

Inteligência Computacional

Luís A. Alexandre

UBI

Ano lectivo 2019-20

Conteúdo

Estratégias evolucionárias

- Representação dos cromossomas
- População inicial
- Operadores de cross-over
- Operadores de mutação
- Operadores de selecção

Co-evolução

- Introdução
- Algoritmo de co-evolução
- Aptidão relativa
- Hall of fame
- Aptidão cooperativa

Leitura recomendada

Estratégias evolucionárias

Introdução

- ▶ A ideia subjacente às estratégias evolucionárias (EE) é a de que **a evolução em si mesma pode ser alvo de evolução**.
- ▶ 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).
- ▶ São então 3 as novidades fundamentais das EE:
 - ▶ A evolução agora passa pela evolução **do indivíduo e das estratégias**, sendo que a evolução do indivíduo é controlada pelas estratégias.
 - ▶ As mudanças efetuadas por mutação de indivíduos **só são aceites se forem bem sucedidas** (o indivíduo mutado tiver melhor aptidão que antes da mutação).
 - ▶ Os descendentes podem ser produzidos por **mais de 2 progenitores**.

O algoritmo das EE

1. Inicializar o contador de gerações $g=0$;
2. Inicializar a população C_g com N indivíduos:
 $C_g = \{C_{g,i} | i = 1, \dots, N\}$.
3. Avaliar a função de aptidão $F(C_{g,i})$ para cada indivíduo da população C_g .
4. Enquanto não tivermos convergência fazer:
 - 4.1 Para $L = 1, \dots, \lambda$, onde λ é o n. de filhos
 - 4.1.1 Selecionar $R \geq 2$ progenitores
 - 4.1.2 Efetuar o cross-over nos cromossomas e nos parâmetros das estratégias
 - 4.1.3 Efetuar mutação nos cromossomas e nos parâmetros das estratégias dos descendentes
 - 4.1.4 Avaliar a aptidão dos descendentes
 - 4.2 Selecionar os μ melhores de entre os descendentes ou de entre os descendentes e os progenitores, para formarem a geração seguinte.
 - 4.3 Fazer $g = g + 1$ e voltar a 4

Representação dos cromossomas

- ▶ A informação presente nos cromossomas é agora de 2 tipos: genotípica (características genéticas) e fenotípica (comportamento).
- ▶ Assim, cada indivíduo é representado por um par (aqui sem indicar o índice da geração):
$$C_i = (G_i, S_i)$$
onde G_i representa o material genético e S_i representa os parâmetros das estratégias evolucionárias.
- ▶ Os parâmetros das estratégias evolucionárias contêm informação que irá ser usada na mutação: a ideia é que **a mutação possa afectar os diferentes indivíduos de forma distinta**.
- ▶ A forma como a mutação age encontra-se em evolução.

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:

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

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

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, $C_i = (G_i, \sigma_i)$, a mutação é efetuada em 2 passos:
 1. Efetuar a mutação do desvio padrão σ_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 λ descendentes de μ 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 λ descendentes dos μ progenitores com $1 \leq \mu \leq \lambda < \infty$. A geração seguinte consiste nos melhores μ indivíduos selecionados **dos μ progenitores e dos λ 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 μ indivíduos selecionados **dos λ descendentes**. Isto implica que $1 \leq \mu < \lambda < \infty$. Neste caso é excluída a ideia do elitismo.

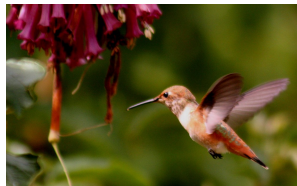
Operadores de selecção

- ▶ 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 κ representa a idade máxima dos indivíduos (em número de gerações): todos os que tenham idade maior que κ não passam à geração seguinte.
- ▶ De notar que $EE(\mu, 1, \lambda) = EE(\mu, \lambda)$

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.

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

- ▶ 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**.

Introdução

- ▶ Outro aspeto que faz a co-evolução diferir dos restantes AEs é que **não existe uma função de aptidão absoluta**: a aptidão dum indivíduo depende da aptidão dos indivíduos da(s) outra(s) espécie(s).
- ▶ A co-evolução normalmente é usada apenas com duas espécies: o objetivo é que uma população consiga derrotar a outra.
- ▶ Este tipo de abordagens tem diversas aplicações: definir estratégias para jogos (incluindo simulações militares), no controlo de robots, na gestão de carteiras de investimento, etc.

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.

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 $x_i \in C_B$ fazer:
 - 2.2.1 Escolher um conjunto de oponentes de C_A
 - 2.2.2 Avaliar a aptidão de x_i 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. Selecionar o melhor indivíduo a partir da população de soluções C_A

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 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 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 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.

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:

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

Exemplo

Exemplo: $M = 4$

Pop. A	Amostra da pop. B				Aptidão de $C_{A,i}$		
	$C_{B,1}$	$C_{B,2}$	$C_{B,3}$	$C_{B,4}$	simpl.	part.	comp. part.
$C_{A,1}$	1	1	1	0			
$C_{A,2}$	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: $M = 4$

Pop. A	Amostra da pop. B				Aptidão de $C_{A,i}$		
	$C_{B,1}$	$C_{B,2}$	$C_{B,3}$	$C_{B,4}$	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

- ▶ Para obter a solução, o **melhor indivíduo de cada população** é usado na sua construção.
- ▶ Como saber qual o melhor indivíduo de cada população dado que não representam soluções do problema completas?
- ▶ O que se faz é usar para as diferentes populações um cromossoma completo, mas fazer a evolução apenas em subconjuntos disjuntos do mesmo.

Leitura recomendada

- ▶ Engelbrecht, cap. 12, cap. 15.