

## Relatório do Laboratório 4 - Otimização com Métodos Baseados em População

### 1 Breve Explicação em Alto Nível da Implementação do *PSO*

#### 1.1 Implementação do *Particle Swarm Optimization*

A implementação do PSO seguiu o apresentado em sala. Como no caso do laboratório se tratava de um problema de maximização, alterou-se as comparações. Além disso, este trecho do código é implementado no método *notify\_evaluation*, que recebe o valor da função qualidade, visto que esta é externa ao PSO. Este trecho do código foi implementado como a seguir:

```
def notify_evaluation(self, value):
    if value > self.particles[self.current_particle].best_value:
        self.particles[self.current_particle].best =
            self.particles[self.current_particle].x
        self.particles[self.current_particle].best_value = value
    if value > self.best_iteration_value:
        self.best_iteration = self.particles[self.current_particle].x
        self.best_iteration_value = value
    self.current_particle += 1
    if self.current_particle == self.num_particles:
        self.advance_generation()
```

Observa-se que as comparações seguem a lógica do PSO proposto, mudando apenas a desigualdade. O método *advance\_generation*, por sua vez, segue o final do método proposto em aula, passo que seria após o método genérico update:

```
def advance_generation(self):
    self.current_particle = 0
    if self.best_iteration_value > self.best_global_value:
        self.best_global = self.best_iteration
        self.best_global_value = self.best_iteration_value
```

A atualização das posições em si são feitas no método *notify\_evaluation*. Como particularidade para este, tem-se apenas a previsão do caso da primeira iteração:

```
def get_position_to_evaluate(self):
    if self.best_global is None:
        return self.particles[self.current_particle].x
    else:
        # segue implementação idêntica ao proposto em aula
```

## 1.2 Função de qualidade

Por fim, como a função qualidade é feita somando-se a recompensa em cada tempo de iteração, fez-se o método *evaluate*. Deste, como particularidade, destaca-se apenas a escolha de uma punição alta para o caso em que não se detecta a linha no sensor. Fez-se erro como  $e = 2$  neste caso:

```
def evaluate(self):  
    # Escolha dos parâmetros como proposto em aula  
    w = 0.5  
    if not detection:  
        reward = linear * dot_product - w * 2  
        return reward  
    else:  
        reward = linear * dot_product - w * abs(error)  
    return reward
```

## 2 Figuras Comprovando Funcionamento do Código

### 2.1 Teste do *Particle Swarm Optimization*

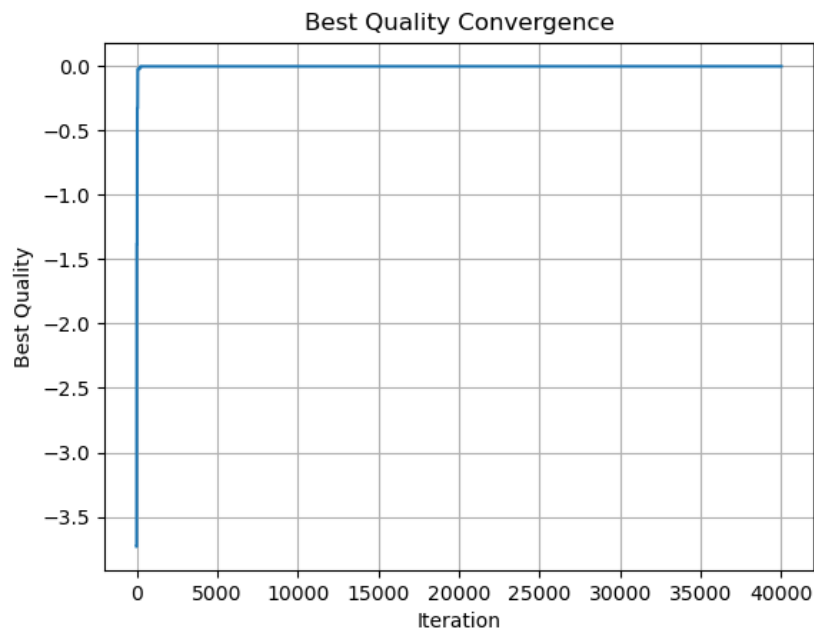


Figura 1: Histórico da variação da melhor solução.

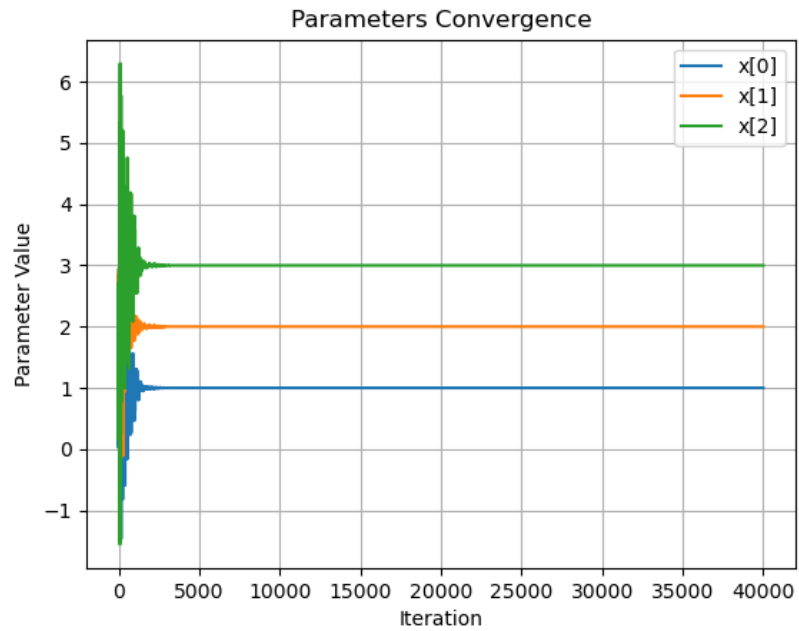


Figura 2: Histórico da escolha dos parâmetros.

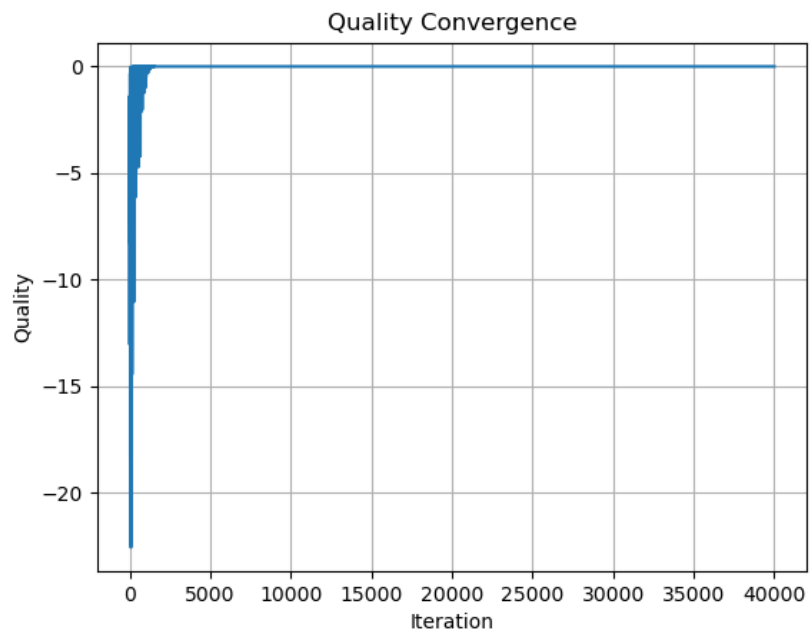


Figura 3: Histórico da função qualidade por iteração.

### 2.1.1 Histórico de Otimização

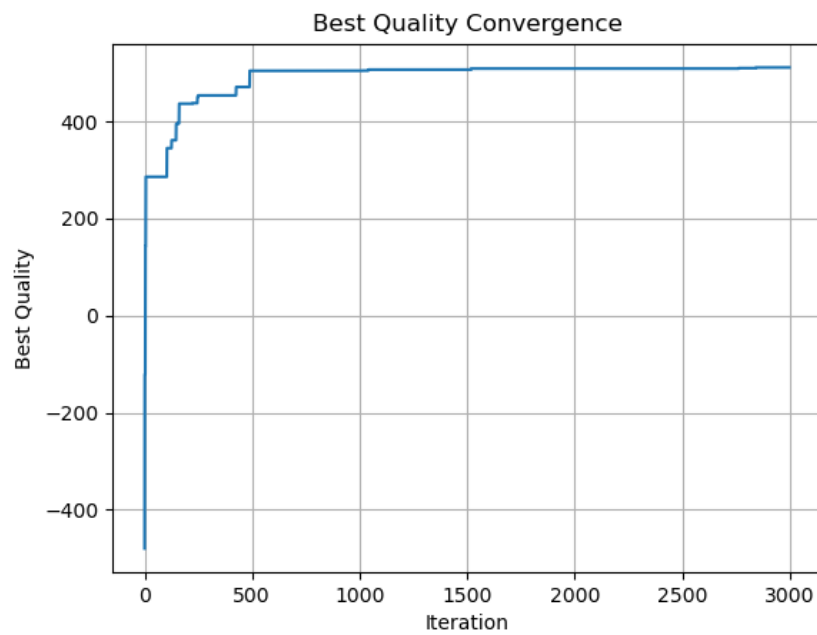


Figura 4: Histórico da variação da melhor solução.

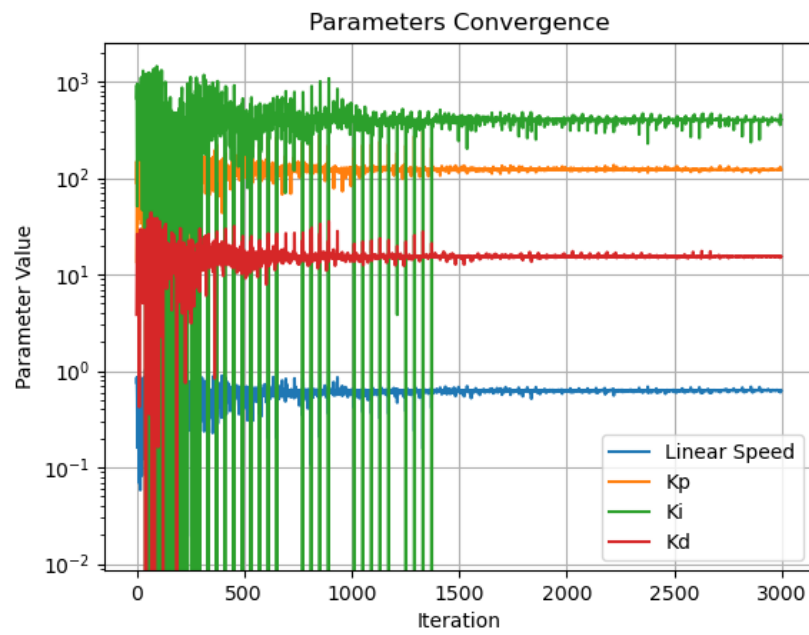


Figura 5: Histórico da escolha dos parâmetros do controlador.

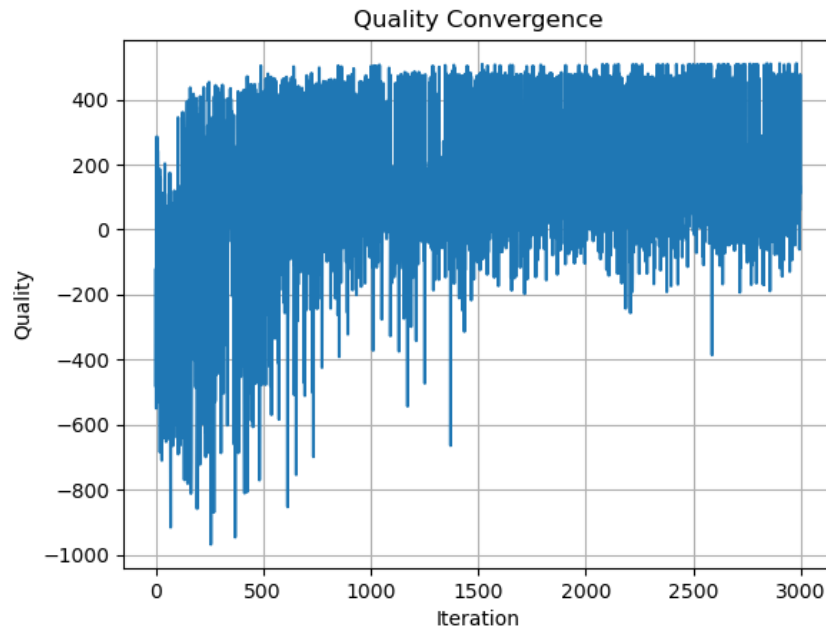


Figura 6: Histórico da função qualidade por iteração.

### 2.1.2 Melhor Trajetória Obtida Durante a Otimização

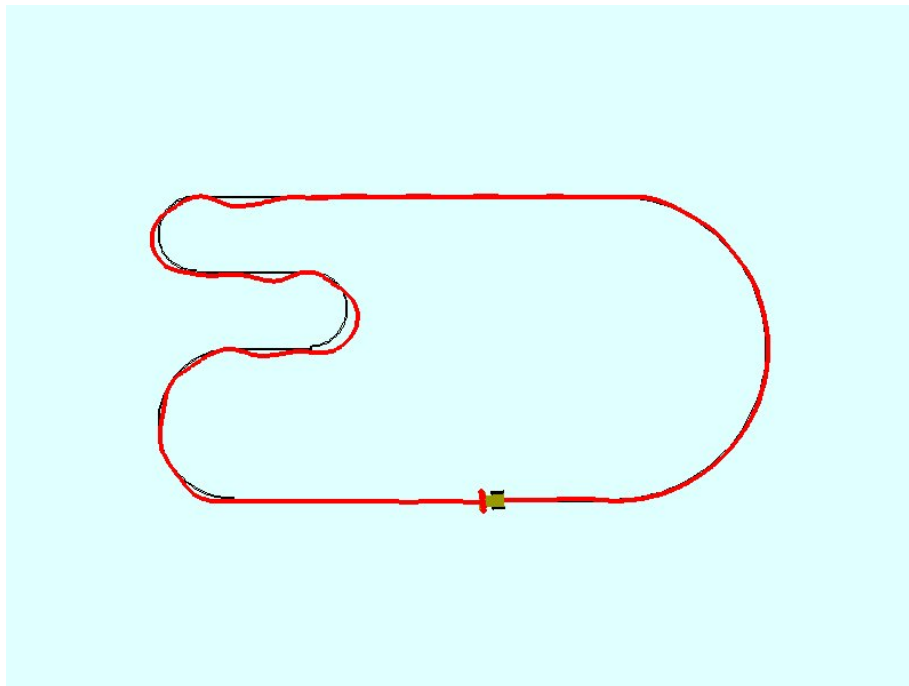


Figura 7: Melhor trajetória obtida.

### 3 Discussão sobre o observado durante o processo de otimização

Durante o processo de otimização foi observado como o otimizador faz variações em torno de pontos de solução local, com algum nível de exploração. Ao testar o uso do hiperparâmetro de punição para o caso de não detectar a bola, foi claro como aumentar esta punição tendia para uma solução mais rápido.

Além disso, vale destacar o nível de exploração mencionado; no começo fica mais claro como cada partícula está explorando e não tem uma noção do melhor caso. Com o passar do tempo, ao observar as iterações, tem-se a tendência de algumas partículas (já mais próximas de um máximo local) de ter baixa alteração da sua posição, o que fica em contraste com as demais partículas que exploram mais. Esta tendência segue o esperado pelo proposto para o método.