exemplo a vida do jogador). Tomando em conta várias funções objetivos, podemos construir um jogador automático.

Para construir estas funções objetivos, é preciso treinar o agente. Com um conjunto de treino que corresponde a um jogador, o agente deve monitorar as várias mudanças na memória e em seguida criar uma função objetivo para cada endereço de memória. Como foi visto na seção de Aprendizado de Máquina, podemos criar uma função que aproxima estas mudanças. A função resultante é a função objetivo  $L_i$  para o endereço da memória  $M_i$ .

Para reduzir a aleatoriedade do processo de aprendizado, designa-se um peso para cada função objetivo. Uma função objetivo ideal toma o mínimo valor no primeiro frame e o maximal no último frame, já que queremos ordenar lexicograficamente a fim de “avancarmos” no jogo.

Após atribuírmos pesos às funções objetivo aprendidas, faz-se uma busca pela melhor política que maximiza as funções objetivo. Esta busca inclui as futuras possíveis combinações de decisões que o agente pode tomar. Uma observação interessante que T. Murphy faz em seu artigo é como o agente procura o melhor futuro, mesmo que inicialmente aleatório, para que tenha melhor resultado. Isso quer dizer que, em situações que normalmente o agente perderia o jogo devido a algum fator aleatório (por exemplo algum item que tenha chance 0.001% de aparecer no jogo e que seria o único jeito de o agente não perder o jogo), o jogador automático deliberadamente pausa o jogo, esperando o melhor futuro possível tal que o gerador pseudo-aleatório tenha uma *seed* conveniente e, assim que este futuro se torna possível, resume o jogo, livrando-se da situação perigosa.

Uma outra observação intrigante que T. Murphy cita é quando o agente estava prestes a perder um jogo de Tetris. No segundo que o agente iria perder o jogo, este pausou o jogo, já que o único movimento em que o agente não perderia seria nunca mais jogar.

Os experimentos efetuados por T. Murphy pode ser lidos em: <http://www.cs.cmu.edu/~tom7/mario/mario.pdf>.

## 8 Comparação

Nesta seção comparamos os dois métodos de criação de um jogador automatizado.

Podemos ver que o primeiro método de automatização é mais similar ao comportamento de humanos (e o mais desejado na área de Inteligência Artificial). Apesar de o segundo agente ter boa performance, isso se deve ao jogador automático ter informações que um jogador humano não teria (acesso à memória e previsão do futuro).

Portanto, apesar de ambos serem agentes automáticos jogadores, ambos possuem grandes diferenças em termos de abordagem e do que se deseja atingir como objetivo. O agente jogador visto em Mnih *et al* pode ser visto como uma tentativa de se simular o comportamento humano, enquanto que o visto em T. Murphy se trata de uma tentativa de se ter um bom agente jogador automático (idealmente) generalizável para qualquer jogo de NES.

Ambos possuem seus méritos, no entanto, como na área de Inteligência Artificial queremos nos aproximar mais de um agente que se comporte de forma humana (e ao mesmo tempo de forma racional), pode-se dizer que o artigo [1] é mais interessante do ponto de vista de se tentar criar um agente que seja mais geral possível.

Com relação aos métodos de aprendizado, enquanto que [1] utiliza um agente em um ambiente estocástico, [5] considera o ambiente determinístico, onde cada função de objetivo tende sempre a crescer. Considerando que existem jogos em que é preciso “sacrificar” certos objetivos para atingir uma maior recompensa, o agente citado em T. Murphy não se sairia muito bem (como é visto nos experimentos em [5]).

## 9 Conclusão

Infelizmente um agente jogador automatizado ideal está longe de se tornar realidade. No entanto, como é visto nos artigos citados durante esta monografia, é claro que o uso de Aprendizado de Máquina é muito promissor na criação de um agente jogador automatizado.

A ideia de se achar um jogador ideal pode não parecer muito inovadora e revolucionária, mas se conseguirmos atingir um agente razoavelmente bom, que se comporte de forma similar a um ser humano em todos os jogos, estaremos dando um passo enorme na construção de uma inteligência<sup>4</sup>. Especialmente uma que seja ótima em Atari. E se isso não é o que nos torna inteligentes, eu não sei o que é.

---

<sup>4</sup>Assim como foi dito anteriormente, a questão de inteligência é algo que pode tomar páginas e páginas de discussão, e portanto é quase impossível decidir se de fato o que for criado é realmente uma “inteligência”.

## Referências

- [1] Mnih et al. “Human-level control through deep reinforcement learning”. Em: (2015).
- [2] Mnih et al. “Playing Atari with Deep Reinforcement Learning”. Em: (2013).
- [3] John von Neumann e Oskar Morgenstern. *Theory of Games and Economic Behavior*. Princeton University Press, 1944.
- [4] Stuart Russel e Peter Norvig. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. 3rd edition. Prentice Hall, 2010.
- [5] Thomas Murphy VII. “The First Level of Super Mario Bros. is Easy with Lexicographic Orderings and Time Travel... after that it gets a little tricky”. Em: (2013).