

Definição de Conceito de Emprego via Otimização de Simulação: uma Proposta

Hélcio Vieira Junior, Karl Heinz Kienitz, Mischel Carmen Neyra Belderrain

Instituto Tecnológico de Aeronáutica

Praça Marechal Eduardo Gomes 50, Vila das Acácias

12228-900 - São José dos Campos - SP

e-mail: helcio@ita.br / kienitz@ita.br / carmen@ita.br

Resumo—A Força Aérea Brasileira (FAB) adquiriu recentemente armamentos de emprego ar-ar BVR (além do alcance visual). A inexperiência no emprego de armamentos BVR, associada ao alto custo da realização de tiros reais de tais artefatos, faz com que a FAB, possivelmente, subutilize esses modernos mísseis que, através de melhores táticas, poderiam ter a sua eficiência melhorada.

O objetivo deste artigo é a apresentação do projeto de doutoramento cuja proposta consiste na comprovação de que a abordagem chamada Otimização de Simulação possui predicados que a habilitam para a definição de Conceitos de Emprego (táticas) ótimos ou semi-ótimos para o combate BVR.

Palavras-chaves—Militar, Otimização de Simulação, Combate BVR.

I. INTRODUÇÃO

A Força Aérea Brasileira (FAB) adquiriu recentemente armamentos de emprego ar-ar além do alcance visual (*Beyond Visual Range* - BVR). A inexperiência no emprego de armamentos BVR, associada ao alto custo da realização de tiros reais de tais artefatos, faz com que a FAB, possivelmente, subutilize esses modernos mísseis que, através de melhores táticas, poderiam ter a eficiência de seu emprego melhorada, contribuindo assim com o aumento da probabilidade de sobrevivência da aeronave lançadora.

Estes mísseis são baseados no uso de radares (embarcados na aeronave lançadora e/ou no próprio míssil) para realizar seu guiamento terminal. O guiamento inicial é feito por navegação inercial/GPS (*Global Positioning System*), podendo ou não ter atualizações da posição atual do alvo via *data-link*, conforme pode ser observado na figura 1, onde na parte superior temos um míssil sem *data-link* (dirigindo-se para a posição projetada do alvo), na parte inferior um míssil com *data-link* (dirigindo-se para a posição atualizada do alvo), as linhas tracejadas representam as trajetórias da aeronave-alvo e dos mísseis, os triângulos hachurados representam o alcance radar tanto da aeronave lançadora quanto dos mísseis e t_i representa o instante de tempo i .

É notório que um míssil com *data-link* tem uma probabilidade de sucesso muito maior que outro sem tal

artefato. Este fato acontece devido ao radar da aeronave possuir um alcance muito maior que o radar do míssil.

Porém, mesmo mísseis sem *data-link* possuem grande probabilidade de sucesso pois seu radar de bordo lhes confere a possibilidade de procurar o alvo dentro da área de cobertura do seu próprio radar. Deste modo, quanto mais rápido o míssil chegar à posição projetada do alvo, maior a probabilidade de o mesmo encontrar a aeronave inimiga porque mesmo mudanças bruscas de direção da mesma produzirão pouco deslocamento em relação ao seu ponto projetado (devido à grande diferença de velocidade entre o míssil e a aeronave - o míssil é até quatro vezes mais rápido que o avião).

Uma maneira de conseguir isto é retardando o lançamento do míssil de modo que ele tenha que percorrer uma distância menor. A grande desvantagem desta tática é que a aeronave lançadora se expõe aos mísseis inimigos ao fazê-lo.

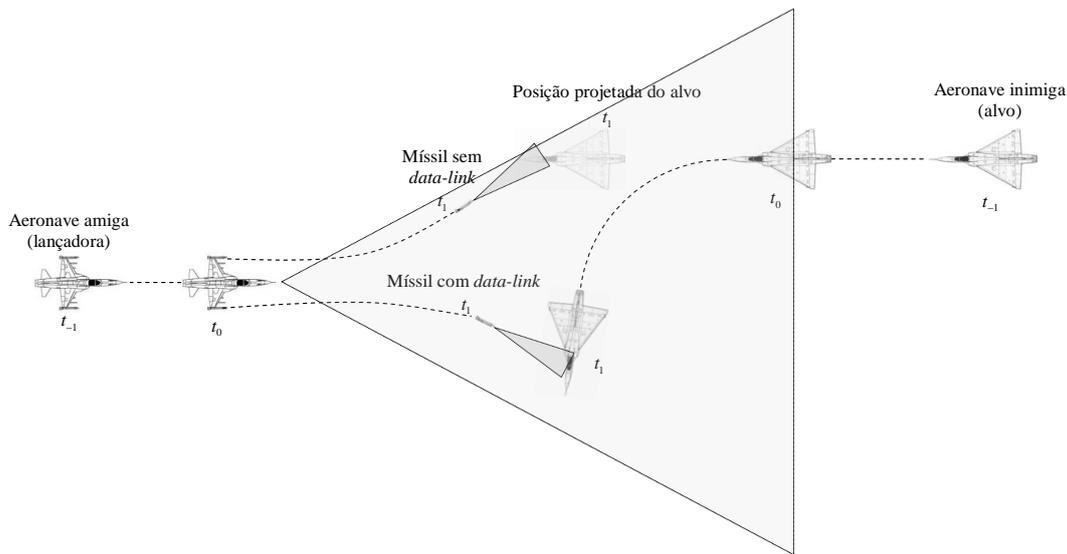
Isto nos mostra que a escolha da tática em muito influencia o sucesso de um engajamento BVR.

O objetivo deste artigo é a apresentação do projeto de doutoramento cuja proposta consiste na comprovação da hipótese de que a abordagem chamada Otimização de Simulação (do inglês *Simulation Optimization*) possui predicados que a habilitam para a definição de **Conceitos de Emprego** (táticas) ótimos ou semi-ótimos para o combate BVR.

O artigo está estruturado da seguinte maneira: na próxima seção será realizada uma revisão bibliográfica do combate BVR. A seção 3 abordará os detalhes específicos da simulação do combate BVR pretendida. O conceito da abordagem chamada Otimização de Simulação será introduzido na seção 4. Um estudo preliminar sobre a adequação das metodologias disponíveis ao problema específico do combate BVR será feito na seção 5. Na última seção encontram-se as conclusões.

II. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA DE ENGAJAMENTOS BVR

Diversas abordagens para o problema do engajamento ar-ar de aeronaves foram propostas na literatura.


 Figura 1. Ilustração de um engajamento BVR com e sem *data-link*.

A maioria dos artigos baseia-se na utilização da teoria dos jogos para modelar o combate aéreo [e.g., [1], [2], [3] e [4]]. Esta proposta geralmente tenta encontrar o equilíbrio de Nash (*saddle-point*) com as funções de valor (*payoff functions*) escolhidas como combinações ponderadas da distância de passagem (*miss distance*).

Outras abordagens encontradas foram:

- O método *shooting* em cada momento de decisão foi utilizado para a construção de trajetórias quase-ótimas para a evasão contra mísseis inimigos [5].
- Redes Bayesianas Dinâmicas foram usadas para o estudo de diferentes fases do combate [6].
- Lógica Nebulosa (*Fuzzy Logic*) foi proposta como solução para o modelamento das manobras táticas ([7] e [8]).
- Usou-se Inteligência Artificial (IA) para gerar as táticas ótimas do combate aéreo BVR [9].
- A abordagem por Agentes Inteligentes foi proposta como solução para o problema [10].
- Foi defendido que as ações de controle sejam definidas de modo que elas sejam como um modo de resposta aos erros de estratégia do oponente [11].
- O uso de diagramas de influência de múltiplos estágios foi recentemente usado para a resolução deste problema [12].

Como pode ser observado, até a presente data e conhecimento destes autores, a utilização de Otimização de Simulação para a resolução do problema de definição de manobras ótimas (ou semi-ótimas) ainda não foi proposta na literatura.

III. DESCRIÇÃO DA SIMULAÇÃO DE UM ENGAJAMENTO BVR

A. Modelo Dinâmico

Serão simuladas as trajetórias dinâmicas das aeronaves envolvidas no combate BVR e de seus respectivos mísseis.

As variáveis de decisão serão escolhidas de modo a maximizar a probabilidade de destruição da(s) aeronave(s) inimiga(s) assim como a probabilidade de sobrevivência da(s) aeronave(s) amiga(s) em um ambiente de incerteza.

Este ambiente de incerteza será operacionalizado pelo levantamento das distribuições de probabilidades das variáveis aleatórias envolvidas na simulação.

Deste modo, o conceito de emprego testado será confrontado com vários cenários diferentes compostos pelas diversas realizações possíveis das variáveis não-controladas. Será utilizada como medida de desempenho de um conceito de emprego a fórmula (1), onde a sobrevivência das aeronaves amigas é preferida à destruição das aeronaves inimigas.

$$L(\theta, \omega) = (\tau_i + 1)\eta_a - \eta_i \quad (1)$$

onde $L(\theta, \omega)$ é a medida de desempenho da tática θ na réplica ω , τ_i é o número total de aeronaves inimigas envolvidas no combate, η_a é o número de aeronaves amigas sobreviventes ao final do combate e η_i é o número de aeronaves inimigas sobreviventes ao final do combate. A figura 2 ilustra o resultado da formulação (1) para duas aeronaves amigas contra quatro inimigas.

B. Variáveis Envolvidas na Simulação

As variáveis envolvidas em um engajamento BVR, as quais formam o espaço de projeto do problema estudado, são divididas em controladas e não-controladas:

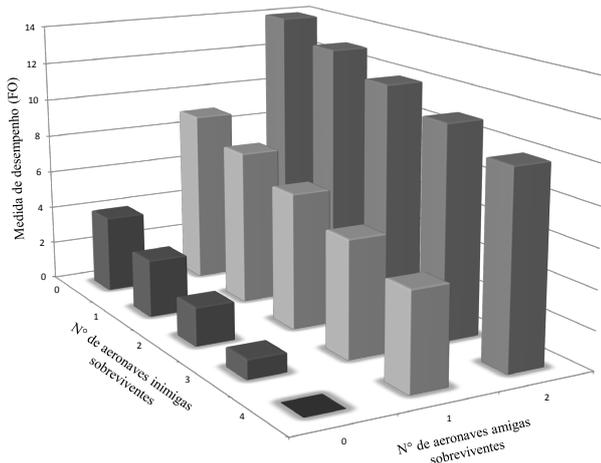


Figura 2. Exemplo da utilização da fórmula (1) para duas aeronaves amigas contra quatro inimigas.

- Controladas (Variáveis de Decisão)
 - Contínuas
 - 1) Altitude das aeronaves amigas.
 - 2) Velocidade das aeronaves amigas.
 - 3) Ponto de lançamento do míssil amigo.
 - 4) Política de “reset” da órbita amiga.
 - 5) Política de iluminação-radar da aeronave amiga.
 - Discretas
 - 6) Número de aeronaves amigas.
 - Qualitativas
 - 7) Padrão de órbita amiga.
 - 8) Regras de Engajamento amigas (ROE - *Rules of Engagement*).
- Não-Controladas (Variáveis Aleatórias)
 - Contínuas
 - 1) Altitude das aeronaves inimigas.
 - 2) Velocidade das aeronaves inimigas.
 - 3) Ponto de lançamento do míssil inimigo.
 - 4) Política de “reset” da órbita inimiga.
 - 5) Política de iluminação-radar da aeronave inimiga.
 - 6) Alcance radar da aeronave amiga.
 - 7) Alcance radar da aeronave inimiga.
 - 8) Alcance radar do míssil amigo.
 - 9) Alcance radar do míssil inimigo.
 - 10) Alcance cinemático do míssil amigo.
 - 11) Alcance cinemático do míssil inimigo.
 - Discretas
 - 12) Número de aeronaves inimigas.
 - Qualitativas
 - 13) Padrão de órbita inimiga.
 - 14) Regras de Engajamento inimigas.

IV. OTIMIZAÇÃO DE SIMULAÇÃO

A. Considerações Iniciais da Otimização de Simulação

A Otimização de Simulação (SO) é um caso particular de uma classe maior de problemas chamada de Otimização Estocástica. A diferença entre elas é que a primeira foca na otimização da saída de um modelo de simulação estocástica por eventos discretos enquanto a última é definida de forma mais abrangente, compreendendo qualquer sistema que tenha um comportamento estocástico [13, p. 53].

Dado que se tem um sistema que necessita ser otimizado e que a medida de desempenho deste sistema **somente** pode ser avaliada através de simulação, o objetivo da SO é encontrar os valores dos parâmetros controlados (variáveis de decisão) para otimizar estas medidas de desempenho.

Normalmente, as simulações de interesse geram uma estimativa ruidosa e geralmente cara (em termos computacionais) da medida de desempenho de interesse. O fato de cada estimativa da medida de desempenho ser computacionalmente dispendiosa é a hipótese chave da otimização de simulação. As causas do elevado custo computacional de uma simulação são:

- (a) Ser necessário gerar muitas variáveis aleatórias de entrada, tanto porque cada estimativa envolve um grande número de variáveis, quanto o número de estimativas (réplicas de simulação) necessárias para alcançar o nível requerido de precisão é grande.
- (b) Não ser trivial ir das variáveis aleatórias de entrada para a estimativa de desempenho.

“Na maioria dos modelos de simulação por eventos discretos de interesse prático, ambos (a) e (b) são verdadeiros. Se nenhuma destas condições ocorrer, então o usuário da simulação deve provavelmente usar a ‘força bruta’ ”[14, p. 577], dispensando o uso das técnicas mais elaboradas da SO.

Na SO, normalmente se tem pouco ou nenhum conhecimento da estrutura da função objetivo (medida de desempenho) $J(\theta)$ a qual é expressa como uma esperança de outra quantidade:

$$\begin{aligned}
 J(\theta) &= E[y(\theta)] \\
 &= E[L(\theta) + e(\theta)] \\
 &= E[L(\theta, \omega)]
 \end{aligned} \tag{2}$$

onde θ é o vetor p -dimensional das variáveis de decisão, $J(\cdot)$ é a função objetivo (escalar), $y(\cdot)$ representa um medida ruidosa de $L(\cdot)$, $L(\cdot)$ é a medida de desempenho (escalar) de uma amostra, $e(\theta)$ representa o ruído aleatório e ω consiste na aleatoriedade (ou incerteza) do sistema, representando uma réplica da simulação. A equação (2) mostra as diversas notações encontradas na literatura para representar a aleatoriedade na SO.

Podemos imaginar a SO como um processo que possui entradas, saídas e aleatoriedades, conforme pode ser observado na figura 3. As entradas são as variáveis que podem ser controladas (variáveis de decisão) e as aleatoriedades são as variáveis aleatórias da simulação.

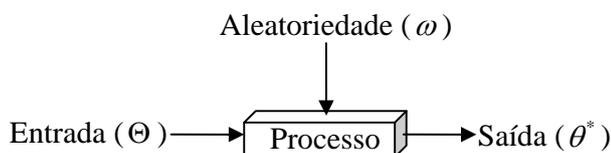


Figura 3. Otimização de Simulação ilustrada como um processo.

Os objetivos usuais da otimização de (2) são:

(a) Encontrar $\arg \min_{\theta \in \Theta} J(\theta)$.

(b) Retornar $\min_{\theta \in \Theta} J(\theta)$.

onde Θ é a região viável.

Para a otimização determinística, (a) e (b) se confundem, pois uma vez que (a) seja realizado, (b) é trivial, i.e., se θ^* pertence a $\arg \min_{\theta \in \Theta} J(\theta)$, então $\min_{\theta \in \Theta} J(\theta) = J(\theta^*)$. Para a otimização estocástica isto não é verdade, sendo necessário modificar (b) para:

(b') Estimar $\min_{\theta \in \Theta} J(\theta)$.

Devemos levar em conta que muitas vezes o interesse primário é apenas a resolução de (a), sendo o valor de $J(\theta)$ apenas um meio para atingir tal objetivo. Podemos observar isto pelos seguintes exemplos:

- Manutenção preventiva: encontrar a política ótima $[\theta^*]$ é provavelmente o objetivo principal, com a estimativa do custo $[J(\theta^*)]$ sendo um indicador bruto de vários aspectos operacionais.
- Desenho de uma planta de manufatura: seleção do melhor desenho $[\theta^*]$ é a meta primária, ao invés da estimativa do custo ou lucro $[J(\theta^*)]$.

Várias metodologias da SO fazem uso desta característica [interesse original em (a)] para desenvolver seus algoritmos (por exemplo, Otimização Ordinal [15]) pois “geralmente é mais fácil comparar soluções e encontrar uma ordem relativa entre elas do que estimá-las precisamente” [16, p. 199].

B. Desafios da Otimização de Simulação

O que faz a SO árdua é a troca que se deve fazer entre alocar os recursos computacionais entre buscar (*search*) no espaço de soluções por uma alternativa melhor versus usar estes mesmos recursos para obter uma melhor estimativa do desempenho das atuais soluções promissoras. Isto se torna especialmente verdadeiro à medida que o custo da simulação cresce.

Podemos observar este problema através de um exemplo hipotético, no qual temos cinco alternativas e os resultados da simulação de Monte-Carlo destas opções encontra-se ilustrado na figura 4, onde os retângulos

representam os intervalos de confiança de 99% após algumas simulações preliminares em um caso trivial (figura 4–a) e em um caso mais realístico (figura 4–b).

Observa-se que, no caso trivial, claramente temos duas alternativas que se destacam das demais (opções 2 e 3, assumindo-se que um custo menor é melhor). Se intencionarmos encontrar somente uma opção como solução e distribuímos igualmente o esforço computacional para mais réplicas entre as cinco alternativas, obviamente estaremos desperdiçando recursos ao simular as opções 1, 4 e 5.

Infelizmente, é mais comum encontrarmos resultados como os ilustrados na figura 4–b, na qual algumas alternativas parecem melhores, mas não são **claramente** melhores que as demais. Neste caso, a distribuição do esforço computacional entre as opções torna-se ainda mais importante, pois somente assim poderemos concluir (com alguma eficiência) se existe(m) alguma(s) alternativa(s) melhor(es) que as demais.

Ao estendermos este conceito para o domínio do contínuo, fica evidente o problema de alocação de recursos.

Além do problema da alocação de recursos computacionais, os seguintes óbices foram levantados na literatura sobre o assunto:

- “Os procedimentos de otimização mais usualmente empregados - programação linear, não-linear e programação inteira (mista) - requerem uma formulação matemática explícita. Tal formulação é geralmente impossível para problemas nos quais a simulação é relevante, que são particularmente os tipos de problemas que surgem nas aplicações práticas” [18].
- “Suponha que Θ seja de dimensão 10^{10} , o que é pequeno pelos padrões combinatoriais. Pode-se tirar 10^4 amostras de $J(\theta)$ uniformemente em Θ . Uma questão natural é qual a probabilidade de que pelo menos uma destas amostras pertença às melhores 50, melhores 500 ou melhores 5000 soluções de Θ , i.e.,

$$\Pr\{\text{pelo menos uma das } 10^4 \text{ amostras esteja entre as } g\text{-melhores}\} = 1 - \left(1 - \frac{g}{10^{10}}\right)^{10^4}$$
o que nos dá $4,9999 \cdot 10^{-5}$, $4,9988 \cdot 10^{-4}$ e $4,9875 \cdot 10^{-3}$, respectivamente. Isto significa que para um problema de otimização baseado em simulação de qualquer complexidade, uma busca aleatória simples não é uma abordagem efetiva - muito gasto computacional para pouco retorno” [15].
- “Mesmo quando não há incerteza, otimização pode ser muito difícil se o número de variáveis de decisão for grande, o problema tiver diversos tipos de variáveis de decisão, e se pouco for conhecido sobre a estrutura da função objetivo. Otimização de simulação tem uma complicação adicional porque

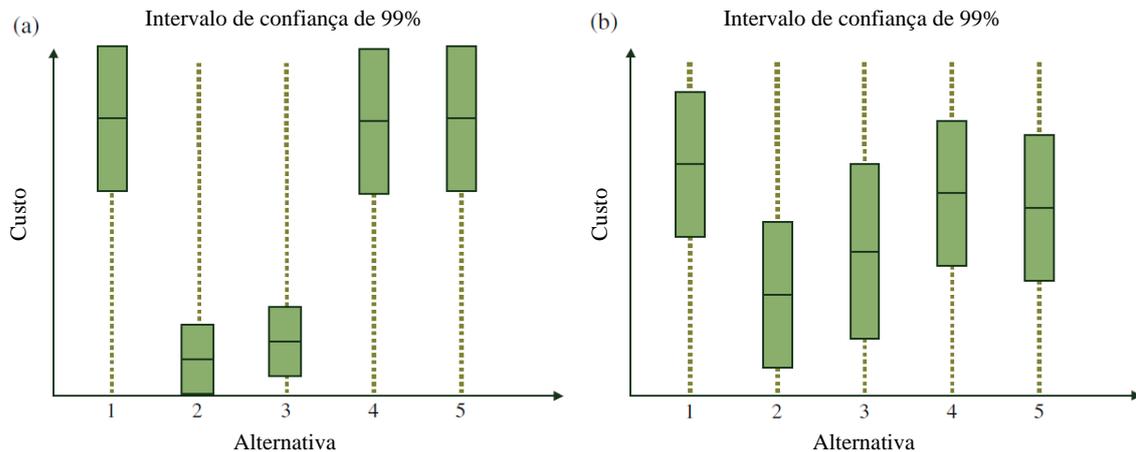


Figura 4. Ilustração da dificuldade encontrada na Otimização de Simulação (fonte: [17, p. 251]).

o desempenho de um projeto particular não pode ser avaliado exatamente, mas deve ser estimado. Por termos estimativas, pode não ser possível determinar conclusivamente se um projeto é melhor do que outro, frustrando os algoritmos de otimização que tentam movimentos em direções de melhora. A princípio, pode-se eliminar esta complicação fazendo-se muitas repetições de cada projeto de modo que a estimativa de desempenho essencialmente não terá variância. Na prática, isto significa que muitas poucas alternativas serão exploradas devido ao tempo necessário para simular cada uma” [19, p. 488].

V. METODOLOGIAS DA OTIMIZAÇÃO DE SIMULAÇÃO FACTÍVEIS DE SEREM EMPREGADAS

As várias metodologias da Otimização de Simulação existentes podem ser classificadas de acordo com a figura 5.

Devido às variáveis de decisão do problema serem dos três tipos possíveis (quantitativas contínuas, quantitativas discretas e qualitativas), não é possível a utilização dos procedimentos de busca baseados em gradiente (*Sample Path Optimization* e *Stochastic Approximation*) e do método *Response Surface Methodology*, pois todos requerem que as variáveis sejam quantitativas. Além disto, como o espaço de projeto é grande, o uso das metodologias de seleção estatística (Métodos para Seleção do Melhor, Métodos para Comparação com um Padrão, Métodos para Seleção Multinomial e Métodos para Seleção de Bernoulli) também não são possíveis porque todas assumem que o número de alternativas é finito (e presumivelmente pequeno).

Isto nos deixa, como opção para solucionar o problema do combate aéreo BVR, o uso dos seguintes métodos:

- Procedimentos de busca: Metaheurísticas, *Random Search* e métodos baseados em modelo (*Estimation*

of Distribution Algorithms, Cross-Entropy e *Model Reference Adaptive Search*).

- Metodologias híbridas.

VI. CONCLUSÃO

Foi apresentado o projeto de doutoramento cuja proposta consiste no uso da abordagem chamada Otimização de Simulação (do inglês *Simulation Optimization*) para a definição de **Conceitos de Emprego** (táticas) ótimos ou semi-ótimos para o combate BVR.

Na seção 2 foi realizada uma revisão bibliográfica do combate BVR. A seção 3 abordou os detalhes específicos da simulação do combate BVR pretendida. O conceito da abordagem Otimização de Simulação foi introduzido na seção 4 e um estudo preliminar sobre a adequação das metodologias disponíveis ao problema específico do combate BVR foi feito na seção 5.

Os próximos passos no projeto de doutoramento são:

- 1) Levantar as distribuições de probabilidades das variáveis aleatórias envolvidas na simulação.
- 2) Implementar a simulação dinâmica das aeronaves e mísseis: pretende-se utilizar o ambiente SIMULINK[®] do aplicativo MATLAB[®] para tal implementação.
- 3) Levantar qual das metodologias factíveis de serem utilizadas melhor se adequa ao problema.

Pretende-se, ao fim do projeto de doutoramento, atingir o objetivo de maximizar a probabilidade de destruição da(s) aeronave(s) inimiga(s) assim como a probabilidade de sobrevivência da(s) aeronave(s) amiga(s) através da proposta de melhores conceitos de emprego que os atualmente utilizados pela Força Aérea Brasileira.

REFERÊNCIAS

- [1] J. Karelaiti, K. Virtanen, and T. Raivio, “Game optimal support time of a medium range air-to-air missile,” *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, vol. 29, no. 5, pp. 1061–1069, 2006.

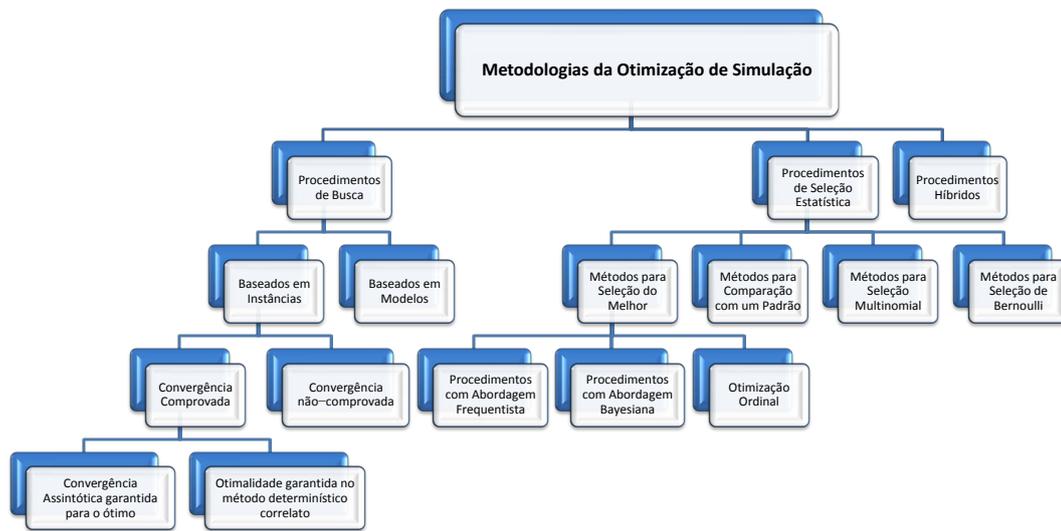


Figura 5. Metodologias da Otimização de Simulação.

- [2] K. Virtanen, J. Karelaiti, and T. Raivio, "Modeling air combat by a moving horizon influence diagram game," *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, vol. 29, no. 5, pp. 1080–1091, 2006.
- [3] H. Mukai, A. Tanikawa, I. Tunay, I. A. Ozcan, I. N. Katz, H. Schättler, P. Rinaldi, G. J. Wang, L. Yang, and Y. Sawada, "Sequential linear-quadratic method for differential games with air combat applications," *Computational Optimization and Applications*, vol. 25, pp. 193–222, 2003.
- [4] A. Davidovitz and J. Shinar, "Two-target game model of an air combat with fire-and-forget all-aspect missiles," *Journal of Optimization Theory and Applications*, vol. 63, no. 2, pp. 133–165, 1989.
- [5] J. Karelaiti, K. Virtanen, and T. Raivio, "Near optimal missile avoidance trajectories via receding horizon control," *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, vol. 30, no. 5, pp. 1287–1298, 2007.
- [6] J. Poropudas and K. Virtanen, "Analyzing air combat simulation results with dynamic bayesian networks," in *Proceedings of the 2007 Winter Simulation Conference*, S. G. Henderson, B. Biller, M.-H. Hsieh, J. Shortle, J. D. Tew, and R. R. Barton, Eds., 2007, pp. 1370–1377.
- [7] S. Akabari, M. B. Menhaj, and S. K. Nikravesh, "Fuzzy modeling of offensive maneuvers in an air-to-air combat," in *Advances in Soft Computing*. Springer Verlag Berlin Heidelberg, 2005, no. 2, pp. 171–184.
- [8] C. Tran, A. Abraham, and L. Jain, "Adaptation of a mamdani fuzzy inference system using neuro-genetic approach for tactical air combat decision support system," in *AI 2002: Advances in Artificial Intelligence*, R. McKay and J. Slaney, Eds. Springer Berlin Heidelberg, 2002, vol. 2557, pp. 672–680.
- [9] M. A. Demkin, Y. E. Tishchenko, and B. E. Fedunov, "Basic onboard real-time advisory system for a duel situation of distant air fight," *Journal of Computer and Systems Sciences International*, vol. 47, no. 4, pp. 552–569, 2008.
- [10] C. Heinze, B. Smith, and M. Cross, "Thinking quickly: Agents for modeling air warfare," in *Advanced Topics in Artificial Intelligence*. Springer Berlin / Heidelberg, 1998, vol. 1502, pp. 47–58.
- [11] U. R. Prasad, W. Grimm, and E. Berger, "A feedback guidance for pre-launch maneuvering in medium range air combat with missiles," in *Differential Games and Applications*. Springer Berlin / Heidelberg, 1989, pp. 86–96.
- [12] Z. Lin, T. M. an, Z. Wei, and Z. Shengyun, "Sequential maneuvering decisions based on multi-stage influence diagram in air combat," *Journal of Systems Engineering and Electronics*, vol. 18, no. 3, pp. 551–555, 2007.
- [13] M. C. Fu, "Simulation optimization," in *Proceedings of the 2001 Winter Simulation Conference*, B. A. Peters, J. S. Smith, D. J. Medeiros, and M. W. Rohrer, Eds., 2001, pp. 53–61.
- [14] —, "Gradient estimation," in *Handbooks in Operations Research and Management Science: Simulation*, S. G. Henderson and B. L. Nelson, Eds. Elsevier, 2006, vol. 13, ch. 19, pp. 575–616.
- [15] Y.-C. Ho, C. G. Cassandras, C.-H. Chen, and L. Dai, "Ordinal optimization and simulation," *Journal of Operations Research Society*, vol. 51, pp. 490–500, 2000.
- [16] M. C. Fu, "Optimization for simulation: Theory vs. practice," *INFORMS Journal on Computing*, vol. 14, no. 3, pp. 192–215, 2002.
- [17] C.-H. Chen, M. C. Fu, and L. Shi, "Simulation and optimization," in *Tutorials in Operations Research (INFORMS)*, 2008, pp. 247–260.
- [18] F. Glover and J. P. Kelly, *Combining Simulation & Optimization for Improved Business Decisions*, 2008. [Online]. Available: <http://www.optquest.com/optinfo/optquest/oqpromo.html>
- [19] J. Banks, J. S. Carson, B. L. Nelson, and D. M. Nicol, *Discrete Event Systems Simulation*, 3rd ed. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 2000.