Genetic Means

Felipe Colombelli

Codificação dos cromossos

- Array de 7128 elementos booleanos
- True representa que o gene associado ao índice daquele elemento foi selecionado
- False, descartado

Exemplo de um indivíduo:

[True, False, False, True,, False, False]

- Construída a partir de uma análise incremental de necessidades
- Começamos com a relação óbvia

Seja acc: acurácia

ngs: número de genes selecionados

Fitness = acc - ngs

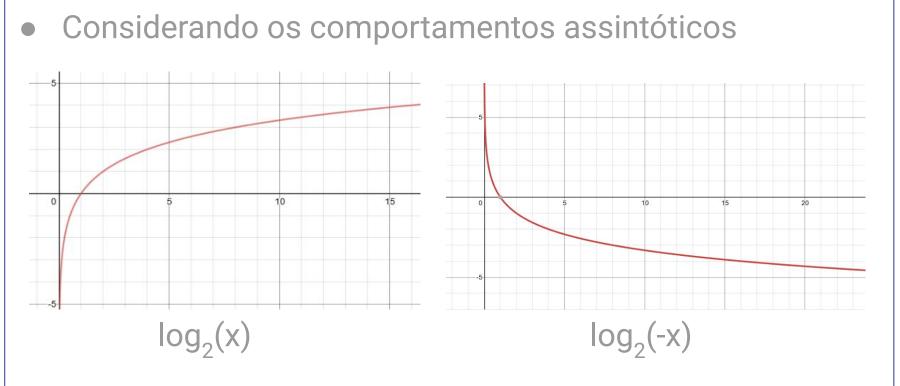
Normaliza-se ngs para o mesmo intervalo de acc

$$\frac{100 * (ngs - min)}{max - min} \qquad min = 0$$

$$max = 7128$$

Assume-se acurácias abaixo de 90% como lixo

Fazendo com que o novo intervalo seja [-100, -10]



 Adiciona-se tais comportamentos monotônicos como coeficientes multiplicativos da acurácia, destacando sua importância em relação ao número de genes selecionados

```
if acc <= 90: else: acc = acc - 100 \qquad accNew = acc * log_2(acc) accNew = acc * -log_2(-acc*)
```

* -acc: [10, 100] => 80%, 0% de acurácia

• Finalmente tem-se a função para cálculo de fitness

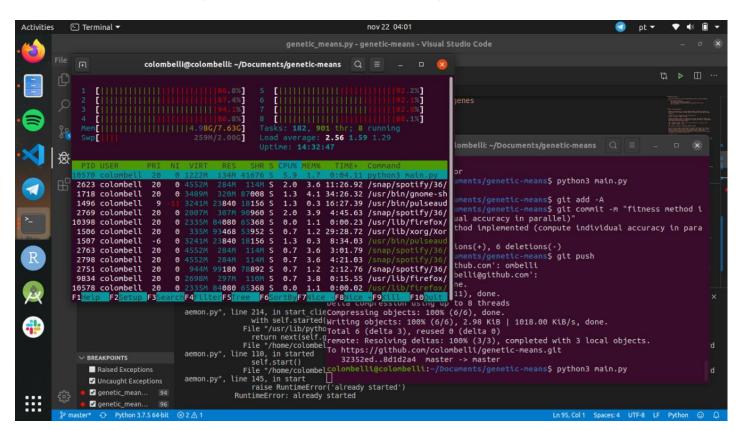
Fitness = accNew - ngsNorm

Computação da função de fitness

- Gargalo da aplicação
- Independência de dados entre indivíduos
- Implementação explorando paralelismo

```
def computeFitness(self):
169
170
171
              self.fitness = [None] * len(self.population)
172
              pool = mp.Pool(mp.cpu count())
173
              self.fitness = np.array([pool.apply(self.computeIndividualFitness, args=(individual, )
174
175
                          for individual in self.population])
176
              pool.close()
177
178
              return
```

Demonstração da utilização dos recursos



Implementação 1 - Geração da população inicial

Geração de 7128 booleanos aleatórios, 50 vezes
 (50 indivíduos com 7128 genes selecionados ou não)

Seleção dos indivíduos da população

- Método do elitismo
- 30% de retenção

```
235
          def selectPopulation(self):
236
237
              numElite = round(self.elitism * self.populationSize)
238
              # Get the index of the N greatest scores:
239
              eliteIdx = np.argpartition(self.fitness, -numElite)[-numElite:]
240
              elite = self.population[eliteIdx]
241
242
              self.population = elite
243
              return
```

Cruzamento da população

- Geração de máscara aleatória
- Exemplo de máscara:

```
[1, 0, 0, 1, ....., 1, 1, 0]
```

- Genes 2, 3, 7128 herdados do pai 0
- Genes 1, 4, 7126, 7127 herdados do pai 1

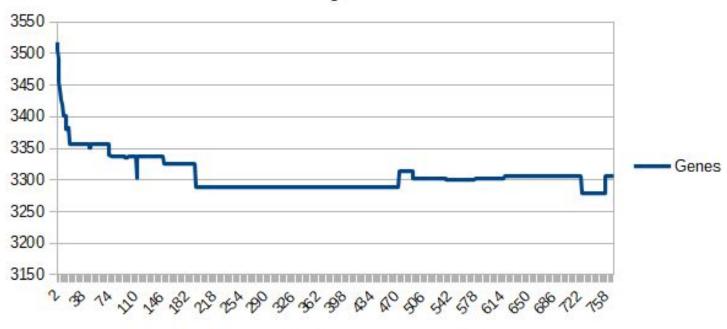
Implementação 1 - Mutação

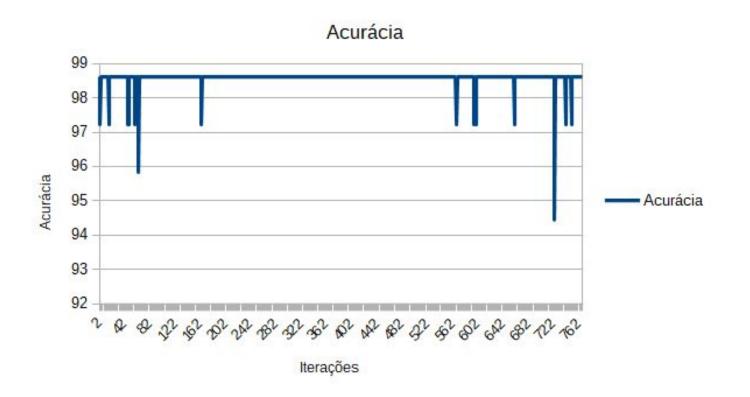
- Taxa: 0.2
- Escolha feita em relação a todos os genes de todos os indivíduos filhos gerados

- 767 iterações feitas
- 3306 genes selecionados
- 98.6%



Número de genes selecionados





Implementação 2 - Modificação 1

- Taxa de mutação: 0.001
- Escolha feita em relação a todos os genes de todos os indivíduos filhos gerados
- Rationale:
 - Com 0.2, em média 49896 são mutados
 - Com 0.001, apenas 249

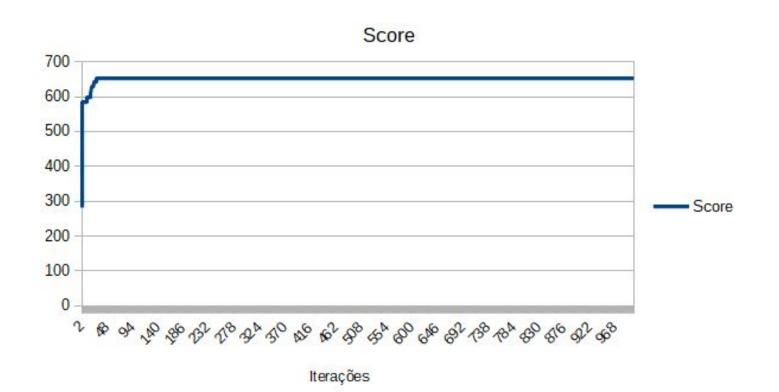
Implementação 2 - Modificação 2

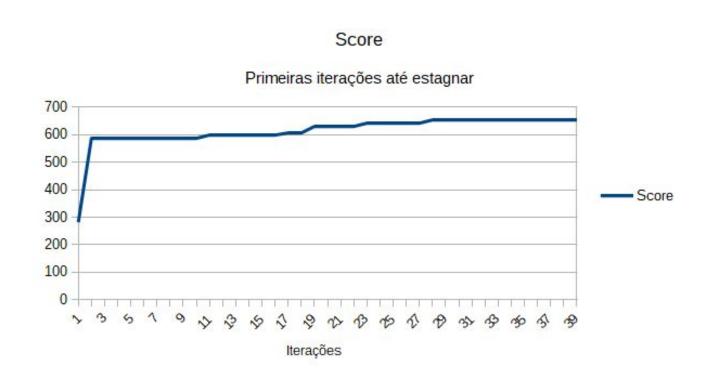
- Número de iterações do K-Means
- Antes: 25
- Agora: 50
- Rationale: acurácia oscilante para os mesmos indivíduos (mantidos através do elitismo) devido à escolha estocástica inicial de clusters

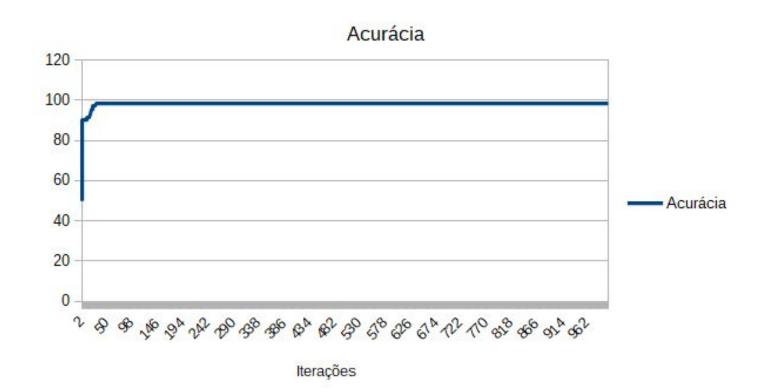
Implementação 2 - Modificação 3

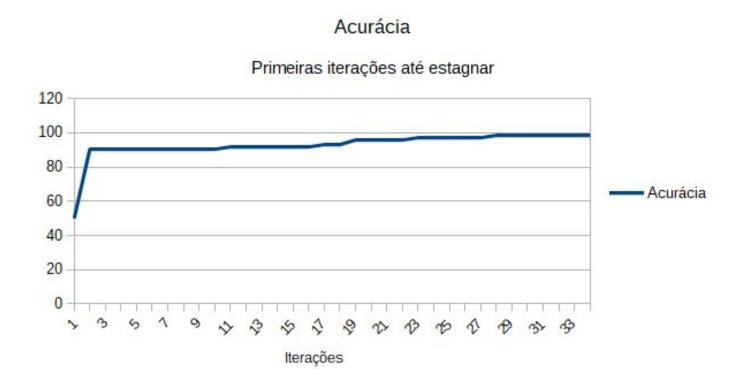
- Geração da população inicial
- 50 indivíduos com todos os genes em False
- Operação de turning x5
- Ao final das 5 operações, cada um dos 50 indivíduos terá, provavelmente, 5 genes selecionados
- Rationale: espaço de busca começa "de baixo"

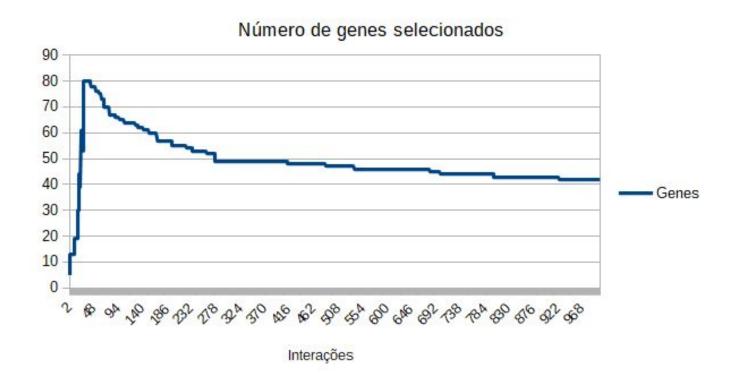
- 1000 iterações feitas
- 42 genes selecionados
- 98.6%

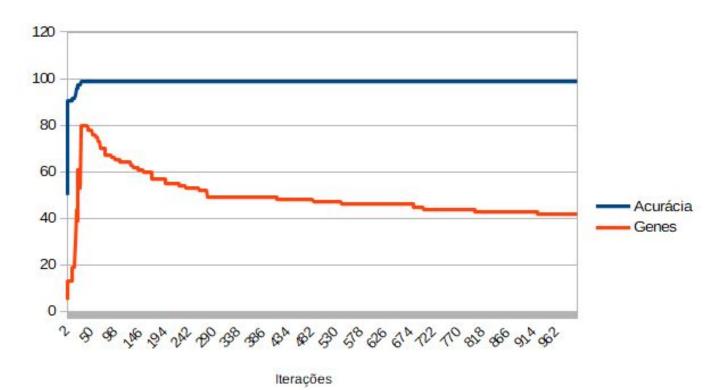


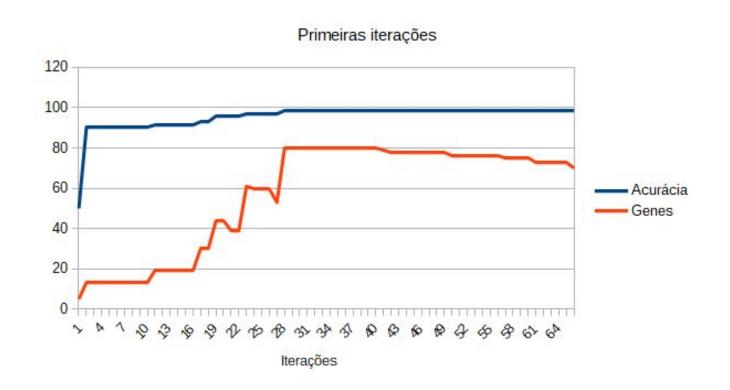












Repo:

https://github.com/colombelli/genetic-means