

Instituto Tecnológico de Aeronáutica - ITA
Inteligência Artificial para Robótica Móvel - CT-213
Aluno:

Relatório do Laboratório 3 - Otimização com Métodos de Busca Local

1. Breve Explicação em Alto Nível da Implementação

1.1. Descida do Gradiente

Primeiramente deve-se implementar a função gradiente da função de custo. Para tal, basta aplicar o operador gradiente na função custo, dada como a soma dos quadrados dos erros, sendo x e y caso v e t e os elementos de θ os parâmetros.

Para implementar a descida de gradiente, basta que, para cada função gradiente de θ , que se subtraia de cada elemento do vetor θ um múltiplo α de cada elemento do vetor gradiente, atualizando o θ , que será utilizado na próxima iteração. Faz-se isso enquanto o número máximo de iterações não é atingido e enquanto a função custo de θ é maior que ϵ , pois caso seja menor que ϵ , já estamos satisfeitos com o funcionamento da função.

1.2. Hill Climbing

Primeiramente, deve-se implementar uma função que retorne uma lista dos vizinhos de cada θ , que nesse caso foram escolhidos pela estratégia 8 conectada num raio δ .

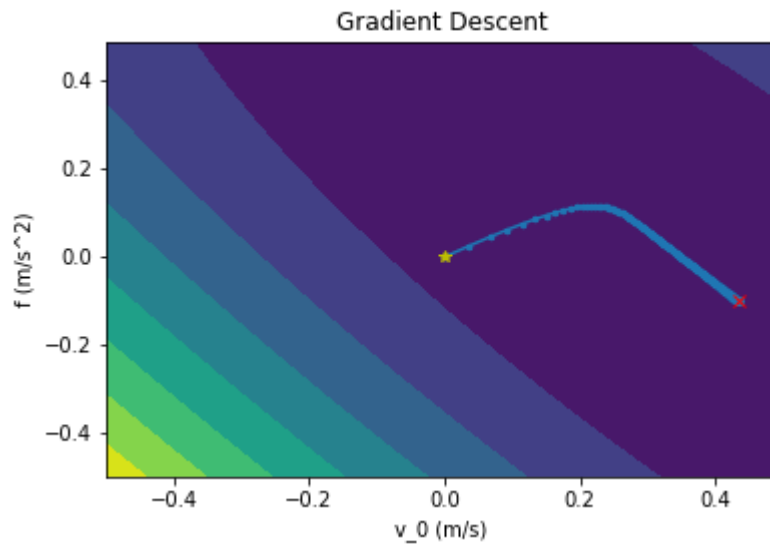
Para implementar a função `hill_climbing` basta que para cada θ se analise seus vizinhos e se escolha o de menor custo. Caso esse de menor custo tenha custo maior que o custo de θ , retorna-se o θ e finaliza-se o `hill_climbing`. Caso, porém, o custo seja menor, atualiza-se o θ , que passa a ser seu melhor vizinho. Assim, repete-se o processo até que se o número máximo de iterações seja atingido, ou até quando o custo do θ menor que o valor que o valor do mínimo ϵ , pois o custo já nos está suficientemente ajustado, ou ainda, como já foi dito, até que o custo do melhor vizinho seja maior que o custo de θ .

1.3. Simulated Annealing

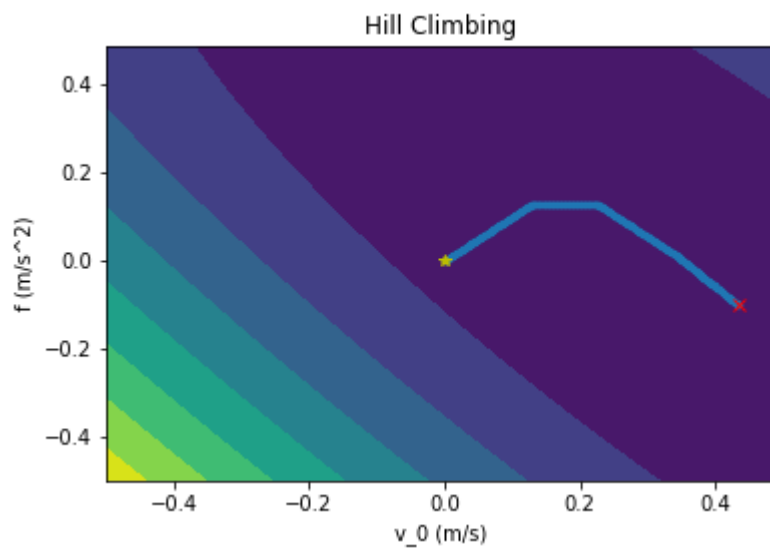
O objetivo do `Simulated_Annealing` é justamente incentivar a exploração na otimização e evitar mínimos locais, buscando escolher um vizinho aleatoriamente a uma distância δ de θ para que o θ seja atualizado. No nosso caso, buscamos diminuir a função custo, ou seja, queremos esquentar uma placa de temperatura negativa e buscar um vizinho aleatório. Caso o vizinho tenha um custo menor que o θ , atualiza-se o θ para o vizinho. Caso contrário, o normal seria não atualizarmos o θ , mas como queremos exploração e evitar mínimos, damos a chance para θ ser atualizada para o vizinho caso o número aleatório r seja menor ou igual a $\exp(-\delta E/T)$, onde δE é o custo do vizinho menos o custo do θ . Dessa forma, quanto menor o δE , ou seja, quando se está aproximando do custo desejado, mais a exponencial que tem valor entre 0 e 1 fica próxima do 1, fazendo com que seja menos provável que haja a atualização, pois o valor da exponencial fica limitado. Mas se o δE for grande, é mais provável que haja a troca. Repete-se esse processo enquanto o número máximo de iterações não for atingido e o custo de θ for maior que o valor mínimo ϵ , onde o custo já suficientemente pequeno.

2. Figuras Comprovando Funcionamento do Código

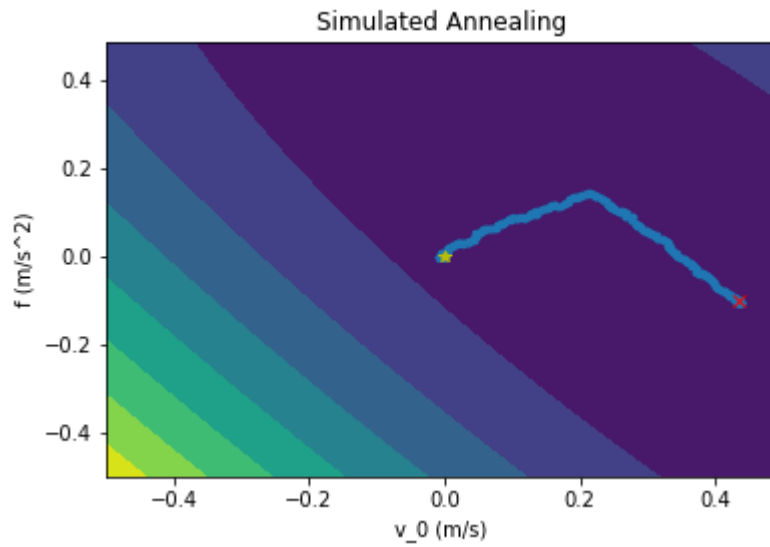
2.1. Descida do Gradiente



2.2. *Hill Climbing*

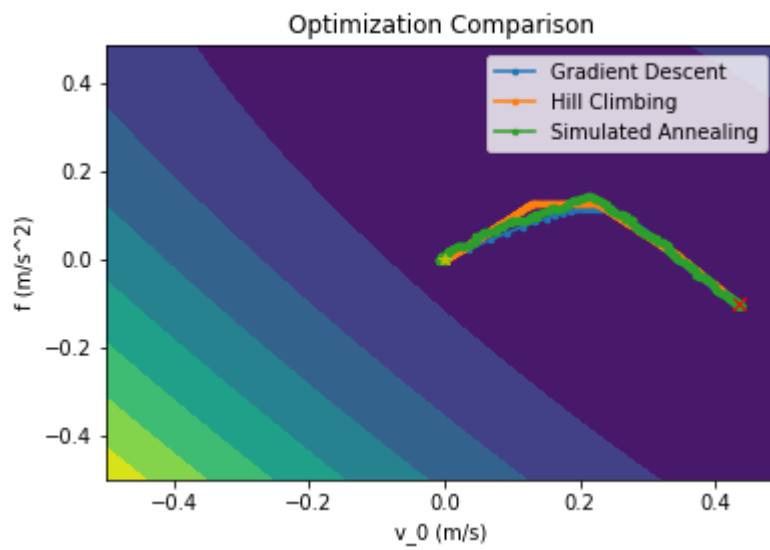


2.3. *Simulated Annealing*



3. Comparação entre os Métodos

Basta preencher a tabela e colocar as figuras da trajetória de otimização e das curvas da regressão linear.



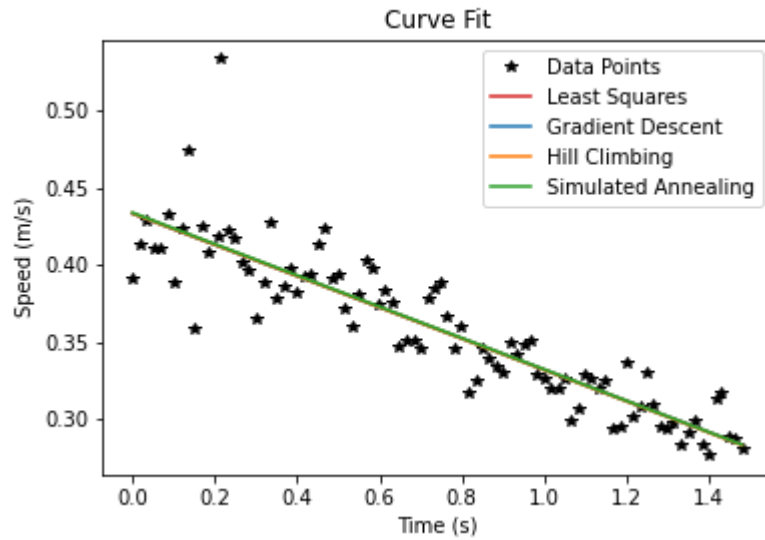


Tabela 1 com a comparação dos parâmetros da regressão linear obtidos pelos métodos de otimização.

Tabela 1: parâmetros da regressão linear obtidos pelos métodos de otimização.

	v_0	f
MMQ	0.433373	-0.101021
Descida do Gradiente	0.433371	-0.101018
Hill Climbing	0.433411	-0.101196
Simulated Annealing	0.433977	-0.101345