

IVF/NSGAI: Método *In Vitro* Fertilization acoplado ao Algoritmo Genético Multiobjetivo NSGAI

Sávio Menezes Sampaio

Introdução

No mundo real há muitos problemas que requerem a otimização simultânea de dois ou mais objetivos conflitantes. Essa classe de problemas é chamada de Problema Multi-Objetivo (*Multi-objective Problem* - MOP). Em MOP's, o ganho em um objetivo frequentemente implica em perda em algum outro objetivo. Essa situação é conhecida como "trade-off", ou acordo entre os objetivos, onde se um objetivo aumenta, outro diminui. Desse modo, um MOP não possui uma solução simples, mas contém um conjunto de soluções ótimas, conhecido como conjunto de soluções Pareto-ótimo, que indicam os melhores compromissos entre os diferentes objetivos considerados. Assim, no tratamento de problemas multi-objetivo, é importante identificarmos soluções o mais próximas desse conjunto.

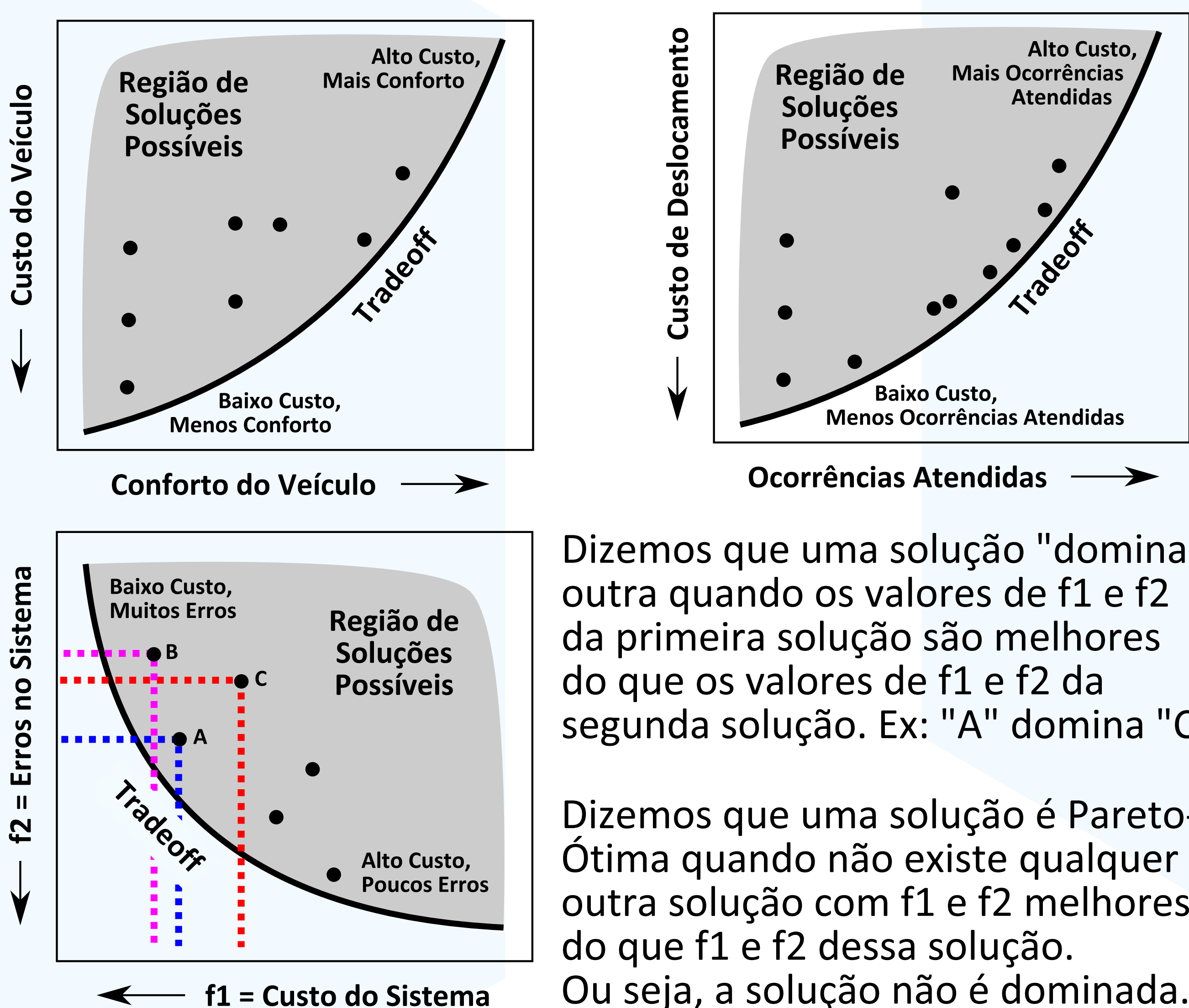


Fig.1: Exemplos de problemas multi-objetivos

Algoritmos Genéticos

Algoritmos Genéticos são uma técnica de busca inspirada pela biologia evolutiva e utilizada para a obtenção de soluções aproximadas em problemas de otimização e busca. Os AG's criam um conjunto inicial de soluções aleatórias (população), avaliam cada solução (Ex: calculam f_1 e f_2), selecionam as "melhores" soluções, e realizam combinações ou "cruzamentos genéticos" entre as variáveis (genes) dessas soluções, além de aplicarem pequenas mutações (variações) sobre as variáveis das novas soluções. Em seguida, avaliam as novas soluções, ordenam toda a população com base em um critério, eliminam uma parte da população, e repetem os processos de seleção, cruzamento, mutação e avaliação até que um critério de parada seja atendido.

Nondominated Sorting Genetic Algorithm II



Fig.2: K. Deb

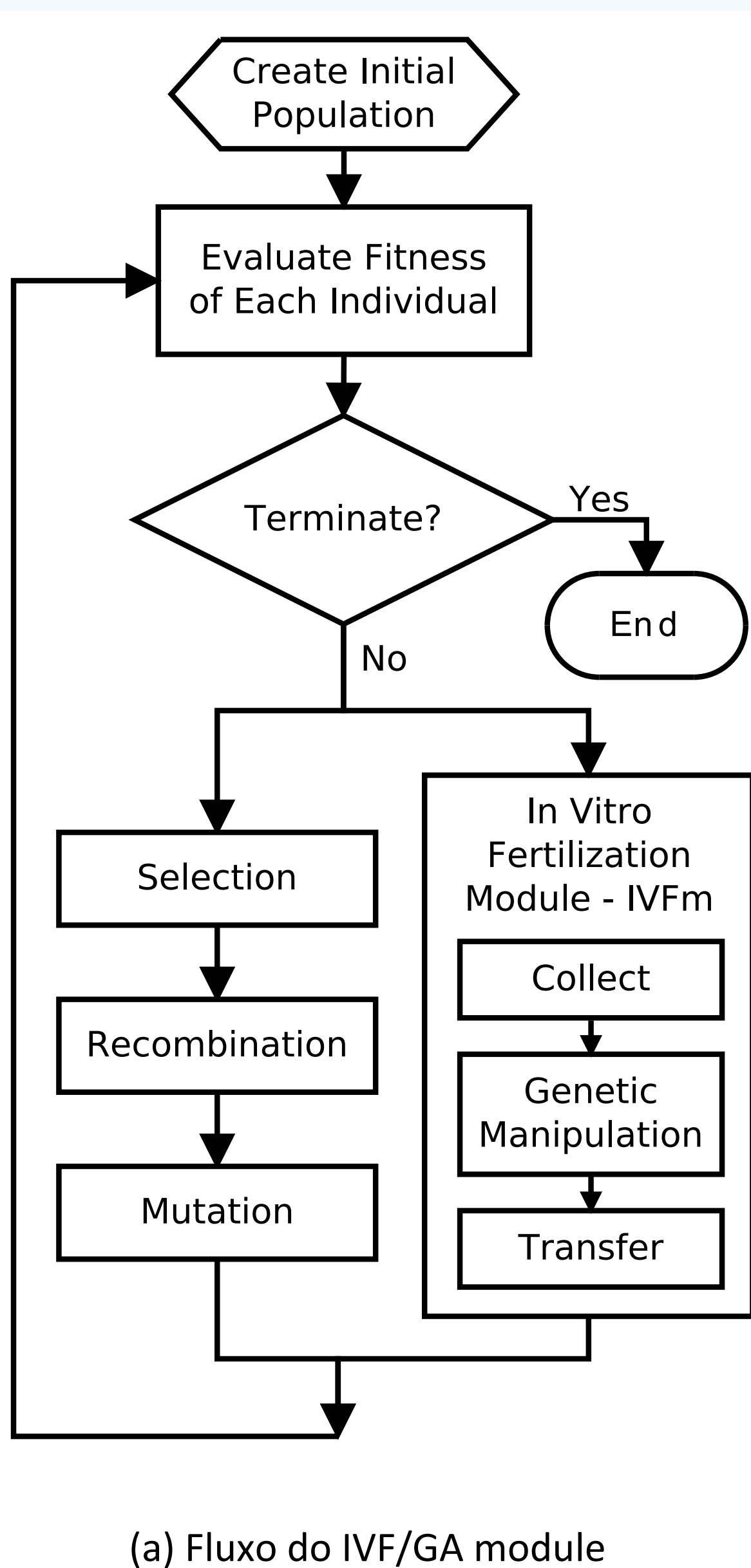
NSGA-II é um dos algoritmos mais citados na literatura de otimização multi-objetivo por algoritmos evolutivos. Proposto por Kalyanmoy Deb et al, em 2001, ele usa elitismo e ordena sua população de soluções por *ranking* de não-dominância. Para manter a diversidade de soluções o NSGA-II inclui um atributo de "crowding distance", valorizando soluções distantes de aglomerações.

In Vitro Fertilization Genetic Algorithm (IVF/GA)

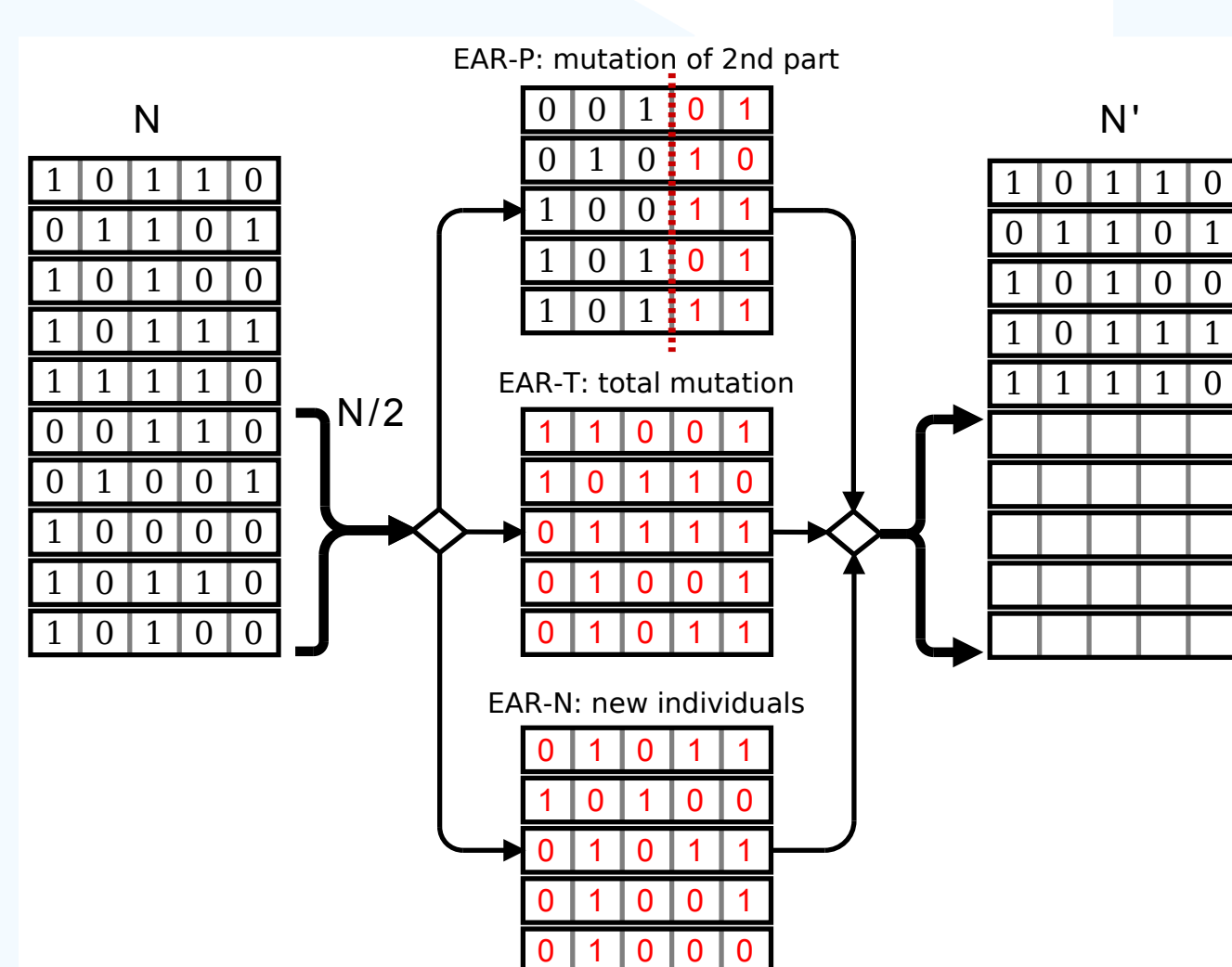
Proposto por Camilo-Junior et al, em 2011, o IVF/GA é um algoritmo auxiliar paralelo, que contribui para a manutenção da convergência e da exploração no espaço de busca. Seu módulo (IVF) recombina os cromossomos de parte da população de soluções, para realizar a mineração de informações genéticas presentes nos indivíduos. Assim, o IVF identifica, usa e recombina bons materiais genéticos (*building blocks*), simulando a geração de "bebês de proveta" (*superbabes*) geneticamente manipulados pelo processo de fertilização In Vitro.



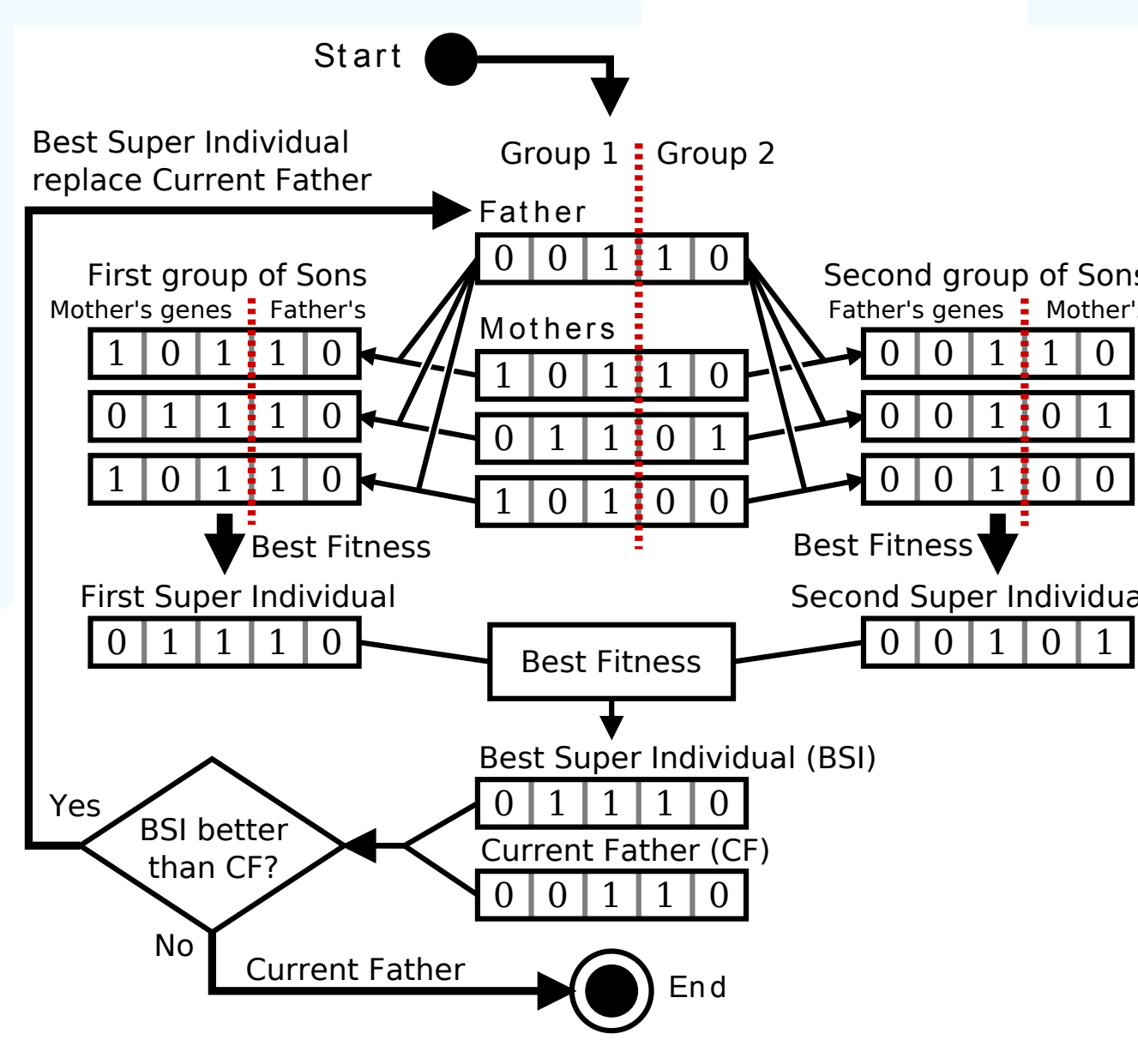
Fig.3: Louise, o 1º bebê de proveta.



(a) Fluxo do IVF/GA module



(b) Exemplos da primeira etapa de manipulação genética dos operadores EAR do módulo IVF



(c) Exemplo da segunda etapa de manipulação genética do módulo IVF

Fig. 4: Fluxo e Manipulação Genética do IVF/GA mono-objetivo

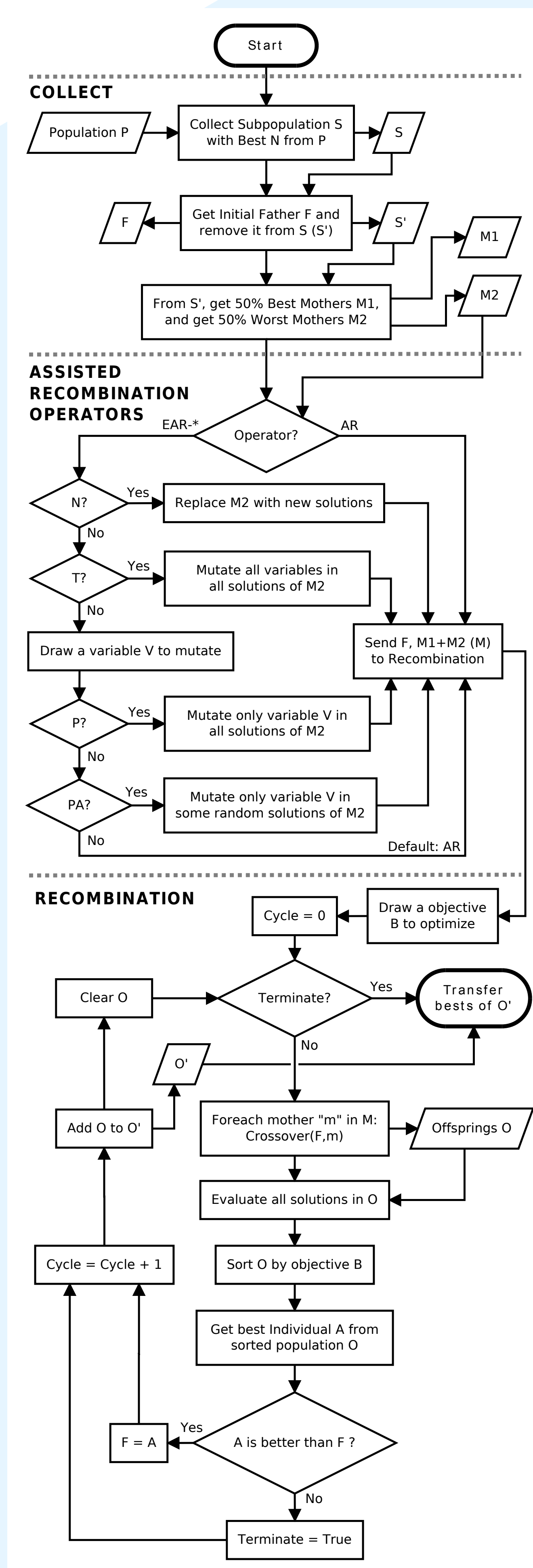


Fig.5: Fluxo do IVF/NSGAI

Materiais e Métodos

O módulo IVF foi adaptado para o tratamento de problemas multi-objetivos e foi acoplado ao NSGA-II canônico versus o IVF/NSGA-II na solução dos problemas do *benchmark* multi-objetivo ZDT, usando a métrica *Inverted Generational Distance* (IGD) e o teste estatístico de Wilcoxon-Mann-Whitney. Executamos 30 testes independentes, com populações de 100 indivíduos e 25 mil avaliações por teste.

Approach

Algumas etapas do módulo IVF precisaram ser adaptadas à abordagem multi-objetivo. A coleta considerará que o melhor indivíduo "multi-objetivo" não deve ser "dominado" por outras soluções. Na "recombinação", um dos objetivos do problema pode ser usado para a comparação entre pai e filhos.

Benchmark ZDT

O IVF/NSGA-II foi avaliado com os 6 problemas da suíte de teste ZDT. Esse *benchmark* é bem conhecido e amplamente utilizado para verificação do desempenho de algoritmos multi-objetivos. Seus problemas são complexos e exploram diferentes geometrias da frente de Pareto, como: convexa, não-convexa, desconectada, multimodal com frentes locais de Pareto, usando representação binária, e soluções não uniformemente distribuídas.

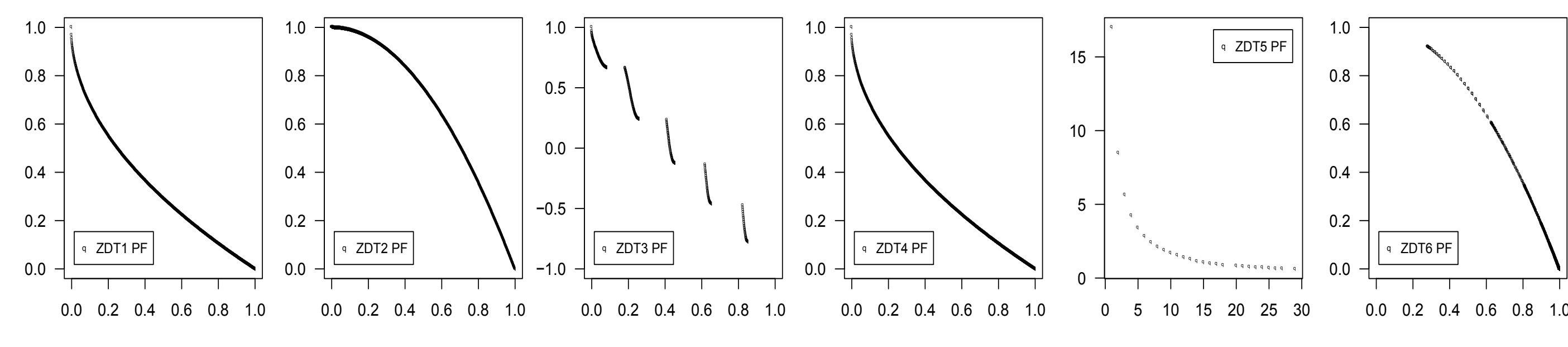


Fig.6: Frentes de Pareto dos 6 problemas ZDT

Resultados

Os resultados mostram que o IVF/NSGA-II superou a versão canônica do NSGA-II, na métrica IGD, principalmente em funções complexas e multimodais, como o problema ZDT4, conseguindo escapar de frentes de Pareto locais.

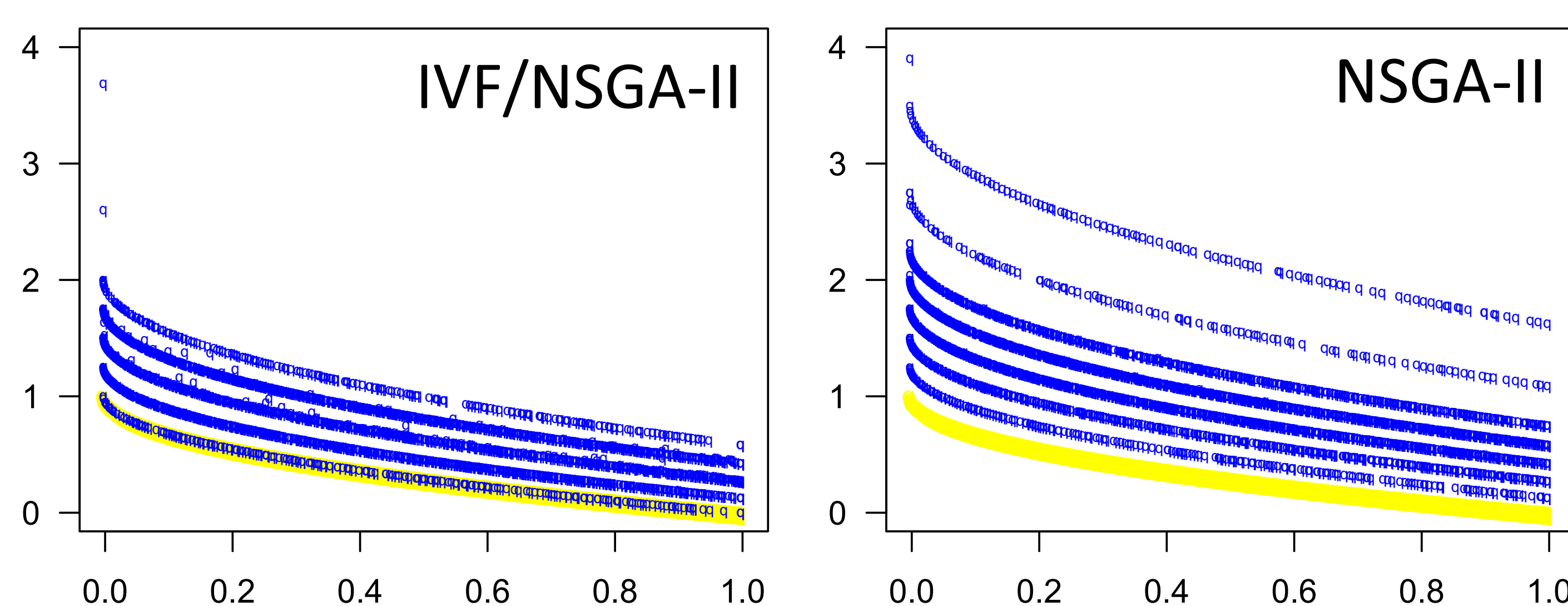


Fig. 7: ZDT4: multimodal com 21^ª Pareto-fronts locais. IVF contribuiu para a obtenção de resultados mais próximos da "frente ótima global". Front global em amarelo.

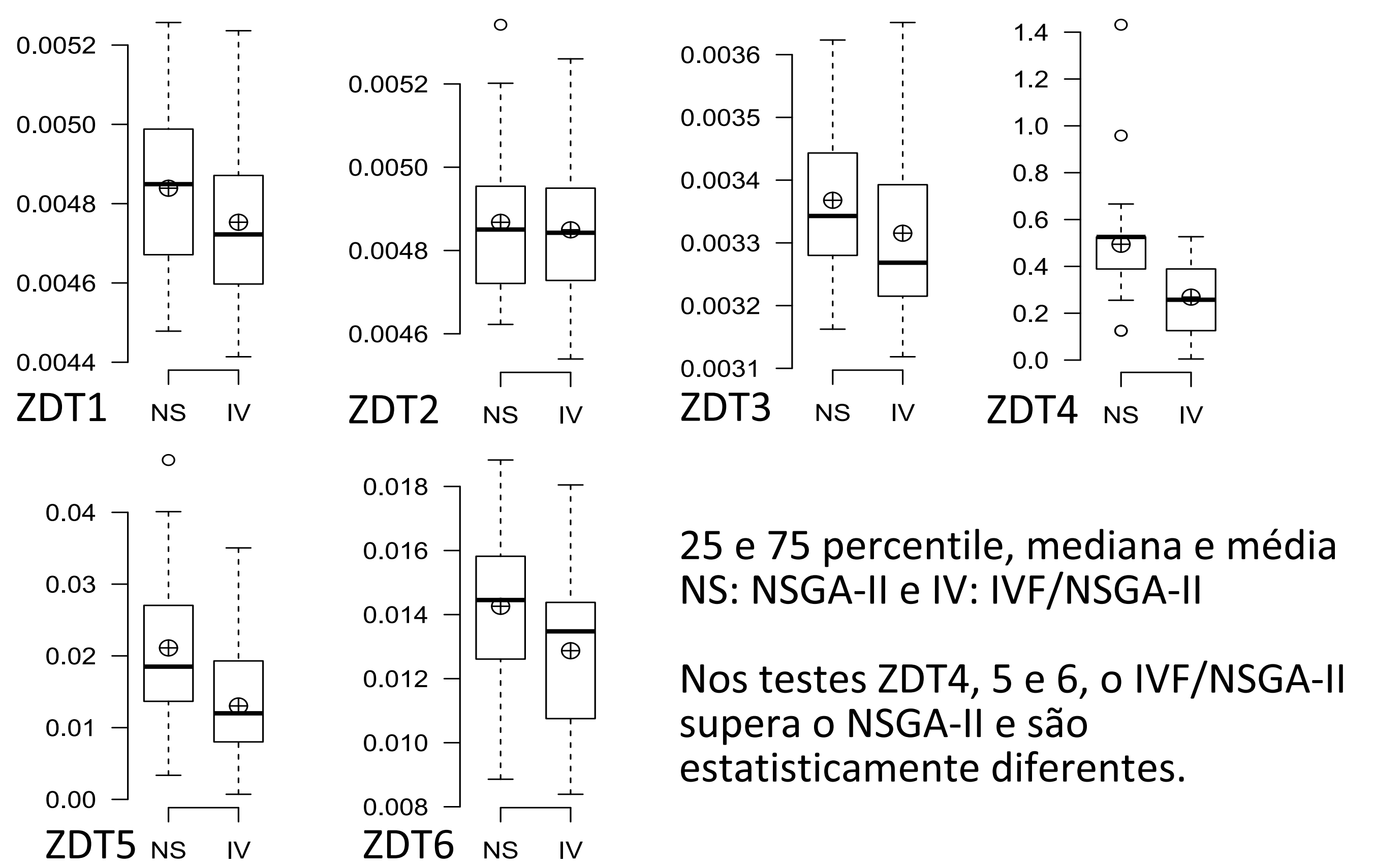


Fig. 8: Boxplots dos 30 resultados de cada teste ZDT, com NSGA-II e IVF/NSGA-II

Conclusões

Uma vez modelado um problema multi-objetivo, podemos aplicar diferentes algoritmos para obtermos soluções mais próximas da fronteira de eficiência. Os resultados demonstram que o IVF/NSGAI pode melhorar os resultados obtidos pelo NSGAI, especialmente no tratamento de problemas complexos e multimodais, como o ZDT4. Vimos também que cada operador do método IVF tem um problema ao qual é melhor adequado. Como trabalhos futuros, aplicaremos outros *benchmarks* multi-objetivo, como a suíte DTLZ e problemas restritivos, e exploraremos a auto-configuração dos parâmetros do módulo IVF.