

ADRIANO VICENTE FRONCILLO	Nº USP 7140437
LETÍCIA GOMES DE MACEDO	N USP 8921093
LUCAS SANT'ANA	Nº USP 9050204
THIAGO MAYLLART MACEDO SILVA	Nº USP 9004417

Exercício Programa 1 – Algoritmo Genéticos

1 DESCRIÇÃO DOS OPERADORES UTILIZADOS

O código implementado está seguindo a implementação descrita no livro de Russel e Norvig. Com base no pseudo-código exibido.

```

função ALGORITMO-GENÉTICO(população, FN-FITNESS) retorna um indivíduo
  entradas: população, um conjunto de indivíduos
             FN-FITNESS, uma função que mede a adaptação de um indivíduo

  repita
    nova_população ← conjunto vazio
    para i ← 1 até TAMANHO(população) faça
      x ← SELEÇÃO-ALEATÓRIA(população, FN-FITNESS)
      y ← SELEÇÃO-ALEATÓRIA(população, FN-FITNESS)
      filho ← REPRODUZ(x, y)
      se (pequena probabilidade aleatória) então filho ← MUTAÇÃO(filho)
      adicionar filho a nova_população
    população ← nova_população
  até algum indivíduo estar adaptado o suficiente ou até ter decorrido tempo suficiente
  retornar o melhor indivíduo em população, de acordo com FN-FITNESS

```

```

função REPRODUZ(x, y) retorna um indivíduo
  entradas: x, y, indivíduos pais

  n ← COMPRIMENTO(x)
  c ← número aleatório de 1 a n
  retornar CONCATENA(SUBCADEIA(x, 1, c), SUBCADEIA(y, c + 1, n))

```

Os operadores utilizados foram implementados seguindo primeiramente as especificações e requisitos explicitados pela professora. Para os seguintes operadores foram utilizadas as seguintes implementações requisitadas pela professora:

Operador de Seleção (Seleção por roleta): primeiramente é calculada a soma de todos os fitness da população. Então é criado um número aleatório no intervalo de 0 até o valor resultante do somatório do fitness. Por fim, a população é percorrida somando os valores fitness até que a soma resulte em

um número maior que o número aleatório gerado. O indivíduo atual é então selecionado como um dos indivíduos para realizar o crossover.

Operador 1 de Crossover (crossover de um ponto): o crossover de um ponto basicamente é realizado após a seleção de dois indivíduos pelo método de roleta. É gerado um número aleatório **N** de 0 até o tamanho do cromossomo-1. O valor gerado é então o ponto de crossover. É gerado um novo indivíduo que contém os primeiros cromossomos sendo iguais aos primeiros **N** cromossomos do indivíduo 1 selecionado para crossover da população anterior. Os cromossomos que faltarem no novo indivíduo serão iguais aos cromossomos de **N** até o último cromossomo do indivíduo 2. É gerado também outro indivíduo, contudo, os primeiros cromossomos deste serão compostos pelos primeiros do indivíduo 2 e os últimos pelos últimos do indivíduo 1, seguindo o mesmo formato para o primeiro indivíduo gerado e mantendo o mesmo valor de **N**.

Operador 1 de Mutação (mutação simples): a mutação simples é realizada na população gerada por crossover. Basicamente verifica todos os indivíduos gerados por crossover e para cada indivíduo é gerado um número aleatório. Este número aleatório é comparado à uma variável definida pelo usuário. Se o número aleatório for menor que esta variável definida, então é realizada a mutação nesse indivíduo. Em seguida é gerado outro número aleatório de 0 até o tamanho do cromossomo. O valor do número aleatório gerado será a posição a ser mutada e então é realizada a inversão de bit nesta posição.

Para o restante dos operadores foram utilizadas as seguintes implementações:

Tamanhos de população: Foram definidas populações com 50 indivíduos e 500 indivíduos para testes.

Critérios de Parada:

-Critério de Parada por Geração: Após um número (definido pelo usuário) de gerações, é realizada a parada do algoritmo.

-Critério de Parada por Estagnação, Sezter (2014): A estagnação implementada verifica se não houve melhoria considerável na população. Para realizar esta verificação, o algoritmo armazena os valores da média do Fitness de cada geração. Então, observa a média dos fitness das últimas 5 gerações e cria outra lista, onde insere a diferença da média de fitness de uma geração da média de fitness da geração sucessora. É realizado o somatório desta nova lista formada e novamente calculada a média deste resultado. Este resultado informará a melhoria média nas últimas 5 gerações. Se esta melhoria for menor que 5% então é considerado que houve estagnação e o algoritmo é parado.

Cromossomo: codificação binária, tamanho de 30 bits.

Operador 2 de Crossover (Crossover de dois pontos) Pintagui, Zeverucha (2006): Utiliza o mesmo conceito que o crossover de apenas um ponto. Contudo, os cromossomos dos indivíduos “pais” são separados em três partes, sendo o início/fim de cada parte aleatório. As partes combinadas entre si no mesmo formato que o crossover de 1 ponto, para gerar 2 novos indivíduos filhos. Este Crossover foi escolhido para tentar garantir maior variabilidade ao longo do cromossomo, evitando que os limites (porção inicial e final) do cromossomo não apresentem variação.

Operador 2 de Mutação (Mutação não Uniforme): A segunda troca de população escolhida foi baseada na Substituição por Inclusão de acordo com Ramalho M. e Guimaraes F. Neste método, os descendentes são somados aos progenitores em uma única população e, desta, são selecionados os N melhores. Desta forma, os vetores que continham as referências para a população antiga e para a população nova foram unificados em um vetor temporário e posteriormente os indivíduos foram ordenados de acordo com os respectivos fitness, os N melhores foram selecionados para compor a geração nova, sendo N o tamanho da população.

Este método foi inicialmente escolhido, pois garante que mesmo que ocorra mutação e crossover sobre indivíduos da população antiga e os resultados não sejam positivos, apresentando um fitness inferior ao ascendente, este terá oportunidade de fazer parte da geração atual.

Foi escolhido como alternativa à mutação simples, a mutação não-uniforme segundo MICHALEWICZ & SCHOENAUER (1996). De acordo com o autor, a mutação não-uniforme é um operador dinâmico, destinado a melhorar a sintonia fina de um elemento simples. Este operador diminui a possibilidade de mutação à medida que o número de gerações aumenta. Seguindo a seguinte fórmula: $\Delta(t, y) = y \cdot (1 - r)^{(1 - t/T)^b}$. Esta retorna um valor no intervalo $[0, y]$, onde r é um número aleatório no intervalo $[0, 1]$, t é a geração atual, T é o número máximo de gerações e b é um parâmetro que determina o grau de dependência do número de iterações (valor proposto por MICHALEWICZ (1996): $b = 5$).

A utilização desta mutação deu-se para evitar perdas de cromossomos importantes nas últimas gerações, pois em casos em que a população das gerações finais tenha poucos cromossomos bons, pois não convergiu totalmente, estes indivíduos terão uma chance mínima de serem alterados.

Critério Troca de População 1 (Troca Fixa de população): realiza a substituição de toda a população anterior pela população nova gerada.

Critério Troca de População 2 (Troca de População por Inclusão) Ramalho M. e Guimaraes F.(2000): A segunda troca de população escolhida foi realizada baseada na Substituição por Inclusão de acordo com Ramalho M. e Guimaraes F. Neste método, os descendentes são somados aos progenitores em uma única população e, desta, são selecionados os N melhores. Desta forma, os vetores que continham as referências para a população antiga e para a população nova foram unificados em um vetor temporário e posteriormente os indivíduos foram ordenados de acordo com os respectivos fitness, os N melhores foram selecionados para compor a geração nova, sendo N o tamanho da população.

Este método foi inicialmente escolhido, pois garante que mesmo que ocorra mutação e crossover sobre indivíduos da população antiga e os resultados não sejam positivos, apresentando um fitness inferior ao ascendente, este terá oportunidade de fazer parte da geração atual.

Critério Elitismo: Seleciona uma quantidade definida de indivíduos da população anterior e os envia para a próxima geração.

Critério Não Elitismo: Não seleciona nenhum indivíduo da população antiga para a próxima.

2 METODOLOGIA

Em virtude da grande quantidade de possibilidades exploratórias para os dados conjuntos de parâmetros a fim de otimizar as funções, não foi adotada a sistemática de combinar todos os parâmetros para concluir informações sobre as melhores combinações.

Para tais funções foram definidos dois conjuntos iniciais de parâmetros.

Os conjuntos iniciais de operadores são basicamente opostos e serão utilizados da seguinte forma: o conjunto 1 será utilizado para as funções gold 1, bump (foi implementada a bump 2) e rastrigin. O conjunto 2 será utilizado para as funções a função gold 2. A utilização de dois conjuntos de início é útil para partir de caminhos diferentes de início de parâmetros.

A partir deste conjunto inicial de parâmetros, serão realizadas 20 execuções. A quantidade de execuções foi definida para verificar se o dado conjunto de parâmetros é estável ou não, ou seja, se com o dado conjunto de parâmetros é possível obter resultados ótimos constantemente ou não.

Serão gerados gráficos de cada conjunto de operadores escolhidos no algoritmo genético, que apresentarão as seguintes informações: desvio padrão, média do fitness da população e o melhor fitness da população atual.

O desvio padrão será útil para verificar se estão havendo valores muito distantes da média fitness, o que indica que há valores que podem ser utilizados no crossover – apesar de raramente, já que foi utilizada a seleção por roleta – que podem criar indivíduos péssimos. Ou seja, distorção basicamente irá medir se os indivíduos péssimos estão sendo conservados, conforme esta se afasta da média.

A média basicamente nos informará se está havendo variabilidade de uma geração para outra, entre outras informações citadas no momento da análise.

Já o melhor fitness nos indicará se o conjunto de parâmetros está indivíduos ótimos e a que ponto este valor se estabiliza (em qual geração).

Será exibido o gráfico com os resultados mais predominantes no conjunto das 20 execuções do mesmo conjunto de parâmetros.

A partir de cada execução, os gráficos gerados serão analisados e serão realizadas previsões de parâmetros que podem melhorar de forma mais eficiente a função.

Cada alteração no conjunto de parâmetros será feita com o objetivo de gerar melhor eficiência na otimização da função e serão citados os motivos das alterações com base no conhecimento obtido em aula.

As alterações irão cessar a partir do momento em que for obtida uma população em que o desvio padrão se aproxime da média e o melhor fitness se aproximar do valor objetivado para minimizar/maximizar a função.

A partir deste ponto serão apenas realizados refinamentos, por exemplo, diminuir a quantidade de gerações, visto que a partir de dada geração já ocorre convergência (se a condição de parada do algoritmo estiver configurada para

um número determinado de gerações). Serão verificados se estes refinamentos apresentaram melhorias, mantiveram os resultados ou apresentaram pioras. Se não forem apresentadas melhorias, não serão adotados. Se forem apresentadas melhorias ou mantiverem resultados, serão adotados.

Os dois conjuntos iniciais de parâmetros serão opostos e serão definidos como:

Conjunto Inicial 1 de Operadores:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Crossover = Crossover de um ponto

Mutação = Mutação Simples

Elitismo = Sem elitismo

Troca de População = Troca Fixa de População

Condição de Parada = Condição de Parada por Número de Gerações

Quantidade de Gerações para Parada = 10

Porcentagem de Mutação: 0,01

Porcentagem da População Seleccionada para Elitismo: 0,05

Conjunto Inicial 2 de Operadores:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Crossover = Crossover de dois pontos

Mutação = Mutação Não Uniforme

Elitismo = Com elitismo

Troca de População = Troca de População por Inclusão

Condição de Parada = Condição de Parada por Estagnação

Quantidade de Gerações para Parada = 10

Porcentagem de Mutação: 0,01

Porcentagem da População Seleccionada para Elitismo: 0,05

3 Otimização e Análise das Funções

LEGENDA:

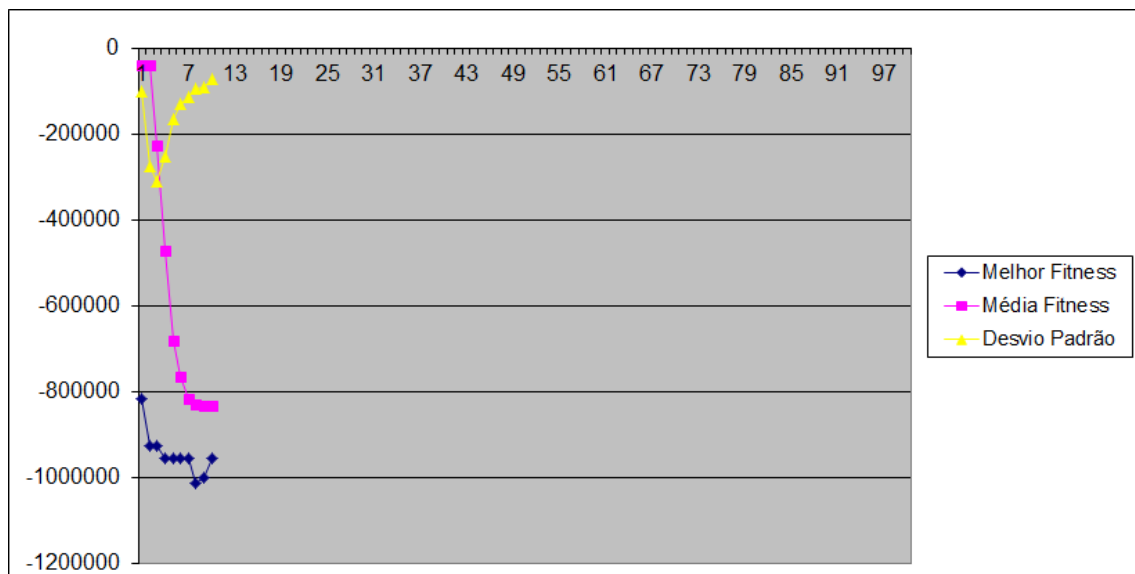
ROSA: média do fitness da população

AMARELO: desvio padrão

AZUL: melhor fitness da população

3.1 Função Gold

Execução 1 Conjunto Inicial 1



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Gold

Operador de CrossOver: CrossOver de 1 ponto

Operador de Mutação: Mutação Simples

Elitismo Utilizado: Não

Operador de Troca de População: Troca Imediata

Operador de Condição de Parada: Para após número de 10 gerações

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.01

Fitness Total: -8.389122892886984E7

Média do Fitness da População: -838912.2892886985

Mínimo Valor de Fitness: -956996.8641205016

Máximo Valor de Fitness: -698604.1387116492

RESULTADO FINAL:

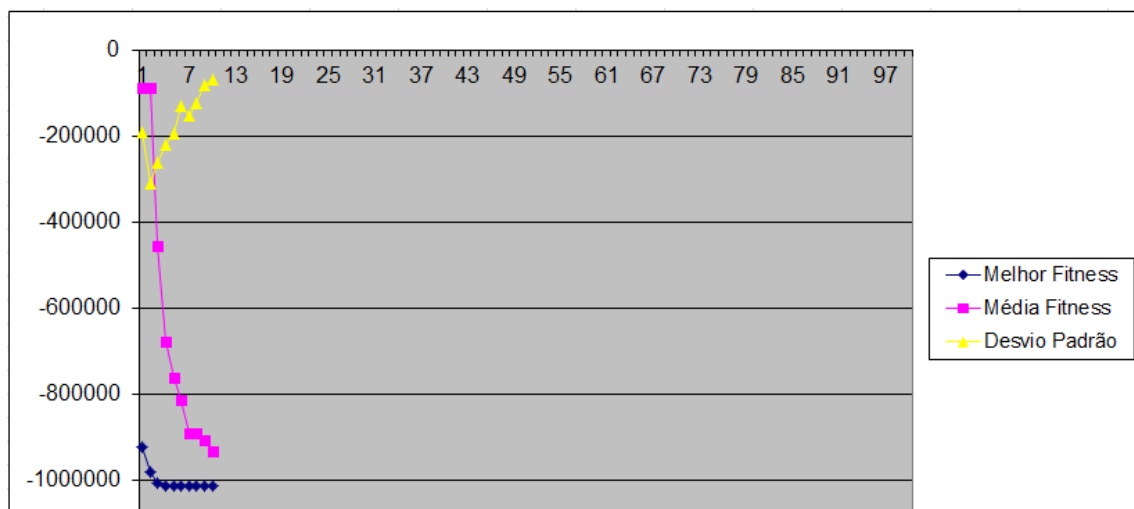
VALOR X: -1.7176470588235295 VALOR Y: 1.9686274509803923 FITNESS: -956996.8641205016

Análise:

Antes de realizar uma análise completa dos resultados, já é possível identificar certos problemas que podem refletir em análises futuras: a não utilização de elitismo reflete a possibilidade de obter um fitness ótimo em determinado ponto e perde-lo na próxima geração. Além disso, a não consideração dos melhores fitness das gerações passadas torna o melhor fitness final extremamente distante do valor objetivado.

Portanto, como primeira alteração, será utilizado o elitismo, a fim de evitar a perda de indivíduos ótimos com o passar das gerações.

Execução 2 Conjunto Inicial 1



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Gold

Operador de CrossOver: CrossOver de 1 ponto

Operador de Mutação: Mutação Simples

Elitismo Utilizado: Sim

Quantidade de Indivíduos Selecionados da População Anterior via Elitismo: 0.05

Operador de Troca de População: Troca Imediata

Operador de Condição de Parada: Para após número de 10 gerações

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.01

Fitness Total: -8.682638803353259E7

Média do Fitness da População: -859667.208252798

Mínimo Valor de Fitness: -1005777.5219393957

Máximo Valor de Fitness: -500412.54565020604

RESULTADO FINAL:

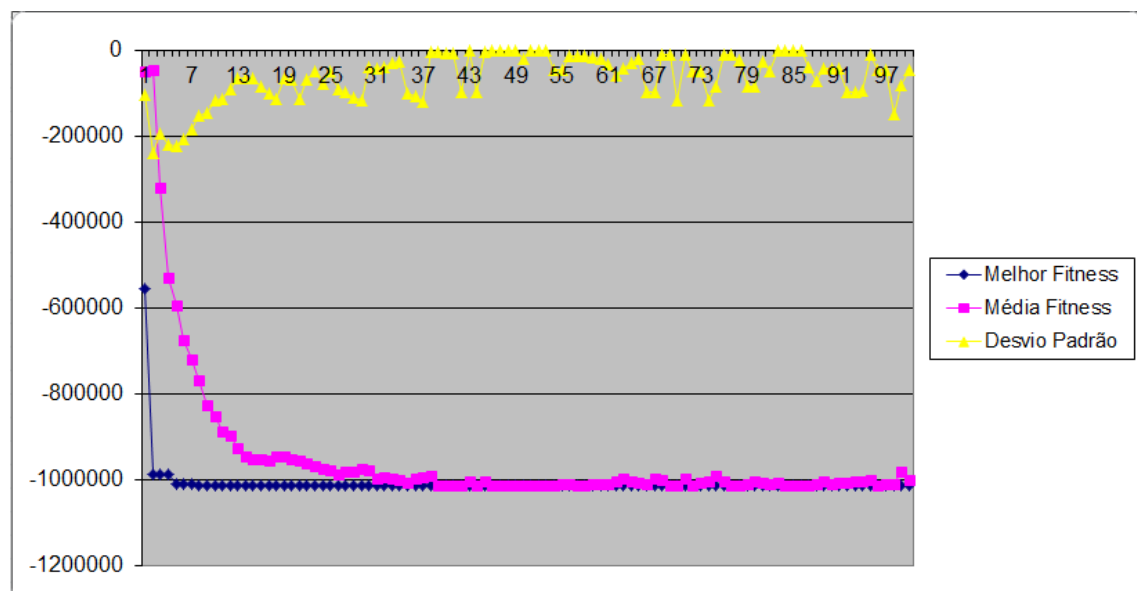
VALOR X: -1.6235294117647059 VALOR Y: 2.0 FITNESS: -1005777.5219393957

Análise:

Nesta execução pudemos observar que o melhor fitness de fato atingiu um valor ótimo, logo nas primeiras gerações. Além disso, a média de fitness decaiu com o passar das gerações, o que indica que os indivíduos da população estariam obtendo fitness de valores muito bons em seu conjunto. Isso é confirmado pelo desvio padrão, que de acordo com o gráfico, está tendendo a valores baixos, ou seja, os fitness da população, a partir da 5-6 geração, não estão divergindo tanto de seu conjunto geral.

Infelizmente não foi possível observar uma estabilização da média de fitness, apenas seu decaimento. Portanto, para a próxima execução, será aumentado o número de gerações para 50 gerações, a fim de visualizar esta estabilização da média e portanto concluir que não houve melhorias significativas do conjunto de fitness de uma geração para a seguinte.

Execução 3 Conjunto Inicial 1



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Gold

Operador de CrossOver: CrossOver de 1 ponto

Operador de Mutação: Mutação Simples

Elitismo Utilizado: Sim

Quantidade de Indivíduos Seleccionados da População Anterior via Elitismo: 0.05

Operador de Troca de População: Troca Imediata

Operador de Condição de Parada: Para após número de 50 gerações

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.01

Fitness Total: -1.0246328622262734E8

Média do Fitness da População: -1014487.9824022509

Mínimo Valor de Fitness: -1015677.274901618

Máximo Valor de Fitness: -899554.3197962035

RESULTADO FINAL:

VALOR X: -1.7333333333333334 VALOR Y: 2.0 FITNESS: -1015677.274901618

Análise:

Foi observado exatamente o que era pretendido e pressuposto após a alteração do número de gerações. O melhor fitness continuou sendo obtido precocemente logo nas primeiras gerações, em torno da quinta ou sétima. Isto é um ótimo ponto positivo, pois indica que este conjunto de parâmetros está obtendo um valor muito próximo do mínimo da função, ou seja, está provavelmente obtendo o melhor fitness extremamente cedo, contudo não há certeza de este realmente seja o melhor fitness, apesar de aparentar.

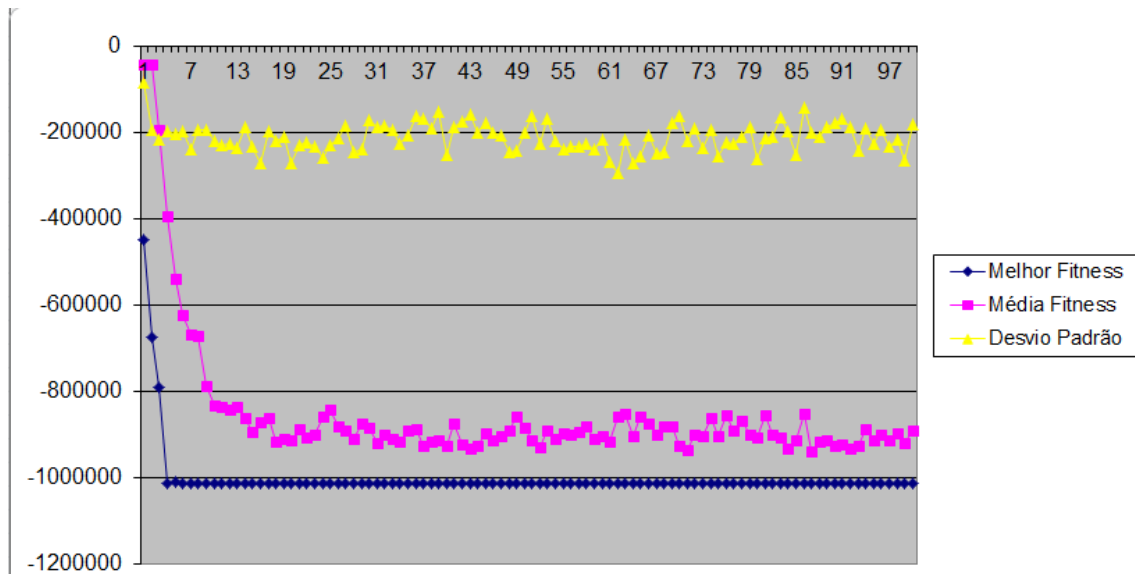
O desvio padrão também está nos indicando que não está havendo divergência dos indivíduos entre si. Inclusive, a diminuição do desvio padrão não está ocorrendo tão precocemente, ou seja, há grande variabilidade nos fitness dos indivíduos até em torno da décima geração, logo, está havendo uma permissão para gerar indivíduos discrepantes nas gerações iniciais, o que pode garantir maior exploração dos mínimos locais em busca do mínimo global.

A média também está se estabilizando a partir da décima geração, o que indica que a partir desta geração, não está havendo tanta melhoria no conjunto de cromossomos e fitness de uma geração para a seguinte.

Este conjunto de parâmetros, dada as observações citadas, é então, um ótimo conjunto de parâmetros.

Porém, a fim de tentar observar maior variabilidade, será aumentada a porcentagem de mutação.

Execução 4 Conjunto Inicial 1



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Gold

Operador de CrossOver: CrossOver de 1 ponto

Operador de Mutação: Mutação Simples

Elitismo Utilizado: Sim

Quantidade de Indivíduos Selecionados da População Anterior via Elitismo: 0.05

Operador de Troca de População: Troca Imediata

Operador de Condição de Parada: Para após número de 100 gerações

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.2

Análise:

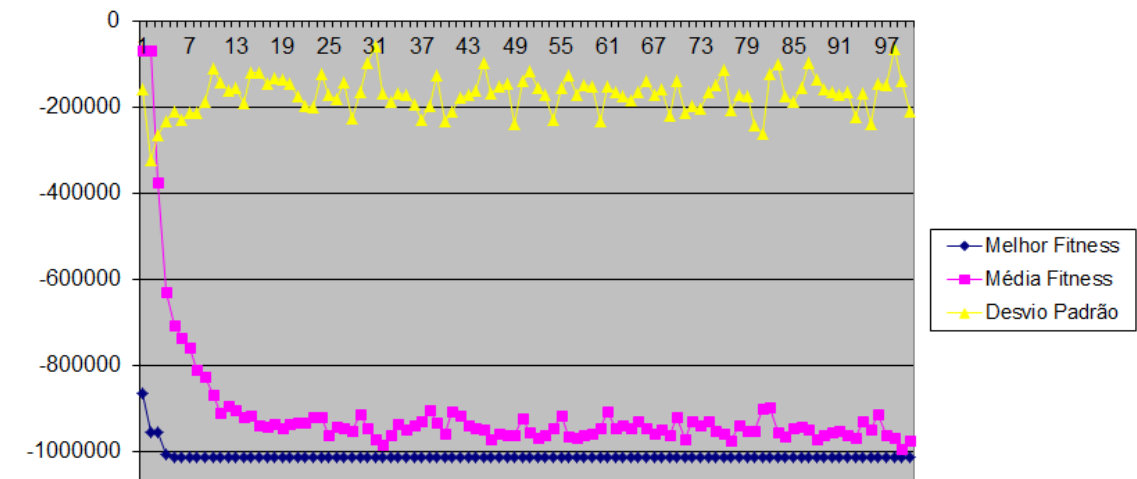
Apesar do esperado com a mudança, os resultados apresentaram piora em comparação ao teste anterior. O que pode ser causado pela taxa de mutação, que aparentemente foi muito brusca para este problema. A piora se observa pelo fato do desvio padrão ser extremamente variado e alto em alguns pontos, o que indica estão sendo geradas populações de mutados em várias gerações. Isto ocasiona em indivíduos com fitness muito variados em comparação ao conjunto.

Além disso, a média de fitness não está estabilizando próximo ao valor de melhor fitness, logo, não está havendo refinamento do melhor fitness nas últimas gerações. Ou seja, não estão sendo geradas populações inteiras de indivíduos com fitness muito bons (população de mínimos locais próximos dos globais).

Inclusive, o não houve melhoria de fitness, loco, houve apenas piora na execução do algoritmo em si, dada das análises acima.

Será então diminuída a porcentagem de mutação para 0,1.

Execução 5 Conjunto Inicial 1



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Gold

Operador de CrossOver: CrossOver de 1 ponto

Operador de Mutação: Mutacao Simples

Elitismo Utilizado: Sim

Quantidade de Indivíduos Selecionados da População Anterior via Elitismo: 0.05

Operador de Troca de População: Troca Imediata

Operador de Condição de Parada: Para após número de 100 gerações

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.1

Fitness Total: -9.673982461121786E7

Média do Fitness da População: -957820.0456556224

Mínimo Valor de Fitness: -1015677.274901618

Máximo Valor de Fitness: -32281.48305456387

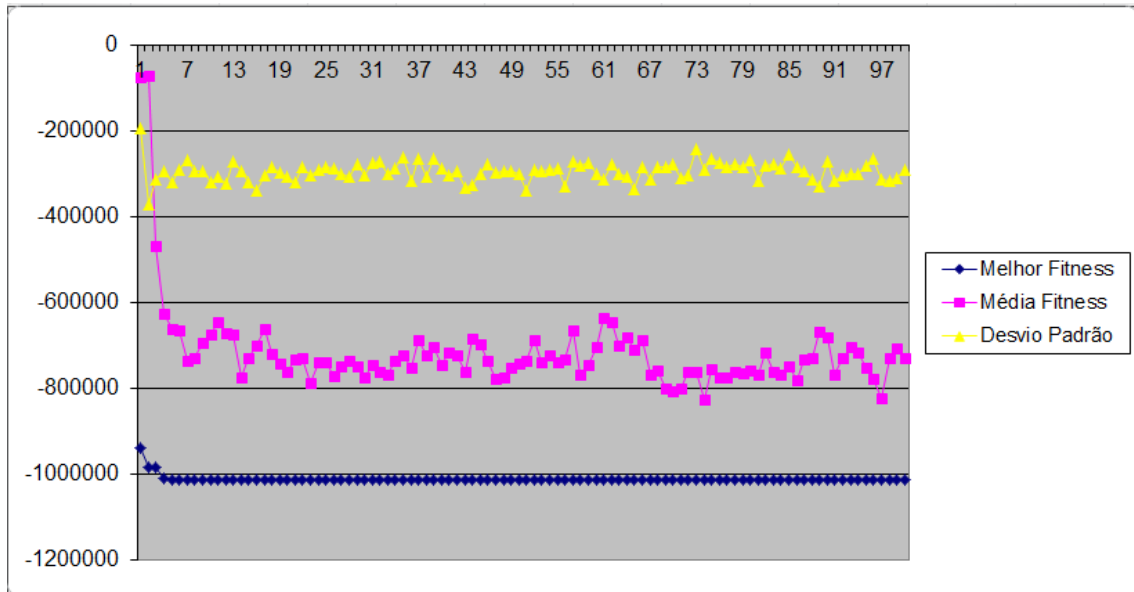
RESULTADO FINAL:

VALOR X: -1.7333333333333334 VALOR Y: 2.0 FITNESS: -1015677.274901618

Análise:

Novamente foram apresentados os mesmos resultados da execução anterior. Será utilizado então outro operador de mutação, a mutação não uniforme, que diminui a taxa de mutação conforme as gerações aumentam, a fim de verificar maior variabilidade inicial e então, estabilização dos desvios padrões (que também deverão ser baixos), da média (próxima do melhor fitness) e melhor fitness que testes anteriores, por motivos de garantir maior exploração de mínimos e maior variabilidade das gerações em momentos iniciais.

Execução 6 Conjunto Inicial 1



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Gold

Operador de CrossOver: CrossOver de 1 ponto

Operador de Mutação: Mutação Não Uniforme

Elitismo Utilizado: Sim

Quantidade de Indivíduos Selecionados da População Anterior via Elitismo: 0.05

Operador de Troca de População: Troca Imediata

Operador de Condição de Parada: Para após número de 100 gerações

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.1

Fitness Total: -7.777054155540282E7

Média do Fitness da População: -770005.3619346813

Mínimo Valor de Fitness: -1015677.274901618

Máximo Valor de Fitness: -10346.546952501942

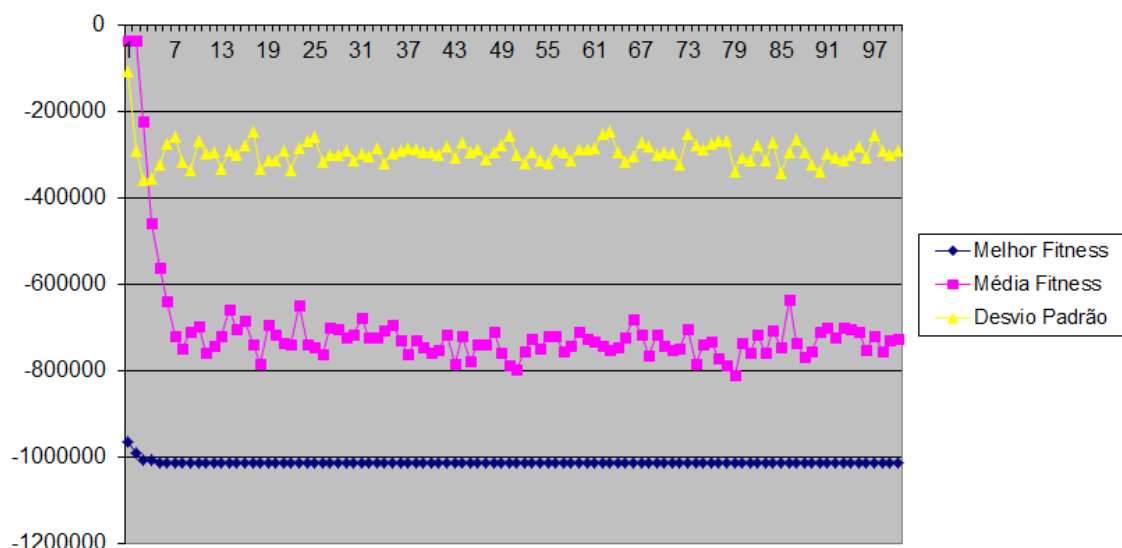
RESULTADO FINAL:

VALOR X: -1.7333333333333334 VALOR Y: 2.0 FITNESS: -
1015677.274901618

Análise:

Houve uma grande piora na execução do algoritmo: os desvios padrões estão muito altos, além disso, a média não está estabilizando junto ao melhor fitness. Isto pode estar ocorrendo devido ao número de gerações como condição de parada. A mutação não uniforme realiza muitas mutações (o que gera grande variabilidade de indivíduos na geração, discrepância em seus fitness e consequentemente diferença grande entre o melhor fitness e a média) nas gerações iniciais. Para o dado algoritmo de mutação não uniforme, as 100 gerações talvez sejam gerações “iniciais”. Portanto, será aumentado o número de gerações para 255 (que é o maior número de colunas/linhas permitidas no excel para análise).

Execução 7 Conjunto Inicial 1



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Gold

Operador de CrossOver: CrossOver de 1 ponto

Operador de Mutação: Mutação Não Uniforme

Elitismo Utilizado: Sim

Quantidade de Indivíduos Selecionados da População Anterior via Elitismo:
0.05

Operador de Troca de População: Troca Imediata

Operador de Condição de Parada: Para após número de 255 gerações

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.1

Fitness Total: -7.640727697514656E7

Média do Fitness da População: -756507.6928232333

Mínimo Valor de Fitness: -1015677.274901618

Máximo Valor de Fitness: -13381.323411756648

RESULTADO FINAL:

VALOR X: -1.7333333333333334 VALOR Y: 2.0 FITNESS: -
1015677.274901618

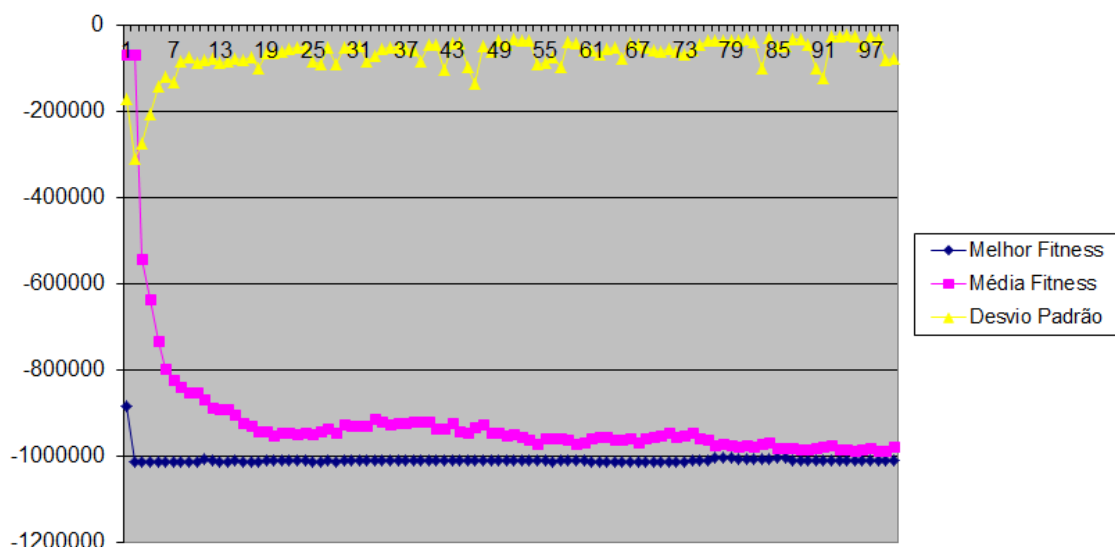
Análise:

Novamente não houve melhorias no fitness obtido e também não houveram melhorias na execução do algoritmo: desvios padrões altos e média distante do melhor fitness. Provavelmente isto esteja ocorrendo dado o número baixo de gerações, porém, o Excel não permite ampliar para mais de 255 gerações analisadas, o que inviabiliza a execução da mutação não uniforme, além de que este operador aparentemente não apresentará melhorias ainda que houvesse mais gerações analisadas, visto que o melhor fitness se fixou no mesmo valor de testes anteriores.

Portanto, será novamente tomado como ponto de partida a execução 3.

Será realizado o teste de alteração de crossover para o crossover de dois pontos. Esta alteração será realizada para tentar gerar indivíduos ainda mais discrepantes entre si na tentativa de gerar maior exploração da função e consequentemente possibilitar encontrar o mínimo global da função.

Execução 8 Conjunto Inicial 1



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Gold

Operador de CrossOver: CrossOver de 2 pontos

Operador de Mutação: Mutacao Simples

Elitismo Utilizado: Não

Operador de Troca de População: Troca Imediata

Operador de Condição de Parada: Para após número de 100 gerações

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.01

Execução 2 Conjunto Inicial 2

Fitness Total: -9.835052232306558E7

Média do Fitness da População: -983505.2232306558

Mínimo Valor de Fitness: -1012887.6827785511

Máximo Valor de Fitness: -260883.40284076467

RESULTADO FINAL:

VALOR X: -1.796078431372549 VALOR Y: 2.0 FITNESS: -
1012887.6827785511

Análise

A troca de operador de crossover de um ponto para o operador de crossover de dois pontos infelizmente não apresentou melhores resultados, como esperado: o melhor fitness obtido se aproxima dos melhores fitness obtidos anteriormente, porém, continua sendo pior que o melhor de outros conjuntos de parâmetros; a média demora para se estabilizar e se aproximar do melhor fitness.

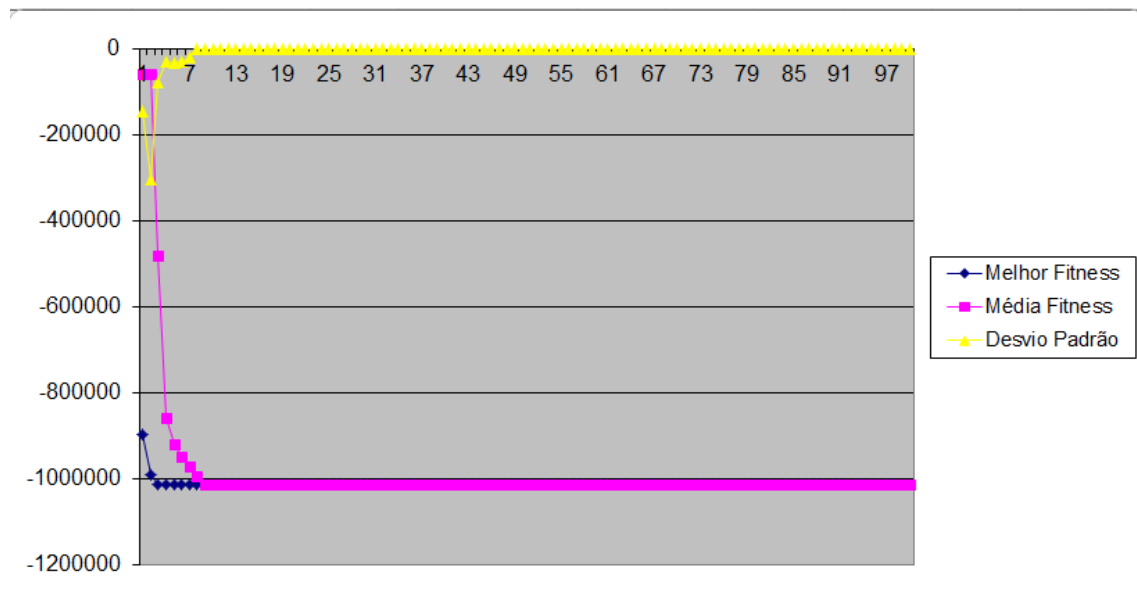
Provavelmente a população não está apresentando valores fitness extremamente semelhantes entre si, como deveria ser, apresentando diferenças de algumas unidades, dezenas, milhares. De fato, os fitness estão próximos, porém, deveriam estar próximos em relação a casas decimais. Isto provavelmente está acontecendo pela variabilidade gerada pelo crossover de dois pontos, visto que altera os bits mais significativos e menos significativos das gerações passadas. Portanto, novamente retornamos à execução 3.

Será alterado agora o operador de Troca de População. Será utilizado a troca de população por inclusão. Esta troca de operador se justifica na tentativa de gerar populações ainda mais aptas, unindo a população antiga e a nova e conservando apenas os melhores entre elas. E por fim, o elitismo selecionará os melhores entre a nova geração e a passada.

Há a possibilidade dos resultados serem piorados, visto que a criação de gerações ótimas logo no início dos testes pode impedir a exploração dos outros mínimos locais, dada a pouca variabilidade dos fitness dos indivíduos que podem ser gerados.

Contudo, a troca será realizada.

Execução 9 Conjunto Inicial 1



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Gold

Operador de CrossOver: CrossOver de 1 ponto

Operador de Mutação: Mutacao Simples

Elitismo Utilizado: Não

Operador de Troca de População: Troca por Inclusão

Operador de Condição de Parada: Para após número de 100 gerações

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.01

Fitness Total: -1.0156772749016173E8

Média do Fitness da População: -1015677.2749016173

Mínimo Valor de Fitness: -1015677.274901618

Máximo Valor de Fitness: -1015677.274901618

RESULTADO FINAL:

VALOR X: -1.7333333333333334 VALOR Y: 2.0 FITNESS: -1015677.274901618

Análise

Ocorreu o contrário do esperado na análise anterior. A troca de população por geração apresentou grandes melhorias na execução do algoritmo.

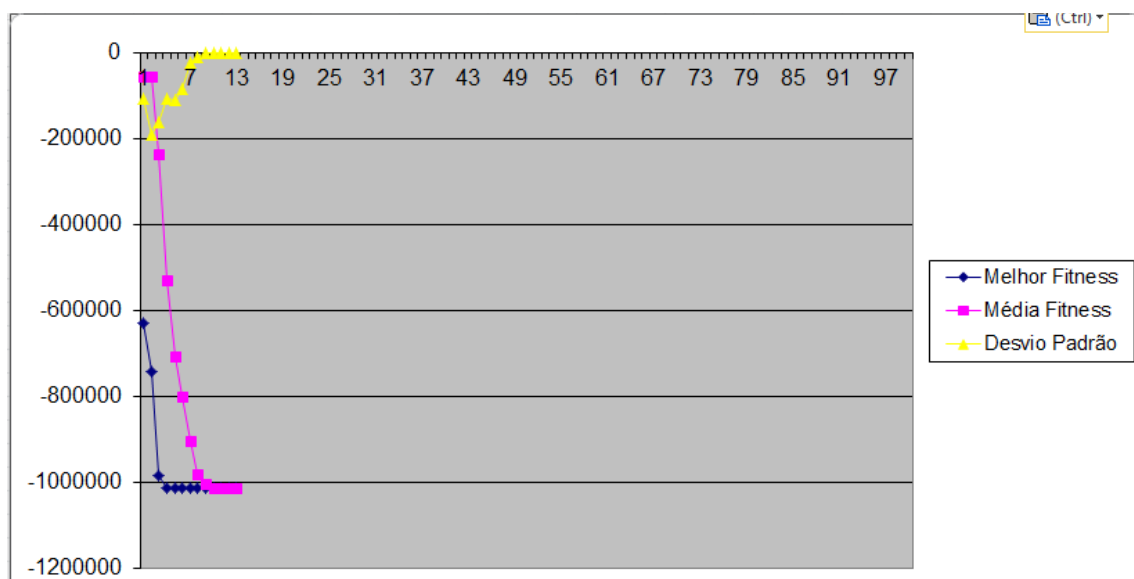
Na execução 3, apesar de atingir o máximo fitness -1015677.274901618, em certas ocasiões ele não era atingido na execução. Contudo, neste teste, com

este conjunto atual de parâmetros, a frequência com que este valor é obtido é muito maior, em quase todas as execuções.

Além disso, é possível observar que o desvio padrão se estabiliza cedo e está muito baixo. Isto indica que a população não está obtendo grandes intervalos de fitness. Porém, a geração em que há estabilização total do desvio padrão e inclusive a qual ele se torna muito baixo, coincide com a geração em que a média sobrepõe o melhor fitness. Ou seja, o algoritmo possui uma população de grande variabilidade inicialmente, porém ao considerar os melhores fitness da geração passada e atual, o processo de refinamento é realizado mais cedo e logo, a obtenção do melhor fitness também é realizada mais cedo, já que como o refinamento ocorre nas primeiras gerações, o algoritmo passa maior tempo refinando a população (alterando apenas unidades e casas decimais para encontrar um indivíduo de melhor fitness).

Foi observado que o algoritmo continua sua execução constantemente, mesmo após ter estabilizado seu melhor fitness e não haver diferenças no conjunto de indivíduos, visualizado através da média e do desvio padrão. Portanto, vale a pena testar a condição de parada por Estagnação.

Execução 10 Conjunto Inicial 1



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Gold

Operador de CrossOver: CrossOver de 1 ponto

Operador de Mutação: Mutação Simples

Elitismo Utilizado: Não

Operador de Troca de População: Troca por Inclusão

Operador de Condição de Parada: Estagnação

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.01

Fitness Total: -1.0153990703748867E8

Média do Fitness da População: -1015399.0703748867

Mínimo Valor de Fitness: -1015677.274901618

Máximo Valor de Fitness: -1015088.7989981496

RESULTADO FINAL:

VALOR X: -1.7333333333333334 VALOR Y: 2.0 FITNESS: -
1015677.274901618

Análise

Ocorreu exatamente o previsto pela análise anterior. A estagnação está ocorrendo a partir do ponto em que as últimas gerações não apresentarem grandes mudanças, ou seja, a média do fitness não progredir acima de 1%.

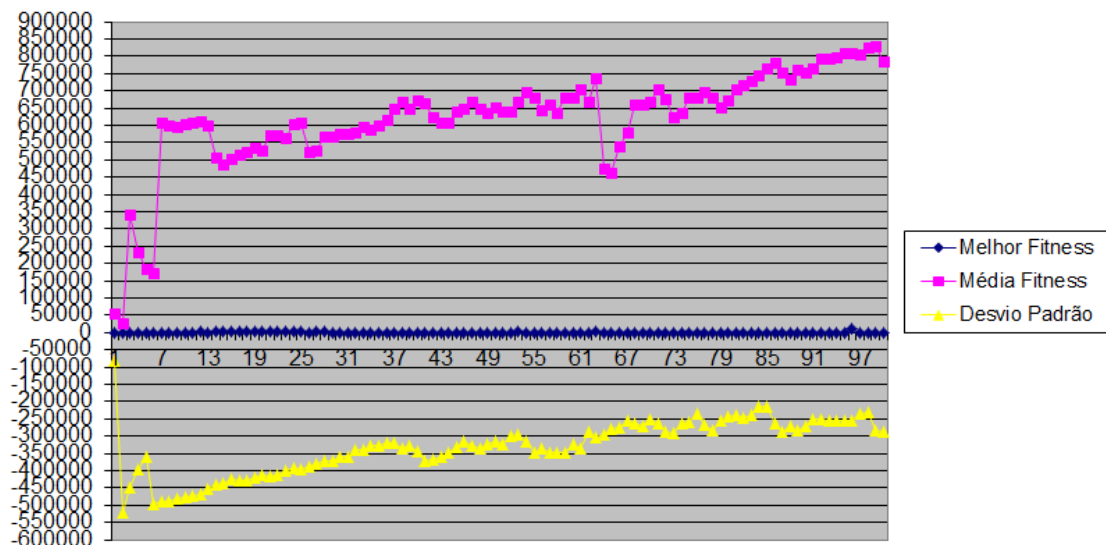
Neste caso, está sendo obtido frequentemente em várias execuções o valor -1015677.274901618 e, além disso, está sendo preservada a quantidade de gerações criadas, chegando rapidamente no melhor resultado possível e encerrando o algoritmo.

Portanto, este é o melhor conjunto de parâmetros para a otimizar a função gold 1.

....

3.2 Função Gold 2

Execução 1 Conjunto Inicial 2



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 10

Função Otimizada: Função Gold 2

Operador de CrossOver: CrossOver de 2 pontos

Operador de Mutação: Mutacao Não Uniforme

Elitismo Utilizado: Sim

Quantidade de Indivíduos Selecionados da População Anterior via Elitismo: 0.1

Operador de Troca de População: Troca por Inclusão

Operador de Condição de Parada: Para após número de 100 gerações

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.01

Fitness Total: 4709.552549227263

Média do Fitness da População: 470.9552549227263

Mínimo Valor de Fitness: 113.1679063498942

Máximo Valor de Fitness: 969.4247336226093

RESULTADO FINAL:

VALOR X: 0.43137254901960764 VALOR Y: -0.5882352941176472 FITNESS:
113.1679063498942

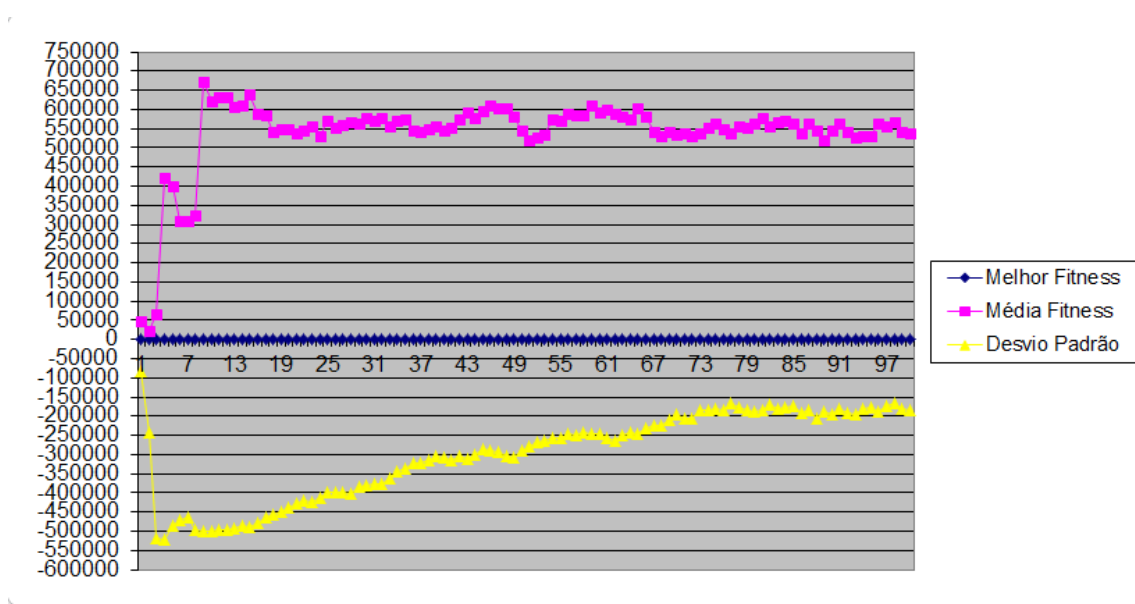
Análise

Logo ao analisarmos este gráfico podemos notar que está havendo grande variabilidade nas populações geradas, visto que o desvio padrão está relativamente alto nas porções iniciais do gráfico, além disso, a média também demora para se estabilizar juntamente ao valor de melhor fitness(está demorando para haver refinamento). Inclusive, o melhor fitness encontrado nas execuções gira em torno de 25-200, frequentemente valores perto de 100, como mostra esta execução 113.1679063498942.

As situações descritas podem estar ocorrendo pela mutação não uniforme, que está gerando grande variabilidade nas gerações iniciais. Como citado anteriormente, a mutação não uniforme seria mais útil para mais algoritmos que gerassem muito mais gerações. Porém, o Excel não suporta valores maiores que 256 colunas/linhas.

Será realizada então a alteração de mutação, para mutação simples. Desta forma, será verificado se o problema é realmente a geração de indivíduos mutantes.

Execução 2 Conjunto Inicial 2



Conjunto

Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 10

Função Otimizada: Função Gold 2

Operador de CrossOver: CrossOver de 2 pontos

Operador de Mutação: Mutação Simples

Elitismo Utilizado: Sim

Quantidade de Indivíduos Selecionados da População Anterior via Elitismo: 0.1

Operador de Troca de População: Troca por Inclusão

Operador de Condição de Parada: Para após número de 100 gerações

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.01

Fitness Total: 305.78959644293036

Média do Fitness da População: 30.578959644293036

Mínimo Valor de Fitness: 30.578959644293036

Máximo Valor de Fitness: 30.578959644293036

RESULTADO FINAL:

VALOR X: -0.6352941176470588 VALOR Y: -0.3686274509803922 FITNESS:
30.578959644293036

Análise:

Ocorreu exatamente o previsto, a mutação simples está gerando indivíduos mutantes nas primeiras gerações e também nas últimas, porém, nas primeiras

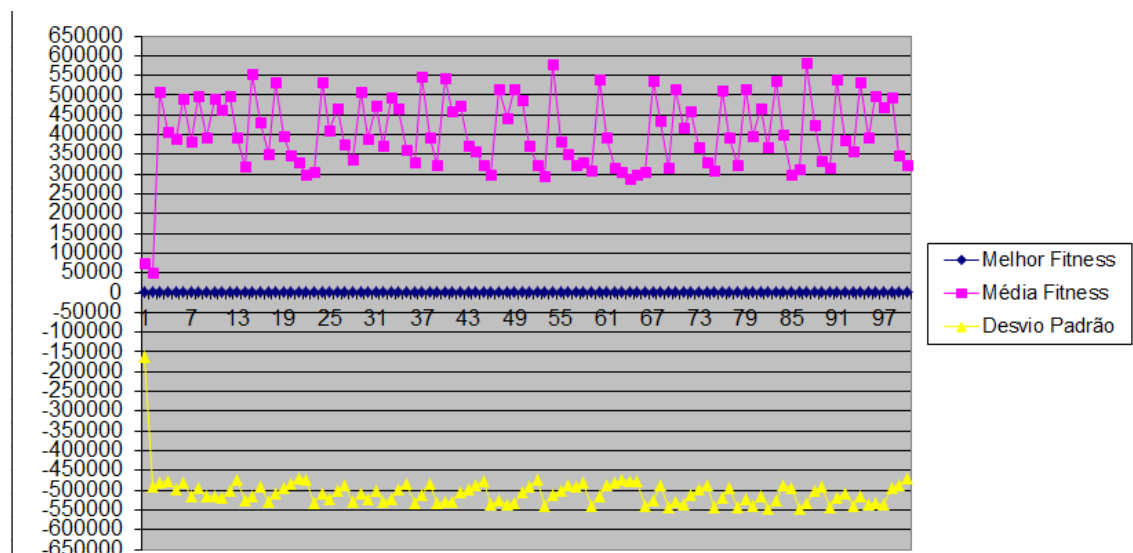
apenas garante um pouco mais de variabilidade e nas últimas não é capaz de alterar a população de forma mínima.

A média está se estabilizando nesta execução e o desvio padrão também está se estabilizando e diminuindo, mas, ainda continua muito alto.

Porém, o valor fitness ainda não é tão bom. Isto pode estar ocorrendo pela falta de exploração dos mínimos pelo algoritmo e isto pode estar ocorrendo pela falta de variabilidade no algoritmo, ocasionado pelo tamanho da população muito baixa. Ainda que os 10 indivíduos sejam discrepantes, é necessário ter mais indivíduos para gerar ainda mais discrepância, o que também poderá diminuir ainda mais o desvio padrão e gerar um processo ainda melhor de refinamento.

Será aumentado então o número de indivíduos na população para 100.

Execução 3 Conjunto Inicial 2



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Gold 2

Operador de CrossOver: CrossOver de 2 pontos

Operador de Mutação: Mutação Simples

Elitismo Utilizado: Sim

Quantidade de Indivíduos Selecionados da População Anterior via Elitismo: 0.1

Operador de Troca de População: Troca por Inclusão

Operador de Condição de Parada: Para após número de 100 gerações

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.01

Fitness Total: 5.700694457278353E7
Média do Fitness da População: 286467.0581546911
Mínimo Valor de Fitness: 3.0154081559740007
Máximo Valor de Fitness: 1099996.984591844

RESULTADO FINAL:

VALOR X: 0.007843137254901933 VALOR Y: -0.996078431372549 FITNESS:
3.0154081559740007

Análise:

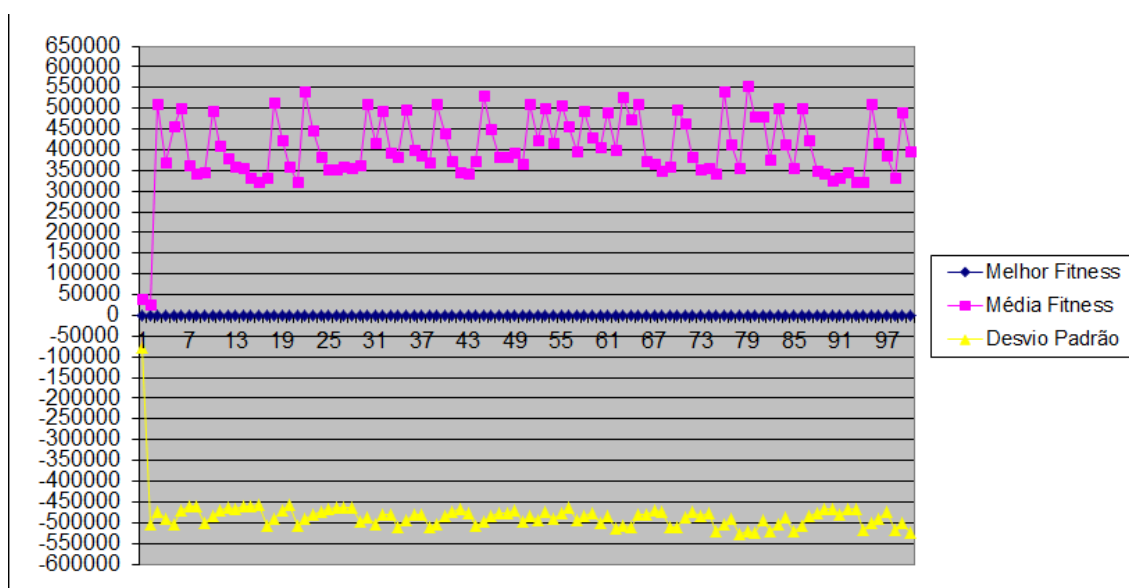
Observando os resultados obtidos, podemos notar que nesta execução estão sendo obtidos valores de melhor fitness muito melhores que das execuções anteriores. Estes valores estão girando em torno de 3, com algumas diferenças em suas casas decimais.

O gráfico nos indica que o melhor fitness está sendo encontrado rapidamente. Porém, o desvio padrão não está baixo justamente pelo fato de que, apesar da população apresentar diversos indivíduos próximos do mínimo local, os piores indivíduos são realmente muito piores, com valores extremamente discrepantes, gerando este desvio padrão. Porém, isto não é algo ruim, pois ao mesmo tempo que a geração se desenvolve, há a possibilidade de refinamento pelos indivíduos melhores serem muito semelhantes e há a possibilidade de exploração dos outros mínimos, através da geração de indivíduos discrepantes pela combinação dos piores com os melhores, e dos piores com os piores.

Além disso, o elitismo estará sempre conservando os 10 melhores de cada geração para garantir que o refinamento não se extinga.

Vale a pena gerar alterações na chance de mutação, para verificar se há maior exploração dos mínimos e consequentemente, seja capaz de atingir este melhor fitness constantemente ou até valores melhores.

Execução 4 Conjunto Inicial 2



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Gold 2

Operador de CrossOver: CrossOver de 2 pontos

Operador de Mutação: Mutação Simples

Elitismo Utilizado: Sim

Quantidade de Indivíduos Selecionados da População Anterior via Elitismo: 0.1

Operador de Troca de População: Troca por Inclusão

Operador de Condição de Parada: Para após número de 100 gerações

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.2

Fitness Total: 1.0010684117613785E8

Média do Fitness da População: 503049.45314642135

Mínimo Valor de Fitness: 8.71525324974209

Máximo Valor de Fitness: 1099996.728424252

RESULTADO FINAL:

VALOR X: 0.10196078431372557 VALOR Y: -1.0431372549019609 FITNESS:
8.71525324974209

Análise:

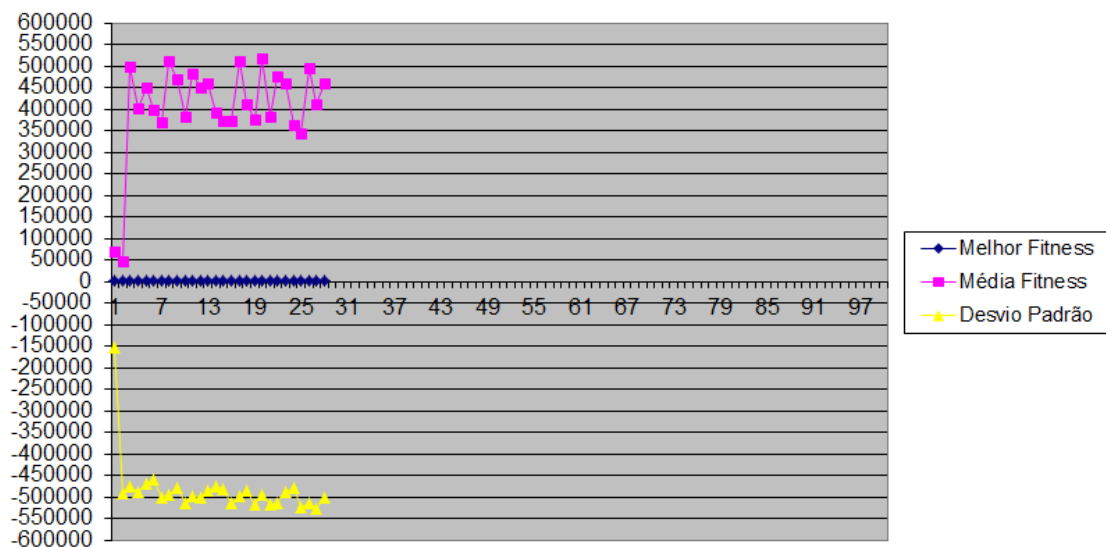
Os valores de melhor fitness foram drasticamente piorados, provavelmente em decorrência da geração frequente de uma população mutante. Apesar do elitismo conservar os melhores indivíduos, a menos que os indivíduos das primeiras gerações sejam muito bons, os indivíduos gerados dificilmente irão superar os “melhores”, e ao mesmo tempo, enquanto gera mutação nos outros indivíduos, dificilmente será atingido um processo de refinamento.

Portanto, será mantido o conjunto de parâmetros observados na execução 3, tentando solucionar a questão do refinamento citado.

O elitismo não será alterado, pois aumentá-lo poderá gerar convergência extremamente cedo da população, dificultando que esta realize a exploração dos mínimos.

Infelizmente não há alterações previstas que possam melhorar o fitness obtido com a execução 3, ou torná-lo ainda mais constante. Portanto, será realizado apenas a tentativa de otimização do algoritmo, a partir da condição de parada por estagnação.

Execução 4 Conjunto Inicial 2



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Gold 2

Operador de CrossOver: CrossOver de 1 ponto

Operador de Mutação: Mutação Simples

Elitismo Utilizado: Sim

Quantidade de Indivíduos Selecionados da População Anterior via Elitismo: 0.1

Operador de Troca de População: Troca por Inclusão

Operador de Condição de Parada: Estagnação

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.01

Fitness Total: 7.51301162392953E7

Média do Fitness da População: 377538.2725592729

Mínimo Valor de Fitness: 4.203819462098181

Máximo Valor de Fitness: 1099992.248739125

RESULTADO FINAL:

VALOR X: 0.0705882352941174 VALOR Y: -0.9647058823529413 FITNESS:
4.203819462098181

Análise:

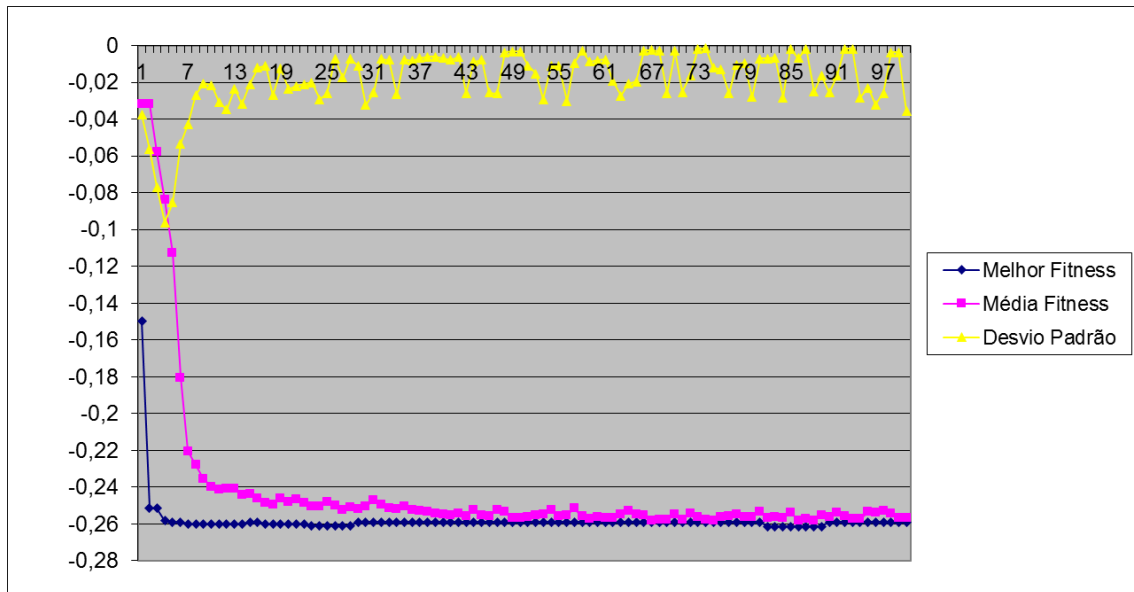
Infelizmente houve piora do algoritmo. Isto pelo fato de que a melhora da média em determinado ponto é muito baixo, porém, continuando a criar mais gerações, a melhora da média pode ser grande. Ou seja, não há melhora da média de forma linear: em alguns pontos ela apresenta melhora muito baixa e

de repente pode apresentar boa melhora, como observado no gráfico, em torno das gerações 22 e 23.

Logo, foi adotado que o melhor conjunto de parâmetros é o adotado na execução 3.

3.3 Função Bump

Execução 1



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Bump 2

Operador de CrossOver: CrossOver de 1 ponto

Operador de Mutação: Mutação Simples

Elitismo Utilizado: Não

Quantidade de Indivíduos Selecionados da População Anterior via Elitismo: 0.05

Operador de Troca de População: Troca Imediata

Operador de Condição de Parada: Para após número de 100 gerações

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.01

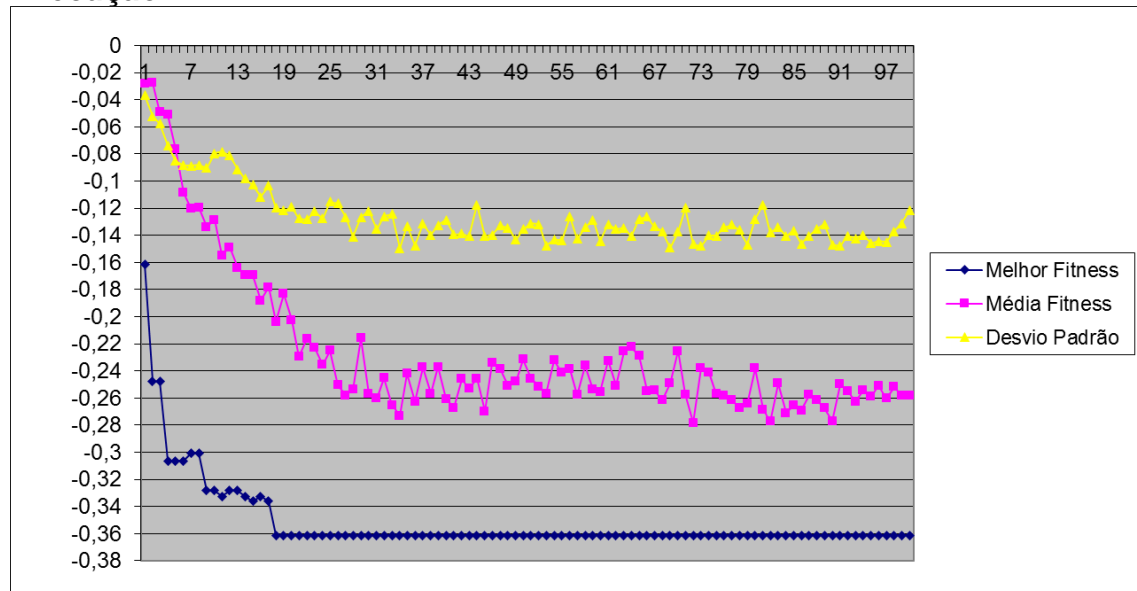
RESULTADO FINAL: X: 3.019607843137255 VALOR Y: 1.5686274509803921
FITNESS: -0.25904033224605144

Análise

Como seria previsto uma não convergência com o numero de 10 gerações, iniciamos a representação deste teste com 100. O melhor fitness convergiu rapidamente devido à baixa probabilidade de acontecer mutação e o crossover de 1 ponto que não gerou muito variabilidade.

Desta forma, optou-se por mudar o parâmetro para usar elitismo e aumentando a porcentagem de chance de fazer mutação para 0,3, de modo a aumentar a variabilidade preservando o melhor fitness através do elitismo.

Execução 2



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Bump 1

Operador de CrossOver: CrossOver de 1 ponto

Operador de Mutação: Mutação Simples

Elitismo Utilizado: Sim

Quantidade de Indivíduos Selecionados da População Anterior via Elitismo: 0.05

Operador de Troca de População: Troca Imediata

Operador de Condição de Parada: Para após número de 100 gerações

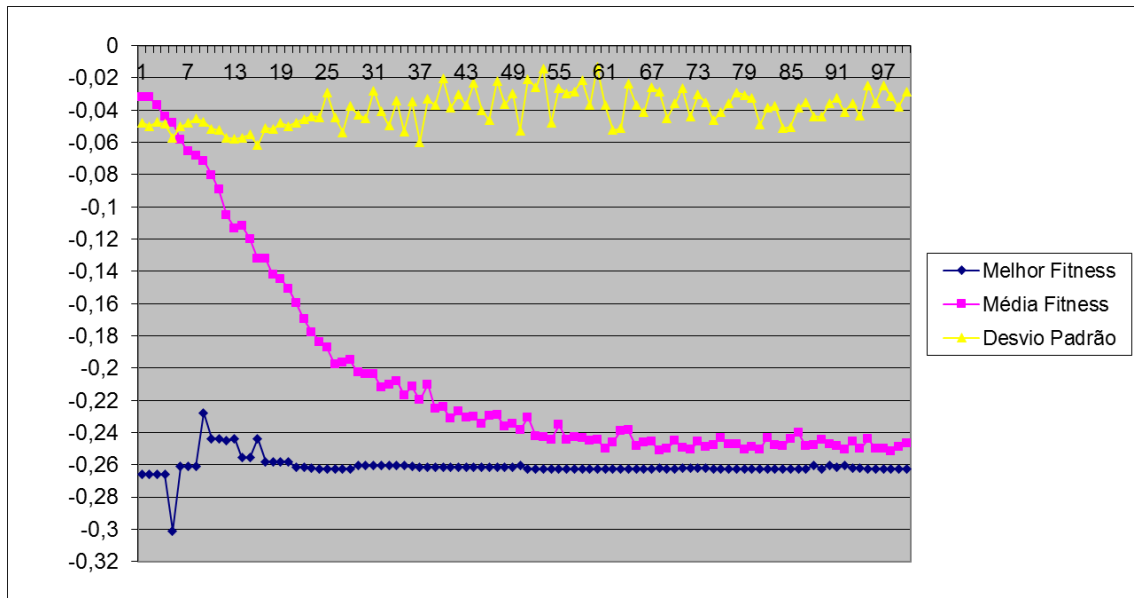
Porcentagem de Chance de Mutação: 0.3

RESULTADO FINAL: VALOR X: 1.607843137254902 VALOR Y: 0.47058823529411764 FITNESS: -0.36142243322854894

Análise

Observa-se que o aumento de mutação causou maior variabilidade, isso se expressa por meio da média e desvio padrão que tiveram muitos picos. O elitismo ajudou a manter os melhores casos. Essa combinação gerou um bom valor de melhor fitness, apesar de não haver convergência dos valores.

Execução 3



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Bump 1

Operador de CrossOver: CrossOver de 1 ponto

Operador de Mutação: Mutação Simples

Elitismo Utilizado: Não

Quantidade de Indivíduos Selecionados da População Anterior via Elitismo: 0.8

Operador de Troca de População: Troca Imediata

Operador de Condição de Parada: Para após número de 100 gerações

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.4

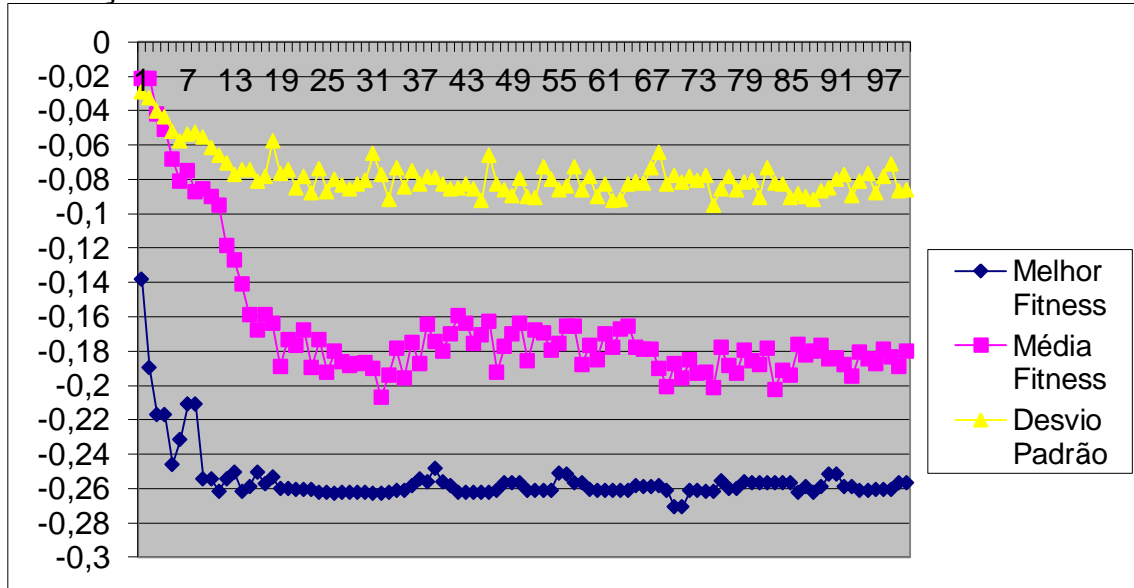
RESULTADO FINAL: VALOR X: 3.0588235294117645 VALOR Y: 1.5294117647058822 FITNESS: -0.26238825041791575

Análise

Observa-se que a média melhora de forma constante até a geração 50. Apesar disso, como grande parte dos indivíduos são mantidos há pouca variabilidade, isso faz com que o melhor fitness não convirja para o mínimo global, e pela não utilização do elitismo.

Execução

4



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Bump 1

Operador de CrossOver: CrossOver de 1 ponto

Operador de Mutação: Mutação Simples

Elitismo Utilizado: Não

Quantidade de Indivíduos Selecionados da População Anterior via Elitismo: 0.8

Operador de Troca de População: Troca Imediata

Operador de Condição de Parada: Para por convergencia

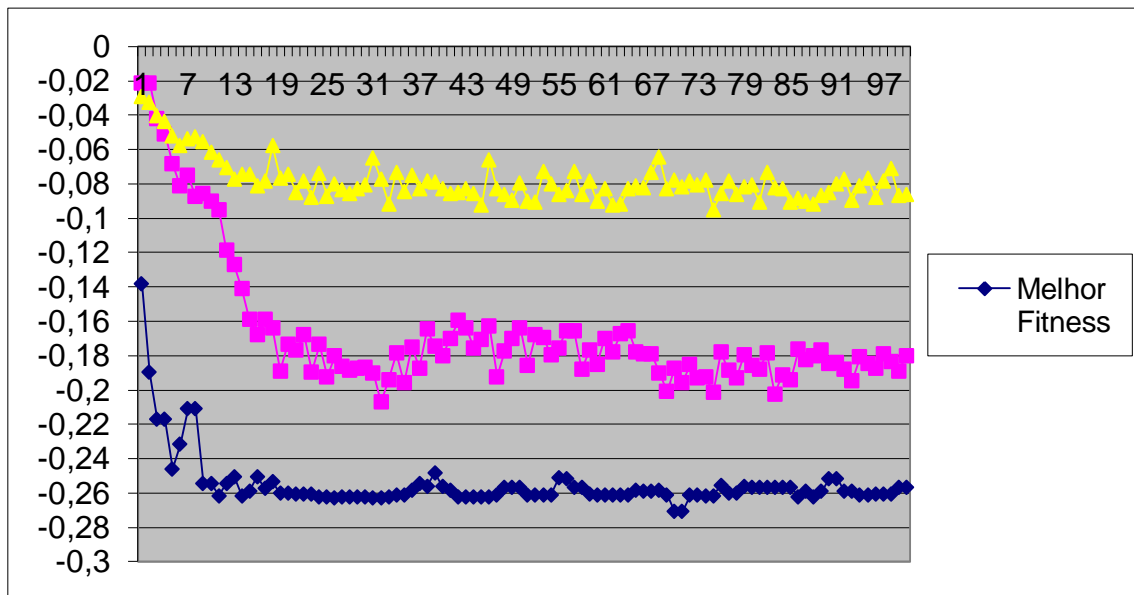
Porcentagem de Chance de Mutação: 0.4

RESULTADO FINAL: VALOR X: 6.078431372549019 VALOR Y: 1.607843137254902 FITNESS: -0.1412055966867887

Análise

Se combinado os parâmetros anteriores com a condição de parada por estagnação os fatos observados anteriormente se tornam ainda mais explícitos.

Execução 5



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Bump 1

Operador de CrossOver: CrossOver de 1 ponto

Operador de Mutação: Mutação Simples

Elitismo Utilizado: Sim

Quantidade de Indivíduos Selecionados da População Anterior via Elitismo: 0.7

Operador de Troca de População: Troca Imediata

Operador de Condição de Parada: Para por convergencia

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.4

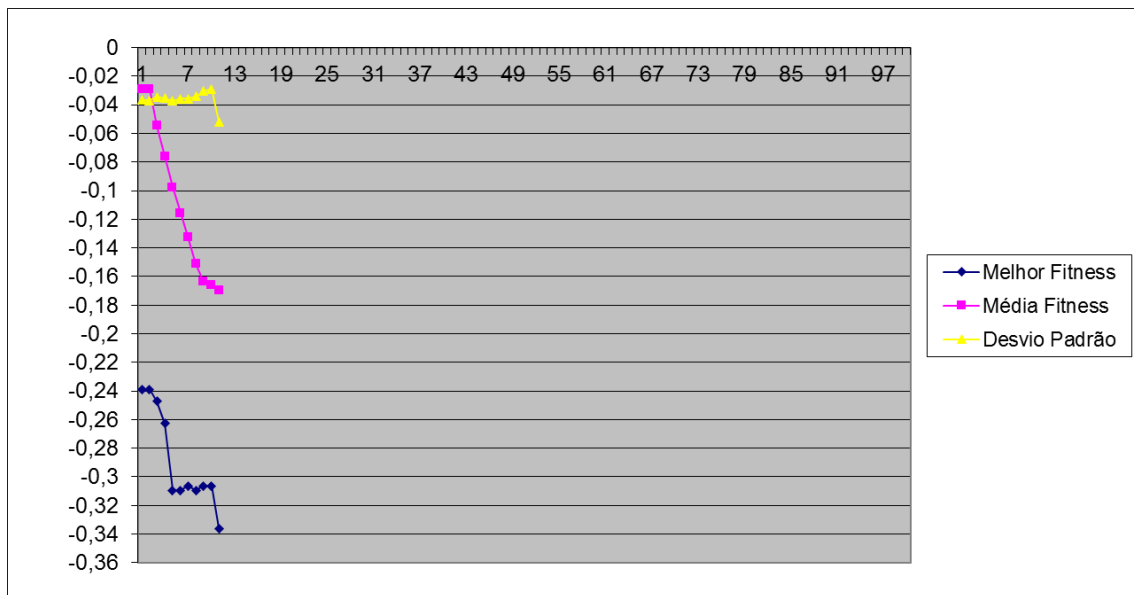
RESULTADO FINAL: VALOR X: 6.078431372549019 VALOR Y: 1.607843137254902 FITNESS: -0.1412055966867887

Análise

A estagnação aconteceu apenas na décima geração devido a pouca variabilidade e grande probabilidade de elitismos.

A média e o desvio padrão variam muito por causa da alta probabilidade de mutação e do crossover de 2 pontos que mesmo combinados com probabilidade grande de elitismo não gera resultado perto do ótimo. Isso porque a mutação pode mutar até mesmo os indivíduos melhores selecionados pelo elitismo e o crossover de 2 pontos pode ocorrer com dois bons indivíduos e como resultado ter 2 indivíduos ruins.

Execução 6



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Bump 1

Operador de CrossOver: CrossOver de 1 ponto

Operador de Mutação: Mutação não uniforme

Elitismo Utilizado: Sim

Quantidade de Indivíduos Selecionados da População Anterior via Elitismo: 0.7

Operador de Troca de População: Troca Imediata

Operador de Condição de Parada: Para por convergencia

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.4

RESULTADO FINAL: VALOR Y: 0.47058823529411764 FITNESS: -0.3465880666486879687

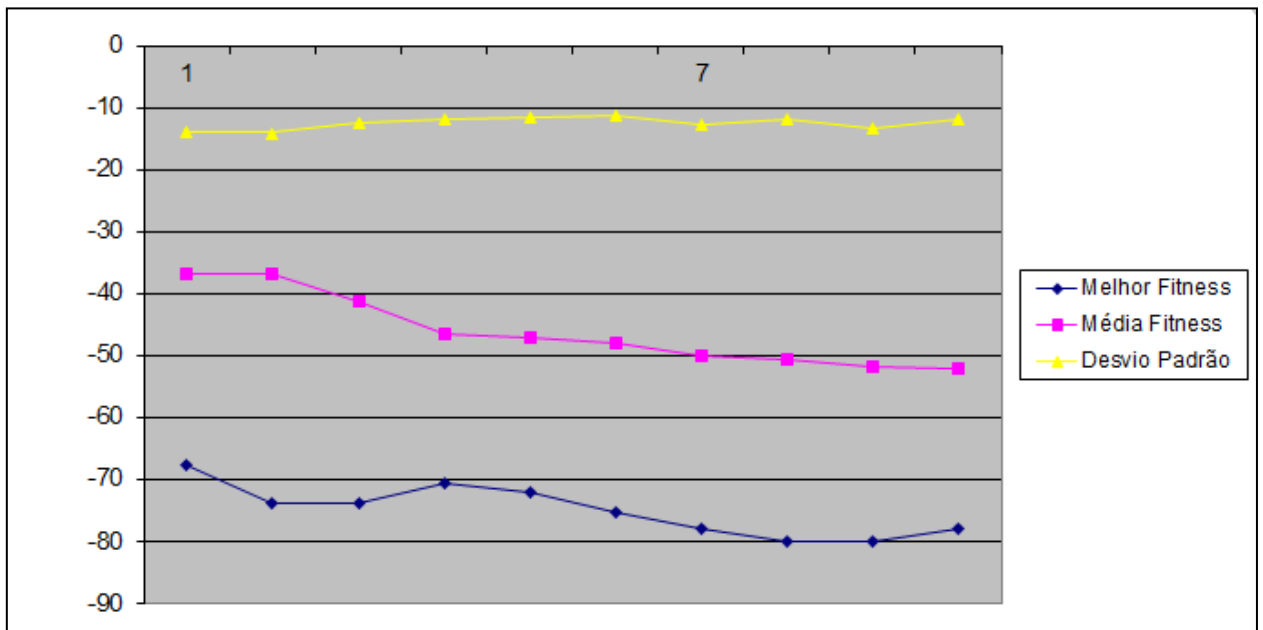
Resultado: Análise

Quando trocamos a mutação de simples para não uniforme, onde a probabilidade de mutação diminui conforme cresce a quantidade de gerações, e utilizando critério de parada por estagnação obtêm-se valor de fitness perto do ótimo, sendo essa a melhor combinação de parâmetros encontrada.

A média melhora gradativamente e o elitismo combinado com a mutação não uniforme gera grande variabilidade no começo e com o passar das gerações os melhores vão se mantendo com menor probabilidade de mutação, fazendo com que seja mais difícil ocorrer mutação nos melhores.

3.4 Função Rastrigin

Execução 1 Conjunto Inicial 1



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Rastrigin

Operador de CrossOver: CrossOver de 1 ponto

Operador de Mutação: Mutação Simples

Elitismo Utilizado: Não

Quantidade de Indivíduos Selecionados da População Anterior via Elitismo: 0.05

Operador de Troca de População: Troca Imediata

Operador de Condição de Parada: Para após número de 10 gerações

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.01

Fitness Total: -5179.12818003008

Média do Fitness da População: -51.7912818003008

Mínimo Valor de Fitness: -77.9228486814122

Máximo Valor de Fitness: -20.142130589807344

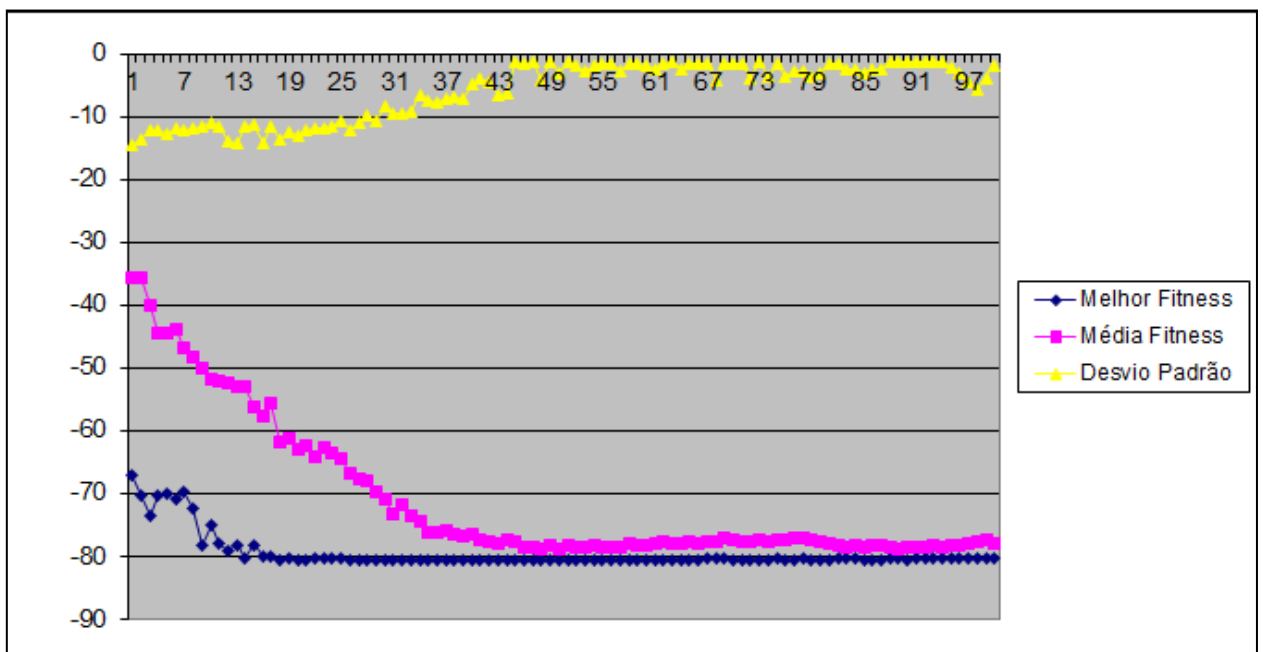
RESULTADO FINAL:

VALOR X: 4.411764705882353 VALOR Y: 4.568627450980392 FITNESS: -77.9228486814122

Análise:

Observou-se que a quantidade de gerações não apresentava um valor adequado, pois a população ainda não havia convergido totalmente ao fim da execução do algoritmo, havia variações grandes na média da população indicando que os valores da função fitness dos indivíduos ainda estavam convergindo a medida que se passavam as gerações. Desta forma, um ponto de melhoria para este cenário seria aumentar o numero de gerações (testado na execução 2).

Execução 2 Conjunto Inicial 1



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Rastrigin

Operador de CrossOver: CrossOver de 1 ponto

Operador de Mutação: Mutação Simples

Elitismo Utilizado: Não

Quantidade de Indivíduos Selecionados da População Anterior via Elitismo: 0.05

Operador de Troca de População: Troca Imediata

Operador de Condição de Parada: Para após número de 100 gerações

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.01

Fitness Total: -7856.691436378845
Média do Fitness da População: -78.56691436378844
Mínimo Valor de Fitness: -80.28578822026184
Máximo Valor de Fitness: -62.32459365099943

RESULTADO FINAL:

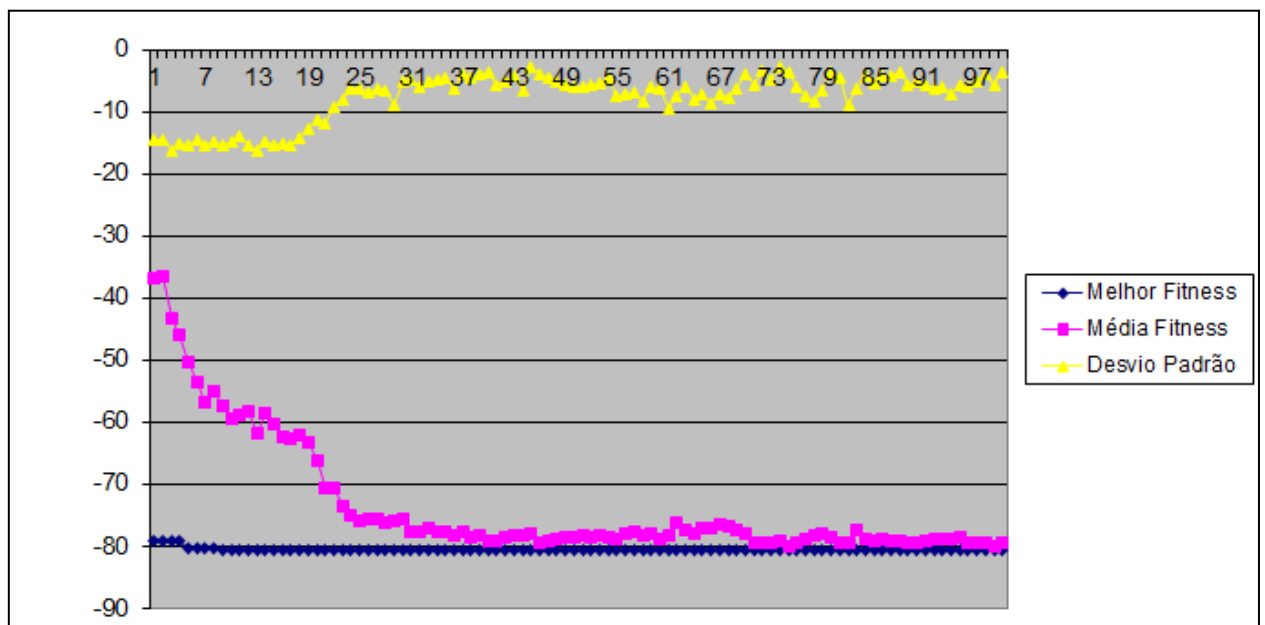
VALOR X: -4.490196078431373 VALOR Y: -4.490196078431373 FITNESS: -80.28578822026184

Análise:

A solução obtida com um número maior de gerações convergia para valores de fitness similares aproximadamente entre as gerações 40 e 50, e também alcançou um valor mais próximo do ótimo da função, conforme visto no gráfico.

Outro ponto de relevância é observar que nem sempre o melhor fitness apresentado foi o melhor até o momento, tem picos no gráfico mostrando que o fitness piora em algumas gerações. Isso ocorre, pois não há elitismo neste conjunto de parâmetros, não garantindo que os melhores antecessores estarão compondo a geração nova. Ao realizar o crossover de dois indivíduos bons, nem sempre levará a indivíduos melhores ou igualmente bons, o mesmo ocorre para a mutação, caso o melhor fitness sofra mutação e apresente um resultado inferior. Quando isso ocorre, o valor do melhor fitness da população antiga é perdido (testado na execução 3).

Execução 3 Conjunto Inicial 1



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Rastrigin

Operador de CrossOver: CrossOver de 1 ponto

Operador de Mutação: Mutacao Simples

Elitismo Utilizado: Sim

Quantidade de Indivíduos Selecionados da População Anterior via Elitismo: 0.05

Operador de Troca de População: Troca Imediata

Operador de Condição de Parada: Para após número de 100 gerações

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.01

Fitness Total: -8083.172585276018

Média do Fitness da População: -80.03141173540612

Mínimo Valor de Fitness: -80.69060386219016

Máximo Valor de Fitness: -44.49991267443723

RESULTADO FINAL:

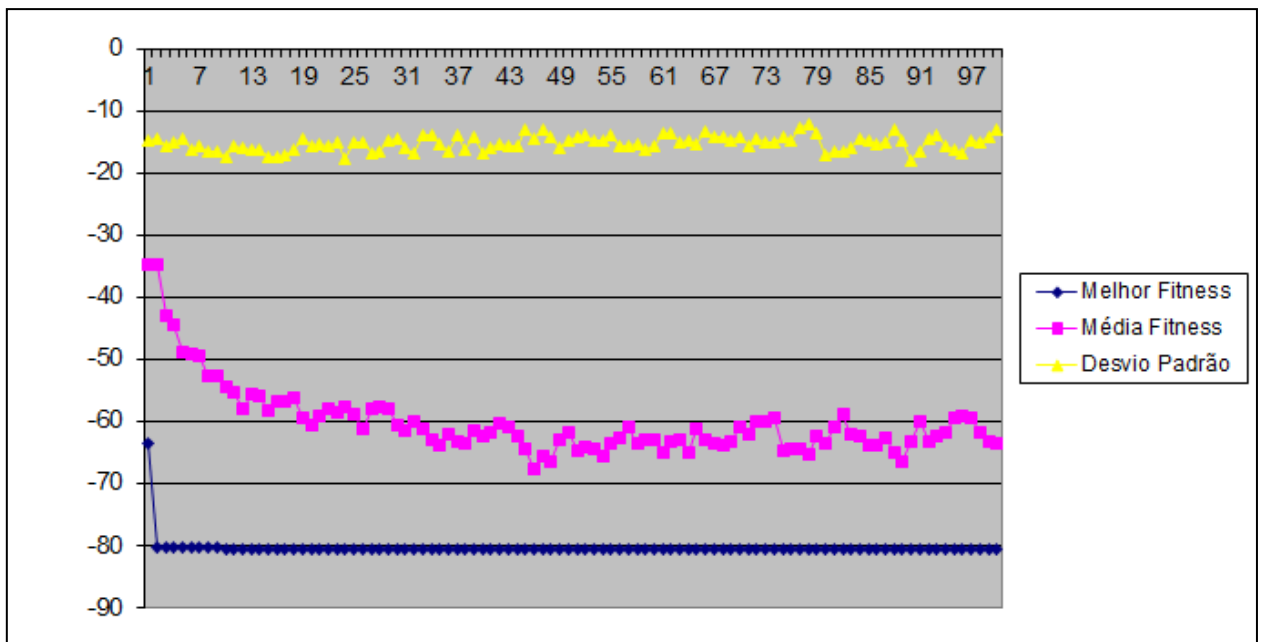
VALOR X: -4.529411764705882 VALOR Y: 4.529411764705882 FITNESS: -80.69060386219016

Análise:

O resultado obtido no melhor fitness foi melhor que o da execução 2, entretanto com o elitismo aumentou a convergência do algoritmo, não apresentando perda dos melhores indivíduos ao decorrer das gerações, com a porcentagem de elitismo em 5%. Conclui-se que esta taxa de elitismo já satisfaz o desejável para esta função, e menos do que isso não apresenta resultados satisfatórios. Ao aumentar esta porcentagem, mais indivíduos serão selecionados para elitismo, aumentando mais ainda a convergência, podendo parar em mínimos locais, caso seja mantida a taxa de mutação.

Desta forma, torna-se necessário avaliar os mecanismos de mutação que proporcionam esta variabilidade bem como as suas proporções (testado na execução 5).

Execução 5 Conjunto Inicial 1



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Rastrigin

Operador de CrossOver: CrossOver de 1 ponto

Operador de Mutação: Mutação Simples

Elitismo Utilizado: Sim

Quantidade de Indivíduos Selecionados da População Anterior via Elitismo:
0.05

Operador de Troca de População: Troca por substituição

Operador de Condição de Parada: Para após número de 100 gerações

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.5

Fitness Total: -6476.165214490718

Média do Fitness da População: -64.76165214490719

Mínimo Valor de Fitness: -80.69060386219016

Máximo Valor de Fitness: -23.11516532622837

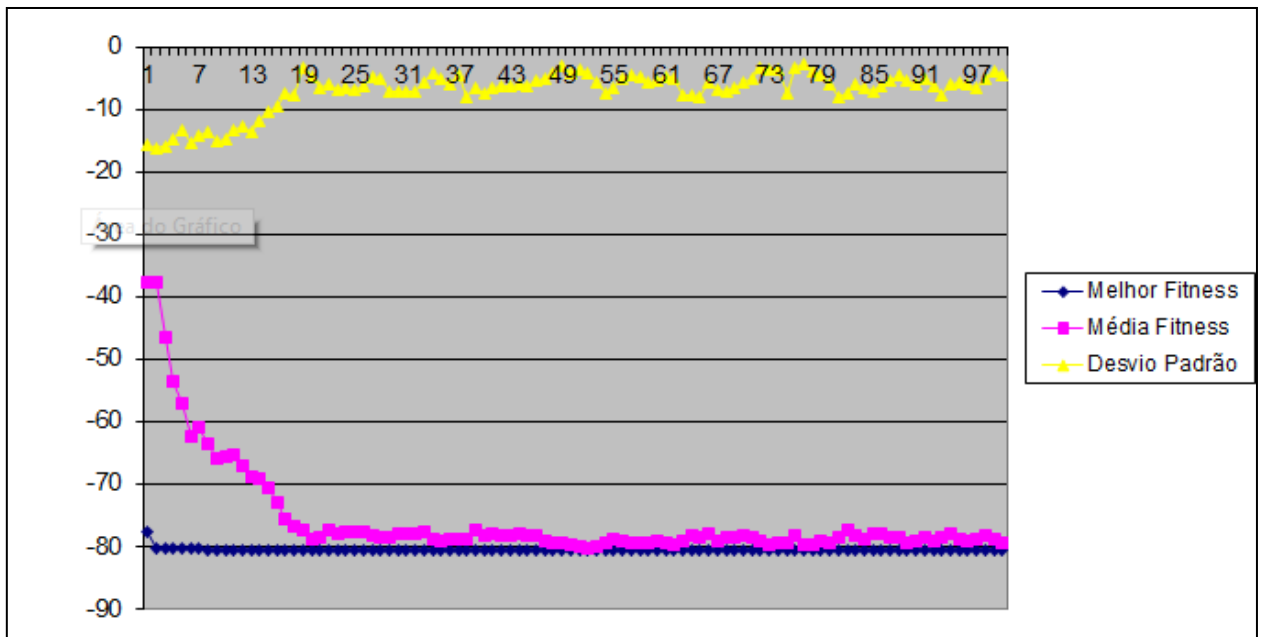
RESULTADO FINAL:

VALOR X: 4.529411764705882 VALOR Y: 4.529411764705882 FITNESS: -
80.69060386219016

Análise:

Ao aumentar a mutação para 50% a população não converge nem em 100 gerações. O que indica que este numero deve ser diminuído, foram feitos testes para vários percentuais, o que apresentou melhor resultado está descrito na execução 6.

Execução 6 Conjunto Inicial 1



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Rastrigin

Operador de CrossOver: CrossOver de 1 ponto

Operador de Mutação: Mutação Simples

Elitismo Utilizado: Sim

Quantidade de Indivíduos Selecionados da População Anterior via Elitismo: 0.05

Operador de Troca de População: Troca por substituição

Operador de Condição de Parada: Para após número de 100 gerações

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.05

Fitness Total: -7917.244719244025

Média do Fitness da População: -79.17244719244025

Mínimo Valor de Fitness: -80.69060386219016

Máximo Valor de Fitness: -57.40863076985506

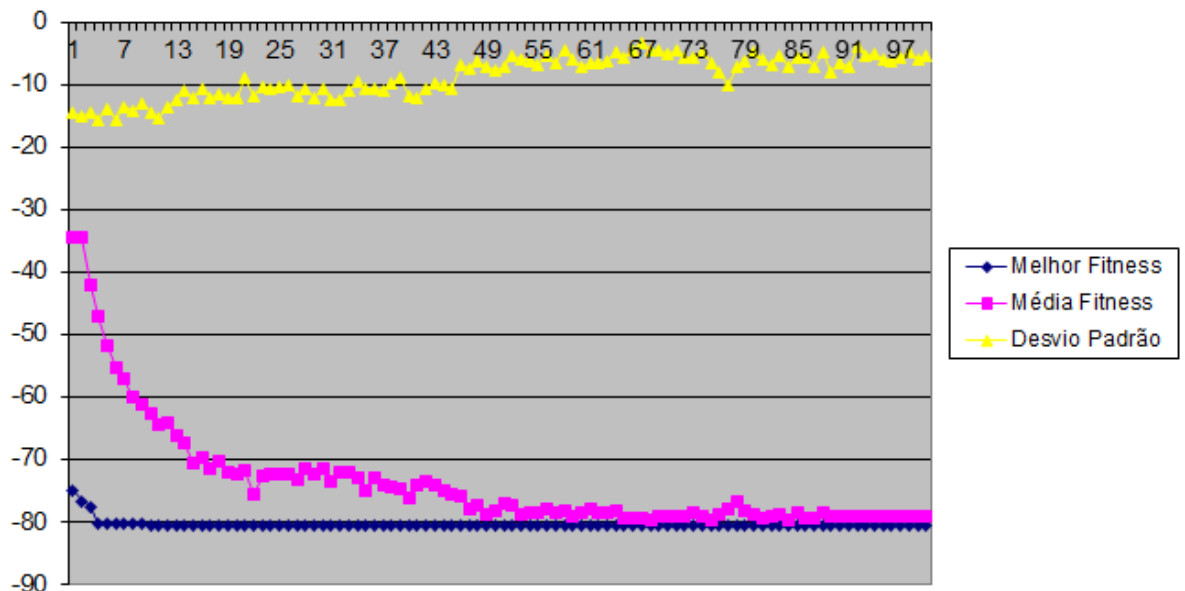
RESULTADO FINAL:

VALOR X: -4.529411764705882 VALOR Y: -4.529411764705882 FITNESS: -80.69060386219016

Análise:

Com a mutação em 5%, os valores apresentam uma distribuição mais coerente, com maior variabilidade genética, e um certo grau de convergência. Entretanto é possível observar que a população não converge 100%. Para isso pode-se utilizar a mutação não uniforme, que tem mais ocorrências de mutação nas primeiras gerações, e posteriormente ocorrem mutações com probabilidades bem reduzidas, isso facilita a convergência sem atrapalhar na variabilidade do início do algoritmo (testado na execução 7).

Execução 7 Conjunto Inicial 1



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Rastrigin

Operador de CrossOver: CrossOver de 1 ponto

Operador de Mutação: Mutação Não Uniforme

Elitismo Utilizado: Sim

Quantidade de Indivíduos Seleccionados da População Anterior via Elitismo: 0.05

Operador de Troca de População: Troca por substituição

Operador de Condição de Parada: Para após número de 100 gerações

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.05

Fitness Total: -7936.993966049913

Média do Fitness da População: -79.36993966049913

Mínimo Valor de Fitness: -80.69060386219016

Máximo Valor de Fitness: -57.40863076985506

RESULTADO FINAL:

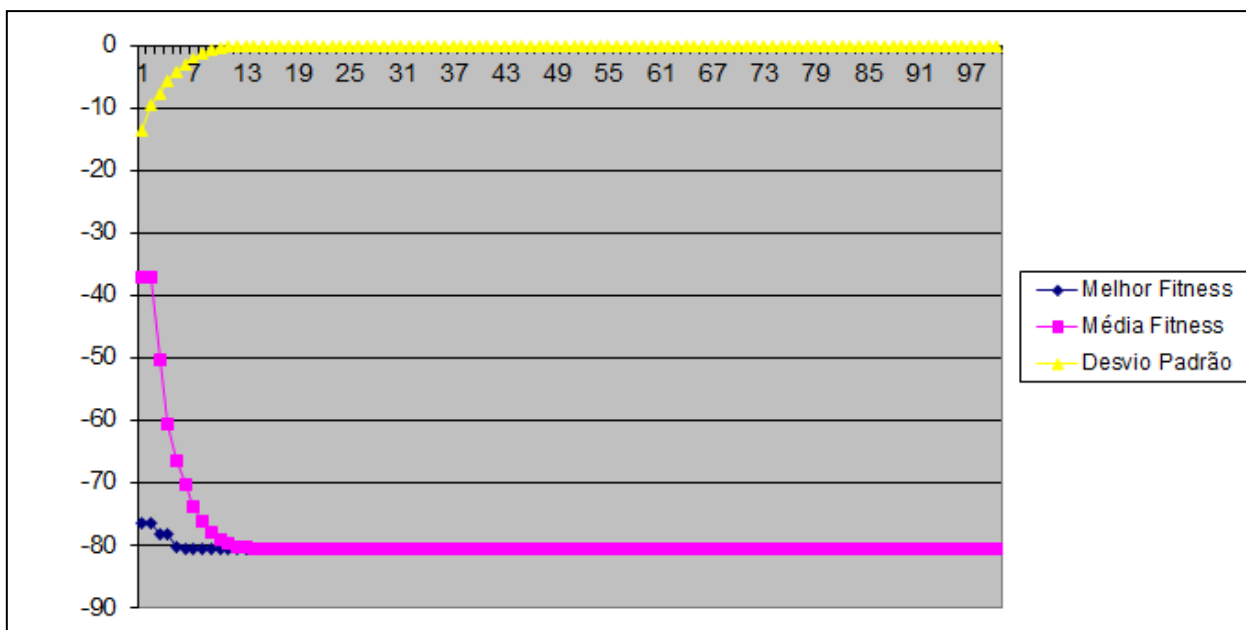
VALOR X: -4.529411764705882 VALOR Y: -4.529411764705882 FITNESS: -80.69060386219016

Análise:

Com a mutação não uniforme os valores não sofrem muitas mutações ao chegar próximo da última geração, o que é bom. Entretanto a população ainda demora para convergir totalmente.

Uma técnica para manter os melhores fitness, aumentando a convergência é através da troca de população por inclusão ao invés de substituição imediata. Como neste método as populações nova e antiga são unificadas, e apenas os melhores fitness sobrevivem, mesmo que ocorra perda dos melhores cromossomos no crossover ou mutação na formação da população nova, estes serão selecionados posteriormente na troca de população, caso sejam melhores que os demais (testado na execução 8).

Execução 8 Conjunto Inicial 1



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Rastrigin

Operador de CrossOver: CrossOver de 1 ponto

Operador de Mutação: Mutação Não Uniforme

Elitismo Utilizado: Sim

Quantidade de Indivíduos Selecionados da População Anterior via Elitismo: 0.05

Operador de Troca de População: Troca por Inclusão

Operador de Condição de Parada: Para após número de 100 gerações

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.01

Fitness Total: -8069.060386219009

Média do Fitness da População: -80.69060386219009

Mínimo Valor de Fitness: -80.69060386219016

Máximo Valor de Fitness: -80.69060386219016

RESULTADO FINAL:

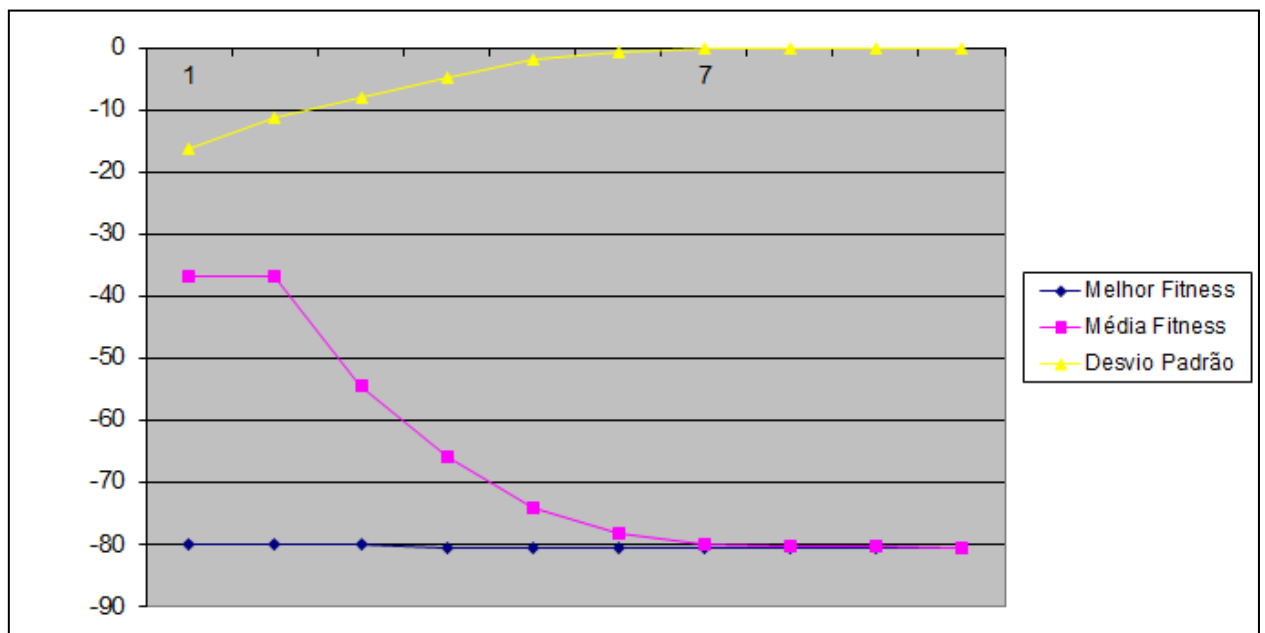
VALOR X: 4.529411764705882 VALOR Y: 4.529411764705882 FITNESS: -80.69060386219016

Análise:

Os resultados convergiram rapidamente a partir da geração 13 com a troca de população. Ou seja, para esta função, com estes parâmetros, não é necessário utilizar os métodos de troca de população por inclusão e elitismo ao mesmo tempo, pois ambos aceleram a convergência, realizando a mesma função de manter os melhores para a próxima geração neste algoritmo. Usando esta troca de população, a função está convergindo até 4 vezes mais rápida do que com elitismo e troca por substituição. E a partir da geração 13 não ocorrem mais variabilidades (o valor do melhor fitness é igual ao valor da média), pois quando ocorre uma variação e ela não é melhor que o antecessor, ela é descartada, mas os resultados alcançados são muito bons, o que viabiliza o uso.

Como está convergindo rapidamente, testaremos o critério de parada por estagnação, que para quando a população converge. (testado na execução 9).

Execução 9 Conjunto Inicial 1



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Rastrigin

Operador de CrossOver: CrossOver de 1 ponto

Operador de Mutação: Mutação Não Uniforme

Elitismo Utilizado: Sim

Quantidade de Indivíduos Selecionados da População Anterior via Elitismo: 0.05

Operador de Troca de População: Troca por Inclusão

Operador de Condição de Parada: Para por convergência

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.01

Fitness Total: -8069.060386219009

Média do Fitness da População: -80.69060386219009

Mínimo Valor de Fitness: -80.69060386219016

Máximo Valor de Fitness: -80.69060386219016

RESULTADO FINAL:

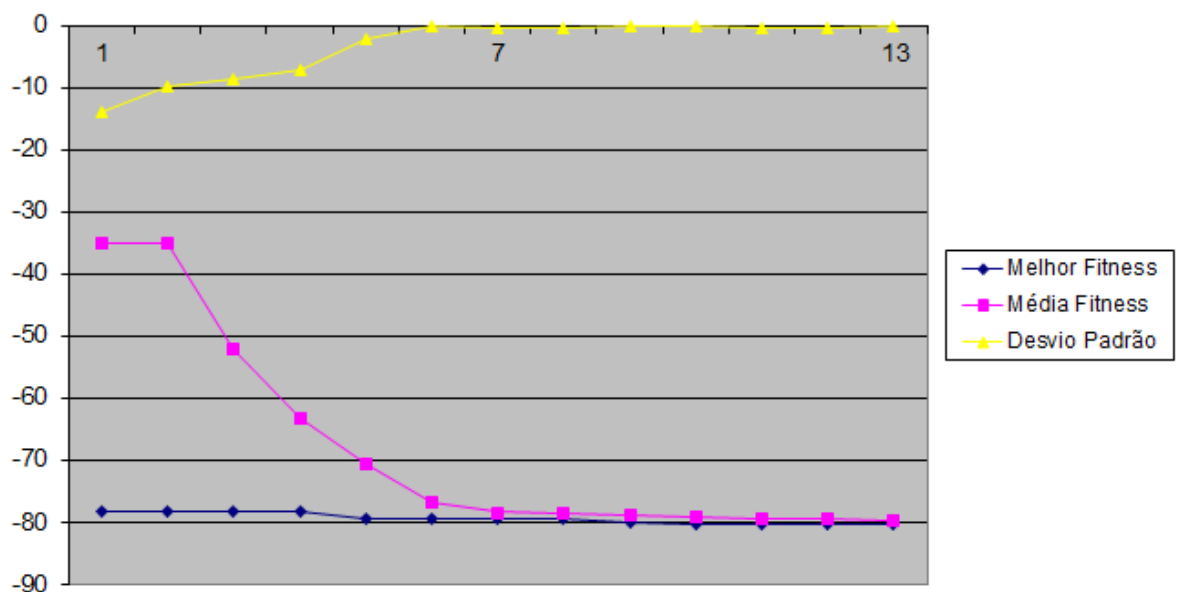
VALOR X: 4.529411764705882 VALOR Y: -4.529411764705882 FITNESS: -
80.69060386219016

Análise:

Como a população está convergindo antes do tamanho da população pré-determinada, ao usar este método de condição de parada por convergência, evita-se execuções de gerações desnecessárias e consequentemente otimizando o custo computacional relativo ao tempo de execução.

Objetivando gerar cromossomos com maior variabilidade, também pode-se utilizar o crossover de 2 pontos, para explorar mais o espaço de busca do problema.

Execução 10 Conjunto Inicial 1



Parâmetros Utilizados:

Tamanho do Cromossomo: 16

Tamanho da População: 100

Função Otimizada: Função Rastrigin

Operador de CrossOver: CrossOver de 2 pontos

Operador de Mutação: Mutacao Não Uniforme

Elitismo Utilizado: Sim

Quantidade de Indivíduos Seleccionados da População Anterior via Elitismo: 0.05

Operador de Troca de População: Troca por Inclusão

Operador de Condição de Parada: Para por convergência

Porcentagem de Chance de Mutação: 0.01

Fitness Total: -8030.23114351418

Média do Fitness da População: -80.3023114351418

Mínimo Valor de Fitness: -80.30231143514193

Máximo Valor de Fitness: -80.30231143514193

RESULTADO FINAL:

VALOR X: -4.529411764705882 VALOR Y: -4.568627450980392 FITNESS: -80.30231143514193

Análise:

A troca de operador de crossover de um ponto para o operador de crossover de dois pontos ofereceu uma pequena melhora na variabilidade, modificando a convergência para a geração 13. Entretanto o fitness alcançado não foi bom quanto à execução anterior. Isto ocorreu pois no crossover de um ponto apenas é trocado o valor de x e y, e no crossover de 2 pontos ocorrem mudanças maiores, mesclando os valores. Desta forma, a melhor opção nesta função para estes parâmetros de testes seleccionados é crossover de 1 ponto, que garante uma conversão mais rápida com um resultado de minimização melhor.

Conclui-se que os melhores operadores para esta função foram os estabelecidos pela execução 9.

BIBLIOGRAFIA

RUSSEL, S.; NORVIG, P. Inteligência Artificial. 2a. ed. Rio de Janeiro: Elsevier Editora, 2004.

BÄCK, T., FOGEL, D.B. & MICHALEWICZ, Z. (eds.) "Evolutionary Computation 1: Basic Algorithms and Operators", Institute of Physics Publishing, 2000^a.

RAMALHO M. e GUIMARAES F. Implementação de um Algoritmo Genético. 2001.

ZUBEN V. DCA/ FEEC/ Unicamp .
ftp://ftp.dca.fee.unicamp.br/pub/docs/vonzuben/ia707_01/topico6_01.pdf.
Acessado em 20/04/2016.

<http://www2.ica.ele.puc-rio.br/Downloads%5C38/CE-Apostila-Comp-Evol.pdf>.
Acessado em 20/04/2016.

https://projetos.inf.ufsc.br/arquivos_projetos/projeto_1606/tcc_gustavo.pdf.
Acessado em 22/04/2016.

ftp://ftp.dca.fee.unicamp.br/pub/docs/vonzuben/ia707_01/topico6_01.pdf.
Acessado em 22/04/2016.

http://www.cos.ufrj.br/~ines/enia07_html/pdf/27912.pdf.
Acessado em 25/04/2016.

<http://www.cpdee.ufmg.br/~jramirez/disciplinas/otimizacao/t1.pdf>.
Acessado em 25/04/2016.