

Otimização multiobjetivo de ventiladores centrífugos com CFD e NSGA-II integrando a análise fatorial

Matheus Costa Pereira¹, Anderson Paulo de Paiva², Matheus Brendon Francisco³, Tiago Martins de Azevedo⁴, Ronã Rinston Amaury Mendes⁵

¹Núcleo de Otimização da Manufatura e Tecnologia da Inovação, Instituto de Engenharia de Produção, Universidade Federal de Itajubá, Brasil. Email: matheusc_pereira@hotmail.com

²Núcleo de Otimização da Manufatura e Tecnologia da Inovação, Instituto de Engenharia de Produção, Universidade Federal de Itajubá, Brasil. Email: andersonppaiva@unifei.edu.br

³Núcleo de Otimização da Manufatura e Tecnologia da Inovação, Instituto de Engenharia de Produção, Universidade Federal de Itajubá, Brasil. Email: matheus_brendon@yahoo.com.br

⁴Núcleo de Otimização da Manufatura e Tecnologia da Inovação, Instituto de Engenharia de Produção, Universidade Federal de Itajubá, Brasil. Email: tiago.deazevedo@yahoo.com.br

⁵Núcleo de Otimização da Manufatura e Tecnologia da Inovação, Instituto de Engenharia de Produção, Universidade Federal de Itajubá, Brasil. Email: rona.rinston@ifsuldeminas.edu.br

Resumo

Ventiladores centrífugos desempenham um papel crucial em diversas indústrias. Este estudo investiga a otimização multiobjetivo de ventiladores centrífugos utilizando Computational Fluid Dynamics e Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II. Técnicas como Principal Components Analysis e Factor Analysis são aplicadas para lidar com dados de alta dimensionalidade, reduzindo a complexidade e facilitando a otimização multiobjetivo. O algoritmo genético é utilizado para criar soluções ótimas não dominadas. Após a obtenção das soluções, estas são avaliadas utilizando a Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution e a Distância de Mahalanobis. O ventilador é feito de aço inoxidável AISI 430 e opera em condições de alta temperatura. Os resultados da otimização multiobjetivo foram replicados e apresentaram alta confiabilidade, com erro inferior a 10%, contribuindo para a fabricação de ventiladores com melhor desempenho e eficiência de recursos, sem a necessidade de prototipagem extensiva.

Palavras-chave: Computational Fluid Dynamics; Multiobjective Optimization; Factor Analysis; Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm; Design of Experiments; Centrifugal Fan.

Abstract

Ventilators play a crucial role in various industries. This study investigates the multi-objective optimization of centrifugal ventilators using Computational Fluid Dynamics and Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II. Techniques such as Principal Components Analysis and Factor Analysis are applied to handle high-dimensional data, reducing complexity and facilitating multi-objective optimization. The genetic algorithm is used to create optimal non-dominated solutions. After obtaining these solutions, they are evaluated using the Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution and Mahalanobis Distance. The ventilator is made of AISI 430 stainless steel and operates under high-temperature conditions. The results of multi-objective optimization were replicated and demonstrated high reliability, with errors below 10%, contributing to the manufacture of ventilators with enhanced performance and resource efficiency, without extensive prototyping.

Keywords: Computational Fluid Dynamics; Multiobjective Optimization; Factor Analysis; Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm; Design of Experiments; Centrifugal Fan.

1. Introdução

Ventiladores centrífugos são equipamentos utilizados para movimentar ar ou gases em sistemas de ventilação, aquecimento e resfriamento. Seu funcionamento baseia-se na força centrífuga: o ar é aspirado axialmente para dentro da carcaça do ventilador e expelido radialmente para fora através de pás rotativas. Os ventiladores centrífugos desempenham um papel crucial em inúmeras indústrias, como refrigeração de motores em veículos híbridos [1], dissipadores de calor refrigerados [2], ventilação de edifícios [3], colheitadeiras [4], geradores eólicos [5], sistemas de ventilação e ar-condicionado [6], máquinas de recuperação de filme industrial [7], máquinas de sucção [8], aquecedores solares [9], sistemas de trens de alta velocidade [7], entre outros.

Aliada a diversas aplicações, há muitos projetos que necessitam de melhoria. Com isso, a otimização multiobjetivo (MOP) está diretamente ligada a encontrar os melhores parâmetros de projeto ou de operação para ventiladores centrífugos, avaliando múltiplos critérios ou objetivos de forma simultânea. A MOP referente às pás de ventiladores centrífugos para uma melhoria no sistema de ventilação é discutida em Zhou et al. [3,10].

A utilização do Computational Fluid Dynamics (CFD), que emprega métodos numéricos e algoritmos para resolver e analisar problemas relacionados aos fluxos de fluido, desempenha um papel crucial na simulação de ventiladores centrífugos, especialmente quando integrado à otimização multiobjetivo (MOP) [6].

Ao lidar com inúmeras variáveis de resposta, a dimensionalidade dos dados pode atrapalhar na obtenção de resultados. Por isso, utilizam-se técnicas de redução dimensional como Principal Components Analysis (PCA), conforme utilizadas em outros processos industriais que trabalham com otimização de múltiplas respostas [11–16] e Factor Analysis (FA). Além disso, com o uso dessas técnicas, é possível tornar as variáveis independentes, ou seja, sem correlação entre si.

Com a redução da dimensionalidade, a etapa de MOP torna-se menos trabalhosa, visto que a quantidade de restrição é menor. Para a otimização, foi utilizado o algoritmo genético chamado Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II), desenvolvido por Deb et al. [17]. Uma revisão dos métodos e algoritmos de otimização em problemas multiobjetivos na área da Engenharia Mecânica é apresentada por Junho et al. [18].

Para verificar a qualidade das respostas encontradas, utiliza-se a Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS), proposta por Hwang and Yoon [19], que auxilia na tomada de decisão com base na similaridade entre alternativas, e a Distância de Mahalanobis (MD), proposta por Johnson and Wichern [20], que é uma medida

multivariada levando em consideração a matriz de variância-covariância.

O experimento é inicialmente construído com base em um Design of Experiments (DOE), seguido pela execução das simulações computacionais, armazenamento dos resultados obtidos com o Ansys Fluent e redução da dimensionalidade. Em seguida, ocorre a otimização individual de cada variável e fator, seguida pela otimização multiobjetivo com o NSGA-II. Os resultados são então avaliados utilizando as métricas TOPSIS e MD.

Para aplicar essa abordagem, realiza-se um estudo de caso com um ventilador centrífugo fabricado com AISI 430, trabalhando em condições de altas velocidades e temperaturas. O objetivo é otimizar fatores como massa do ventilador (M), vazão mássica na saída (VM), torque requerido (T), magnitude de pressão dinâmica média (PD), magnitude de velocidade média (VM) e turbulência média Ω (T Ω), que são posteriormente divididos em fatores. As variáveis independentes utilizadas são número de pás (x1), ângulo de entrada das pás (x2), ângulo de abertura das pás (x3) e comprimento das pás (x4). O experimento empregado no DOE é um Central Composite Design (CCD), resultando em 24 experimentos.

A combinação desses métodos visa otimizar simultaneamente diversas respostas do ventilador, melhorando seus resultados com menor uso de recursos e sem a necessidade de realizar inúmeros protótipos, baseando-se em abordagens metodológicas sólidas.

2. Metodologia

Inicialmente, os dados de entrada e saída do experimento são definidos com base em um Design of Experiments (DOE), proporcionando uma sólida fundamentação para a execução dos procedimentos. As etapas de Computer-aided design (CAD), Computational Fluid Dynamics (CFD) e análise dos resultados são conduzidas utilizando os softwares da Ansys, incluindo SpaceClaim, Workbench, Ansys Fluent e CFD-Post.

Após a obtenção dos resultados, o Principal Components Analysis (PCA) é aplicado para determinar a quantidade de variáveis a serem extraídas. Em paralelo, o Factor Analysis (FA) com o método Promax é utilizado para identificar fatores que apresentam comportamentos semelhantes e otimizações direcionadas em um fator único.

Os autovalores (λ) e autovalores (ν) de covariância (C) são calculados conforme a Equação (1), enquanto a Equação (2) descreve o cálculo da variância explicada (Var_{exp}) pelos componentes.

$$C\nu = \lambda\nu \quad (1)$$

$$Var_{exp} = \frac{\lambda_i}{\sum \lambda_i} \quad (2)$$

Onde: Cada autovetor λ_i representa a variância explicada entre a i -ésima e j -ésima variável.

As cargas fatoriais (L_p^*) são obtidas através da rotação Varimax e com a elevação das cargas à potência κ são

calculadas pela Equação (3). Os Scores fatoriais (F_p) são determinados utilizando a matriz de estrutura (S) descrita pela Equação (4).

$$L_p^* = L|L|^{K-1} \quad (3)$$

$$F_p = ZS \quad (4)$$

Onde: L representa a matriz de cargas fatoriais após a rotação ortogonal (varimax), Z é a matriz de dados padronizados e S é a matriz de correlação entre os fatores e as variáveis originais após o uso do Promax. A primeira fase de otimização foca na otimização individual, avaliando os ideais de cada variável e fator. Em seguida, é realizada uma Multi-Objective Optimization (MOP) utilizando o algoritmo NSGA-II para encontrar soluções não-dominadas, ou seja, eficientes de Pareto.

Os resultados da MOP são posteriormente avaliados usando Métrica de Distância Mahalanobis (MD) e o TOPSIS para classificar a qualidade das respostas obtidas. A MD é calculada conforme a Equação (5).

$$MD(x) = (x - \mu)^T S_{cov}^{-1} (x - \mu) \quad (5)$$

Onde: x representa o vetor das variáveis, μ é a média das variáveis e S_{cov} é a matriz de covariância das variáveis.

O processo para calcular o TOPSIS começa com a normalização dos dados e a ponderação dos pesos das variáveis. Em seguida, são determinados os pontos de Utopia e Nadir das variáveis, seguido pelo cálculo da Distância Mahalanobis (MD). Finalmente, a pontuação do TOPSIS é calculada considerando as distâncias até o ponto de Nadir (D_{Nadir}) e ao ponto de Utopia (D_{Utopia}), conforme a Equação (6).

$$TOPSIS = \frac{D_{Nadir}}{D_{Utopia} - D_{Nadir}} \quad (6)$$

Para validar as melhores soluções encontradas, são replicados novos modelos de CAD e simulações CFD, verificando se os resultados são consistentes com as previsões do NSGA-II.

3. Estudo de Caso

O estudo de caso exemplifica a aplicação da abordagem em um ventilador centrífugo que atua em altas velocidades e temperaturas em ambiente industrial. O ventilador é composto de AISI 430, um aço inoxidável ferrítico conhecido por sua resistência à corrosão e propriedades mecânicas robustas. Possui densidade de 7,7 g/cm³, resistência máxima de 450 MPa, módulo de elasticidade de 200 GPa, módulo de cisalhamento de 77 GPa, coeficiente de Poisson de 0,27, condutividade térmica de 24,9 W/(mK) e calor específico de 460 J/(kg°C). A espessura da pá, a largura da pá e o diâmetro externo da voluta são consideradas variáveis fixas, sem alterações nos parâmetros.

A malha desempenha um papel crucial na obtenção dos resultados; portanto, a qualidade ortogonal em todos os experimentos foi mantida acima de 0,14, com Skewness inferior a 0,95. Para garantir a precisão e confiabilidade dos resultados, a convergência das iterações foi monitorada, verificando-se a equação da

continuidade, as velocidades nos três eixos (x, y e z), e os módulos de turbulência (k e Ω).

Foram realizadas 24 observações, cada uma com geometria nova e condições diferentes, baseadas no DOE. As variáveis independentes estão relacionadas às pás: número de pás (NP), ângulo de entrada (AE), ângulo de abertura (AA) e comprimento (AS). As variáveis dependentes são as respostas do CFD: massa do ventilador (M), vazão mássica na saída (VM), torque requerido (T), magnitude de pressão dinâmica média (PD), magnitude de velocidade média (MV) e turbulência média Ω (T Ω).

Utilizando os softwares Ansys, foi possível realizar desde a configuração das geometrias até a obtenção dos resultados dos experimentos. Além do Ansys, a programação em Python foi utilizada para a otimização multiobjetivo com o NSGA-II.

3.1. Dados experimentais

A Figura 1 apresenta o modelo de um dos ventiladores, selecionando o experimento de ponto central que inclui 10 pás, um ângulo de entrada de 15,0°, um ângulo de abertura de 45,0° e comprimento das pás de 33,0 mm. A estrutura inclui a voluta e as chapas para proporcionar uma visualização completa do conjunto.

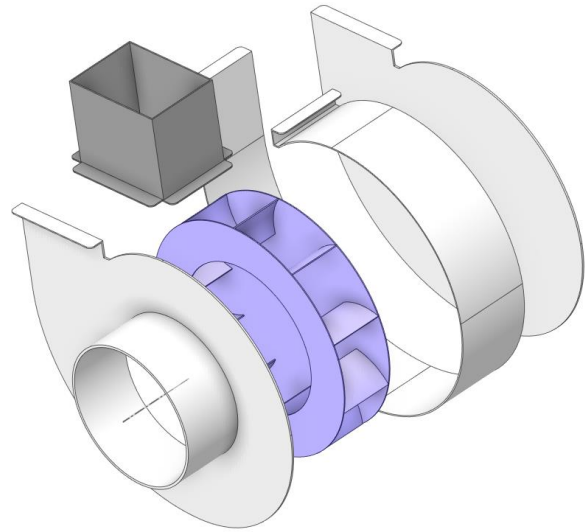


Figura 1. Componentes do ventilador centrífugo.
Fonte: elaboração própria.

A massa do ventilador é calculada excluindo outras chapas sem alterações. As medições subsequentes são referentes às facetas obtidas pelo CFD. A PD representa a pressão exercida pelo fluxo de ar no ventilador, enquanto MV indica a maior magnitude de velocidade do fluxo. T Ω refere-se à média da turbulência do fluxo de ar dentro do ventilador.

A VM é calculada pela taxa de fluxo de massa do fluido passando pela seção transversal em um intervalo de tempo, conforme a Equação (7):

$$VM = \int \rho \mathbf{v} \cdot d\mathbf{A} = \sum_{i=1}^n \rho_i \mathbf{v}_i \mathbf{A}_i \quad (7)$$

Onde: ρ é a densidade do fluido, \mathbf{v} é a velocidade do fluido, e $d\mathbf{A}$ é o elemento de área.

O T é a quantidade de força de rotação necessária para girar as pás do ventilador e é calculada por:

$$\mathbf{T} = \mathbf{r}_{AB} \mathbf{F}_P + \mathbf{r}_{AB} \mathbf{F}_V \quad (8)$$

Onde: \mathbf{A} é o centro de momento específico, \mathbf{B} é a origem da força, \mathbf{r}_{AB} é o vetor de torque, \mathbf{F}_P é o vetor de força de pressão, e \mathbf{F}_V é o vetor de força viscosa.

A combinação de PCA e FA é fundamental para reduzir a dimensionalidade, facilitando o processo de MOP. O uso do método Promax, uma variante do Varimax, proporciona uma transformação oblíqua que simplifica a estrutura dos fatores, permitindo uma interpretação clara dos resultados da FA. A variância explicada dos fatores é ilustrada na Figura 2, enquanto os carregamentos da FA, sem rotação e com rotação Promax, são apresentados na Figura 3. O primeiro fator agrupou M, T Ω , PD e VM, enquanto o segundo agrupou VM e T.

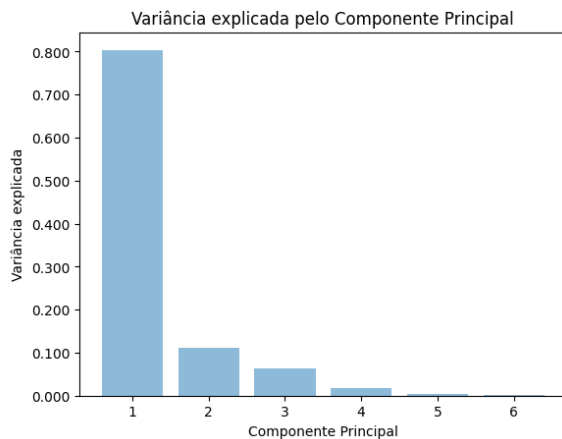


Figura 2. Variância explicada pelos componentes principais. Fonte: elaboração própria.

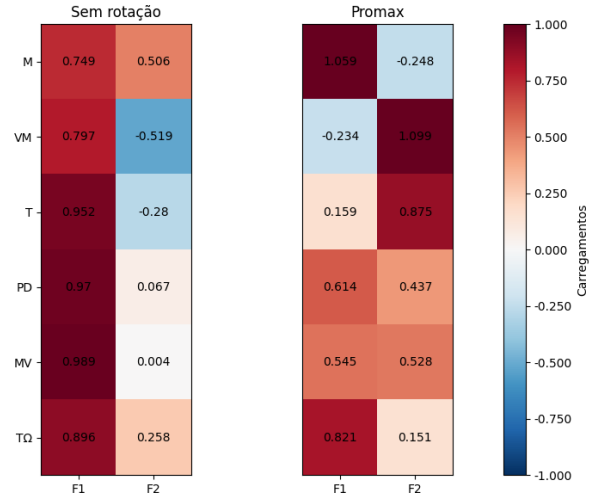


Figura 3. Carregamentos sem rotação e com a rotação Promax. Fonte: elaboração própria.

A Tabela 1 detalha o sentido de otimização das variáveis e dos fatores, junto com seus respectivos coeficientes de determinação (R^2). A Figura 4 apresenta a correlação entre as respostas, incluindo tanto as variáveis originais quanto os fatores, representadas por elipses. Elipses menores indicam correlações mais fortes: elipses próximas ao valor máximo de +1 (correlação positiva perfeita) são exibidas em tons azul claro, enquanto aquelas próximas a -1 (correlação negativa perfeita) tendem ao vermelho. Elipses brancas representam ausência de correlação (0).

Tabela 1. Sentido de otimização e coeficiente de determinação das variáveis e dos fatores rotacionados

Variável	R ²	Sentido
M	0,993	Minimização
VM	0,723	Maximização
T	0,802	Minimização
PD	0,894	Minimização
MV	0,877	Maximização
TΩ	0,972	Minimização
F1	0,983	Minimização
F2	0,747	Maximização

Fonte: elaboração própria.

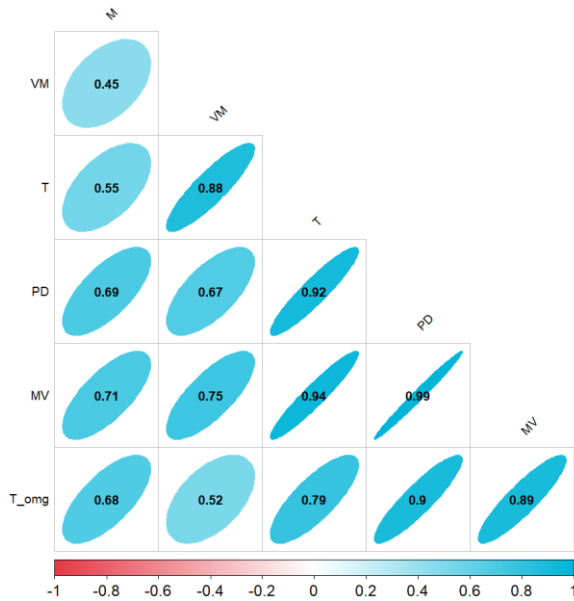


Figura 4. Correlação entre as variáveis de resposta e os fatores rotacionados. Fonte: elaboração própria.

Com base nessas informações, a Tabela 2 representa as variáveis originais, divididas entre as de entrada

(quatro primeiras colunas) e as respostas obtidas pelo CFD (seis colunas seguintes).

A análise do CCD permite verificar os efeitos de cada variável de entrada em relação a cada uma das respostas. A Tabela 3 apresenta os valores significativos em relação a cada resposta, considerando apenas as variáveis originais e utilizando um nível de significância α de 0,05. Não são exibidas interações ou variáveis quadráticas. Além disso, são analisados os resíduos de cada resultado e identificados possíveis outliers nos dados. A Tabela 4 mostra os coeficientes das variáveis originais e dos fatores rotacionados usando o método Promax.

Tabela 3. Variáveis significativas

Variável dependente	Variável independente
M	C, NP, AE, AS
VM	NP
T	NP, AE
PD	AE, NP
MV	NP, AE
T Ω	NP, AE
F1	NP, AE, C, AS
F2	NP

Fonte: elaboração própria

Tabela 2. Variáveis de entrada e variáveis de saída.

NP	AE	AS	C	M	VM	T	PD	MV	T Ω
6	0,0	0,0	26,0	311,70	0,21	1,50	930,65	34,99	32.485,44
14	0,0	0,0	26,0	371,08	0,27	2,35	1.162,91	39,45	41.013,85
6	30,0	0,0	26,0	322,36	0,22	2,16	1.150,97	37,56	37.535,55
14	30,0	0,0	26,0	395,95	0,26	3,51	1.842,95	47,03	51.205,75
6	0,0	90,0	26,0	316,63	0,22	1,68	981,04	35,66	32.880,31
14	0,0	90,0	26,0	382,58	0,31	3,31	1.463,40	44,13	46.250,06
6	30,0	90,0	26,0	328,48	0,23	2,41	1.179,40	38,32	38.107,64
14	30,0	90,0	26,0	410,21	0,34	5,18	2.279,15	53,10	52.456,55
6	0,0	0,0	40,0	370,59	0,24	1,85	943,41	35,86	32.268,89
14	0,0	0,0	40,0	461,93	0,28	2,41	1.207,25	40,70	42.095,26
6	30,0	0,0	40,0	395,49	0,25	2,87	1.502,91	42,34	41.536,15
14	30,0	0,0	40,0	520,05	0,21	2,39	1.647,11	44,39	50.456,45
6	0,0	90,0	40,0	378,17	0,26	2,25	1.118,70	38,46	33.053,57
14	0,0	90,0	40,0	479,62	0,32	3,42	1.656,60	47,32	46.983,50
6	30,0	90,0	40,0	405,84	0,26	3,16	1.504,42	43,34	40.741,25
14	30,0	90,0	40,0	544,19	0,39	5,79	2.686,47	57,63	54.986,01
18	15,0	45,0	33,0	467,72	0,35	4,72	1.894,58	49,39	50.731,61
10	-15,0	45,0	33,0	386,78	0,26	1,96	1.002,76	36,69	34.782,70
10	45,0	45,0	33,0	485,50	0,18	2,43	1.871,04	45,80	50.084,24
10	15,0	-45,0	33,0	388,58	0,23	2,17	1.168,07	38,92	38.706,01
10	15,0	135,0	33,0	408,54	0,18	1,28	878,08	33,95	37.655,31
10	15,0	45,0	19,0	304,01	0,21	2,18	1.264,67	39,82	45.087,67
10	15,0	45,0	47,0	463,71	0,27	3,09	1.748,64	47,87	42.854,63
10	15,0	45,0	33,0	387,72	0,27	3,36	1.592,95	44,74	43.079,98

Tabela 4. Coeficientes das variáveis originais e dos fatores rotacionados.

M	VM	T	PD	MV	TΩ	F1	F2
387,72	0,27	3,36	1.592,95	44,74	43.079,98	0,06	0,43
45,87	0,03	0,60	271,90	3,95	5.875,68	0,79	0,55
18,65	0,00	0,40	252,75	2,72	3.774,90	0,54	0,22
5,69	0,01	0,27	79,21	1,07	615,01	0,11	0,24
43,18	0,01	0,16	93,51	1,50	238,33	0,37	0,13
-2,64	0,01	0,15	-25,05	-0,31	-671,47	-0,11	0,16
12,25	-0,01	-0,24	-21,27	-0,62	15,11	0,07	-0,21
2,86	-0,01	-0,36	-124,72	-1,82	-1.048,10	-0,12	-0,33
-0,82	0,00	-0,13	-3,83	0,03	399,53	0,02	-0,07
6,26	0,00	0,13	100,10	0,87	345,61	0,14	0,08
2,41	0,02	0,37	123,11	1,60	934,25	0,13	0,36
10,94	-0,01	-0,17	-23,65	-0,45	-187,24	0,05	-0,16
0,82	0,01	0,19	33,12	0,41	-359,15	-0,01	0,17
6,27	0,00	-0,01	31,28	0,22	415,18	0,09	-0,01
1,43	0,01	0,13	53,13	0,71	122,10	0,05	0,14

Fonte: elaboração própria.

4. Resultados

4.1. Otimização individual

A otimização individual das variáveis e dos fatores rotacionados relacionados a cada função-objetivo é apresentada na Tabela 5, destacando o melhor resultado para cada item. É importante ressaltar que algumas variáveis têm sentidos de otimização opostos e alta correlação ou conflitos entre si.

Tabela 5. Ótimos individuais

Y	X ^{T*}	Y*
M	[3 14,55 44,91 25,87]	275,28
VM	[18 15,21 73,76 33,32]	0,40
T	[7 6,68 102,92 28,35]	1,06
PD	[10 10,62 -35,96 33,80]	856,95
MV	[16 130,32 73,49 36,44]	56,01
TΩ	[3 5,31 661,25 32,53]	27.357,38
F1	[2 10,44 63,00 30,29]	-2,08
F2	[17 21,24 75,33 32,37]	2,60

Fonte: elaboração própria

A otimização individual realizada com o algoritmo genético (GA) e a construção da Matriz Payoff incluem não apenas a Utopia de cada variável e fator, mas também a pseudo-nadir deles.

Observa-se que todos os parâmetros de entrada diferem para cada uma das respostas, resultando frequentemente em um ótimo para uma resposta que está distante do ótimo para outras.

Para visualizar o comportamento das funções-objetivo em relação às variáveis de entrada mais significativas, são utilizados gráficos de superfície. A Figura 5 ilustra a variável dependente F1 em relação a NP e AE, enquanto Figura 6 ilustra F2 em relação a NP e AS.

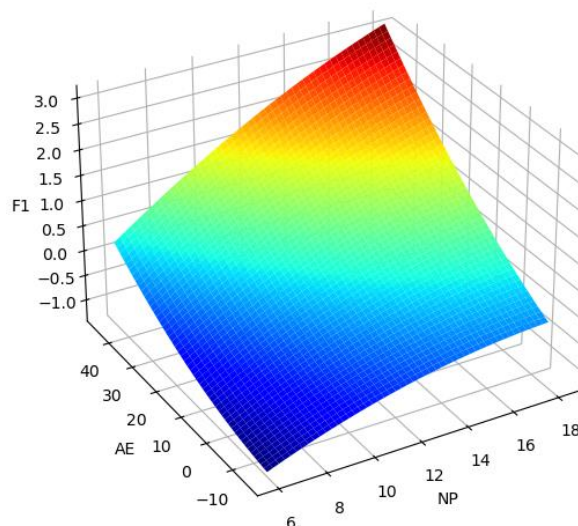


Figura 5. Gráfico de superfície de F1. Fonte: elaboração própria.

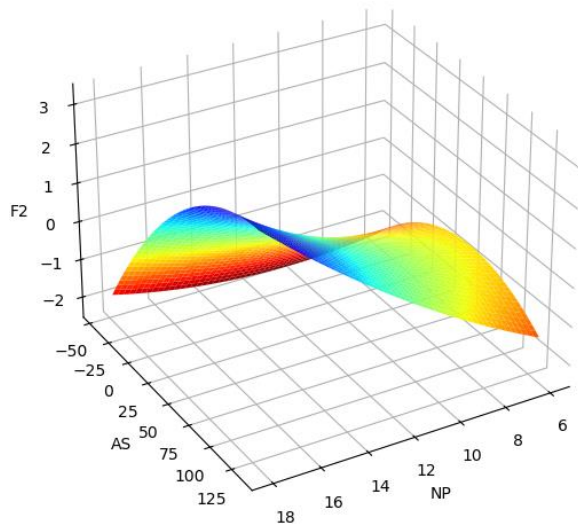


Figura 6. Gráfico de superfície de F2 Fonte: elaboração própria.

4.2. Otimização multiobjetivo

A otimização multiobjetivo realizada com o NSGA-II começa com a avaliação das soluções candidatas por vetores de variáveis de decisão, que são as quatro variáveis (NP, AE, AS e C). A população inicial é criada aleatoriamente e avaliada em relação às utopias definidas anteriormente na Tabela 5. O tamanho da população é de 100 indivíduos. Há duas funções-objetivo em relação aos fatores rotacionados (F1 e F2), com limites inferiores e superiores codificados entre -2 e 2, conforme definido pelo DOE. F1 é para minimização e F2 para maximização.

As soluções são classificadas em não dominadas, ou seja, uma solução não deve ser pior que outra em todos os objetivos em relação às camadas, de modo que cada camada representa um conjunto de soluções que não são dominadas por nenhuma outra na população.

Após essa classificação, um procedimento de seleção de indivíduos baseado na diversidade das soluções ao longo do processo de otimização é realizado. O cruzamento (crossover) e a mutação são aplicadas aos "pais" para gerar novas soluções ("filhos"), buscando encontrar novas soluções com base nos objetivos. As novas populações substituem as anteriores, utilizando um mecanismo para evitar a perda prematura de boas soluções ao longo do processo.

Este ciclo de seleção, cruzamento, mutação e formação de nova população é repetido por várias gerações. O algoritmo converge quando atinge o critério de parada, definido em 100 gerações.

A fronteira de Pareto é formada pelas soluções mais relevantes, representando as soluções não dominadas que alcançam o ótimo entre as funções-objetivo. A Figura 7 ilustra a fronteira de Pareto criada para F1 e F2.

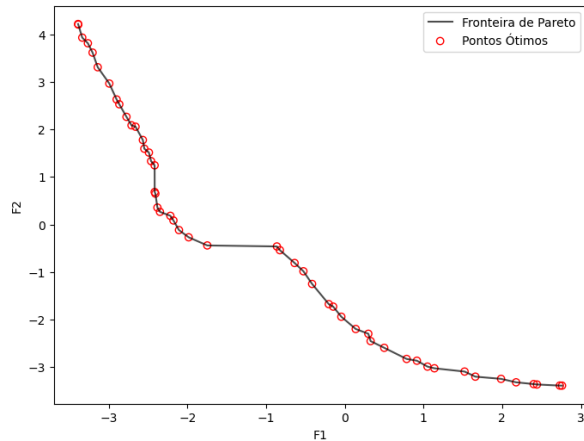


Figura 7. Fronteira de Pareto em relação a F1 e F2. Fonte: elaboração própria.

4.3. Métricas de avaliação

As métricas de validação baseadas na MD e no TOPSIS buscam encontrar as melhores soluções entre as 100 possíveis geradas pelo NSGA-II. A média dos resultados da MD foi de 2,83, enquanto a média do TOPSIS foi de 0,48. Os melhores resultados da MD (menores valores) foram 0,59, 0,90 e 0,93, enquanto os melhores valores do TOPSIS (maiores valores) foram 0,99, 0,99 e 0,96, respectivamente. É importante destacar que os melhores resultados em relação à MD não correspondem necessariamente aos melhores resultados em relação ao TOPSIS.

Ao analisar os melhores resultados de cada métrica, observamos que os valores que resultam em menor MD são representados por $\mathbf{x}_{MD} = [2 \ 11,31 \ 87,03 \ 25,17]$, enquanto os maiores valores em relação a TOPSIS são $\mathbf{x}_{TOPSIS} = [18 \ 39,92 \ 127,22 \ 30,53]$. A Tabela 6 apresenta os melhores resultados obtidos em relação às métricas.

Tabela 6. Variáveis independentes em relação às métricas de avaliação

Variável	Valor (MD)	Valor (TOPSIS)
M	263,27	557,91
VM	0,20	0,42
T	1,04	6,78
PD	454,77	2.938,02
MV	28,37	59,24
TΩ	25.715,50	59.315,31
F1	-2,55	-1,59
F2	2,76	3,39

Fonte: elaboração própria

A MD possui vantagens na consideração da covariância, detecção de outliers e trabalho em espaços multidimensionais. Por outro lado, o TOPSIS é vantajoso devido ao balanceamento de critérios, flexibilidade nos pesos e facilidade de implementação. No entanto, ambos possuem desvantagens: a MD,

apesar de detectar outliers, pode ser sensível a eles e exigir maior capacidade computacional devido aos cálculos de matrizes inversas. O TOPSIS pode ser sensível a extremos e dependente da escolha dos pesos.

4.4. Validação com simulações fluidodinâmicas

Após obter os resultados ótimos do processo de otimização dos fatores, é necessário realizar novas simulações para análise e verificação dos resultados alcançados pela MOP com o NSGA-II. Todo o processo é conduzido utilizando os softwares Ansys, com extração dos resultados através do CFD. As simulações são executadas sob as mesmas condições e características dos experimentos definidos pelo DOE. A Figura 8 ilustra as linhas de partículas que mostram a trajetória do fluido dentro do domínio fluido em relação a velocidade, enquanto a Figura 9 apresenta em relação a pressão dinâmica e a Figura 10 acerca da turbulência Ω . As cores indicam os valores correspondentes (não relacionados ao sentido de otimização): mais próximo do vermelho indica valores mais altos, e mais próximo do azul, valores mais baixos.

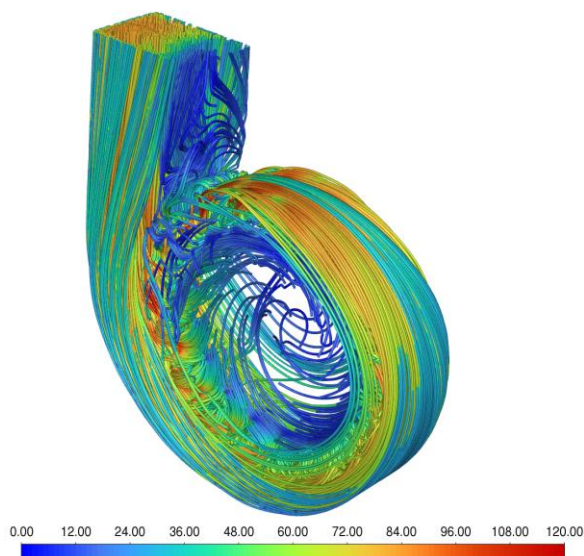


Figura 8. Linha de trajetória das partículas (velocidade) em relação ao modelo com maior TOPSIS. Fonte: elaboração própria.

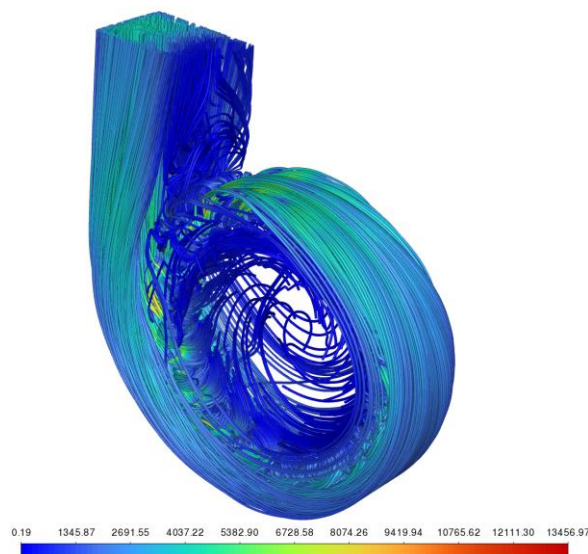


Figura 9. Linha de trajetória das partículas (pressão dinâmica) em relação ao modelo com maior TOPSIS. Fonte: elaboração própria.

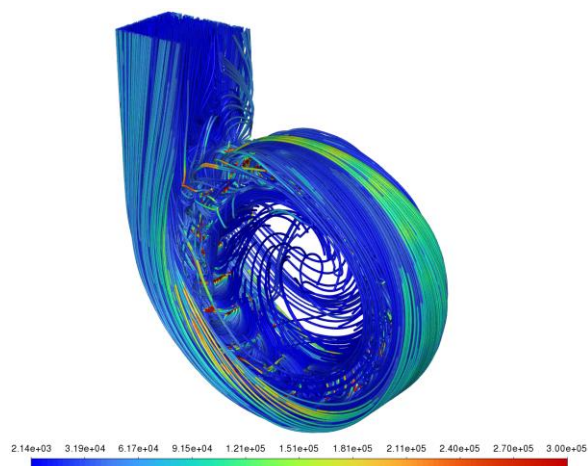


Figura 10. Linha de trajetória das partículas (turbulência Ω) em relação ao modelo com maior TOPSIS. Fonte: elaboração própria.

Realizar uma MOP com um maior número de variáveis, como seria o caso com as variáveis originais, pode acarretar diversos desafios, como conflitos entre múltiplos objetivos, aumento das restrições e contradições nos sentidos de otimização.

Além disso, se fosse adotada uma abordagem de tentativa e erro, o tempo necessário para simular, obter e comparar resultados seria significativamente maior. Mesmo utilizando o método proposto, a validação dos resultados das 100 soluções possíveis geradas pelo NSGA-II demandaria alto custo computacional.

Por fim, para determinar o melhor resultado, é crucial utilizar métricas que classifiquem as respostas, justificando assim o uso da MD e do TOPSIS. A validação foi realizada por meio de novas simulações que confirmaram a eficácia da abordagem sugerida. Os

resultados obtidos pelo CFD mostraram uma diferença mínima, inferior a 10,00%, em relação aos resultados previstos pelo NSGA-II.

5. Conclusões

Este artigo visa combinar técnicas de Design of Experiments (DOE) para planejar e realizar experimentos, otimização multiobjetivo (MOP) com o Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II) e métodos de redução de dimensionalidade, como o Principal Components Analysis (PCA) e o Factor Analysis (FA). Essas abordagens são utilizadas em problemas fluidodinâmicos. Com o uso do Computational Fluid Dynamics (CFD), é possível realizar as simulações dos experimentos, além das simulações de confirmação com as soluções ótimas.

Com a integração dessas metodologias, foi possível não apenas identificar os melhores parâmetros de projeto e operação, mas também otimizar simultaneamente múltiplos critérios de desempenho, como massa do ventilador (M), vazão mássica (VM), torque (T), magnitude de pressão dinâmica (PD) e turbulência média (TΩ). Isso foi feito trabalhando não diretamente com as variáveis, mas com os Scores dos fatores rotacionados com o método de rotação promax, simplificando a complexidade do problema de otimização.

A aplicação do NSGA-II garante a obtenção de soluções não-dominadas na fronteira de Pareto, equilibrando os fatores com um trade-off entre os objetivos. A avaliação dos resultados foi feita com métricas como Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS) e Mahalanobis Distance (MD) para qualificar as soluções encontradas, garantindo decisões baseadas em critérios fundamentados. É importante notar que os resultados apresentados por cada métrica foram significativamente diferentes, com MD apresentando variáveis de controle de $\mathbf{X}_{MD} = [2 \ 11,31 \ 87,03 \ 25,17]$, e TOPSIS de $\mathbf{X}_{TOPSIS} = [18 \ 39,92 \ 127,22 \ 30,53]$, para encontrar os resultados ótimos referentes as variáveis de respostas que são M, VM, T, PD, MV e TΩ para MD de $\mathbf{Y}_{MD} = [263,27 \ 0,20 \ 1,04 \ 454,77 \ 28,37 \ 27.715,50]$, enquanto para a métrica de TOPSIS de $\mathbf{Y}_{TOPSIS} = [557,91 \ 0,42 \ 6,78 \ 2.938,02 \ 59,24 \ 59.315,31]$. O estudo de caso trata de um ventilador centrífugo industrial, onde toda a abordagem sugerida foi aplicada, mostrando melhorias no desempenho do equipamento sem a necessidade de realizar inúmeras simulações ou criar inúmeros protótipos físicos. Isso representa uma economia de recursos, acelera o processo de desenvolvimento e oferece boas percepções em relação aos resultados encontrados.

Este estudo busca não apenas contribuir para o avanço do desenvolvimento de ventiladores centrífugos, mas também propor um método sistemático e eficaz para

problemas de engenharia que envolvem sistemas fluidodinâmicos.

Em trabalhos futuros, será realizada a comparação com outros métodos de otimização multiobjetivo (MOP). Além disso, será verificado o desempenho dos resultados obtidos utilizando variáveis originais e scores de componentes e de fatores.

6. Agradecimentos

Agradecimentos são expressos à CAPES, CNPq e FAPEMIG pelo suporte fornecido a este trabalho. Esta pesquisa também foi viabilizada pelo apoio da NOMATI-UNIFEI, que concedeu acesso aos seus laboratórios, materiais e expertise.

7. Referências

- [1] J. Huang, S. Shuai Naini, R. Miller, D. Rizzo, K. Sebeck, S. Shurin, J. Wagner, A Hybrid Electric Vehicle Motor Cooling System-Design, Model, and Control, IEEE Trans. Veh. Technol. 68 (2019) 4467–4478. <https://doi.org/10.1109/TVT.2019.2902135>.
- [2] T. Yeom, L. Huang, M. Zhang, T. Simon, T. Cui, Heat transfer enhancement of air-cooled heat sink channel using a piezoelectric synthetic jet array, Int. J. Heat Mass Transf. 143 (2019) 118484. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2019.118484>.
- [3] S. Zhou, K. Yang, W. Zhang, K. Zhang, C. Wang, W. Jin, Optimization of multi-blade centrifugal fan blade design for ventilation and air-conditioning system based on disturbance cost function, Appl. Sci. 11 (2021) 7784. <https://doi.org/10.3390/app11177784>.
- [4] R. Shi, F. Dai, X. Liu, W. Zhao, J. Qu, F. Zhang, D. Qin, Design and experiments of crawler-type hilly and mountainous flax combine harvester[履带式丘陵山地胡麻联合收割机设计与试验], Nongye Gongcheng Xuebao/Transactions Chinese Soc. Agric. Eng. 37 (2021) 59–67. <https://doi.org/10.11975/j.issn.1002-6819.2021.05.007>.
- [5] G. Zhu, X. Liu, L. Li, S. Gao, W. Tong, Design and Analysis of the Ventilation Structure for a Permanent Magnet Wind Generator[永磁风力发电机风冷结构设计与分析], Diangong Jishu Xuebao/Transactions China Electrotech. Soc. 34 (2019) 946–953. <https://doi.org/10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.L80756>.
- [6] S. Zhou, H. Zhou, K. Yang, H. Dong, Z. Gao, Research on blade design method of multi-blade centrifugal fan for building efficient ventilation based on Hicks-Henne function,

- Sustain. Energy Technol. Assessments 43 (2021) 100971. <https://doi.org/10.1016/j.seta.2020.100971>.
- [7] W. Guo, X. He, L. Wang, P. Zhao, C. Hu, S. Hou, X. Wang, Development of a comb tooth loosening and pneumatic stripping plough layer residual film recovery machine[梳齿起膜气力脱膜式耕层残膜回收机研制], Nongye Gongcheng Xuebao/Transactions Chinese Soc. Agric. Eng. 36 (2020) 1–10. <https://doi.org/10.11975/j.issn.1002-6819.2020.18.001>.
- [8] F. Zhang, F. Yu, Z. Li, H. Zhang, H. Lan, P. Li, C. Zhang, Design and field testing of the air-suction machine for picking up Chinese jujube fruits[气吸式落地红枣捡拾机的设计与试验], J. Fruit Sci. 37 (2020) 278–285. <https://doi.org/10.13925/j.cnki.gsxb.20190424>.
- [9] R. Nowzari, H. Saygin, L.B.Y. Aldabbagh, Evaluating the performance of a modified solar air heater with pierced cover and packed mesh layers, J. Sol. Energy Eng. Trans. ASME 143 (2021) 011006. <https://doi.org/10.1115/1.4047528>.
- [10] S. Zhou, H. Dong, K. Zhang, H. Zhou, W. Jin, C. Wang, Optimal design of multi-blade centrifugal fan based on partial coherence analysis, Proc. Inst. Mech. Eng. Part C J. Mech. Eng. Sci. 236 (2022) 894–907. <https://doi.org/10.1177/0954406221999683>.
- [11] J.H. De Freitas Gomes, A.R.S. Júnior, A.P. De Paiva, J.R. Ferreira, S.C. Da Costa, P.P. Balestrassi, Global Criterion Method based on principal components to the optimization of manufacturing processes with multiple responses, Stroj. Vestnik/Journal Mech. Eng. 58 (2012) 345–353. <https://doi.org/10.5545/sv-jme.2011.136>.
- [12] D.M.D. Costa, G. Belinato, T.G. Brito, A.P. Paiva, J.R. Ferreira, P.P. Balestrassi, Weighted principal component analysis combined with Taguchi's signal-to-noise ratio to the multiobjective optimization of dry end milling process: a comparative study, J. Brazilian Soc. Mech. Sci. Eng. 39 (2017) 1663–1681. <https://doi.org/10.1007/s40430-016-0614-7>.
- [13] F.A. de Almeida, A.C.O. Santos, A.P. de Paiva, G.F. Gomes, J.H. de F. Gomes, Multivariate Taguchi loss function optimization based on principal components analysis and normal boundary intersection, Eng. Comput. 38 (2022) 1627–1643. <https://doi.org/10.1007/s00366-020-01122-8>.
- [14] L.C.S. Rocha, A.P. Paiva, E.J. Paiva, P.P. Balestrassi, Comparing DEA and principal component analysis in the multiobjective optimization of P-GMAW process, J. Brazilian Soc. Mech. Sci. Eng. 38 (2016) 2513–2526. <https://doi.org/10.1007/s40430-015-0355-z>.
- [15] A.P. De Paiva, J.H.F. Gomes, R.S. Peruchi, R.C. Leme, P.P. Balestrassi, A multivariate robust parameter optimization approach based on Principal Component Analysis with combined arrays, Comput. Ind. Eng. 74 (2014) 186–198. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2014.05.018>.
- [16] A.P. Paiva, S.C. Costa, E.J. Paiva, P.P. Balestrassi, J.R. Ferreira, Multi-objective optimization of pulsed gas metal arc welding process based on weighted principal component scores, Int. J. Adv. Manuf. Technol. 50 (2010) 113–125. <https://doi.org/10.1007/s00170-009-2504-y>.
- [17] K. Deb, S. Agrawal, A. Pratap, T. Meyarivan, A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: NSGA-II, Lect. Notes Comput. Sci. (Including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics) 1917 (2000) 849–858. https://doi.org/10.1007/3-540-45356-3_83.
- [18] J.L.J. Pereira, G.A. Oliver, M.B. Francisco, S.S. Cunha, G.F. Gomes, A Review of Multi-objective Optimization: Methods and Algorithms in Mechanical Engineering Problems, Arch. Comput. Methods Eng. 29 (2022) 2285–2308. <https://doi.org/10.1007/s11831-021-09663-x>.
- [19] C.-L. Hwang, K. Yoon, Multiple Attribute Decision Making, 186 (1981). <https://doi.org/10.1007/978-3-642-48318-9>.
- [20] R.A. Johnson, D.W. Wichern, Applied multivariate statistical analysis, 1982.