LVI SBPO SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL
DE 04 ATÉ 07 NOVEMBRO 2024
FORTALEZA | CEARÁ

INTEGRAÇÃO DE FERRAMENTAS COMPUTACIONAIS PARA REDUÇÃO DO ESPAÇO DE BUSCA EM PROBLEMAS DE OVSM

Guilherme Ferreira Lopes
gf.lopes@yahoo.com.br

Rafael de Carvalho Miranda
rafael.miranda@unifei.edu.br

Jonathan Serafim Lúcio
serafim.epr@gmail.com

Tháyna Alcântara Vieira Lúcio
thaynaengmec@gmail.com

Universidade Federal de Itajubá - UNIFEI
Avenida BPS, 1303, Itajubá - MG

RESUMO

No cenário de produção industrial, é necessário que haja sincronia entre o fluxo logístico e as atividades a serem executadas. Entretanto, esse tipo de cenário possui recursos limitados, fazendo com que a Simulação a Eventos Discretos consiga explorar todas as possibilidades, dentro das limitações encontradas. Todavia, devido à robustez e o grau de complexidade encontrada, seu uso isolado mostra-se ineficaz, uma vez que os objetivos desejados são conflitantes entre si. Neste contexto, o artigo propõe um método que faz uso da Otimização via Simulação Multiobjetivo, junto da Análise Envoltória de Dados e *Latin Hypercube Design* para reduzir o espaço de busca e determinar a melhor solução possível para o problema encontrado, fornecendo os melhores limites de variação e soluções de elevada qualidade. Como resultado, o método resultou numa redução média de 79,63% do espaço de busca e uma variação de 8,8% a 31,18% em relação ao tempo computacional.

PALAVRAS-CHAVE: Simulação a Eventos Discretos; OvS Multiobjetivo; Análise Envoltória de Dados.

ABSTRACT

In an industrial production scenario, it is necessary to have synchronization between the logistical flow and the activities that need to be performed. However, this type of scenario operates with limited resources, making the use of Discrete Event Simulation able to explore all possibilities within the encountered limitations. Nevertheless, due to the robustness and high complexity involved, its isolated use proves to be ineffective, as the desired objectives are conflicting. In this context, the present work proposes a method that utilizes Multi-objective Simulation Optimization, along with the application of Data Envelopment Analysis and Latin Hypercube Design, to reduce the search space and determine the best possible solution to the problem encountered, providing the best variation limits and high-quality solutions. As a result, the method led to an average reduction of 79.63% in the search space and a variation from 8.8% to 31.18% in computational time.

KEYWORDS: Discrete Event Simulation; Multi-objective Simulation Optimization; Data Envelopment Analysis

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193770
https://proceedings.science/p/193770?lang=pt-br

1. Introdução

Com os avanços em *hardware* e *software*, técnicas de simulação, especialmente a Simulação a Eventos Discretos (SED), têm se destacado como guias no processo decisório, identificando incertezas subjacentes e oferecendo soluções de qualidade [PINTO et al., 2022]. No entanto, diante de cenários complexos e objetivos conflitantes, o uso isolado da SED se torna impraticável, tornando a Otimização via Simulação Multiobjetivo (OvSM) crucial para lidar com uma grande variedade de possibilidades [Barton, 2009], [Lopes et al., 2023].

Assim, este artigo aborda a problemática enfrentada na aplicação da OvSM, especialmente quando trabalha com modelos complexos e espaços de soluções extensos, nos quais o processo de otimização pode demandar tempo excessivo, inviabilizando sua aplicação prática [Cai et al., 2019], [Miranda et al., 2014]. Motivada por essa limitação, a pesquisa busca responder à pergunta: como reduzir o espaço de busca para problemas de OvSM, mantendo a qualidade das soluções e diminuindo o custo computacional?

O estudo expande os métodos propostos anteriormente para redução do espaço de busca em problemas de OvS mono-objetivos [Miranda et al., 2014], [Miranda et al., 2017], [Marins et al., 2019] e tem como objetivo desenvolver um método capaz de reduzir o espaço de busca em problemas de OvSM, obtendo resultados comparáveis ou melhores, enquanto reduz o tempo e os recursos computacionais necessários para a otimização.

Nesse sentido, o presente trabalho propõe o uso dos métodos de SED, OvSM, Análise Envoltória de Dados com retornos variáveis de escala (DEA – BCC) [Banker et al., 1984] associados aos conceitos da Supereficiência e *Latin Hypercube Design* (LHD) [Chang et al., 2023] para redução do espaço de busca de problemas de OvS Multiobjetivo.

De modo a cumprir tal objetivo, o artigo está dividido em 6 seções. A Seção 2 traz o referencial teórico que dá suporte ao artigo. A seção 3 apresenta as etapas presentes na abordagem proposta. A seção 4 realiza a aplicação da proposta. A seção 5 discute os resultados obtidos e, por fim, apresentam-se as conclusões na seção 6, seguidas das referências bibliográficas.

2. Referencial teórico

2.1. Otimização via Simulação (OvS)

Steponavičė et al. [2014] apontam que a Otimização via Simulação (OvS) enfrenta grandes desafios computacionais, sendo os principais: (i) Tempo de Computação, pois a execução dos modelos de simulação pode durar desde minutos até várias semanas; (ii) Conflitos de Objetivos, já que múltiplos objetivos exigem a participação ativa do tomador de decisão; (iii) A natureza "*Black Box*" do problema, onde as funções objetivo e restrições não podem ser claramente definidas, resultando em maior tempo de computação e limitando o tamanho do problema; e (iv) A Estocasticidade, uma vez que problemas de OvS são modelados por processos estocásticos, adicionando complexidade devido ao aumento do tempo de computação e à presença de ruídos nos resultados da simulação. Esses desafios ressaltam a necessidade de abordagens eficientes para lidar com a complexidade computacional, conflitos de objetivos, a natureza "*Black Box*" dos problemas e a estocasticidade na OvS.

2.2. Análise Envoltória de Dados (DEA)

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193770
https://proceedings.science/p/193770?lang=pt-br

Emrouznejad et al. [2023] destacam a importância da Análise de Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis* - DEA) como uma ferramenta de programação matemática para avaliar a eficiência de Unidades de Tomada de Decisão (*Decision Making Units* - DMUs), permitindo uma análise comparativa. O método DEA CCR, introduzido por Charnes, Cooper e Rhodes em 1978, é não paramétrico e considera múltiplos insumos e produtos ao avaliar a eficiência, considerando a presença de retornos constantes de escala entre as variáveis [Charnes et al., 1978].

No entanto, algumas DMUs podem operar com diferentes níveis de retorno de escala, o que limita o uso do modelo CCR [PANWAR et al., 2022]. Em 1984, Banker et al. [1984] propuseram o modelo DEA – BCC para lidar com essa variação nos retornos de escala entre as DMUs, permitindo flexibilidade na relação entre insumos e produtos, ao contrário do modelo DEA – CCR que assume uma relação proporcional [Banker et al., 1984].

O modelo DEA - BCC com foco nos insumos pode ser representado pelas Equações (1 – 6). Este modelo é conhecido como o modelo dos multiplicadores com foco nos insumos. Por outro lado, as Equações (7 – 11) correspondem ao modelo do envelope, também com foco nos insumos.

Modelo Multiplicador		Modelo Envelope	
$Max\ w_0 = \sum_{r=1}^{s} u_r\, y_{r0} + c_0$	(1)	$Min\ h_0$	(7)
Sujeito a:		Sujeito a:	
$\sum_{i=1}^{m} v_i x_{i0} = 1$	(2)	$h_0\, x_{i0} - \sum_{j=1}^{n} x_{ij}\, \lambda_j \geq 0, \quad i = 1,2,\dots,m$	(8)
$\sum_{r=1}^{s} u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^{m} v_i x_{ij} + c_0 \leq 0, j = 1,2,\dots,n$	(3)	$-y_{r0} + \sum_{j=1}^{n} y_{rj}\, \lambda_j \geq 0, r = 1,2,\dots,s$	(9)
$u_r \geq 0$, $r = 1, 2,\dots, s$	(4)	$\sum_{j=1}^{n} \lambda_j = 1$	(10)
$v_i \geq 0$, $i = 1, 2,\dots, m$	(5)	$\lambda_j \geq 0, j = 1,2,\dots,n$	(11)
c_0 *livre*	(6)		

Sendo *j* são os índices das DMUs; *n* é o número total de DMUs; $r \in \{1,..., s\}$ é o índice de saída, no qual s é o número total de saídas; $i \in \{1,..., m\}$ é o índice de entrada, m é o número total de entradas; y_{rj} é a *r*-ésima saída para a *j*-ésima DMU; x_{ij} é a *i*-ésima entrada para a *j*-ésima DMU; *ur* é o peso associado a *r*-ésima saída; vi é o peso associado a *i*-ésima entrada; *wo* é a eficiência relativa da DMU0, que é a DMU em avaliação; c_0 é o fator de escala e y_{r0} e x_{i0} são, respectivamente, as saídas e entradas para a DMU0. Pode-se observar que quando $w_0 = 1$, a DMU0 é eficiente em comparação com as outras unidades consideradas no modelo; $w_0 < 1$ implica que a DMU é ineficiente. As Equações (12 – 15) referem-se ao modelo dos multiplicadores com orientação aos outputs, seguido das Equações (16 – 20), representando o modelo do envelope com a mesma orientação.

Modelo Multiplicador		Modelo Envelope	
$Min\ h_0 = \sum_{i=1}^{r} v_i x_{i0} + c_0$	(12)	$Max = \varphi$	(16)
Sujeito à:		Sujeito à:	

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193770
https://proceedings.science/p/193770?lang=pt-br

$$\sum_{j=1}^{s} u_j y_{j0} = 1 \quad (13)$$

$$-\sum_{i=1}^{r} v_i x_{ij} + \sum_{j=1}^{s} u_j y_{rj} - c_0 \leq 0, \forall k \quad (14)$$

$$v_i, u_j \geq 0, c_0 \in \Re \quad (15)$$

$$x_{i0} - \sum_{k=1}^{n} x_{ij} \lambda_j \geq 0, \forall i \quad (17)$$

$$-\varphi y_{r0} + \sum_{k=1}^{n} y_{rj} \lambda_j \geq 0, \forall k \quad (18)$$

$$\sum_{k=1}^{n} \lambda_j = 1 \quad (19)$$

$$\lambda_j \geq 0, \forall k \quad (20)$$

Importante salientar que para que os modelos clássicos (CCR e BCC) possam discriminar as DMUs entre eficientes e ineficientes é necessária uma quantidade mínima de DMUs para que estes modelos DEA possam ser aplicados. Desta forma, Banker et al. [1989] formularam uma regra que consiste em que o número de DMUs deve ser pelo menos três vezes a soma do número de inputs mais outputs ou igual ao produto das mesmas, demonstrado pela Equação (21), sendo escolhido o valor que retorne o maior número de DMUs.

$$N \geq Max\{(m * s), 3 * (m + s)\} \quad (21)$$

A DEA enfrenta o desafio de ter várias DMUs consideradas eficientes, dificultando a tomada de decisão por ranqueamento [AMARAL et al., 2022], [FERNANDES, 2018]. Andersen e Petersen [1993] introduziram o conceito de supereficiência para classificar as DMUs, permitindo a hierarquização com índices maiores que 1 para DMUs supereficientes.

Neste estudo, será utilizado o modelo DEA BCC com orientação a insumos e produtos, adaptado para considerar a supereficiência. A aplicação será feita usando o software de código aberto "R".

2.3. *Latin Hypercube Design* (LHD)

O *Latin Hypercube Design* (LHD) é um método eficiente e econômico para realizar experimentos, pois abrange a região do projeto de forma eficaz, sem a necessidade de replicação. De acordo com Lin e Tang [2022], o LHD é altamente recomendado para o DOE (*Design of Experiments*) e pode ser facilmente implementado em diferentes problemas de otimização complexos. O tamanho da amostra no LHD, conforme Bharaj et al. [2015] e, Wang e Ierapetritou [2017], pode variar de 2d a 10d, onde d é o número de variáveis a serem testadas. A escolha do tamanho da amostra depende dos critérios do usuário e dos recursos disponíveis para o experimento.

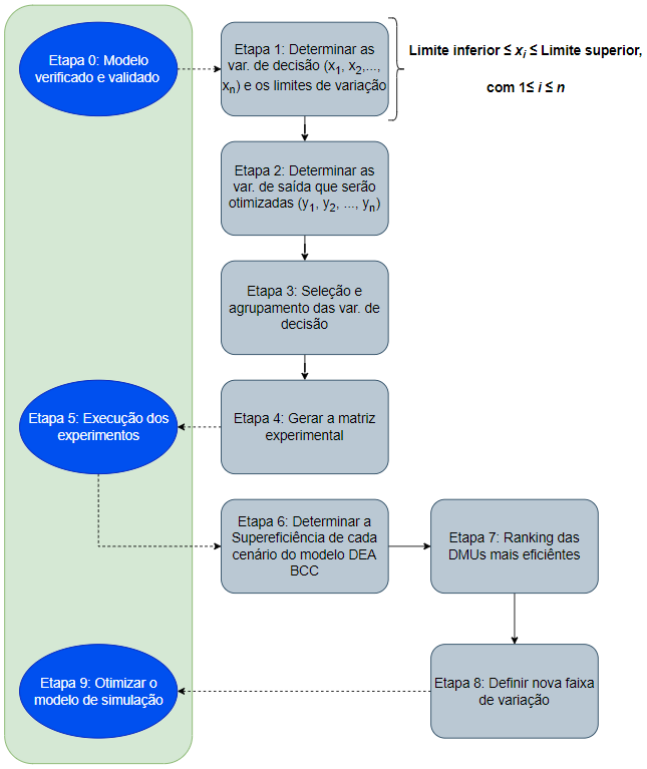
3. Abordagem proposta

A sistemática proposta para redução do espaço de busca em problemas de OvSM utilizará o *Latin Hyperbube Design* (LHD), técnica de DOE para a qual para n variáveis de entrada, m pontos amostrais são selecionados de maneira aleatória dentro de x intervalos de probabilidades iguais [Parnianifard e Azfanizam, 2020]; a Simulação a Eventos Discretos para testar diferentes cenários e da Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis* - DEA) [Charnes et al., 1994], associada ao conceito de supereficiência (Andersen e Petersen, 1993] para análise de supereficiência de cada cenário simulado. Junto a ela, as etapas de pesquisa seguem 10 etapas cruciais, referenciadas pela Figura 1. Cabe ressaltar que a Etapa 0, que consiste no

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193770
https://proceedings.science/p/193770?lang=pt-br

desenvolvimento, verificação e validação do modelo, já foi executada e não cabe a este artigo detalhar tais processos.

Figura 1 – Etapas da pesquisa



Fonte: Adaptado de Miranda et al. [2017].

4. Aplicação do método

4.1. Considerações iniciais

O estudo se concentrou na otimização de um modelo operacional logístico de uma empresa química situada no Vale do Paraíba (SP). Todas as informações foram coletadas observando e medindo tempos de atividades, comparando com relatórios do ERP. Os dados do modelo foram ajustados para otimizar atividades em diferentes configurações operacionais.

4.2. Aplicação do Método Proposto no objeto de estudo

Com base na Figura 2, o método começa com a determinação das variáveis de decisão e de suas faixas de variação, juntamente com a definição das variáveis a serem otimizadas no problema de OvSM (Etapas 1 e 2). Para o objeto de estudo apresentado, foram definidas como variáveis de decisão: o número de docas ativas, denotada por x_1, o número de turnos (x_2), o número de empilhadeiras (x_3), o número de operadores (x_4) e o tipo de carga (x_5). Definiu-se que as variáveis de decisão seriam do tipo inteiras, sendo sua variação apresentada na Tabela 1.

Tabela 1- Descrição das variáveis de entrada

	Variáveis de decisão	Mínimo	Máximo
x_1	Número de docas ativas	1	9
x_2	Turnos	1	2

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193770
https://proceedings.science/p/193770?lang=pt-br

x_3	Número de empilhadeiras	1	9
x_4	Número de operadores	1	18
x_5	Tipo de carga	1	4

O objetivo da otimização foi encontrar a melhor combinação das variáveis de decisão, de forma a maximizar a quantidade expedida no modelo (y_1) e minimizar o custo médio de produção dado por y_2 (Quadro 1).

Quadro 1 – Descrição das variáveis de saída

Tipo	Descrição
y_1	Custo médio (R$)
y_2	Quantidade expedida

Tendo o conhecimento de tais informações e com a faixa de variação para cada variável de decisão (*inputs*) definida, é possível determinar o espaço de busca original deste problema, que para este modelo é de 11.664 possíveis soluções para o problema considerando individualmente cada variável de saída. Ressalta-se, que dependendo da forma de se aglutinar as FOs, o problema passa a ter infinitas possibilidades de soluções dependendo dos pesos arbitrados pelo tomador de decisão.

Na Etapa 3 do método, as diferentes variáveis de decisão precisam ser agrupadas em uma única função objetivo (FO). Optou-se nesse trabalho pela utilização do método de Aglutinação das diferentes FOs, por meio do método das somas ponderadas, normalizando cada função pela diferença entre o valor máximo e mínimo encontrado pela otimização individual para cada variável de saída. Sendo assim, foi utilizada a Equação 22 como parâmetro do equacionamento das FOs em uma única função.

$$FO = P1 * \left[\frac{(y_{1\,min} - y_1)}{(y_{1\,max} - y_{1\,min})}\right] + P2 * \left[\frac{(y_2 - y_{2\,max})}{(y_{2\,max} - y_{2\,min})}\right] \quad (22)$$

A Tabela 2 apresenta os valores mínimos e máximos para cada variável de saída. Esses valores poderiam também ser determinados por expertise dos tomadores de decisão do processo.

Tabela 2 – Índices das variáveis de saída

Tipo	**Mínimo**	**Máximo**
y_1	R$10,00	R$106,00
y_2	25 unidades	250 unidades

Com essas informações, foi possível elaborar a equação da FO, representada pela Equação (23), na qual utilizou-se como base a Equação (22):

$$FO = P1 * \left[\frac{(10 - y_1)}{(106 - 10)}\right] + P2 * \left[\frac{(y_2 - 250)}{(250 - 25)}\right] \quad (23)$$

Sendo: y_1 a solução encontrada para o custo médio; y_2 a solução encontrada para quantidade expedida; e P1 e P2, os pesos escolhidos pelo tomador de decisão para aglutinação das FOs. Ressaltasse que os valore de y_1 e y_2 só são conhecidos após a execução do modelo de simulação para uma dada combinação de variáveis (Tabela 1).

Os pesos para um problema de OvSM podem ser atribuídos de diferentes maneiras, tanto de formas subjetivas como objetivas, ou por uma combinação dessas

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193770
https://proceedings.science/p/193770?lang=pt-br

técnicas. Este é um passo significativo na otimização uma vez que os resultados alcançados dependem principalmente dos pesos atribuídos [Kumar et al., 2021]. Geralmente, os pesos são escolhidos de tal forma que a soma total dos pesos seja igual a 1 [Jerbi et al., 2022], de modo a garantir uma ponderação proporcional. Nesse trabalho os pesos foram definidos pelo tomador de decisão com base em suas preferências e na importância relativa entre os objetivos.

Dando sequência à aplicação do método, na Etapa 4, determina-se a matriz experimental LHD considerando as variáveis de decisão do problema, seus níveis de variação e a regra preconizada por Banker et al. [1989], para aplicação do modelo DEA - BCC. Para este objeto de estudo foi escolhida uma matriz LHD com 50 experimentos (10*d*), atendendo a regra do número de DMUs, que indica uma necessidade mínima de 21 DMUs para análise, segundo Eq. 21

Na Etapa 5 esta matriz experimental foi programada no simulador ProModel® e todos os 50 experimentos foram executados. Quarenta replicações para cada experimento, referentes a um mês (30 dias) de operação da célula de produção, foram simuladas e os dados referentes a cada variável de saída foram armazenados para o cálculo da supereficiência. As simulações dos 50 experimentos e suas replicações foram realizadas em um computador com um processador Intel®CoreTM i7-7700 CPU@ 3.60GHZ, composto com uma placa mãe de 4 núcleos e 8 *threads* e uma placa de vídeo NVIDIA GeForce GTX 1050 Ti, e consumiram aproximadamente 22 horas. Os dados analisados referem-se à média de 40 replicações para cada cenário. As 40 replicações garantiram um nível de precisão aceitável pelos tomadores de decisão do problema.

A Etapa 6 consiste na aplicação do modelo de Supereficiência DEA BCC com orientação a *inputs* e *outputs* Para isso, foi utilizado o software R, com o pacote MultiplierDEA. Iniciando a Etapa 7 do método é realizado o ranqueamento de cada uma das 50 DMUs em função de sua supereficiência. De posse do ranking das DMUs mais eficientes (Etapa 7), serão selecionadas as duas DMUs que apresentarem o maior índice de eficiência para cada uma das variáveis de resposta em cada cenário, e, assim, uma nova faixa de variação para as variáveis de decisão será definida, iniciando assim, a Etapa 8 do método proposto. Para o Cenário 1, considerando a aplicação do modelo DEA BCC a matriz LHD com y_1 e y_2 separadamente, foram identificados como as DMUs mais eficientes, as DMUs (experimentos) apresentadas nas Tabelas 3 e 4.

Tabela 3 – DMUs mais eficientes considerando y_1 como variável de saída

DMUs mais Eficientes	Orientação	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
Experimento 6	*Input*	5	1	1	8	2
Experimento 22	*Input*	5	1	5	1	1

Tabela 4 – DMUs mais eficientes considerando y_2 como variável de saída

DMUs mais Eficientes	Orientação	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
Experimento 4	*Output*	6	2	1	13	2
Experimento 15	*Output*	1	2	3	6	3
Experimento 22	*Input*	5	1	5	1	1
Experimento 35	*Input*	9	2	2	10	2

Baseado nos resultados encontrados nas Tabelas 3 e 4 pode-se chegar ao novo espaço de busca reduzido pela estratégia adotada no Cenário 1. Assim a nova faixa de variação para cada variável de decisão é apresentada na Tabela 5. Para definição das novas faixas de variações deve-se assumir como limite inferior, o valor mínimo para cada variável de decisão presente nas Tabelas3 e 4, e como limite superior, o valor máximo

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193770
https://proceedings.science/p/193770?lang=pt-br

para cada variável. Nesse cenário, o espaço de busca foi reduzido de 11.664 possíveis soluções para 3.510 possíveis soluções, uma redução de aproximadamente 70% no espaço de busca do problema original de OvSM.

Tabela 5 – Novo espaço de busca para o problema de OvSM no Cenário 1

Limite	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
Inferior	1	1	1	1	1
Superior	9	2	5	13	3

Para o Cenário 2, considerando a aplicação do modelo DEA BCC a matriz LHD com y_1 e y_2 juntos, foram identificados como as DMUs mais eficientes, as DMUs (experimentos) apresentadas na Tabela 6.

Tabela 6 – DMUs mais eficientes considerando y1 e y2 como variáveis de saída

DMUs mais Eficientes	Orientação	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
Experimento 4	*Output*	6	2	1	13	2
Experimento 15	*Output*	1	2	3	6	3
Experimento 22	*Input*	5	1	5	1	1
Experimento 39	*Input*	6	2	2	2	2

Considerando a Tabela 6, as DMUs mais eficientes foram 4, 15, 22 e 39. Com isso, a nova faixa de variação para cada variável de decisão para a estratégia adotada no Cenário 2 é apresentada pela Tabela 7. Nesse cenário o espaço de busca foi reduzido de 11.664 possíveis soluções para 2.340 possíveis soluções, uma redução de aproximadamente 80% no espaço de busca do problema original de OvSM.

Tabela 7 – Novo espaço de busca para o problema de OvSM no Cenário 2

Limite	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
Inferior	1	1	1	1	1
Superior	6	2	5	13	3

Por fim, para o Cenário 3, considerando a aplicação do modelo DEA BCC a matriz LHD com FO aglutinada como variável de saída foram identificados como as DMUs mais eficientes, as DMUs (experimentos) apresentadas na Tabela 8.

Tabela 8 – DMUs mais eficientes considerando FO aglutinada como variáveis de saída

DMUs mais Eficientes	Orientação	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
Cenário 22	*Input*	5	1	5	1	1
Cenário 34	*Output*	2	2	4	8	2
Cenário 35	*Output*	9	2	2	10	2
Cenário 39	*Input*	6	2	2	2	2

Considerando a Tabela 8, as DMUs mais eficientes quando analisadas pelo modelo DEA BCC considerando como resposta a FO aglutinada, foram as DMUs 22, 34, 35 e 39. Com isso, a nova faixa de variação para cada variável de decisão para a estratégia adotada no Cenário 3 é apresentada pela Tabela 9. Nesse cenário, o espaço de busca foi reduzido de 11.664 possíveis soluções para 1.280 possíveis soluções, uma redução de aproximadamente 89% no espaço de busca do problema original de OvSM.

Tabela 9 – Novo espaço de busca para o problema de OvSM no Cenário 3

Limite	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
Inferior	2	1	2	1	1

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193770
https://proceedings.science/p/193770?lang=pt-br

Superior	9	2	5	10	2

Considerando a última etapa do método proposto (Etapa 9), o modelo de SED será otimizado considerando as 3 reduções do espaço de busca apresentadas nas Tabelas 5, 7 e 9, e também considerando o espaço de busca original. Para testar a eficiência desta proposta, um otimizador comercial foi empregado. Para este trabalho foi utilizado o software SimRunner®. De modo a não comprometer os resultados e a comparação realizada, para todos os casos nos quais este software foi empregado, utilizaram-se suas configurações padrões, definido como: perfil moderado e com taxa de convergência igual a 0,01% [*Simrunner User Guide*, 2002].

Para comprovar a eficiência da nova região de busca do problema de otimização, o SimRunner® foi configurado para realizar a otimização do modelo de simulação, maximizando a FO aglutinada apresentada na Eq. 23. Considerando o espaço de busca original (*benchmark*), o SimRunner® encontrou uma FO igual a -0,352, que é equivalente a y_1 = R$ 16,18 e y_2 = 105,90 unidades, sendo esses valores considerados como *benchmark*s para a aplicação. Nessa aplicação o SimRunner® realizou 170 experimentos até convergir para a melhor solução.

O Cenário 1 apresentou o melhor resultado para FO, nele o SimRunner® encontrou uma FO igual a -0,326, que é equivalente a y_1 = R$ 11,55 e y_2 = 106,80 unidades, valores estes em média melhores aos encontrados pela otimização considerando o espaço de busca original do problema de OvSM. Nessa aplicação o SimRunner® realizou 155 experimentos até convergir para a melhor solução. A Tabela 10 apresenta um comparativo entre os cenários propostos neste artigo.

Tabela 10 – Análise comparativa dos cenários propostos

Cenário	**Esp. De Busca**	**% de redução do espaço de busca**	**Experimentos *SimRunner***	**% de redução Experimentos**	**FO**
Completo	11.664	-	170	-	-0,352
Cenário 1	3.510	69,91%	155	8,80%	-0,326
Cenário 2	2.340	79,94%	149	12,35%	-0,418
Cenário 3	1.208	89,03%	117	31,18%	-0,410

A análise comparativa apresentada pela Tabela 10 mostra que das 3 estratégias experimentais apresentadas, o Cenário 1 foi o que apresentou o melhor resultado, em comparação ao valor otimizado, para a FO aglutinada. Mesmo que sua redução do espaço de busca tenha sido o menor em comparação com as outras duas propostas, ele foi o que apresentou o melhor resultado médio em relação a FO, inclusive superior ao melhor resultado encontrado para o *benchmark*. Ressalta-se que para a FO utilizada neste trabalho, quanto mais próximo de zero, melhor o resultado, já que y_1 e y_2 se igualariam as metas adotadas.

Uma vez definido que o espaço de busca reduzido pelo Cenário 1 foi o melhor em comparação aos outros cenários, este foi utilizado para OvSM analisando a variação de pesos na FO aglutinada. Para tal foram testadas outras quatro configurações de pesos, e aplicado o otimizador *SimRunner*®, com as mesmas configurações adotadas anteriormente, considerando o espaço de busca original e o espaço de busca reduzido. Os pesos adotados são apresentados na Tabela 11.

Tabela 11 – Variação dos pesos P1 e P2

Otimização	**P1**	**P2**

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193770
https://proceedings.science/p/193770?lang=pt-br

1	0,1	0,9
2	0,3	0,7
3	0,7	0,3
4	0,9	0,1

Para a primeira combinação de pesos (P1 = 0,1 e P2 = 0,9), o *SimRunner*® realizou 174 experimentos considerando o espaço de busca original, com o valor da FO igual a -0,123 e 151 experimentos considerando o espaço de busca reduzido, com a FO de -0,124 para a primeira combinação de pesos, o que representa uma redução de 13,22% no número de experimentos realizados. Para a segunda combinação de pesos (P1 = 0,3 e P2 = 0,7), o *SimRunner*® realizou 197 experimentos considerando o espaço de busca original, apresentando -0,267 como valor da FO e 157 experimentos considerando o espaço de busca reduzido, alcançando uma FO de -0,267 para a segunda combinação de pesos, o que representa uma redução de 20,30% no número de experimentos realizados.

Na terceira combinação de pesos (P1 = 0,7 e P2 = 0,3), foi realizado pelo *SimRunner*® 186 experimentos considerando o espaço de busca original, resultando numa FO de -0,310 e 235 experimentos considerando o espaço de busca reduzido, com a FO de -0,202 para a terceira combinação de pesos. Diferentemente dos demais experimentos, esta variação apresentou um aumento de 26,34% no número de experimentos realizados, entretanto, os valores encontrados pelo espaço reduzido apresentam valores menores aos encontrados pelo espaço de busca completo.

Por fim, para a quarta combinação de pesos (P1 = 0,9 e P2 = 0,1), o *SimRunner*® realizou 162 experimentos considerando o espaço de busca original, para FO igual a -0,119 e 157 experimentos considerando o espaço de busca reduzido, gerando uma FO de -0,111 para a quarta combinação de pesos, o que representa uma redução de 3,08% no número de experimentos realizados. Os resultados obtidos são apresentados na Tabela 12, contendo todas as informações pertinentes, de maneira resumida, sob uma ótica comparativa entre as otimizações realizadas.

Tabela 12 – Análise comparativa final para o primeiro objeto de estudo

Pesos		**Espaço de Busca Completo**				**Espaço de Busca Reduzido**			
P_1	**P_2**	***y_1***	***y_2***	**FO**	**Nº de Exp.**	***y_1***	***y_2***	**FO**	**Nº de Exp.**
0,1	0,9	R$ 90,40	240,15	-0,123	174	R$ 86,43	239,00	-0,124	151
0,3	0,7	R$ 79,15	233,70	-0,267	197	R$ 79,15	233,70	-0,267	157
0,5	0,5	R$ 16,18	105,90	-0,352	170	R$ 11,55	106,80	-0,326	155
0,7	0,3	R$ 12,90	33,48	-0,310	186	R$ 11,55	106,80	-0,202	235
0,9	0,1	R$ 11,70	18,72	-0,119	162	R$ 10,85	25,98	-0,111	157

Mediante as análises apresentadas, a proposta se mostra promissora ao alcançar os resultados próximos ou melhores em relação ao espaço de busca completo, além reduzir a demanda computacional.

5. Conclusão

Este estudo buscou aprimorar as abordagens para reduzir o espaço de busca em problemas de Otimização via Simulação (OvS), aplicando técnicas propostas por Miranda et al. [2014], Miranda et al. [2017] e Marins et al. [2019] em problemas de Otimização Multiobjetivo (OvSM). Tais problemas, conhecidos por sua complexidade,

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193770
https://proceedings.science/p/193770?lang=pt-br

são frequentemente encontrados no processo de tomada de decisões em várias empresas, conforme destacado na literatura.

Por conta da grande complexidade dos problemas de OvSM, o método aqui proposto utilizou-se do arranjo LHD para representação do espaço experimental do problema de otimização e do modelo DEA - BCC com orientação a insumos e produtos, para identificação dos experimentos da matriz experimental LHD mais eficientes, para assim propor uma nova faixa de variação para cada variável de decisão do problema de otimização.

Devido à natureza do problema multiobjetivo, três cenários foram testados considerando o método proposto: i) cálculo da supereficiência e identificação das DMUs mais eficientes, considerando y_1 e y_2 separadamente na matriz LHD; ii) cálculo da supereficiência e identificação das DMUs mais eficientes, considerando ao mesmo tempo y_1 e y_2 como saídas na matriz LHD; e iii) cálculo da supereficiência e identificação das DMUs mais eficientes, utilizando o valor de FO aglutinada.

Embora os cenários 2 e 3 se mostrassem mais interessantes em relação à redução do espaço de busca, apresentando uma redução entre 79% a 89%, aproximadamente, o cenário 1, considerando as variáveis de saída y_1 e y_2 separadamente, apresentou resultados superiores para a otimização, apresentando índices que variam entre 3,08% a 20,30% de redução do número de experimentos realizados.

Em suma, o método proposto e desenvolvido neste artigo, apresentou resultados promissores ao lidar com a complexidade do problema de Otimização Multiobjetivo em modelos de SED. A integração e adaptação, juntamente com das técnicas de LHD e DEA – BCC levou o método a conseguir uma redução significativa do espaço de busca e tornando-o competitivo em comparação com as demais ferramentas comerciais.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem a CAPES, CNPq e FAPEMIG.

REFERÊNCIAS

Amaral, J. V. S.; Montevechi, A. A.; Miranda, R. C.; Montevechi, J. A. B. (2022). **Comparação entre estratégias de metamodelagem através da Analise Envoltória de Dados**. Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional.

Andersen, P.; Petersen, N. C. (1993). A Procedure for Ranking Efficient Units in Data Envelopment Analysis. **Management Science**, v. 39, n. 10, p. 1261–1264.

BARTON, R. R. (2009). Simulation Optimization Using Metamodel. **Winter Simulation Conference**.

Banker, R. D.; Charnes, A.; Cooper, W. W. (1984). Some models for estimating technical and scale inefficiencies in Data Envelopment Analysis. **Management Science**, v.30, p.1078-1092.

Banker, R. D.; Charnes, A.; Cooper, W. W.; Swarts, J.; Thomas, D. A. (1989). An Introduction to Data Envelopment Analysis with Some of its Models and Their Uses, **Research in Governmental and Non-Profit Accounting**, 5, 125-163.

Bharaj, G.; Levin, D. I.; Tompkin, J.; Fei, Y.; Pfister, H.; Matusik, W.; Zheng, C. (2015). Computational design of metallophone contact sounds. **ACM** Transactions on Graphics (TOG), 34(6), 1-13.

Bowlin, W. F. (1998). Measuring performance: An introduction to data envelopment analysis (DEA). **The journal of cost analysis**, 15(2), 3-27.

Cai, X.; Qiu, H.; Gao, L.; Jiang, C.; Shao, X. (2019). ***An efficient surrogate-assisted particle swarm optimization algorithm for high-dimensional expensive problems***. *Knowledge-Based Systems*, 184, 104901.

Chang, H.; Lu, S.; Sun, Y.; Zhang, G.; Rao, L. (2023). Multi-Objective Optimization of Liquid Silica Array Lenses Based on Latin Hypercube Sampling and Constrained Generative Inverse Design Networks. **Polymers**, 15(3), 499.

Charnes, A.; Cooper, W. W.; Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. **European Journal of Operational Research**, v.2, p.429-444.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193770
https://proceedings.science/p/193770?lang=pt-br

Charnes, A.; Cooper, W. W.; Lewin, A. Y.; Seiford, L. M. (1994). Basic DEA models. **Data envelopment analysis: Theory, methodology, and applications**, 23-47.
Duan, Q.; Kroese, D. P. (2018). Splitting for multi-objective optimization. **Methodology and Computing in Applied Probability**, 20, 517-533.
Silva Junior, E. A. D. (2022). **Redução do espaço de busca em problemas de otimização multiobjetivo via simulação utilizando a análise envoltória de dados combinada com delineamento de experimentos**.
Emrouznejad, A.; Amin, G. R.; Ghiyasi, M.; Michali, M. (2023). A review of inverse data envelopment analysis: origins, development, and future directions. **IMA journal of management mathematics**, dpad006.
Fernandes, I. C. D. (2018). Supereficiência na metodologia DEA: aplicação ao setor de seguros. **Dissertação (Mestrado em Contabilidade e Gestão de Instituições Financeiras)**. Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa. Lisboa.
LIN, C. D.; Tang, B. (2022). *Latin hypercubes and space-filling designs*.
Lopes, G. F.; Miranda, R. C.; Lúcio, J. S.; da Silva, A. F. (2023). **Análise comparativa de cenários para redução do espaço de busca em problemas de otimização via simulação multiobjetivo**. Vol. 55, 2023 – 160796.
Lopes, G. F.; Miranda, R. C.; do Amaral, J. V. S. (2023). **Redução do espaço de busca em problemas de otimização via simulação multiobjetivo**. DOI: 10.14488/enegep2023_tn_st_401_1969_45780
Marins, F. A. S.; da Silva, A. F.; Miranda, R. C.; Montevechi, J. A. B. (2019). ***A New Approach Using Fuzzy DEA Models to Reduce Search Space and Eliminate Replications in Simulation Optimization Problems***. *Expert Systems with Applications*, 113137. doi:10.1016/j.eswa.2019.11313710.1016/j.eswa.2019.113137
Miranda, R. C.; Montevechi, J. A. B.; Silva, A. F.; Marins, F. A. S. (2014). ***A New Approach to Reducing Search Space and Increasing Efficiency in Simulation Optimization Problems via the Fuzzy-DEA-BCC***. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014(), 1–15. doi:10.1155/2014/450367
Miranda, R. C.; Montevechi, J. A. B.; Silva, A. F.; Marins, F. A. S. (2017). Increasing the efficiency in integer simulation optimization: Reducing the search space through data envelopment analysis and orthogonal arrays. **European Journal of Operational Research** 262 673-681.
Padilla, N. H.; Torres, J. R. M; Isaza, S. N.; Valencia, J. A. (2015). Simulation-optimization approach for the stochastic location-routing problem. **Journal of Simulation**, 9, 296-311.
Parnianifard, A.; Zemouche, A.; Imran, M. A.; Wuttisittikulkij, L. (2020). Robust simulation-optimization of dynamic-stochastic production/inventory control system under uncertainty using computational intelligence. **Uncertain Supply Chain Management**, [s. l.], v. 8, n. 4, p. 633–648.
Pecek, B.; Kovacic, A. (2011). Business process management: Use of simulation in the public sector. **Informa UK Limited**, v. 24, n. 1, p. 95–106.
Pinto, W. G.; Miranda, R. C.; Santos, C. H. (2022). **Otimização via Simulação aplicado a logística reversa: Uma revisão sistemática de literatura**. XLII Encontro Nacional de Engenharia de Produção.
Steponavičė, I.; Ruuska, S.; Miettinen, K. (2014). ***A solution process for simulation-based multiobjective design optimization with an application in the paper industry***. *ComputerAided Design*, v.47, p.45-58.
Wang, Z.; Ierapetritou, M. (2017). A novel feasibility analysis method for black-box processes using a radial basis function adaptive sampling approach. **AIChE Journal**, 63(2), 532-550.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193770
https://proceedings.science/p/193770?lang=pt-br