

<div> <div>Inteligência Computacional</div> <div> <div>Luis A. Alexandre</div> <div>UBI</div> <div>Ano lectivo 2023-24</div> </div> </div>		1 / 31
Luis A. Alexandre (UBI)	Inteligência Computacional	Ano lectivo 2023-24

<div> <div>Conteúdo</div> <div> <div>Estratégias evolucionárias</div> <div>Representação dos cromossomas</div> <div>População inicial</div> <div>Operadores de cross-over</div> <div>Operadores de mutação</div> <div>Operadores de selecção</div> <div>Co-evolução</div> <div>Introdução</div> <div>Algoritmo de co-evolução</div> <div>Aptidão relativa</div> <div>Aptidão relativa</div> <div>Hall of fame</div> <div>Aptidão cooperativa</div> <div>Leitura recomendada</div> </div> </div>		2 / 31
Luis A. Alexandre (UBI)	Inteligência Computacional	Ano lectivo 2023-24

<div> <div>Estratégias evolucionárias</div> <div> <div>Estratégias evolucionárias</div> </div> </div>		3 / 31
Luis A. Alexandre (UBI)	Inteligência Computacional	Ano lectivo 2023-24

<div> <div>Introdução</div> <div> <div> <div> <div>A ideia subjacente às estratégias evolucionárias (EE) é a de que <b>a evolução em si mesma pode ser alvo de evolução.</b></div> <div>Nas EE continuamos a ter os indivíduos representados por cromossomas, com a adição de um conjunto de parâmetros estratégicos que guiam o comportamento do indivíduo no seu meio ambiente (evolução fenotípica).</div> <div>São então 3 as novidades fundamentais das EE: <div> <div>A evolução agora passa pela evolução do indivíduo e das estratégias, sendo que a evolução do indivíduo é controlada pelas estratégias.</div> <div>As mudanças efetuadas por mutação de indivíduos <b>só são aceites se forem bem sucedidas</b> (o indivíduo mutado tiver melhor aptidão que antes da mutação).</div> <div>Os descendentes podem ser produzidos por <b>mais de 2 progenitores.</b></div> </div> </div> </div> </div> </div></div>		4 / 31
Luis A. Alexandre (UBI)	Inteligência Computacional	Ano lectivo 2023-24

<div> <div>O algoritmo das EE</div> <div> <div> <div>1. Inicializar o contador de gerações <math>g=0</math>;</div> <div>2. Inicializar a população <math>C_g</math> com <math>N</math> indivíduos: <math>C_g = \{C_{g,i}   i = 1, \dots, N\}</math>.</div> <div>3. Avaliar a função de aptidão <math>F(C_{g,i})</math> para cada indivíduo da população <math>C_g</math>.</div> <div>4. Enquanto não tivermos convergência fazer: <div> <div>4.1 Para <math>L = 1, \dots, \lambda</math>, onde <math>\lambda</math> é o n. de filhos <div> <div>4.1.1 Selecionar <math>R \geq 2</math> progenitores</div> <div>4.1.2 Efetuar o cross-over nos cromossomas e nos parâmetros das estratégias</div> <div>4.1.3 Efetuar mutação nos cromossomas e nos parâmetros das estratégias dos descendentes</div> <div>4.1.4 Avaliar a aptidão dos descendentes</div> </div> </div> <div>4.2 Selecionar os <math>\mu</math> melhores de entre os descendentes ou de entre os descendentes e os progenitores, para formarem a geração seguinte.</div> <div>4.3 Fazer <math>g = g + 1</math> e voltar a 4</div> </div> </div> </div> </div> </div>		5 / 31
Luis A. Alexandre (UBI)	Inteligência Computacional	Ano lectivo 2023-24

<div> <div>Representação dos cromossomas</div> <div> <div> <div> <div>A informação presente nos cromossomas é agora de 2 tipos: genotípica (características genéticas) e fenotípica (comportamento).</div> <div>Assim, cada indivíduo é representado por um par (aqui sem indicar o índice da geração): <div> <math display="block">C_i = (G_i, S_i)</math> <div>onde <math>G_i</math> representa o material genético e <math>S_i</math> representa os parâmetros das estratégias evolucionárias.</div> </div> </div> <div>Os parâmetros das estratégias evolucionárias contêm informação que irá ser usada na mutação: a ideia é que <b>a mutação possa afetar os diferentes indivíduos de forma distinta.</b></div> <div>A forma como a mutação age encontra-se em evolução.</div> </div> </div> </div> </div>		6 / 31
Luis A. Alexandre (UBI)	Inteligência Computacional	Ano lectivo 2023-24

## Representação dos cromossomas

- ▶ Os parâmetros estratégicos podem incluir, por exemplo, o **desvio padrão do tamanho das mutações** a efetuar.
- ▶ Um indivíduo é então representado da seguinte forma:

$$C_j = (G_i, \sigma_i) \in \mathbb{R}^m \times \mathbb{R}_+$$

onde  $m$  representa o número de variáveis genéticas do indivíduo e  $\sigma_i$  é um escalar positivo (o desvio padrão). Ou seja,  $S_j = \sigma_i$ .

## População inicial

- ▶ A população inicial é obtida aleatoriamente.
- ▶ É usada inicialização aleatória tanto para o material genético como para os parâmetros das estratégias.

## Operadores de cross-over

- ▶ O cross-over aplica-se tanto à informação genética como aos parâmetros estratégicos.
- ▶ As duas abordagens principais são:
  - ▶ cross-over local: um descendente é gerado a partir de **dois progenitores** usando componentes selecionados aleatoriamente dos progenitores
  - ▶ cross-over global: **toda a população** é usada para gerar um descendente. São selecionados aleatoriamente componentes de indivíduos também selecionado aleatoriamente, para gerar um único descendente.
- ▶ Em ambos os casos, a recombinação do material genético e dos parâmetros estratégicos pode ser feita de duas formas:
  - ▶ recombinação discreta: onde os alelos dos progenitores são usados diretamente para construir o descendente, escolhendo de forma aleatória um progenitor para copiar um dos alelos, e repetindo o processo para os restantes;
  - ▶ recombinação média: onde os alelos dos descendentes são os valores médios dos alelos dos progenitores

## Operadores de mutação

- ▶ Tanto o material genético  $G_i$  como os parâmetros estratégicos  $S_i$  sofrem mutações.
- ▶ Dependendo do tipo de informação em  $S_i$ , poderemos efetuar a mutação de diferentes formas.
- ▶ Para a representação vista atrás em que se inclui o desvio padrão,  $C_j = (G_i, \sigma_i)$ , a mutação é efetuada em 2 passos:
  1. Efetuar a mutação do desvio padrão  $\sigma_i$  para todos os indivíduos. Existem várias possibilidades, mas vamos considerar apenas a seguinte:

$$\sigma_{g+1,i} = \sigma_{g,i} \exp(\xi/\sqrt{m})$$

- onde  $\xi \sim N(0, 1)$  e  $m$  representa o número de variáveis genéticas.
- 2. Efetuar a mutação do material genético do indivíduo  $i$  na geração  $g + 1$ ,  $G_{g+1,i}$ , ajustando o respetivo alelo  $j$  usando

$$G_{g+1,i}(j) = G_{g,i}(j) + \xi \sigma_{g+1,i}$$

onde  $\xi \sim N(0, 1)$ .

## Operadores de mutação

- ▶ Os indivíduos mutados só são aceites se a **sua aptidão for melhor que a do indivíduo original** (antes da mutação).

## Operadores de seleção

- ▶ Para escolher os progenitores, quaisquer dos operadores de seleção já estudados podem ser usados.
- ▶ Em cada geração, são criados e sofrem mutação  $\lambda$  descendentes de  $\mu$  progenitores.
- ▶ Após o cross-over e a mutação, selecionamos os indivíduos para a geração seguinte. Para tal, foram desenvolvidas duas abordagens específicas às EE:
  - ▶ EE( $\mu + \lambda$ ): neste caso a EE gera  $\lambda$  descendentes dos  $\mu$  progenitores com  $1 \leq \mu \leq \lambda < \infty$ . A geração seguinte consiste nos melhores  $\mu$  indivíduos selecionados **dos  $\mu$  progenitores e dos  $\lambda$  descendentes**. Esta abordagem inclui a ideia do elitismo pois permite aos melhores progenitores sobreviverem para a geração seguinte.
  - ▶ EE( $\mu, \lambda$ ): neste caso a geração seguinte consiste nos melhores  $\mu$  indivíduos selecionados **dos  $\lambda$  descendentes**. Isto implica que  $1 \leq \mu < \lambda < \infty$ . Neste caso é excluída a ideia do elitismo.

## Operadores de selecção

- ▶ A  $EE(\mu, \lambda)$  tem mais diversidade genética pois não usa o elitismo.
- ▶ Deste modo, esta abordagem é mais adequada quando os espaços de pesquisa são muito irregulares.
- ▶ Existe também uma variante da abordagem  $EE(\mu + \lambda)$ , chamada  $EE(\mu, \kappa, \lambda)$  em que  $\kappa$  representa a idade máxima dos indivíduos (em número de gerações): todos os que tenham idade maior que  $\kappa$  não passam à geração seguinte.
- ▶ De notar que  $EE(\mu, 1, \lambda) = EE(\mu, \lambda)$

Luís A. Alexandre (UBI)

Inteligência Computacional

Ano lectivo 2023-24

13 / 31

Luís A. Alexandre (UBI)

Inteligência Computacional

Ano lectivo 2023-24

14 / 31

## Co-evolução

## Introdução

- ▶ A co-evolução é inspirada na **evolução paralela de diferentes espécies** que interagem entre si.
- ▶ Esta interação pode ser de dois tipos: predador-presa ou simbiose.
- ▶ Nos AEs anteriores a evolução consistia numa tentativa da população se adaptar ao meio em que estava inserida. Aqui, além de imposições do meio, e mais importante que estas, temos a **adaptação a outras populações**.

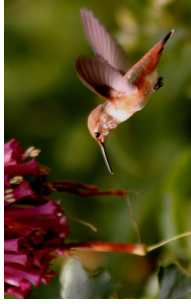


Figura de <http://en.wikipedia.org/wiki/Hummingbird>

Luís A. Alexandre (UBI)

Inteligência Computacional

Ano lectivo 2023-24

15 / 31

Luís A. Alexandre (UBI)

Inteligência Computacional

Ano lectivo 2023-24

16 / 31

## Algoritmo de co-evolução

- ▶ Na co-evolução não se introduz qualquer informação a priori sobre os problemas a resolver.
- ▶ Não vamos especificar o objetivo através de uma função de aptidão.
- ▶ Consideremos o caso em que temos duas populações.
- ▶ A primeira população tenta adaptar-se ao ambiente criado pela segunda população, e vice-versa.
- ▶ A aptidão de um indivíduo da primeira população é determinada relativamente aos indivíduos da segunda população: é uma **aptidão relativa**.
- ▶ O mesmo é feito para os indivíduos da segunda população.
- ▶ A reprodução é efetuada tendo por base as aptidões relativas assim calculadas.

Co-evolução Algoritmo de co-evolução

Luís A. Alexandre (UBI)

Inteligência Computacional

Ano lectivo 2023-24

17 / 31

Co-evolução Algoritmo de co-evolução

## Algoritmo de co-evolução competitiva

1. Inicializar as duas populações  $C_A$  e  $C_B$
2. Enquanto as condições de paragem não forem verificadas fazer:
  - 2.1 Para cada elemento  $x_i \in C_A$  fazer:
    - 2.1.1 Escolher um conjunto de oponentes de  $C_B$
    - 2.1.2 Avaliar a aptidão de  $x_i$  em relação a esse conjunto.
  - 2.2 Para cada elemento  $x_j \in C_B$  fazer:
    - 2.2.1 Escolher um conjunto de oponentes de  $C_A$
    - 2.2.2 Avaliar a aptidão de  $x_j$  em relação a esse conjunto.
  - 2.3 Fazer a evolução da população  $C_A$  por uma geração.
  - 2.4 Fazer a evolução da população  $C_B$  por uma geração.
3. Seleccionar o melhor indivíduo a partir da população de soluções  $C_A$

Luís A. Alexandre (UBI)

Inteligência Computacional

Ano lectivo 2023-24

18 / 31

## Algoritmo de co-evolução competitiva

- ▶ Para fazer a evolução da população por uma geração podemos usar qualquer algoritmo evolucionário.
- ▶ O algoritmo considera que  $C_A$  é a **população de soluções** e  $C_B$  a **população de teste**, que apenas serve para “ajudar” a evolução de  $C_A$ .
- ▶ Exemplo: se procuramos um algoritmo que permita fazer a ordenação de vetores, a primeira população codifica esse algoritmo e a segunda codifica exemplos de vetores que irão servir para testar os algoritmos.
- ▶ Neste exemplo dizemos que um elemento da  $C_A$  **derrota** um de  $C_B$  se for capaz de o ordenar corretamente; de forma análoga diremos que o elemento de  $C_B$  derrota o de  $C_A$  se este não for capaz de o ordenar.

## Aptidão simples

- ▶ Aptidão simples: é obtida uma amostra de indivíduos da população  $B$  e a aptidão de  $C_{A,i}$  é igual ao número de indivíduos desta amostra que são derrotados pelo  $C_{A,i}$ .

## Aptidão competitiva partilhada

- ▶ Aptidão competitiva partilhada: a aptidão de  $C_{A,i}$  é dada por

$$F(C_{A,i}) = \sum_{m=1}^M \frac{\mathbb{1}_{\{x \text{ derrota } C_{B,m}\}}(C_{A,i})}{N_m}$$

onde:

- ▶  $M$  é o número de elementos da amostra de  $B$
- ▶  $N_m$  é o número de elementos de  $A$  que derrota um dado elemento  $C_{B,m}$  da amostra de  $B$
- ▶  $\mathbb{1}_Z(x)$  é a função indicatriz (ou característica) que dá 1 se  $x$  pertencer ao conjunto  $Z$ , caso contrário dá zero:

$$\mathbb{1}_Z(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } x \in Z \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases}$$

## Aptidão relativa

- ▶ Vamos estudar 3 formas de determinar a **aptidão relativa** de um indivíduo  $C_{A,i}$  da população  $A$  que está a coevoluir com a população  $B$ :
  - ▶ Aptidão simples
  - ▶ Aptidão partilhada
  - ▶ Aptidão competitiva partilhada

## Aptidão partilhada

- ▶ Aptidão partilhada: é definida uma função que leva em consideração a **semelhança** entre os indivíduos de  $A$ .
- ▶ A aptidão partilhada de  $C_{A,i}$  é obtida dividindo a aptidão simples de  $C_{A,i}$  pelo resultado da **função de semelhança** de  $C_{A,i}$ .
- ▶ Uma forma de definir esta função de semelhança pode ser o número de indivíduos de  $A$  (incluindo o próprio) que conseguem vencer todos (podendo vencer mais) os indivíduos da amostra de  $B$  que  $C_{A,i}$  venceu.

## Exemplo

Exemplo:  $M = 4$

Pop. A	$C_{B,1}$	$C_{B,2}$	$C_{B,3}$	$C_{B,4}$	Aptidão de $C_{A,i}$	
$C_{A,1}$	1	1	1	0	simpl.	comp. part.
$C_{A,2}$	1	1	0	0		
$C_{A,3}$	1	0	0	0		
$C_{A,4}$	0	0	1	1		
$N_m$						

- ▶ Um 1 nesta tabela significa que um indivíduo de  $A$  consegue derrotar outro de  $B$ .

## Exemplo

Exemplo:  $M = 4$

	Amostra da pop. B				Aptidão de $C_{A,i}$		
Pop. A	$C_{B,1}$	$C_{B,2}$	$C_{B,3}$	$C_{B,4}$	simpl.	part.	comp. part.
$C_{A,1}$	1	1	1	0	3	3/1	$1/3+1/2+1/2$
$C_{A,2}$	1	1	0	0	2	2/2	$1/3+1/2$
$C_{A,3}$	1	0	0	0	1	1/3	$1/3$
$C_{A,4}$	0	0	1	1	2	2/1	$1/2+1$
$N_m$	3	2	2	1	-	-	-

- ▶ A aptidão competitiva partilhada beneficia aqueles indivíduos de A que conseguem derrotar indivíduos de B que poucos conseguem derrotar.

## Hall of fame

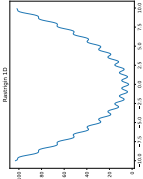
- ▶ Nos AGs, usava-se o elitismo para permitir que os progenitores mais aptos passassem para a geração seguinte.
- ▶ Neste caso, para que um indivíduo permaneça na população por várias gerações tem de ter elevada aptidão em todas essas gerações.
- ▶ No caso da co-evolução, foi proposta uma variação ao elitismo chamada 'Hall of fame' em que se guarda o **melhor indivíduo de cada geração**, desde o início da evolução.
- ▶ A população oponente tem mais dificuldade em se adaptar a estes indivíduos.

## Aptidão cooperativa

- ▶ A medida de aptidão que se utiliza quando as populações de diferentes espécies estão a **cooperar** em vez de **competir** é diferente das que vimos até agora.
- ▶ Usa-se informação das diferentes populações para construir a solução do problema em questão.
- ▶ As diferentes espécies trabalham em **partes distintas da solução**: apenas um ou poucos genes são usados de cada população.

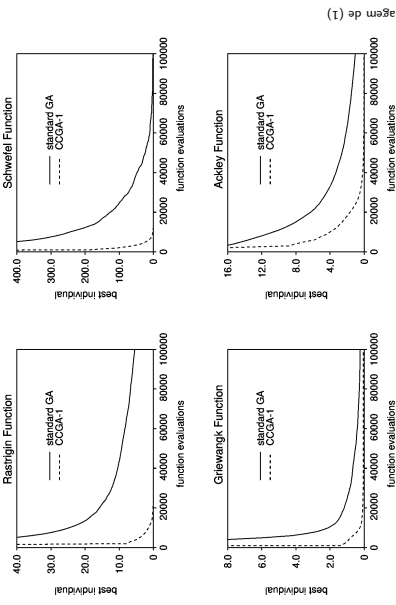
## Aptidão cooperativa: exemplo

- ▶ Minimização de 4 funções: comparação entre o uso de Algoritmos Genéticos e de Co-evolução com aptidão cooperativa.
- ▶ Rastrigin:  $f(x) = 60 + \sum_{i=1}^{20} x_i^2 - 3\cos(2\pi x_i)$ . Tem muitos mínimos locais cujo tamanho vai aumentando com a distância ao mínimo global.
- ▶ Schwefel:  $f(x) = 4189.829 + \sum_{i=1}^{10} x_i \sin(\sqrt{|x_i|})$ . Tem um segundo mínimo global distante do primeiro para levar a que os algoritmos fiquem presos nele e não atinjam o mínimo global.
- ▶ Griewangk:  $f(x) = 1 + \sum_{i=1}^{10} \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^{10} \cos(x_i/\sqrt{i})$ . Tem grande interdependência entre as variáveis devido ao produto.
- ▶ Ackley:  $f(x) = 20 + e - 20 \exp\left(-0.2\sqrt{1/30 \sum_{i=1}^{30} x_i^2}\right) - \exp(1/30 \sum_{i=1}^{30} \cos(2\pi x_i))$ . Aparenta ser unimodal, mas tem muitos pequenos picos e vales.



## Aptidão cooperativa: exemplo

Os valores são médias de 50 repetições. Foram usadas populações com 100 cromossomas.



## Leitura recomendada

- ▶ Engelbrecht, cap. 12, cap. 15.
- ▶ (1) Potter, Mitchell A. and De Jong, Kenneth A., A cooperative coevolutionary approach to function optimization, International Conference on Parallel Problem Solving from Nature, LNCS 866, 2005.