

Tópicos em Computação Evolucionária

Otimização Multi-objetiva

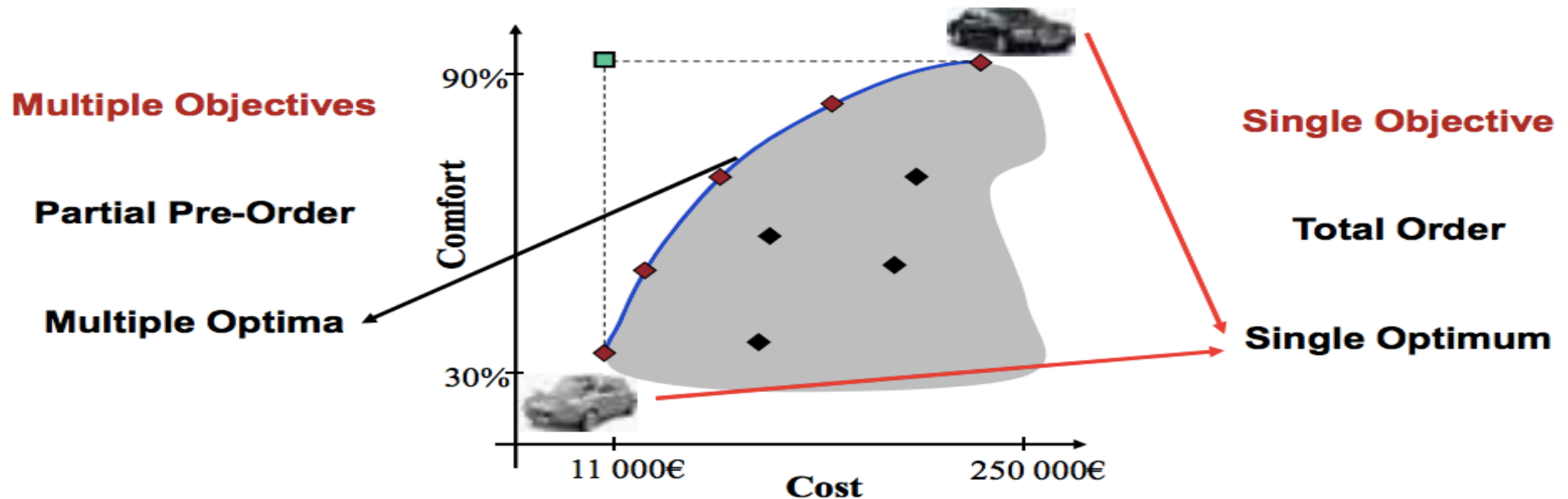
Parte 1/2

Gisele L. Pappa

Otimização Multi-objetiva

- Grande parte dos problemas requer a otimização de dois ou mais critérios (objetivos)
 - Abordagem convencional para tratar desse problema:
 - **Agregação de objetivos:** Combinar os objetivos em uma fórmula, atribuindo pesos a diferentes objetivos
 - $\text{Fitness} = \frac{2}{3} \text{Objective1} + \frac{1}{3} \text{Objective2}$
- (assumindo que os objetivos estão normalizados para retornar valores dentro do mesmo intervalo, como 0..1)

Otimização de Um ou Muitos Objetivos



- Otimização de um objetivo é um caso particular da otimização de múltiplos objetivos

Otimização Multi-objetiva

- Desvantagens da abordagem convencional
 - **Objetivos** diferentes são normalmente **não-comensuráveis** - medem aspectos diferentes da qualidade de uma solução, que não deveriam ser adicionados ou subtraídos em uma mesma fórmula
 - Retorna **uma solução**, enquanto em problemas MO pode ser conveniente retornar um **conjunto de soluções**, representando diferentes configurações (*trade-offs*) entre os objetivos
- Solução: Algoritmos Multi-Objetivos baseados na **dominância de Pareto**

Otimização Multi-objetiva

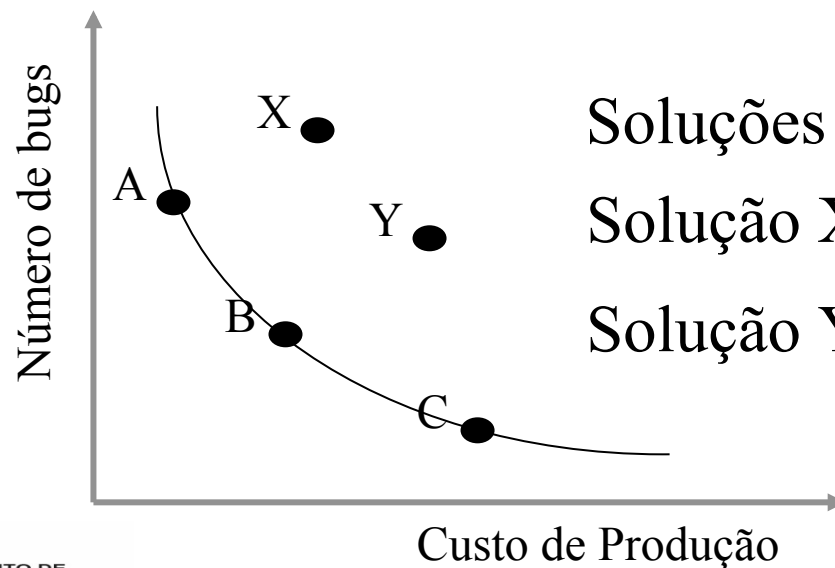
- Exige que o algoritmo funcione em dois passos:
 1. Busca
 - Algoritmos evolucionários ou qualquer outro algoritmo
 - Baseada no conceito de dominância de Pareto
 2. Tomada de Decisão
 - Escolha de uma solução entre o conjunto de soluções retornadas

Dominância de Pareto

- Um solução S_1 domina uma solução S_2 se e apenas se:
 - S_1 não é pior que S_2 em nenhum objetivo
 - S_1 é obrigatoriamente melhor que S_2 com respeito a pelo menos um objetivo
- O conjunto de soluções não-dominadas é chamado frente (fronteira) de Pareto

Conceito de Dominância de Pareto

- **Minimizar** o custo de produção e o número de bugs encontrados em um programa



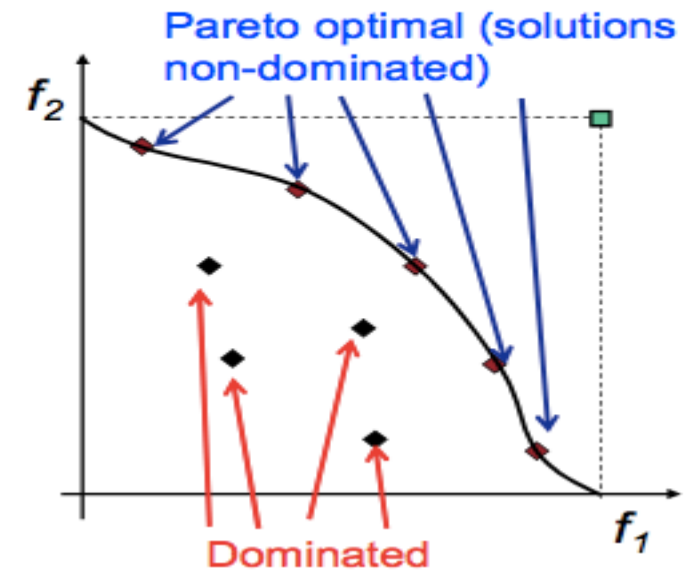
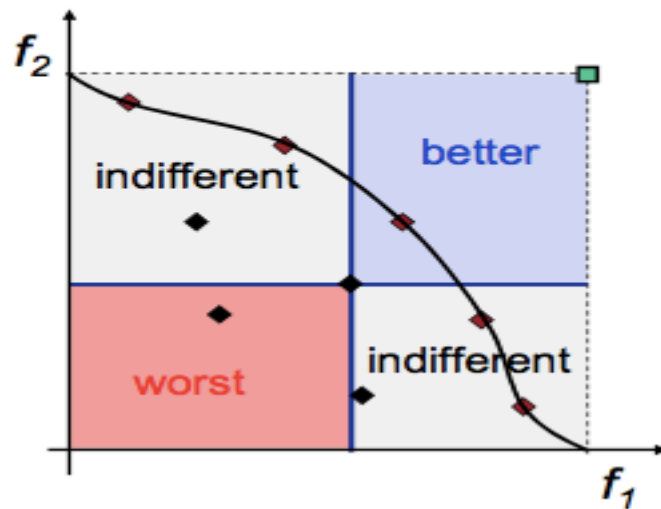
Soluções A, B, C são não-dominadas

Solução X é ruim, pois é dominada por A

Solução Y é ruim, pois é dominada por B

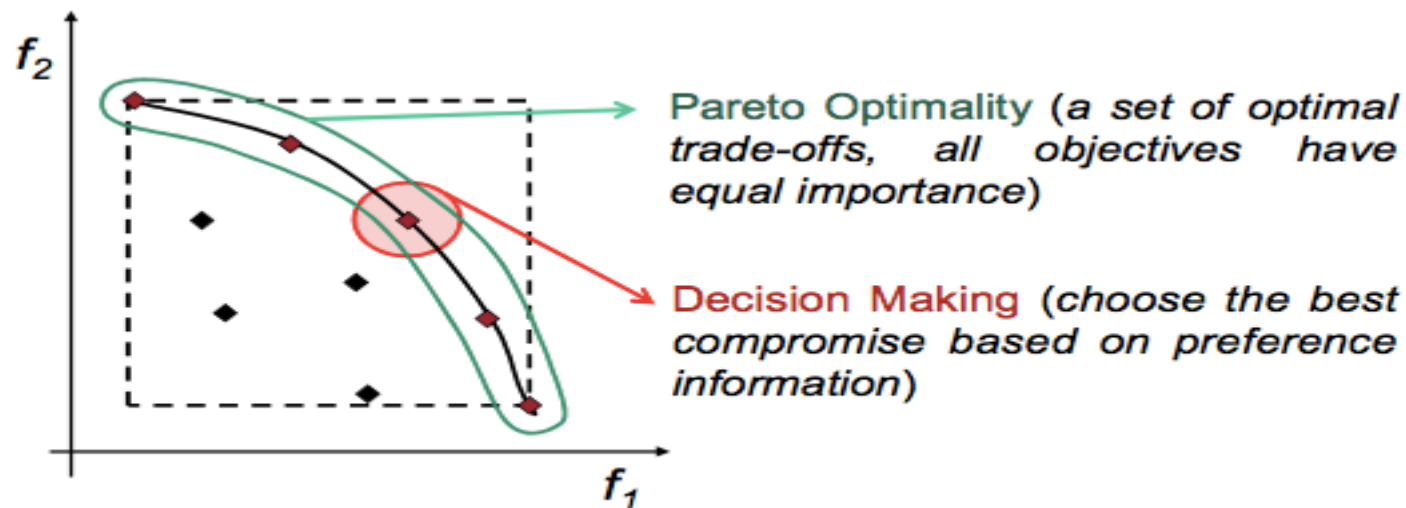
Conceito de Dominância de Pareto

maximize $f_1(x_i), f_2(x_i)$



Processo de tomada de Decisão

- Após o processo de busca, uma solução deve ser escolhida pelo usuário

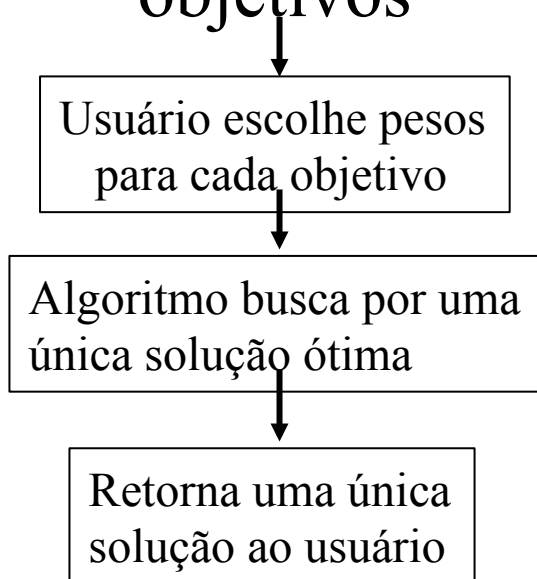


Processo de tomada de Decisão

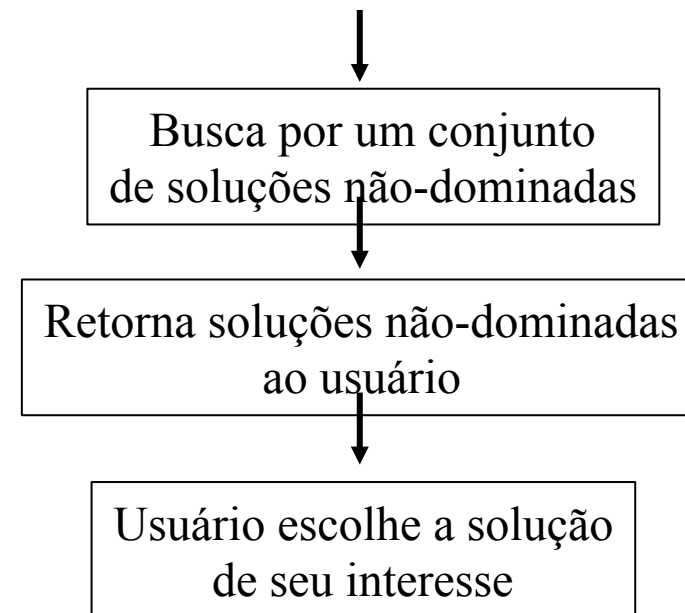
- Deve incluir informações sobre as **preferências do usuário**, já que isso não é considerado durante a busca do algoritmo
- Essa informação de preferências pode ser fornecida pelo usuário em 3 momentos:
 - A priori – gera uma otimização de um objetivo ou baseada em pesos.
 - **A posteriori** – busca encontra múltiplas soluções
 - Progressivamente – durante a busca
 - **Combinação das 3 anteriores.**

Otimização Multi-objetiva

Fórmula combinando objetivos



MO baseada em Pareto



Perspectiva Histórica

**Primeiros algoritmos
(agregação de funções)**

Schaffer (1985) – VEGA
Kursawe (1990) – VOES

Clássicos

Fonseca and Fleming (1993) – MOGA
Srinivas and Deb (1994) – NSGA
Horn, Nafpliotis and Goldberg (1994) – NPGA

Elitistas

Zitzler and Thiele (1999) – SPEA, (2001) – SPEA2
Deb and co-authors (2000) – NSGA-II
Knowles and Corne (2000) – PAES, PESA

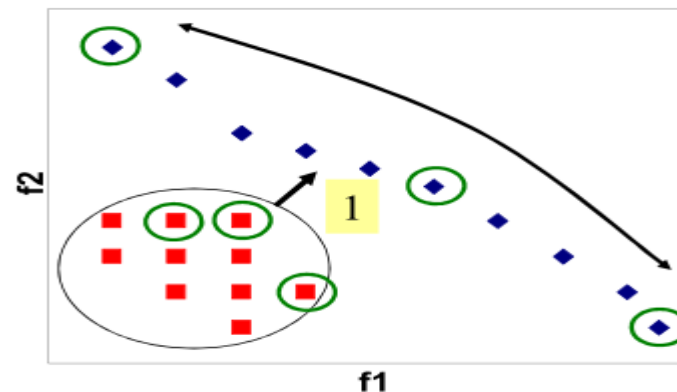
**Incorporação de
preferências**

Fleisher (2003) – Simulating Annealing
Zitzler and Künzli, (2004) – IBEA
Emmerich et al. (2005) – SMS-EMOA
Zitzler et al. (2008) – SPAM

O que muda em relação a um AG
tradicional?

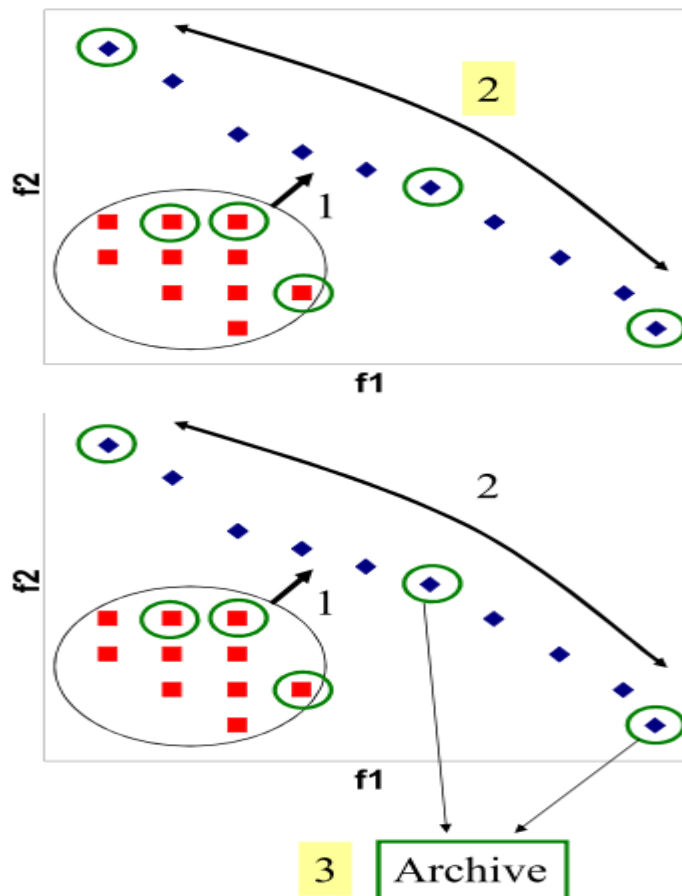
Algoritmos Evolucionários Multiobjetivos

- Quando se fala em MOEAs, queremos:
 - Guiar a busca na direção do fronte de Pareto



Fitness

Algoritmos Evolucionários Multiobjetivos



- Manter um conjunto diverso de soluções não-dominadas

Estimar a densidade

- Não deixar que soluções não dominadas sejam perdidas

Elitismo

Algoritmos Evolucionários Multiobjetivos

- Cálculo da fitness e seleção
- 3 esquemas principais de seleção:
 - Seleção por Pareto – cálculo da fitness baseado no conceito de dominância de Pareto- várias abordagens
 - Seleção de Objetivos “por Troca” (*Switching objectives*) – a cada seleção, um objetivo diferente é considerado como fitness
 - Seleção por Agregação com parâmetros variados – cada objetivo recebe um peso, mas esse peso varia de indivíduo para indivíduo dentro de uma mesma geração

Perspectiva Histórica

**Primeiros algoritmos
(agregação de funções)**

Schaffer (1985) – VEGA
Kursawe (1990) – VOES

Clássicos

Fonseca and Fleming (1993) – MOGA
Srinivas and Deb (1994) – NSGA
Horn, Nafpliotis and Goldberg (1994) – NPGA

Elitistas

Zitzler and Thiele (1999) – SPEA, (2001) – SPEA2
Deb and co-authors (2000) – NSGA-II
Knowles and Corne (2000) – PAES, PESA

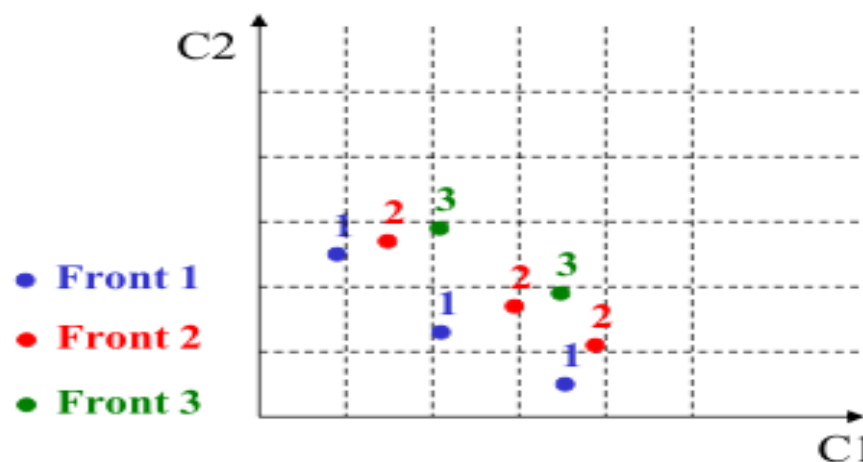
**Incorporação de
preferências**

Fleisher (2003) – Simulating Annealing
Zitzler and Künzli, (2004) – IBEA
Emmerich et al. (2005) – SMS-EMOA
Zitzler et al. (2008) – SPAM

Algoritmos Clássicos

- MOGA (Fonseca e Fleming 1993) - FFGA
 - Propõe um rank baseado em Pareto
 - Utiliza niching para manter diversidade
- O ranking de um indivíduo é igual ao número de indivíduos na população pelos quais ele é dominado + 1
- Atribui um valor de fitness através de interpolação
- A fitness final é calculada utilizando fitness sharing de todos os indivíduos com o mesmo ranking

Algoritmos Clássicos



Step 1- Ranking Function

$$FO(\text{Front 1}) > FO(\text{Front 2}) > FO(\text{Front 3})$$

Step 2- Sharing

$$FO'_i = \frac{FO_i}{m'_i}$$

M_i é o número de indivíduos no frente i

Perspectiva Histórica

**Primeiros algoritmos
(agregação de funções)**

Schaffer (1985) – VEGA
Kursawe (1990) – VOES

Clássicos

Fonseca and Fleming (1993) – MOGA
Srinivas and Deb (1994) – NSGA
Horn, Nafpliotis and Goldberg (1994) – NPGA

Elitistas

Zitzler and Thiele (1999) – SPEA, (2001) – SPEA2
Deb and co-authors (2000) – NSGA-II
Knowles and Corne (2000) – PAES, PESA

**Incorporação de
preferências**

Fleisher (2003) – Simulating Annealing
Zitzler and Künzli, (2004) – IBEA
Emmerich et al. (2005) – SMS-EMOA
Zitzler et al. (2008) – SPAM

Leitura Recomendada

- *SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm For Multiobjective Optimization*, E. Zitzler and K. Giannakoglou and D. Tsahalalis and J. Periaux and K. Papailiou and T. Fogarty , 2002.
- *A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II*, K Deb, A Pratap, S Agarwal, T Meyarivan, *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on* 6 (2), 182-197

Tópicos em Computação Evolucionária

Otimização Multi-objetiva

Gisele L. Pappa