Rafael Luiz Klaser Set/2012

Contextualização

EDAs:

- partem de uma modelagem binária da solução;
- buscam uma estimação de distribuição (dos bits da solução).

Problemas de Otimização:

- Funções reais de variáveis reais.

<u>rECGA:</u> Uma solução para aplicar EDA em funções de variáveis reais.

Contextualização

CGA:

- Uma nova população não é gerada por crossover e sim a partir de uma distribuição de probabilidade (estimada a partir da própria população selecionada)

Contextualização

EGCA:

- building blocks (Linkeage Learning)
- agregar partes da solução em blocos, sendo a probabilidade destes blocos não mais a probabilidade individual de cada bit e sim das possíveis combinações destes bits.
- Complexidade Combinada: Complexidade + Compressão (Entropia)

Aplicar o ECGA para problemas de variávies reais

Apresentação da ideia proposta em:

C.-H. Chen, W.-N. Liu, and Y.-P. Chen. Adaptive discretization for probabilistic model building genetic algorithms. In GECCO '06: Proceedings of the 8th annual conference on Genetic and evolutionary computation, pages 1103–1110, New York, NY, USA, 2006. ACM Press.

Algoritmo básico de um EDA

- Gera população
- Avalia
- Seleciona
- Distribuição de probabilidade
- Loop

(e, em algum ponto alguma condição de parada)

Alterações no rECGA

- Gera população
- Avalia
- Melhora (Simplex [1] a cada N Gerações)
- Seleciona
- Codifica (SoD)
- Distribuição de probabilidade (ECGA)
- Loop

(e, em algum ponto alguma condição de parada)

Melhora

- Método Nelder-Mead (Simplex)
- GSL¹: *gsl_mulmin_fminimizer_nmsimplex*

Motivação

- Como as variáveis não são binárias como no EDA clássico, a busca por uma solução no espaço real discretizado (puramente pelo modelo de distribuição) convergiria de forma inadequada.

Melhora

- A cada N gerações, aplica a otimização clássica em P % melhores indivíduos.

Objetivos

- Velocidade da convergência;
- Mantém o split rate para a busca global, a otimização clássica para a busca local;
- Fine graining.

Codifica

- A ideia do rECGA é "bin" arizar o espaço de busca, ou seja criar um histograma;
- Mesmo princípio utilizado em abordagens anteriores como o FHH (*Fixed-Height Histogram*) e o FWH (*Fixed-Width Histogram*) [2]
- Proposta: SoD (Split-On-Demand)

[2] S. Tsutsui, M. Pelikan, and D. E. Goldberg. Evolutionary algorithm using marginal histogram models in continuous domain. **IlliGAL Report No. 2001019**, University of Illinois at Urbana-Champaign, Illinois Genetic Algorithms Laboratory, Urbana, IL, 2001.

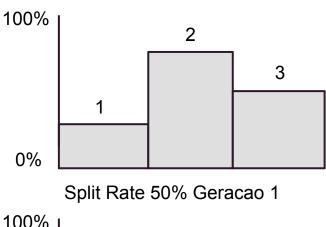
SoD (Split-On-Demand)

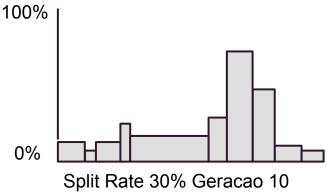
- discretizar o domínio real baseada em uma taxa de divisão (*split rate*) sendo gradativamente alterada (*decrease rate*) ao longo das gerações;

- Ex:

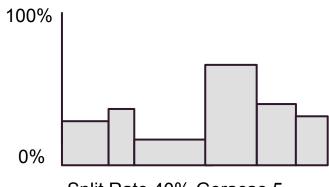
- *split rate* inicial = 50%
- *decrease* factor = 98%
- *rate* próxima geração = 0.5 * 0.98 = 49%

SoD - Discretização do domínio real e percentagem da população em cada grupo:

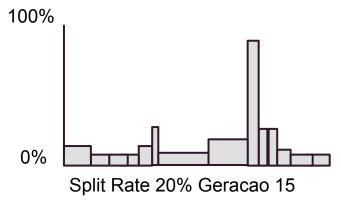




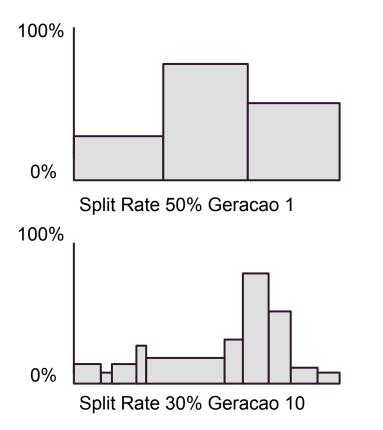
As figuras não estão em escala, nem representam uma execução real, apenas ilustrativo do efeito do SoD.



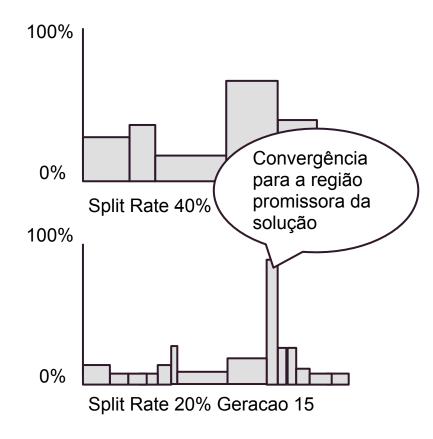
Split Rate 40% Geracao 5



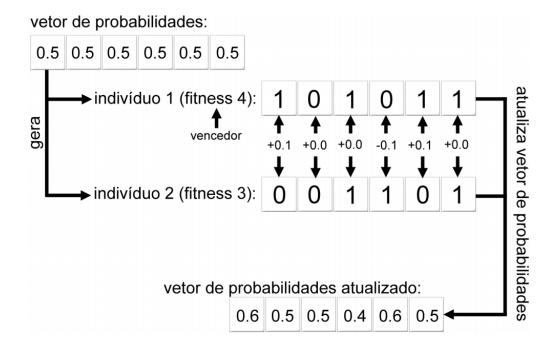
SoD - Discretização do domínio real e percentagem da população em cada grupo:



As figuras não estão em escala, nem representam uma execução real, apenas ilustrativo do efeito do SoD.

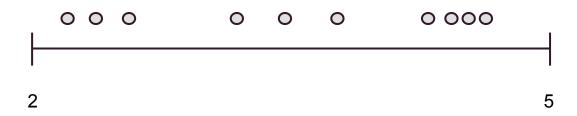


- A representação não precisa ser binária e sim discreta;
- Pois, relembrando o CGA, no final o que interessa é o vetor de probabilidades (discreto).



SoD em ação

Split-Rate na geração atual = 50%

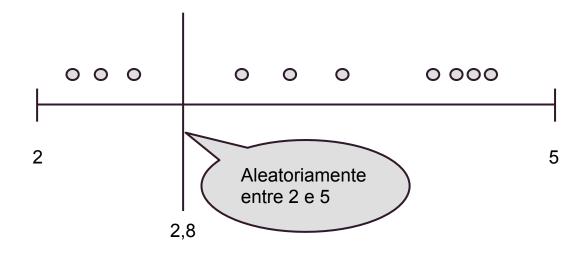


População inicial (10) distribuída no intervalo real [2; 5]

PS. Implementação: utiliza a distribuição uniforme para gerar a população

SoD em ação

Split-Rate na geração atual = 50%

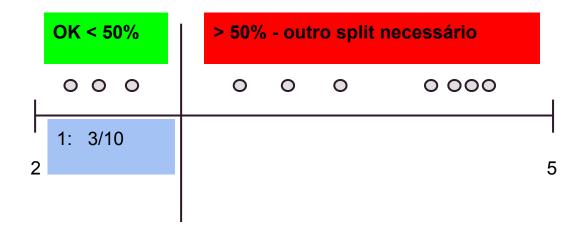


População inicial (10) distribuída no intervalo real [2; 5]

PS. Implementação: utiliza a distribuição uniforme para gerar o corte

SoD em ação

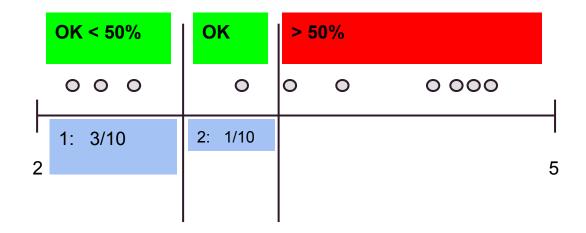
Split-Rate na geração atual = 50%



População inicial (10) distribuída no intervalo real [2; 5]

SoD em ação

Split-Rate na geração atual = 50%



População inicial (10) distribuída no intervalo real [2; 5]

SoD em ação

Split-Rate na geração atual = 50%



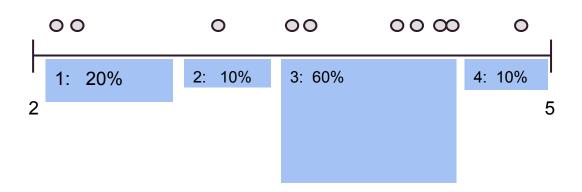
População inicial (10) distribuída no intervalo real [2; 5]

Seleção



Torneio de N: Os melhores são representados mais de uma vez enquanto os piores desaparecem.

Nova população

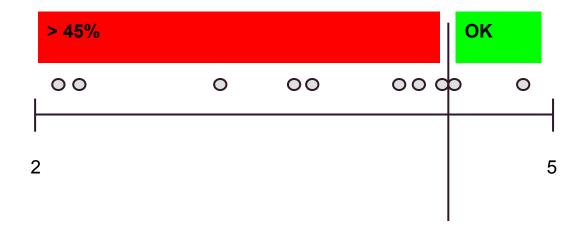


Gerada em cima da nova distribuição

PS. Implementação: 10% (dentre os melhores) recebem um "melhoramento" após a geração da população.

SoD próxima geração

Split-Rate na geração atual = 45%



Novos splits são gerados de acordo com as regras (Split Rate), as divisões da geração passada não interessam mais.

- Simples assim!?

- Simples assim!? Não.
- Até aqui foi apresentado a parte "CGA" do algoritmo, ainda é necessário passar para o ECGA.

- Dúvidas até aqui...?

Agora complica... (o artigo não menciona os detalhes, vamos ao código)

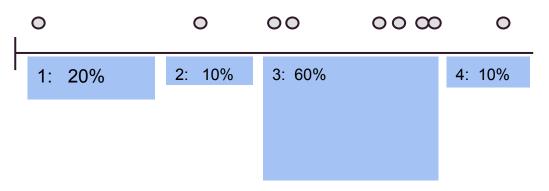
... In rECGA we use SoD to encode each dimension of the individuals in the current population after tournament selection and do the MPM greedy search as in ECGA. [1]

ECGA -> MPM (Marginal Probability Model)

Como calcular a complexidade combinada a partir do hitograma gerado pelo SoD:

- Complexidade do modelo: log(N+1) * (B-1)
- Compressão: $N * \Sigma E(M_I)$
 - N: tamanho da população
 - B: número de bins do histograma
 - E(M_I): Entropia (-prob_{bin} * log(prob_{bin}))

Cálculo da complexidade combinada



Complexidade =
$$log(10+1)*(4-1) = 3,459*3 = 10,378$$

Compressão = $10*((-0,2*log(0,2))+(-0,1*log(0,1)+(-0,6*log(0,6)+(-0,1*log(0,1))=10*1,8657 = 18,657$

Complexidade Combinada = 29,035



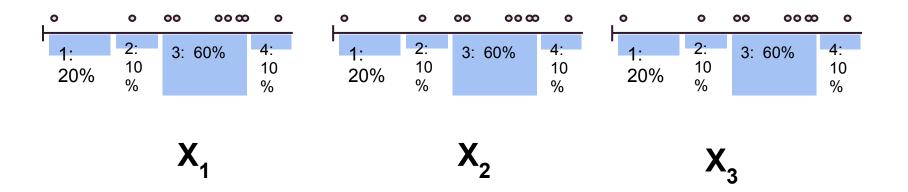
Não parece fazer sentido combinar os bins

o rECGA é para funções multivariadas

Funções multivariadas

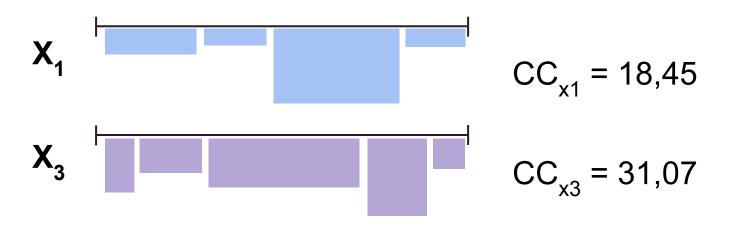
- Para cada dimensão da função é efetuado um SoD independente;
- É calculado a complexidade combinada de cada dimensão;
- O MPM ocorre entre as dimensões.

Exemplo: min $y = f(x_1, x_2, x_3)$



O objetivo do MPM é buscar a relação entre as variáveis $(x_1 \text{ pode ser relacionado com } x_3 \text{ ou são independentes?})$

Busca Gulosa



Testa a redução da complexidade combinada

$$X_1 - X_3$$
 $CC_{x1-x3} = 47,98$

$$CC_{x_1-x_3} < CC_{x_1} + CC_{x_2}$$
 ?

$$CC_{x1} + CC_{x2} = 18,45 + 31,07 = 49,52$$
 Agrupa!

Testa a redução da complexidade combinada

$$X_1 - X_3$$
 $CC_{x1-x3} = 47,98$

$$CC_{x_1-x_3} < CC_{x_1} + CC_{x_2}$$
 ?

$$CC_{x1} + CC_{x2} = 18,45 + 31,07 = 49,52$$
 Agrupa!

Merge?

Quantidade de bins do novo histograma:

- produto cartesiano entre os histogramas
- *No exemplo:* 4 * 5 = 20

Probabilidades nos novos bins:

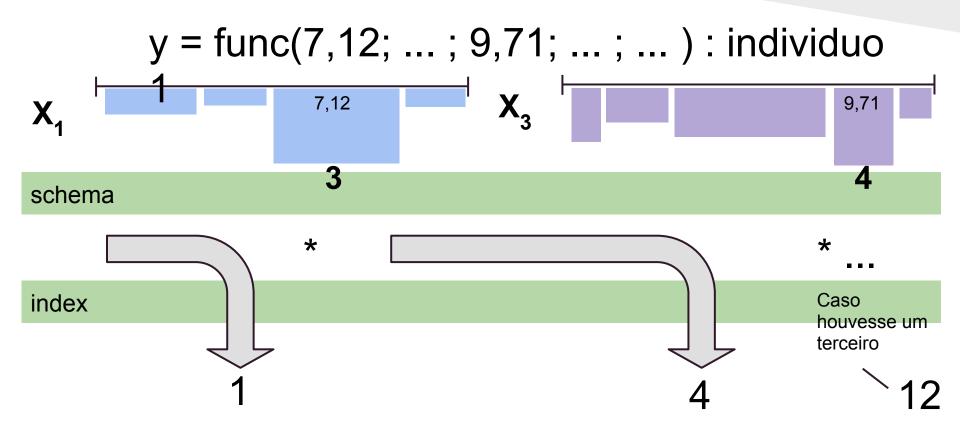
- Contabiliza os individuos de acordo com uma codificação: Σ_i schema, * index,

Codificação:

- i = 2 (merge de 2 conjuntos)
- schema_i -> codigo do *bin* do alelo *Ex. alelo* x_1 =3, alelo x_3 =4
- index $_i$ -> na ordem do alelo (x_1 , x_3), produto cartesiano acumulado

Ex. index[0]=1, index[1]=4 (bins do alelo x_1)

Decodificação, para i = 2



O individuo 1 pertence ao *bin*: (3*1)+(4*4) = 19

- Com este *merge*, é calculada então a complexidade combinada dos genes unidos;
- Caso for menor que a soma das complexidades dos genes separados, se passa a considerar unidos; (utiliza a estratégia gulosa para selecionar a melhor união)
- A nova distribuição (unida) é repassada para cada gene (do grupo) para gerar a nova população.



Nova distribuição para os genes unidos:

- para cada novo agrupamento, identifica o menor individuo e o maior individuo e cria-se um intervalo
- os possíveis "gaps" são excluidos unindo-se uma metade para cada intervalo vizinho

- a nova distribuição é copiada igualmente para cada gene

- Simples assim? Não.
- O algoritmo guarda os melhores, somente gera uma percentagem da nova população parâmetro: *probability_crossover*