

FCTUC FACULDADE DE CIÊNCIAS
E TECNOLOGIA
UNIVERSIDADE DE COIMBRA

Trabalho Prático n.º 2 The Slow & The Calm: Darwin's Edition

Fundamentos de Inteligência Artificial Licenciatura em Engenharia Informática 2021/2022

Duarte Emanuel Ramos Meneses – 2019216949 – duartemeneses@student.dei.uc.pt - PL3

Patrícia Beatriz Silva Costa – 2019213995 – patriciacosta@student.dei.uc.pt - PL3

Índice

Meta 1 - Modelação e desenvolvimento	4
Explicação do código	
Testagem	
Resultados	
Análise de Resultados	

Meta 1 - Modelação e desenvolvimento

Explicação do código

Nesta meta, optamos por implementar o pseudo-código fornecido nos locais devidos. Deste modo, desenvolvemos os *scripts* originais para que estes contivessem as funções necessárias ao correto funcionamento do código.

Ao correr a nossa solução, após cada geração, o código vai selecionar os pais no script Meta1/Tournament.cs. Aqui, são analisadas porções aleatórias de população já testada, e, para cada porção, escolhe-se o melhor indivíduo de acordo com o valor proveniente da função de fitness por nós desenvolvida (explicado mais à frente). Deste modo, obtemos uma lista dos melhores indivíduos em cada porção, o que nos permite extrapolar para os melhores da última geração.

Tendo os pais selecionados, necessitamos de recombinar os seus genótipos de forma a formar os filhos. Isto acontece no *script Meta1/SinglePointCrossover.cs*. Com os filhos criados, e para estes não ficarem exatamente como sendo uma combinação dos seus pais, o algoritmo altera aleatoriamente alguns valores do genótipo no *script Meta1/SinglePointMutation.cs*.

Sendo que nem só de filhos se constrói uma nova população, em *Meta1/Elitism.cs* são escolhidos alguns dos melhores casos testados nesta geração para estes serem testados na próxima.

Tal como referido acima, para calcularmos o valor de fitness (de assertividade) de um veículo, necessitamos de uma função para o efeito. Isso é definido em *CarFitness.cs*.

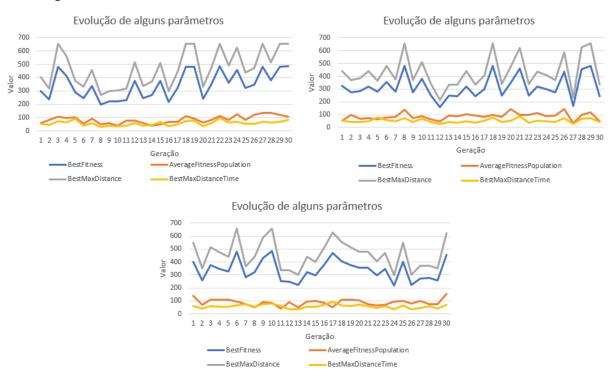
Nesta função de fitness existem vários fatores que podem contribuir para o cálculo do valor necessário. Optamos, num momento inicial, por considerar a distância percorrida e o tempo necessário a percorrer tal distância. Decidimos isto pois, sendo o objetivo das cenas que os veículos cheguem ao fim, escolhendo os que percorrem maior distância, estamos mais próximos de estes ao evoluírem conseguirem atingir o objetivo. Para o fazerem no menor tempo possível, decidimos juntar estes dois atributos. Como a distância percorrida é, no nosso entender, mais importante, atribuímos-lhe um peso superior (0.7) ao invés dos 0.3 atribuído ao tempo.

Testagem

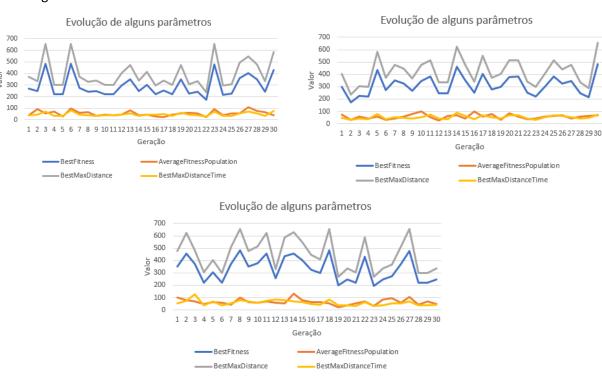
Nesta meta, eram-nos fornecidos alguns parâmetros a testar. Para cada conjunto de parâmetros, realizamos três experiências para evitar possíveis *outliers* e ajudar a identificar um padrão. Em todas elas o crossover foi de 0.9 e o número de gerações 30.

Resultados

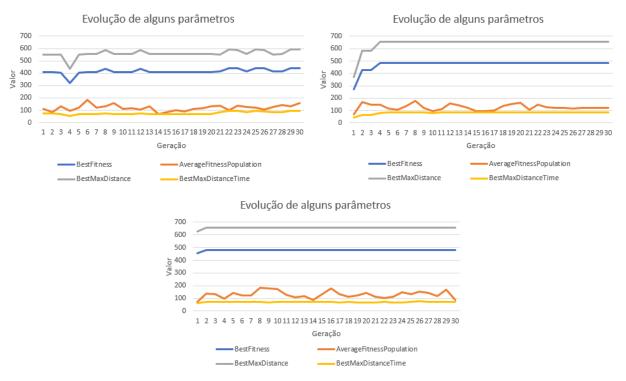
Para uma probabilidade de mutação de 0.05, elitismo 0, torneio 5, os resultados foram os seguintes:



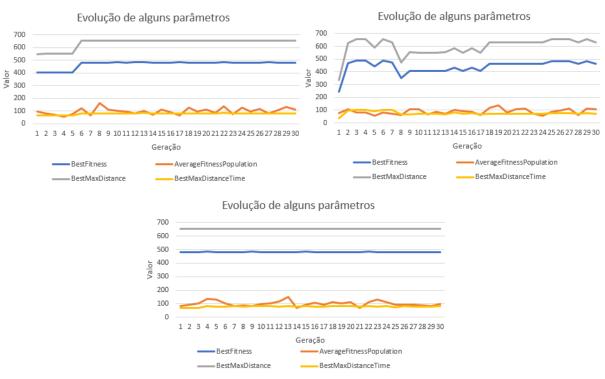
Para uma probabilidade de mutação de 0.2, elitismo 0, torneio 5, os resultados foram os seguintes:



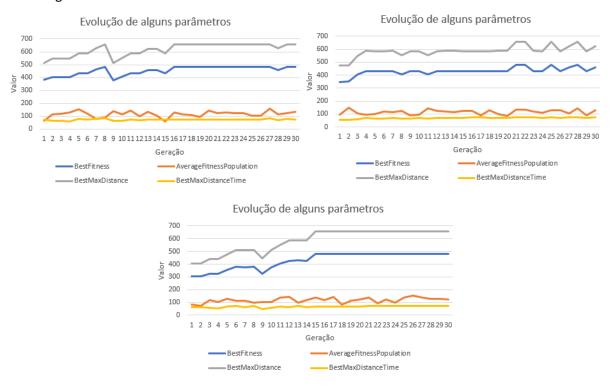
Para uma probabilidade de mutação de 0.05, elitismo 2, torneio 5, os resultados foram os seguintes:



Para uma probabilidade de mutação de 0.2, elitismo 2, torneio 5, os resultados foram os seguintes:



Para uma probabilidade de mutação de 0.05, elitismo 2, torneio 2, os resultados foram os seguintes:



Análise de Resultados

Tal como era espectável, a evolução do BestFitness acompanha a da BestMaxDistance e da BestMaxDistanceTime. Dizemos isto, uma vez que, tendo a função de fitness em conta estes dois parâmetros, era lógico que o resultado iria acompanhar a evolução destes. Como, presumivelmente, quanto mais distância percorrida pelo veículo mais tempo este demora no seu trajeto, a evolução destes dois valores é muito semelhante. Sendo que na função de fitness por nós implementada, a distância percorrida tem um peso superior relativamente ao tempo, o BestFitness aproxima-se mais do valor da distância.

Em qualquer uma das experiências percebemos que existe um certo grau de aleatoriedade, uma vez que a AverageFitnessPopulation varia consoante a geração.

Dos resultados acima, conseguimos ainda extrair que, não tendo elitismo (os melhores da geração anterior não transitam para a nova), os resultados variam mais e não existe uma constância no número de veículos que chega ao fim.

Ainda na linha de raciocínio anterior, quanto menor o torneio, menor o número de melhores pais a gerar novos veículos. Deste modo, a probabilidade de acertar num que chegue ao fim reduz-se, pelo que a evolução é mais lenta.

Visualizando os gráficos acima percebemos também que existindo um maior valor de probabilidade de mutação do genótipo, as variações não são tão suaves. Isto acontece, pois, os veículos diferem mais dos da geração anterior.