

---

## **Inteligência Computacional**

### Firefly Algorithm

---

#### **Docentes**

Carlos Pereira

Inês

Domingues

#### **Alunos**

Paulo Henrique Figueira Pestana de Gouveia - a2020121705

Nuno Alexandre Almeida Santos - a2019110035

# Índice

- Em que consiste a computação evolucionária?
  - Computação evolvionária no contexto de redes neuronais.
  - Inteligência Swarm
  - PSO
  - Firefly Algorithm
  - Firefly vs PSO
  - Análises de Desempenho
  - Conclusões
-

# Em que consiste a computação evolucionária?

- A evolução é um processo de otimização em que o objetivo é melhorar a capacidade de um organismo (ou sistema) sobreviver em ambientes dinâmicos e competitivos.
  - A Computação Evolucionária compreende um conjunto de técnicas de busca e otimização inspiradas na evolução natural das espécies. Desta forma, cria-se uma população de indivíduos que vão reproduzir e competir pela sobrevivência. Os melhores sobrevivem e transferem suas características a novas gerações.
-

# Computação evolvionária no contexto de redes neuronais.

- Sistemas de CE resolvem problemas por meio de população, tentativa e erro, metaheurística ou otimização estocástica. Um conjunto inicial de candidatos a solução é gerado e atualizado iterativamente:
    - Remoção das soluções menos desejadas
    - Inserção de ruído.
  - Em termos técnicos, as populações de solução evoluem e se adaptam à medida que estão sujeitas à seleção e mutação naturais ou artificiais.
  - A CE é popular na IC porque leva a soluções otimizadas em uma ampla variedade de contextos, e há muitas variantes e extensões para problemas e estruturas de dados específicos.
-

# Computação evolvionária no contexto de redes neuronais.

- No contexto de redes neuronais, a computação evolutiva pode ser aplicada a soluções dadas enquanto treina a rede.
  - No exemplo de classificação de forma geométrica usando CE, a solução evolui através de seleção e mutação natural ou artificial à medida que a rede é treinada.
  - Isso nos permite generalizar a forma com mais precisão com o auxílio de descartar soluções menos desejáveis.
-

# Inteligência Swarm

- Conjunto estruturado de indivíduos (ou agentes) que interagem entre si. Os indivíduos pertencentes ao swarm (enxame) interagem para atingirem um objectivo comum, de forma mais eficiente do que agindo individualmente.
  - O objetivo dos modelos computacionais de inteligência Swarm é modelar o simples comportamento dos indivíduos e as interações locais com o ambiente e os indivíduos vizinhos, a fim de obter comportamentos mais complexos que podem ser usados para resolver problemas complexos, principalmente problemas de otimização.
  - Inteligência Swarm faz uso de algoritmos de convergência baseados em fenômenos emergentes da natureza como: colônias de insetos, estratégias coletivas de peixes e pássaros e ainda comportamento auto-organizativo de partículas atômicas e subatômicas.
-

# PSO

- O algoritmo de otimização de enxame de partículas (PSO) é um algoritmo de pesquisa baseado em população baseado na simulação do comportamento social de pássaros dentro de um bando, que são denominados por partículas.
  - Esse método se inicializa aleatoriamente, através de um conjunto de partículas com velocidades e posições aleatórias.
  - Após essa inicialização os indivíduos são avaliados através da função de avaliação.
  - Em um algoritmo PSO existe um conjunto de vetores cujas trajetórias oscilam em torno de uma região definida por cada melhor posição individual (PBEST) e a melhor posição dos outros (GBEST).
-

# PSO

- Algoritmo de otimização de enxame de partículas (PSO) modela dois comportamentos simples: cada indivíduo (1) se move em direção seu melhor vizinho mais próximo e (2) retorna ao estado que o indivíduo experimentou ser o melhor para si mesmo.
  - Como resultado, o comportamento coletivo que emerge é que todos os indivíduos convergindo para o estado ambiental que é melhor para todos os indivíduos.
-



# Firefly Algorithm

- Com base nas propriedades piscantes das espécies de pirilampos, Xin-She Yang desenvolveu o Firefly Algorithm (FA) em 2008.
  - Um sistema não linear que combina o decaimento exponencial da absorção de luz e lei do inverso do quadrado da variação de luz usa a distância.
  - Para iniciar o algoritmo, os pirilampos são colocados em locais aleatórios. A localização de um pirilampo corresponde aos valores dos parâmetros da função objetivo a ser resolvida.
  - Então, a partir da posição recém-adquirida de cada pirilampo, a função objetivo é avaliada, e a intensidade da luz do pirilampo é definida como a avaliação inversa. O inverso é usado pois o objetivo é minimizar a função objetivo.
  - Assim, uma avaliação de função inferior resultará em maior intensidade de luz.
-

# Firefly Algorithm

- O algoritmo Firefly tem cinco regras baseadas nas propriedades piscantes dos pirilampus reais:
  - Todos os vaga-lumes são capazes de se atrair independentemente do sexo.
  - A atratividade de um vaga-lume para outros indivíduos é proporcional ao seu brilho.
  - Vaga-lumes menos atraentes se movem na direção do mais atraente.
  - À medida que a distância entre dois vaga-lumes aumenta, o brilho visível de um determinado vaga-lume para o outro diminui.
  - Se um vaga-lume não vê nenhum vaga-lume que seja mais brilhante do que ele, ele se move aleatoriamente.
-

# Firefly vs PSO

- Vantagens do FA
    - Parece ser mais eficaz na otimização multiobjetivo e em curto tempo.
    - É melhor em problemas não lineares com ruído.
    - Fácil de implementar.
    - Bom a resolver problemas com poucos Local optimum.
  - Desvantagens do FA
    - Tem uma convergência baixa.
    - Fica preso em problemas com muitos de Local optimum.
    - Os parametros do algoritmo são fixos e não mudam com o tempo de computação.
    - Não memoriza de qualquer história de melhor situação para firefly e isso faz com que eles se movam independentemente de sua melhor situação anterior, podendo acabar perdendo as suas situações.
-

	1000 Iterações		1000 Iterações	
	Sphere	Sphere	Sphere	Sphere
	Dim = 2	Dim = 2	Dim = 3	Dim = 3
	GlobalBestPSO	GlobalBestPSO	GlobalBestPSO	GlobalBestPSO
Hyperparameters	Best Cost	Best Pos	Best Cost	Best Pos
Cognitive Parameter : C1 = 0,5 Social Parameter : C2 = 0,3 Inertica Parameter : C3 = 0,9	2.3426613822128837e-43	[3.78010095e-22 3.02282164e-22]	2.892168557925198e-43	[3.70725911e-22 1.50180620e-22 3.59478700e-22]
Cognitive Parameter : C1 = 1 Social Parameter : C2 = 0,3 Inertica Parameter : C3 = 0,9	6.82591817230103e-35	[8.26191148e-18 6.51925432e-22]	6.601392309724231e-29	[1.63094340e-15 -7.90336984e-15 -9.43764746e-16]
Cognitive Parameter : C1 = 0,5 Social Parameter : C2 = 0,5 Inertica Parameter : C3 = 0,9	1.6558958231072747e-42	[-1.13074696e-21 -6.14253311e-22]	7.713450177295974e-41	[-9.75916841e-22 -8.05586987e-21 3.35932267e-21]
Cognitive Parameter : C1 = 0,5 Social Parameter : C2 = 0,3 Inertica Parameter : C3 = 1,5	0.017185260251670408	[-0.11461615 0.06362702]	0.3410916714059792	[0.01915389 0.21052588 -0.54442966]

# Análise dos Resultados

PSO - Sphere

	1000 Iterações		1000 Iterações	
	Ackley	Ackley	Ackley	Ackley
	Dim = 2	Dim = 2	Dim = 3	Dim = 3
	GlobalBestPSO	GlobalBestPSO	GlobalBestPSO	GlobalBestPSO
Hyperparameters	Best Cost	Best Pos	Best Cost	Best Pos
Cognitive Parameter : C1 = 0,5 Social Parameter : C2 = 0,3 Inertica Parameter : C3 = 0,9	4.440892098500626e-16	[2.43017952e-16 5.75366776e-17]	4.440892098500626e-16	[ 1.49131119e-17 2.21907232e-17 -1.94572574e-17]
Cognitive Parameter : C1 = 1 Social Parameter : C2 = 0,3 Inertica Parameter : C3 = 0,9	1.1102230246251565e-14	[3.55484677e-15 2.27967387e-15]	4.440892098500626e-16	[ 1.22054023e-16 -1.35944167e-16 2.68470410e-16]
Cognitive Parameter : C1 = 0,5 Social Parameter : C2 = 0,5 Inertica Parameter : C3 = 0,9	4.440892098500626e-16	[-3.09068469e-16 -1.79678046e-16]	4.440892098500626e-16	[-3.12487365e-16 1.69535904e-17 -1.18603468e-16]
Cognitive Parameter : C1 = 0,5 Social Parameter : C2 = 0,3 Inertica Parameter : C3 = 0,2	1.7055433336693864	[0.08731274 0.22147976]	2.334126531312514	[0.03548606 0.20605561 0.33586263]

# Análise dos Resultados

PSO - Ackley

	1000 Iterações		1000 Iterações	
	Sphere	Sphere	Sphere	Sphere
	Dim = 2	Dim = 2	Dim = 3	Dim = 3
	Firefly	Firefly	Firefly	Firefly
Hyperparameters	Best Cost	Best Pos	Best Cost	Best Pos
Csi = 1 Psi = 1 <b>Alpha0 = 1</b> <b>Alpha1 = 0,1</b> <b>Norm0 = 0</b> Norm1 = 0,1	0.00395186407770451	[0.02227345024433222, 0.05878569121748733]	0.01282675493322168	[-0.07994145925209713, 0.07880615771486285, 0.015023565891196938]
Csi = 2 Psi = 1 <b>Alpha0 = 1</b> <b>Alpha1 = 0,1</b> <b>Norm0 = 0</b> Norm1 = 0,1	0.038296738751059156	[0.07821306007499607, 0.17938633165535275]	0.0014109238185286003	[0.031619468924901806, -0.019721120243566564, 0.004712793203033472]
Csi = 1 Psi = 2 <b>Alpha0 = 1</b> <b>Alpha1 = 0,1</b> <b>Norm0 = 0</b> Norm1 = 0,1	0.0022051175913362737	[0.04605037278821221, -0.00919134143653462]	0.023354783004942564	[-0.04310586398747744, -0.09645917010338433, -0.11041873028522844]
Csi = 4 Psi = 1 <b>Alpha0 = 1</b> <b>Alpha1 = 0,1</b> <b>Norm0 = 0</b> Norm1 = 0,1	0.0008633931524454859	[-0.028230171641905735, -0.008151721383488714]	0.04814147408701885	0.020995212914999974, -0.18613696653209552, 0.11425281095842768]

# Análise dos Resultados

FA - Sphere



	1000 iterações		1000 iterações	
	Ackley	Ackley	Ackley	Ackley
	Dim = 2	Dim = 2	Dim = 3	Dim = 3
	Firefly	Firefly	Firefly	Firefly
Hyperparameters	Best Cost	Best Pos	Best Cost	Best Pos
Csi = 1 Psi = 1 <b>Alpha0 = 1</b> <b>Alpha1 = 0,1</b> <b>Norm0 = 0</b> Norm1 = 0,1	0.050444783767076284	[-0.061146838445405444, 0.03080718665467256]	0.3951026051864819	[-0.87455501485315, 0.10415995680749096, -5.567606740780509]
Csi = 2 Psi = 1 <b>Alpha0 = 1</b> <b>Alpha1 = 0,1</b> <b>Norm0 = 0</b> Norm1 = 0,1	0.03894687250092410 *rever linha	[0.035853421036423985, 0.03949227647859949]	-1.7196527716305714	[-0.041362575164262214, -0.03920582231180181, 0.009386051371798973]
Csi = 1 Psi = 2 <b>Alpha0 = 1</b> <b>Alpha1 = 0,1</b> <b>Norm0 = 0</b> Norm1 = 0,1	1.76287211343308305	[-0.23759383818889362, 5.059976189960237]	0.4757564693300358	[-0.5189948225858666, 0.05198846105591157, -5.202112601826584]
Csi = 4 Psi = 1 <b>Alpha0 = 1</b> <b>Alpha1 = 0,1</b> <b>Norm0 = 0</b> Norm1 = 0,1	0.3141668269078335	[-0.06545994027392536, -0.357633339604417]	-1.4815465879388028	[-0.11267833180690037, 0.00031362109196364507, 0.27053203948772364]

Análise dos Resultados

FA - Ackley

# Conclusão

- Podemos observar pelos gráficos acima que os valores obtidos pelo algoritmo PSO são melhores (menor custo) em quase tudo para este caso de problema. O único custo que se destacou de FA foi em dimensão 3 em Ackley em que obtivemos valores negativos no custo.
  - Apesar de nas pesquisas que efetuamos já muitos casos se verificam que o FA é um algoritmo que traz melhores resultados em curto tempo e que já existem versões modificadas para dar mais liberdade ainda ao algoritmo.
  - Esperemos com este relatório perceber-se como Firefly Algorithm funcione, e utilizações que possa ter para resolver diversos problemas.
-