Trabalho 2 de Inteligência Artificial

Carlo Smaniotto Mantovani (21103691-8)

# 1. Rede Neural e Minimax

Primeiramente, se buscou entender o algoritmo base do trabalho. O algoritmo utiliza uma Rede Neural com 9 entradas, uma camada oculta de 9 neurônios e uma camada de saída com 9 neurônios de saída, como se trata de 9 entradas a rede irá possuir um total de 180 pesos, sendo 90 da camada oculta e 90 da camada de saída:

10 pesos por neurônio (9 + bias) \* 9 neurônios \* 2 camadas = 180 pesos

Essa rede propaga uma dada configuração de tabuleiro de jogo da velha pelos seus neurônios, gerando um valor de saída em cada neurônio de saída. O neurônio que gerou o maior valor de saída será o que irá determinar a próxima jogada, ou seja, se por exemplo este neurônio for o neurônio 2, a rede irá jogar na posição 2 do tabuleiro. Segue a configuração de índices do tabuleiro:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 0 | 1 | 2 |
| 3 | 4 | 5 |
| 6 | 7 | 8 |

O algoritmo de Minimax, por sua vez, joga contra a rede e possui o objetivo de maximizar as suas chances de vitória e minimizar as chances de derrota. No contexto do jogo da velha, ele possui uma árvore que representa as jogadas possíveis e, ao observar os diversos ramos da árvore, seleciona a jogada que possui uma maior chance de vitória ou empate.

No entanto, esse algoritmo possui um custo muito alto, devido a necessidade de se verificar todas as jogadas possíveis a partir de cada configuração de tabuleiro em cada jogada.

# 2. Algoritmo Genético

## 2.1. População

No algoritmo genético implementado a população consiste em cromossomos que representam os pesos da rede que variam de -1 a 1. Essa população é representada através de uma matriz 30x181, sendo que cada linha da matriz é um cromossomo e cada coluna um gene, logo, a junção de uma linha e coluna representa o gene de um cromossomo. A última coluna de cada cromossomo representa a aptidão daquele cromossomo que será calculada durante o teste de cada um. Segue um exemplo de população inicial cujos pesos são gerados aleatoriamente:

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | P0 | P1 | ... | P178 | P179 | P180 (Apt) |
| C0 | 0,245... | -0,123... | X | 0,753... | -0,456... | 0 |
| C1 | -0,823... | 0,575... | X | 0,321... | -0,783... | 0 |
| ... | X | X | X | X | X | X |
| C29 | -0,895... | -0,364... | X | 0,568... | 0,634... | 0 |

A aptidão inicia em 0, visto que ela será calculada posteriormente.

## 2.2. Aptidão

A aptidão é calculada durante a execução e é realizado uma “pontuação” com base na jogada da rede e na configuração do tabuleiro em cada momento do jogo. Segue a base de pontuação utilizada:

1. Jogada em Posição Ocupada: aptidão -15
2. Jogada em Posição Livre: aptidão +(10 \* rodada atual) (maior pontuação conforme o decorrer do jogo)
3. Derrota da Rede: aptidão -50
4. Vitória da Rede: aptidão +100
5. Empate: aptidão +50

A jogada em posição livre tem um valor mais significante com o decorrer do jogo visto que é mais difícil da rede jogar na posição correta quando há menos posições livres.

## 2.2. Seleção

A seleção é realizada utilizando elitismo e torneio. Após realizado o cálculo de aptidão se seleciona o cromossomo que obteve a maior aptidão e se copia ele para a nova população na linha 0 dela (elitismo). Esse cromossomo não será resultado de cruzamento e não sofrerá mutação.

Para o torneio, se seleciona duas vezes dois cromossomos aleatoriamente e se armazena o que tem a melhor aptidão dentre esses, obtendo dessa forma o pai e a mãe para, então, realizar o cruzamento. Segue um exemplo do torneio:

|  |  |
| --- | --- |
| CX\_1: Aptidão = 55.0 | CX\_2: Aptidão = 10.0 |
| CY\_1: Aptidão = 35.0 | CY\_2: Aptidão = 70.0 |
| Pai: CX\_1 | Mãe: CY\_2 |

## 2.3. Cruzamento

O cruzamento do pai e da mãe é feito for média aritimética dos valores na mesma posição de ambos os pais, gerando, dessa forma, um único filho. Segue um exemplo com uma quantidade pequena de genes:

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | P1 | P2 | P3 |
| Pai | 5 | 10 | 6 |
| Mãe | 3 | 2 | 8 |
| Filho | (5+3)/2 = 4 | (10+2)/2 = 6 | (6+8)/2 = 7 |

A frequência do processo de cruzamento depende da taxa de cruzamento, para uma taxa de 0.9, por exemplo, a cada seleção de pais existe uma chance de 90% de se realizar o cruzamento, caso isso não aconteça, é copiado para a nova população o pai ou mãe com a melhor aptidão.

Esse processo de torneio e cruzamento se repete até se completar a geração de uma nova população que poderá sofrer mutação.

## 2.4. Mutação

A mutação ocorre sob um gene aleatório de um cromossomo aleatório (com exceção do primeiro) após se criar a população nova e altera o valor desse gene para um valor aleatório de -1 a 1. No entanto, a frequência da mutação está associada a taxa de mutação, sendo que uma taxa de mutação alta implica em mutações frequentes e caso contrário, mutações infrequentes. Por exemplo, para uma taxa de mutação de 0.05, a chance de mutação é de 5%, caso contrário, não nenhuma alteração na população.

# 3. Treinamento por Aprendizado por Reforço

Primeiramente se inicializou a rede com valores aleatórios para os cromossomos e inicializando sua aptidão em 0. Após isto se inicia o loop de treinamento do jogo da velha por um dado número de iterações, sendo que a cada iteração se utiliza uma nova população que foi alterada pelo algoritmo genético.

Cada cromossomo joga uma partida e sua aptidão será pontuada com o decorrer dela. Caso o jogo acabe, seja por vitória, derrota, empate ou jogada inválida (posição ocupada), a aptidão calculada até esse ponto é salva para aquele cromossomo.

A cada jogada que não é da rede, dois tipos de jogadas podem ser realizadas: jogada aleatória em posição válida ou jogada pelo algoritmo de minimax com base em uma taxa de frequência que aumenta com o decorrer do treinamento. Logo, a “dificuldade” do jogo aumenta conforme a rede vai sendo aprimorada.

O processo se repete para um dado número de iterações determinada pelo usuário até elas acabarem. Ao término do treinamento, é selecionado o cromossomo que possui a melhor aptidão da última população e salvo em um arquivo texto, para ser utilizado posteriormente, caso necessário.

# 4. Front End

Como Front End foi criado uma representação simples do tabuleiro a cada turno de cada jogador, se iniciando pelo jogador “O” que é o usuário. Após iniciado o jogo, cada jogador (usuário e rede) deve posicionar, seja “X” (rede) ou “O” (usuário), em uma posição válida não ocupada, o jogo para se for uma posição inválida.

Segue um exemplo do menu inicial e a seleção da opção de treinar a rede:

A screenshot of a computer

Description automatically generated

Ao selecionar essa opção o usuário determina um número de iterações para o treinamento, ao final do treinamento, é salvo os pesos resultantes em um arquivo e apresentados no terminal para o usuário:

A screenshot of a computer screen

Description automatically generated with low confidence

O jogo continua até algum jogador vencer ou algum jogador selecionar uma posição inválida, segue uma vitória do usuário e uma situação que a rede bloqueia a vitória do usuário (jogador “O”):

A black screen with white text

Description automatically generated with low confidence

Vitória do Usuário

A screenshot of a computer

Description automatically generated with medium confidence

Bloqueio pela Rede

Para evitar o treinamento a cada execução o menu também possui a opção de “Carregar Pesos Pré-Calculados” que utiliza pesos que já tiveram um bom resultado em execuções prévias do algoritmo.

# 4. Considerações Finais

Com a realização deste trabalho conclui-se que é necessário considerar diversos aspectos para implementar a solução de IA ncessária. Se deve considerar não apenas como o algoritmo em si funciona, mas os seus parâmetros que podem influenciar drasticamente o resultado final da solução, como taxa de crossover e mutação. Além disso, é importante utilizar uma estrutura de dados que seja compatível e apropriada para o algoritmo genético, assim como um cálculo de aptidão que seja razoável com o resultado que se deseja obter. No caso do Jogo da Velha, o desbalanceamento do dataset é inevitável, visto que existem mais possíveis categorias do que outras (muitos “continuar” e poucos “empate”, por exemplo), o que acabou prejudicando a acurácia dos três algoritmos. No entanto, a implementação de diversos conceitos de IA que deveriam funcionar juntos (algoritmo de busca, rede neural e aprendizado por reforço) possibilitou adquirir um maior nível de entendimento desses diversos aspectos que compõem uma solução de IA.

Como um todo a maior dificuldade encontrada no decorrer do trabalho, foi o cálculo adequado de aptidão que possibilitasse que a rede fosse capaz de aprender de forma correta sem que cometesse muitos erros. No entanto, ao determinar parâmetros que fossem apropriados para o algoritmo genético, assim como um valor de aptidão razoável para as diversas jogadas possível da rede, foi possível obter um resultado final satisfatório que atende os requisitos do trabalho.

# 5. Referências

* **Algoritmos Utilizados em Aula**
* **scikit-learn.NaiveBayes**.**https://scikit-learn.org/stable/modules/naive\_bayes.html. Acesso em 08/05/2023.**
* **scikit-learn.DecisionTrees**.https://scikit-learn.org/stable/modules/tree.html**.Acesso em 08/05/2023.**
* **Wikipedia**. **Naive Bayes Classifier.** https://en.wikipedia.org/wiki/Naive\_Bayes\_classifier**. Acesso em 08/05/2023.**