

OTIMIZAÇÃO ROBUSTA MULTI-OBJETIVO DA POTÊNCIA DE COMPRESSÃO E DO COEFICIENTE DE DESEMPENHO (COP) DE UM SISTEMA DE REFRIGERAÇÃO POR COMPRESSÃO DE VAPOR

Patrícia Agnes Pereira da Silva

Instituto de Engenharia de Produção e Gestão - Universidade Federal de Itajubá
CP 50, CEP 37500 903, Itajubá, MG, Brasil
patricia.unifei@gmail.com

José Henrique de Freitas Gomes

Instituto de Engenharia de Produção e Gestão - Universidade Federal de Itajubá
CP 50, CEP 37500 903, Itajubá, MG, Brasil
ze_henriquefg@yahoo.com.br

Renata de Cássia Ferreira Silva

Faculdade de Engenharia Química- Universidade Estadual de Campinas
CEP 13083 852, Campinas, SP, Brasil
renata@rvtenergia.com.br

Flávio Vasconcelos da Silva

Faculdade de Engenharia Química- Universidade Estadual de Campinas
CEP 13083 852, Campinas, SP, Brasil
flavio@feq.unicamp.br

RESUMO

Este trabalho buscou encontrar os parâmetros ótimos de um sistema de refrigeração por compressão de vapor para se obter os melhores resultados da potência de compressão e do coeficiente de desempenho do ciclo. Para isso, realizou-se a otimização simultânea de média e variância dessas respostas, utilizando o conceito de Projeto de Parâmetros Robusto. Os modelos matemáticos foram desenvolvidos através de um arranjo combinado que considerou três variáveis de controle (frequência do motor do compressor e as frequências dos motores das bombas do evaporador e condensador) e um ruído (carga térmica). Após a aglutinação das médias e variâncias através da equação do Erro Quadrático Médio, realizou-se otimização utilizando o Método do Critério Global e o método Gradiente Reduzido Generalizado.

PALAVRAS-CHAVE: Sistema de refrigeração por compressão de vapor, Arranjo combinado, Otimização robusta.

ABSTRACT

This work aimed to find the optimal parameters from a vapor compression refrigeration system to obtain the best results of the power consumed by the compressor and the cycle performance coefficient. For this, a simultaneous optimization of mean and variance of the responses was carried out, using the concept of Robust Parameter Design. The mathematical models were developed using a combined array design that considered three control variables (compressor motor frequency and the frequencies of pump motors of the evaporator and condenser) and one noise variable (thermal load). After the agglutination of the means and variances through the Mean Square Error equation, the optimization was done using the Global Criterion Method and the Generalized Reduced Gradient method.

KEYWORDS: Vapor compression refrigeration system, Combined array design, Robust optimization.

1. Introdução

Equipamentos de refrigeração industrial são utilizados por diversas empresas industriais e comerciais, desde pequenos restaurantes e lanchonetes para conservação de alimentos e bebidas em câmaras frias até grandes indústrias de alimentos e bebidas ou químicas. Para Stanfield e Skaves (2010), suas aplicações podem ser divididas em quatro grupos: produção e distribuição de alimentos, processos químicos e industriais, aplicação especial e conforto por ar condicionado.

Atualmente, existem quatro sistemas principais de refrigeração: os sistemas por compressão de vapor, por absorção, por gás e por efeitos termoelétricos. Nos sistemas de absorção, o fornecimento de energia ocorre por um fluxo de calor; nos sistemas por compressão de vapor e por gás, o fornecimento de energia é por energia mecânica e nos sistemas termoelétricos é por energia elétrica [Vián e Astrain 2009].

Entre todos os tipos de sistemas de refrigeração, sistemas de refrigeração por compressão de vapor ainda são dominantes no mercado atual [Zhao et al. 2013a, Brito et al. 2014]. Esses sistemas são amplamente usados, em especial, nas instalações industriais para processamento e armazenagem de alimentos e em equipamentos de pequeno porte tais como refrigeradores, freezers e condicionadores de ar compactos [Salvador 1999].

É comumente observado que os sistemas de refrigeração são responsáveis por uma grande quantidade de consumo de energia elétrica em muitas plantas industriais [Widell e Eikevik 2010, Brito et al. 2014, Dincer e Kanoglu 2010, Mendes 2012]. Em alguns setores, principalmente alimentos, bebidas, produtos químicos é o processo que representa uma parte significativa dos custos globais de energia local (até 90% no caso de algumas instalações de armazenamento a frio) [Dincer 2003]. Em supermercados, segundo Qureshi e Zubair (2012), os sistemas de refrigeração constituem a maior área de uso de energia, sendo responsáveis por aproximadamente 50-60% do consumo total de energia.

De acordo com Manske (1999), a indústria de refrigeração industrial, historicamente, tem prestado muito pouca atenção na energia necessária para alcançar os objetivos dos processos de refrigeração. Assim, uma vez que o ciclo de vapor de refrigeração de compressão consome a maior parte da energia em qualquer sistema de refrigeração, o esforço para reduzir o consumo de energia por meio de sistema de controle e otimização no sistema de refrigeração de compressão de vapor é de significado prático devido tanto à escassez de energia quanto às preocupações do aquecimento global [Zhao et al. 2013b].

Nas últimas décadas, a limitação dos recursos energéticos disponíveis e o contínuo aumento do custo da energia, bem como a crescente preocupação ambiental, têm levado a uma necessidade mundial de redução da demanda de energia que se traduz na pesquisa de meios cada vez mais eficientes para o uso da mesma [Salvador 1999].

Devido a esta constante e atual preocupação do consumo de energia pelas indústrias, pretende-se, através do método experimento, estudar o efeito das variáveis de controle e do ruído de um sistema de refrigeração por compressão de vapor sobre a eficiência energética. Este trabalho busca também identificar a combinação ótima dos parâmetros que oferecerão os melhores resultados quanto ao menor consumo de energia elétrica pelo sistema de refrigeração. Para tanto, foi utilizada a técnica DOE (*Design of experiments*) para o planejamento e análise dos experimentos e o software Minitab para análise dos resultados.

2. Otimização robusta baseada na modelagem do erro quadrático médio

Por otimização robusta entende-se como sendo a otimização simultânea de média e variância, utilizando o conceito de Projeto de Parâmetros Robusto (PPR). Desta forma, Montgomery (2005) define o Projeto de Parâmetros Robustos como uma abordagem para a análise e melhoria de processos que enfatiza a escolha dos níveis de fatores controláveis (ou parâmetros) em um processo para atingir dois objetivos: (1) para garantir que a média da resposta de saída esteja no nível ou alvo desejado e (2) para assegurar que a variabilidade em torno deste valor alvo seja tão pequena quanto possível.

Montgomery (2005) afirma que a Metodologia de Superfície de Resposta tem se mostrado uma técnica eficiente para modelagem e análise de dados em se tratando de Projeto de Parâmetros Robustos (PPR), podendo seu método de análise ser desenvolvido a partir de arranjos cruzados ou arranjos combinados. Nesse sentido, o presente trabalho baseou sua execução experimental no arranjo combinado.

A utilização do arranjo combinado permite analisar a influência das variáveis de controle e também das variáveis de ruído nas respostas estudadas. Para isso, as variáveis de ruído, para fins de experimentação, são tomadas como variáveis de controle e ambas são combinadas em um único arranjo experimental.

A Eq. (1) descreve o modelo desenvolvido a partir de um arranjo combinado [Montgomery 2005]:

$$y(\mathbf{x}, \mathbf{z}) = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j} \sum \beta_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^r \gamma_i z_i + \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^r \delta_{ij} x_i z_j + \varepsilon \quad (1)$$

sendo: y – Resposta de interesse
 x_i – Variáveis de controle
 z_i – Variáveis de ruído
 $\beta_0, \beta_i, \beta_{ii}, \beta_{ij}, \gamma_i, \delta_{ij}$ – Coeficientes a serem estimados
 k – Número de variáveis de controle
 r – Número de variáveis de ruído
 ε – Erro experimental

Na Eq. (1), os coeficientes são estimados pelo Método dos Mínimos Quadrados Ordinários (*Ordinary Least Squares – OLS*). Uma vez estabelecido o modelo de superfície de resposta representado na Eq. (1), a equação para a média da resposta y pode ser extraída diretamente do modelo combinado. Para isso, utiliza-se o seguinte critério:

$$\mu(y) = f(\mathbf{x}) = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j} \sum \beta_{ij} x_i x_j \quad (2)$$

O modelo de variância é desenvolvido utilizando o princípio da propagação de erro, pela derivação:

$$\sigma^2(y) = \sum_{i=1}^r \left[\frac{\partial y(\mathbf{x}, \mathbf{z})}{\partial z_i} \right]^2 \sigma_{z_i}^2 + \sigma^2 \quad (3)$$

Para a Eq. (3), Montgomery (2005) sugere adotar $\sigma_{z_i}^2 = 1$ e a variável σ^2 corresponde ao erro residual (MS) do modelo de superfície de resposta descrito na Eq. (1).

Com as equações de média e variância desenvolvidas é possível combiná-las em uma única função conhecida como erro quadrático médio (EQM), apresentada por Kóksoy (2006) como a soma da variância com a diferença quadrática entre a média da resposta e o seu valor alvo (Eq. 4).

$$EQM(y_j) = [\mu(y_j) - T_{y_j}]^2 + \sigma^2(y_j) \quad (4)$$

sendo: $EQM(y_j)$ – Erro quadrático médio para a j -ésima resposta
 $\mu(y_j)$ – Modelo estabelecido para a média da j -ésima resposta

T_{y_j} – Alvo da j -ésima resposta, obtido pela otimização individual de $\mu(y_j)$
 $\sigma^2(y_j)$ – Modelo estabelecido para a variância da j -ésima resposta

A aglutinação das funções média e variância pela função EQM é feita para cada resposta, gerando novas equações que, por sua vez, serão aglutinadas para compor a função global do problema, que deverá ser minimizada. Assim, a otimização simultânea de médias e variâncias fornecerão valores próximos aos alvos com as menores variabilidades possíveis.

Para definir a formulação multi-objetivo do problema, o presente trabalho optou pelo Método do Critério Global (MCG), apresentado por Rao (1996) como um método eficaz quando se deseja a otimização de múltiplas respostas. Com isso, formulando os modelos para o erro quadrático médio de acordo com o MCG, a otimização robusta multi-objetivo pode ser obtida por meio da seguinte expressão:

$$\text{Minimizar } EQM_G = \sum_{j=1}^n \left[\frac{T_{EQM(y_j)} - EQM(y_j)}{T_{EQM(y_j)}} \right]^2 \quad (5)$$

Sujeito a: $\mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq \alpha^2$

sendo: EQM_G – Erro quadrático médio global
 $EQM(y_j)$ – Erro quadrático médio para a j -ésima resposta
 $T_{EQM(y_j)}$ – Alvo para o erro quadrático médio da j -ésima resposta, obtido pela minimização individual do modelo desenvolvido para $EQM(y_j)$
 n – Número de respostas consideradas
 $\mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq \alpha^2$ – Restrição esférica para o espaço experimental

A determinação dos parâmetros ótimos é encontrada pela resolução do problema definido pela Eq. (5) através do emprego de métodos de otimização. Neste trabalho optou-se pelo uso do método Gradiente Reduzido Generalizado (GRG) [Rao 1996] para este propósito.

3. Procedimento experimental

Para a modelagem e otimização robusta do sistema de refrigeração por compressão de vapor, experimentos foram planejados e realizados através de um arranjo composto central (*Central Composite Design* - CCD) baseado em um arranjo combinado, criado para quatro variáveis: três variáveis de controle (FC , FBE , FBC) e uma variável de ruído (CT).

Considerando que os níveis extremos das variáveis de ruído (pontos axiais) foram desconsiderados, conforme recomendado por Montgomery (2005), e adotando 7 experimentos para os pontos centrais, o arranjo combinado ficou então composto por 29 experimentos.

As variáveis de controle e de ruído com seus respectivos níveis de operação são apresentadas nas Tabelas 1 e 2.

Tabela 1 – Variáveis de controle e seus níveis

Parâmetros	Unidade	Notação	Níveis				
			-2	-1	0	+1	+2
Frequência do compressor	Hz	FC	43	48	53	58	63
Frequência da bomba do evaporador	Hz	FBE	33	40	47	54	61
Frequência da bomba do condensador	Hz	FBC	33	40	47	54	61

Tabela 2 – Variável de ruído e seus níveis

Ruídos	Unidade	Notação	Níveis		
			-1	0	+1
Carga térmica	W	CT	3000	3500	4000

As respostas a serem otimizadas são o coeficiente de desempenho do ciclo (*COP*) e a potência consumida pelo compressor (\dot{W}_c), representadas pelas suas respectivas médias e variâncias. O compressor é o componente mecanicamente mais complexo de um sistema de refrigeração por compressão de vapor [Salvador 1999]. O compressor possui essencialmente as funções de aumentar a pressão do fluido refrigerante e promover a circulação desse fluido no sistema. Assim, o compressor comprime o fluido refrigerante de um estado de vapor superaquecido em baixa pressão e temperatura para um estado de alta pressão e temperatura. A quantidade de energia por unidade de tempo fornecida para o fluido refrigerante no compressor para elevar sua temperatura é denominada de potência de compressão, expressa pela Eq. 6.

$$\dot{W}_c = \dot{m}f (h_2 - h_1) \quad (6)$$

sendo:

\dot{W}_c – Potência de compressão [kW]

$\dot{m}f$ – Fluxo mássico do fluido refrigerante [kg/s]

h_1, h_2 – Entalpia do fluido refrigerante nos pontos 1 (entrada do compressor) e 2 (saída do compressor) respectivamente [kJ/kg]

A eficiência de ciclo é normalmente definida como a relação entre a energia útil que é o objetivo do ciclo, e a energia consumida que deve ser paga para a obtenção do efeito desejado [Pinelli 2008]. Embora o COP do ciclo real seja sempre menor que o do ciclo teórico para as mesmas condições de operação, pode-se, com o ciclo teórico, verificar que parâmetros influenciam no desempenho do sistema [Venturini e Pirani 2005]. O COP é definido pela Eq. 7.

$$COP = \frac{\text{Energia útil}}{\text{Energia gasta}} = \frac{\dot{Q}_o}{\dot{W}_c} \quad (7)$$

sendo:

\dot{Q}_o – Capacidade frigorífica [kW]

A planta de refrigeração utilizada neste trabalho pertence ao Laboratório de Controle e Automação da Faculdade de Engenharia Química (FEQ) da Unicamp. A planta é constituída de um ciclo primário de refrigeração com o R404 como fluido refrigerante e dois ciclos secundários, um no condensador e outro no evaporador, utilizando uma mistura de propilenoglicol e água (mesma proporção de volume) para a troca de calor com o fluido refrigerante.

Os processos de compressão, condensação, expansão e evaporação do sistema para realização dos experimentos foram realizados por um compressor alternativo, um trocador de calor tipo placas, uma válvula de expansão termostática e um trocador de calor tipo placas, respectivamente. A simulação da carga térmica foi feita por meio de uma resistência elétrica,

considerada nesse trabalho como uma variável não controlável (ruído) do processo.

A Figura 1 apresenta os principais componentes da planta utilizada e uma breve descrição dos mesmos.

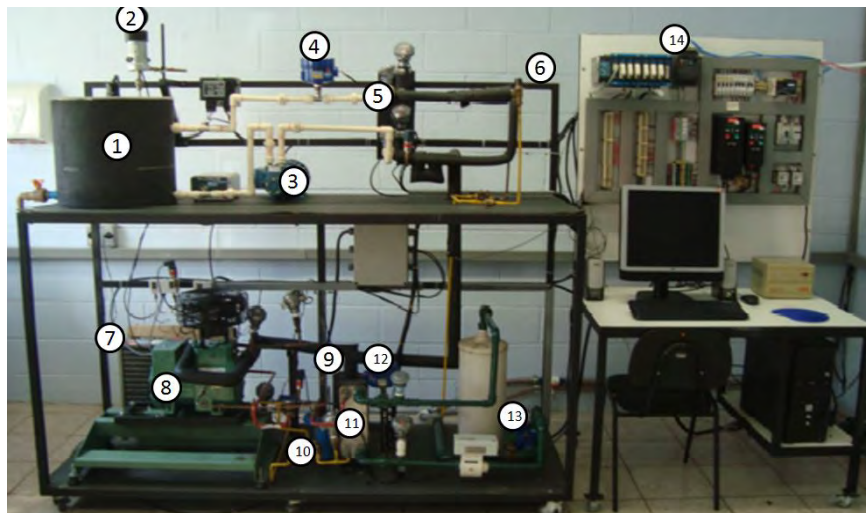


Figura 1 - Planta experimental e os principais componentes

- 1) **Tanque de aquecimento de propilenoglicol:** onde é simulada a carga térmica do sistema. Uma resistência elétrica é responsável pelo aquecimento do propilenoglicol, que é então resfriado no evaporador.
- 2) **Agitador do tanque de propilenoglicol:** tem como objetivo deixar o fluido aquecido no tanque o mais homogêneo possível.
- 3) **Bomba de fluido do tanque:** responsável pelo fluxo do propilenoglicol que será resfriado no condensador e aquecido no tanque.
- 4) **Medidor de vazão tipo turbina:** responsável pela medição da vazão volumétrica do fluido que é resfriado no evaporador
- 5) **Evaporador:** onde o fluido refrigerante troca calor com o fluido do tanque.
- 6) **Válvula de expansão termostática:** onde ocorre a queda de pressão (expansão) do fluido refrigerante.
- 7) **Condensador a ar:** onde o fluido refrigerante é resfriado, trocando calor com o ar. Este componente não foi utilizado nos experimentos deste trabalho.
- 8) **Compressor:** responsável pelo aumento de pressão do sistema. É do tipo semi-hermético, um estágio, um êmbolo e de simples efeito.
- 9) **Separador de óleo:** durante a operação do compressor, parte do óleo lubrificante pode ir junto com o fluido refrigerante. O separador é responsável por retirar o óleo do fluido.
- 10) **Separador de líquido:** separador que retira qualquer partícula líquida do vapor proveniente do evaporador antes de entrar no compressor.
- 11) **Condensador de placas:** onde o fluido refrigerante é resfriado. É onde ocorre a troca calor com a água que vem diretamente da torre de resfriamento.
- 12) **Medidor de vazão tipo turbina:** mede a vazão da água proveniente da torre de resfriamento.
- 13) **Bomba de condensação:** bomba responsável por deslocar a água proveniente da torre de resfriamento.
- 14) **Sistema de aquisição e controle:** todo aparato responsável pela coleta de dados dos medidores da planta (pressão, temperatura, vazão e frequência dos inversores) e pelo controle da planta.

A planta de refrigeração conta ainda com sensores de temperatura e pressão

permitindo uma melhor avaliação e monitoramento do comportamento do sistema.

Depois da execução dos experimentos configurando o equipamento de acordo com os parâmetros estabelecidos pelo arranjo experimental, os dados foram tratados buscando obter apenas informações no regime permanente. Após o tratamento dos dados, foi possível obter a potência de compressão (W_c) e o coeficiente de desempenho (COP) pelo programa *Coolpack*®. A matriz experimental (Tabela 3) foi, então, construída e utilizada como fonte de dados para a modelagem e otimização do processo. O planejamento de experimentos foi feito pelo software *Minitab*® através dos parâmetros fornecidos para cada nível de cada variável de controle e de ruído. Assim, as cinco primeiras colunas da matriz foram geradas pelo próprio software. A cada experimento o sistema era desligado e religado de acordo com os parâmetros estabelecidos pelo planejamento experimental. As respostas foram, então, acrescentadas a matriz.

Tabela 3 – Matriz experimental

Testes	Parâmetros			Ruído	Respostas	
	<i>FC</i> (Hz)	<i>FBE</i> (Hz)	<i>FBC</i> (Hz)	<i>CT</i> (W)	<i>Wcomp</i> (kW)	<i>COP</i> -
1	48	40	40	3000	1,409	2,38
2	58	40	40	3000	1,520	2,19
3	48	54	40	3000	1,520	2,19
4	58	54	40	3000	1,541	2,15
5	48	40	54	3000	1,414	2,34
6	58	40	54	3000	1,548	2,13
7	48	54	54	3000	1,340	2,44
8	58	54	54	3000	1,543	2,16
9	48	40	40	4000	1,352	2,58
10	58	40	40	4000	1,579	2,13
11	48	54	40	4000	1,428	2,37
12	58	54	40	4000	1,563	2,17
13	48	40	54	4000	1,416	2,38
14	58	40	54	4000	1,558	2,16
15	48	54	54	4000	1,430	2,39
16	58	54	54	4000	1,549	2,19
17	43	47	47	3500	1,328	2,55
18	63	47	47	3500	1,578	2,12
19	53	33	47	3500	1,456	2,31
20	53	61	47	3500	1,513	2,22
21	53	47	33	3500	1,508	2,23
22	53	47	61	3500	1,503	2,24
23	53	47	47	3500	1,495	2,25
24	53	47	47	3500	1,495	2,25
25	53	47	47	3500	1,483	2,25
26	53	47	47	3500	1,483	2,25
27	53	47	47	3500	1,480	2,26
28	53	47	47	3500	1,481	2,25
29	53	47	47	3500	1,481	2,25

4. Resultados

O modelo genérico de superfície de resposta para as três variáveis de controle (FC , FBE , FBC) e a variável de ruído (CT), correspondente às respostas COP e Wc , pode ser expresso conforme indica a Eq. (8):

$$y(x, z) = \beta_0 + \beta_1 FC + \beta_2 FBE + \beta_3 FBC + \beta_{11} FC^2 + \beta_{22} FBE^2 + \beta_{33} FBC^2 + \beta_{12} FC.FBE + \beta_{13} FC.FBC + \beta_{23} FBE.FBC + \gamma_1 CT + \delta_{11} FC.CT + \delta_{21} FBE.CT + \delta_{31} FBC.CT \quad (8)$$

Os modelos de COP e Wc são expressos com as variáveis de controle e de ruído codificadas. Os coeficientes dos modelos foram estimados pelo Método dos Mínimos Quadrados Ordinários (OLS) através do software estatístico *Minitab*®. Os ajustes (R^2 *adj.*) encontrados inicialmente para os modelos de Wc e COP foram de 82,47% e 84,95% respectivamente. Dessa forma, visando aumentar a capacidade de representação dos dados, o modelo foi reduzido retirando os termos menos significativos. Após esta redução, foram obtidos os valores apresentados pelas Eqs. (9) e (10), sendo os novos ajustes iguais a 84,63% e 87,74%, respectivamente.

$$Wc(x, z) = 1,4898 + 0,0663 FC + 0,0097 FBE - 0,0052 FBC + 0,0025 CT - 0,0088 FC * FC - 0,0085 FC * FBE + 0,0096 FC * CT - 0,0166 FBE * FBC + 0,0110 FBC * CT \quad (9)$$

$$COP(x, z) = 2,2509 - 0,1104 FC - 0,0171 FBE + 0,0021 FBC + 0,0244 CT + 0,0210 FC * FC + 0,0219 FC * FBE - 0,0219 FC * CT + 0,0356 FBE * FBC - 0,0181 FBC * CT \quad (10)$$

Os modelos de média e variância das respostas Wc e COP , a seguir, foram extraídos das Eqs. (9) e (10), respectivamente, de acordo com as Eqs. (2) e (3):

$$\mu(Wc) = 1,4898 + 0,0663 FC + 0,0097 FBE - 0,0052 FBC - 0,0088 FC * FC - 0,0085 FC * FBE - 0,0166 FBE * FBC \quad (11)$$

$$\sigma^2(Wc) = 0,0000062 - 0,000048 FC + 0,000055 FBC - 0,000093 FC * FC + 0,000121 FBC * FBC + 0,000212 FC * FBC \quad (12)$$

$$\mu(COP) = 2,2509 - 0,1104 FC - 0,0171 FBE + 0,0021 FBC + 0,0210 FC * FC + 0,0219 FC * FBE + 0,0356 FBE * FBC \quad (13)$$

$$\sigma^2(COP) = 0,000595 - 0,001069 FC - 0,000883 FBC + 0,000480 FC * FC + 0,000328 FBC * FBC + 0,000793 FC * FBC \quad (14)$$

Pode-se observar que os modelos de média e variância desenvolvidos por um arranjo combinado foram escritos como função apenas das variáveis de controle, embora a variável de ruído fosse testada em diferentes níveis durante os experimentos.

Uma vez obtidas as equações de média e variância, é possível aglutiná-las através do modelo do erro quadrático médio (*EQM*). Primeiramente, para a construção dos modelos de acordo com a Eq. (4), é necessário especificar os valores alvo das respostas. Esses valores podem ser obtidos pela otimização individual da função de média de Wc e COP . Assim, os valores alvo de Wc e COP definidos foram 1,315 kW e 2,575, respectivamente. Os modelos do erro quadrático médio de cada resposta podem ser então representados pelas Eqs. (15) e (16):

$$EQM (Wc) = [\mu(Wc) - 1,315]^2 + \sigma^2(Wc) \quad (15)$$

$$EQM (COP) = [\mu(COP) - 2,575]^2 + \sigma^2(COP) \quad (16)$$

Com as equações do *EQM* estabelecidas, realizou-se a otimização robusta minimizando a média e a variância das respostas simultaneamente. Para construir a formulação de otimização (Eq. 5), foi necessário definir antes os valores alvo das Eqs. (15) e (16) através da otimização individual de cada função. Os alvos para os erros quadráticos médios foram fixados em 0,000160 para *EQM (Wc)* e 0,003715 para *EQM (COP)*. Assim, a otimização robusta multi-objetivo, formulada com base no Método do Critério Global, foi definida como:

$$\text{Minimizar } EQM_G = \left[\frac{0,000160 - EQM (Wc)}{0,000160} \right]^2 + \left[\frac{0,003715 - EQM (COP)}{0,003715} \right]^2 \quad (17)$$

$$\text{Sujeito a: } FC^2 + FBE^2 + FBC^2 \leq 4,0$$

sendo: *EQM_G* – Erro quadrático médio global

EQM (Wc), EQM (COP) – Modelos do erro quadrático médio representados pelas Eqs. (15) e (16)

Para a solução do problema de otimização, a formulação anterior foi devidamente programada em uma planilha do *Microsoft Excel®* e o suplemento *Solver* do programa foi utilizado, empregando o método GRG. Assim, o resultado ótimo obtido apresentou os seguintes parâmetros robustos dispostos na Tabela 4. Tais resultados foram obtidos com um nível de confiança de 95%.

O resultado ótimo mostra que as médias se estabeleceram próximos aos alvos, já que uma diferença de 0,024 para o coeficiente de desempenho e 0,001 kW para a potência de compressão foram verificados em relação aos valores desejados. Quanto à variabilidade no ponto de ótimo, as Figs. 2 e 3 apresentam uma comparação dos resultados com as melhores condições experimentais para o coeficiente de desempenho (experimento 9) e para a potência de compressão (experimento 17). Tais gráficos foram construídos a partir da simulação dos dados obtidos com os modelos de superfície de resposta desenvolvidos. Como pode ser observado, no experimento com melhor coeficiente de desempenho (Fig. 2) foi observada uma alta potência de compressão e uma maior variabilidade em torno desta característica. Da mesma forma, o experimento com melhor potência de compressão (Fig. 3) apresentou um coeficiente de desempenho próximo do ótimo, porém, com uma maior variabilidade. O resultado ótimo, por sua vez, foi capaz de combinar as vantagens dos dois experimentos em uma única condição, ou seja, apresentar ao mesmo tempo um coeficiente de desempenho alto e uma potência de compressão baixa, com baixa variabilidade para ambas as respostas.

Em comparação com o melhor resultado individual, o coeficiente de desempenho no ponto de ótimo, foi levemente inferior ao valor obtido no experimento 9, porém com menor variabilidade. Em relação a potência de compressão, o resultado ótimo foi inferior e apresentou uma variabilidade significativamente menor em relação ao experimento 17. Levando em consideração à existência de conflitos de interesse característicos de problemas de otimização multi-objetiva e tendo em vista os resultados observados nas Figs. 2 e 3, julgou-se como satisfatória a otimização robusta desenvolvida neste trabalho para um sistema de refrigeração por compressão de vapor.

Tabela 4 - Parâmetros robustos ótimos para um sistema de refrigeração por compressão de vapor

	Variáveis de controle			Respostas			
	<i>FC</i>	<i>FBE</i>	<i>FBC</i>	$\mu(Wc)$	$\sigma^2(Wc)$	$\mu(COP)$	$\sigma^2(COP)$
Resultado ótimo	44	44	51	1,316	0,000099	2,551	0,003165
Unidade	Hz	Hz	Hz	kW	kW ²	-	-

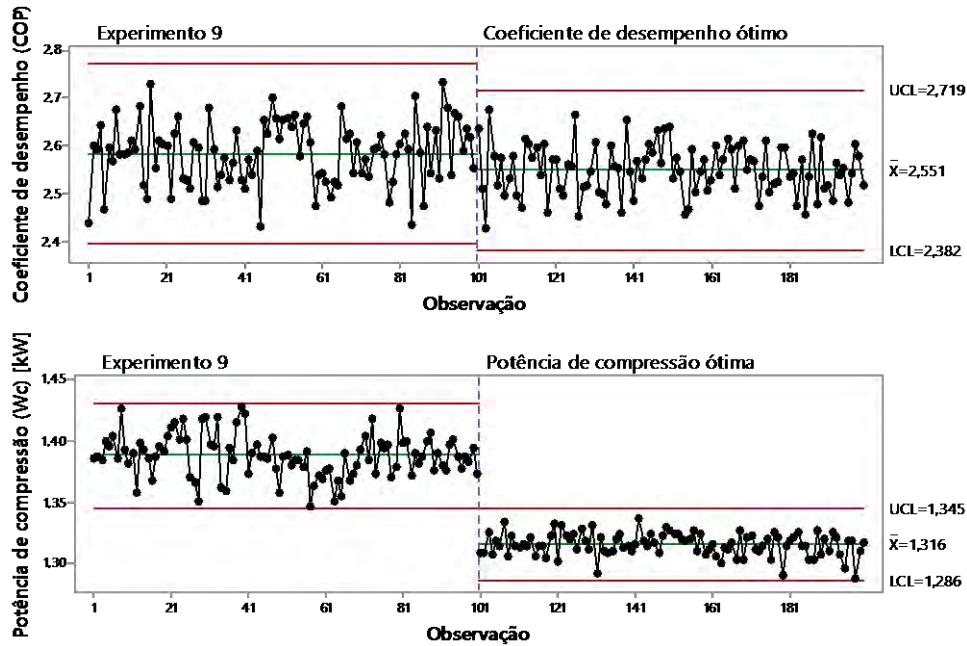


Figura 2 – Comparação do resultado ótimo com o experimento de melhor coeficiente de desempenho

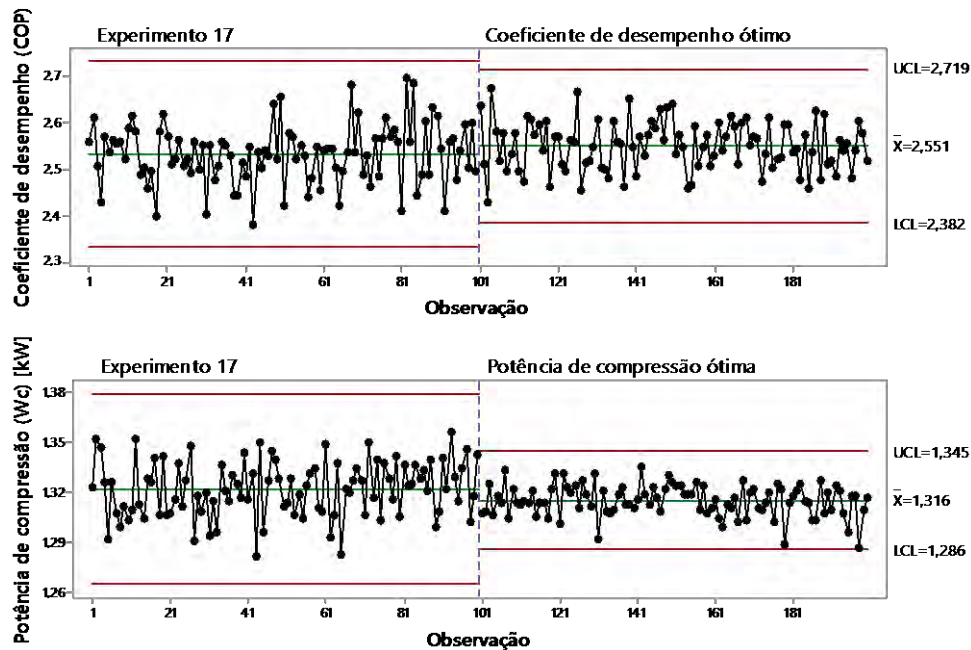


Figura 3 – Comparação do resultado ótimo com o experimento de melhor potência de compressão

5. Conclusão

O presente trabalho apresentou os melhores parâmetros obtidos para uma otimização robusta da potência consumida pelo compressor e o coeficiente de desempenho do ciclo de um sistema de refrigeração por compressão de vapor. A modelagem das respostas levou em consideração um ruído do processo (carga térmica), variável que não se tem controle, mas que pode influenciar o resultado final. Assim, a modelagem foi feita pelo arranjo combinado das variáveis de controle (frequência do motor do compressor e as frequências dos motores das bombas do evaporador e condensador) e a de ruído. Os modelos desenvolvidos foram caracterizados como expressões confiáveis para a representação das respostas, já que os ajustes foram superiores a 80% (84,63% para Wc e 87,74% para COP). Os modelos adquiridos foram então remodelados pela equação do erro quadrático médio que aglutinou em uma única equação a média e a variância de cada resposta.

Para realizar a otimização robusta multi-objetiva, optou-se por utilizar o Método do Critério Global e o método GRG. A solução ótima obtida para o sistema de refrigeração apresentou os seguintes parâmetros para as variáveis de controle: $FC = 44$ Hz, $FBE = 44$ Hz, $FBC = 51$ Hz. Com este ajuste, obtêm-se valores médios para Wc e COP iguais a 1,316 kW e 2,551, e variâncias de 0,000099 kW² (desvio-padrão 0,010 kW) e 0,003165 (desvio-padrão 0,056), respectivamente. Tais resultados se mostraram devidamente próximos aos valores ótimos individuais, em uma condição simultânea de mínima variabilidade para ambas as respostas. Em relação à variabilidade, a simulação e comparação dos dados no ponto de ótimo com os melhores resultados obtidos experimentalmente mostraram que a solução ótima foi capaz de atingir um alto coeficiente de desempenho, uma baixa potência de compressão com baixa variabilidade para ambas as respostas, o que não ocorreu quando elas foram verificadas de forma isolada.

6. Agradecimentos

Os autores agradecem a FAPESP, FAPEMIG, CAPES e CNPq pelo apoio à realização deste trabalho.

Referências

- Brito, P., Lopes, P., Reis, P., Alves, O. (2014). Simulation and optimization of energy consumption in cold storage chambers from the horticultural industry. *International Journal of Energy and Environmental Engineering*, v.88, p. 1-15.
- Dincer, I. (2003). Refrigeration Systems and Applications. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Dincer, I., Kanoglu, M. (2010). Refrigeration Systems and Applications. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Köksoy, O. (2006). Multiresponse robust design: Mean square error (MSE) criterion. *Applied Mathematics and Computation*, v. 175, p. 1716-1729.
- Manske, K. A. (1999). Performance Optimization of Industrial Refrigeration Systems. Master Science, Thesis, Mechanical Engineering, University of Wisconsin- Madison.
- Mendes, T. (2012). Diagnóstico Termodinâmico Aplicado a um Sistema de Refrigeração por Compressão de Vapor. Dissertação (Mestrado em Conversão de Energia) - Instituto de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Itajubá, UNIFEI, Itajubá.
- Montgomery, D.C. (2005). Design and Analysis of Experiments. Ed. John Wiley, New York.

Qureshi, B. A., Zubair, S. M. (2012). The effect of refrigerant combinations on performance of a vapor compression refrigeration system with dedicated mechanical sub-cooling. *International Journal of Refrigeration*, v.35, p. 47-57.

Rao, S.S. (1996). Engineering optimization: theory and practice. Ed. John Wiley & Sons, New Jersey.

Salvador, F. (1999). Projeto de um sistema de refrigeração industrial com 'set-point' variável. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Sistemas) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, USP, São Paulo.

Stanfield, C., Skaves, D. (2009). Fundamentals of HVAC/R. New Jersey: Prentice Hall.

Venturini, O. J., Pirani, M. J. (2005). Eficiência Energética em Sistemas de Refrigeração Industrial e Comercial. Rio de Janeiro: Ed. Eletrobrás.

Vián, J. G., Astrain, D. (2009). Development of a hybrid refrigerator combining thermoelectric and vapor compression technologies. *Applied Thermal Engineering*, v.29, p. 3319-3327.

Widell, K.N., Eikevik, T. (2010). Reducing power consumption in multi-compressor refrigeration systems. *International Journal of Refrigeration*, v.33, p. 88-94.

Zhao, L., Cai, W., Ding, X., Chang, W. (2013a). Decentralized optimization for vapor compression refrigeration cycle. *Applied Thermal Engineering*, v.51, p. 753-763.

Zhao, L., Cai, W., Ding, X., Chang, W. (2013b). Model-based optimization for vapor compression refrigeration cycle. *Energy*, v.55, p. 392-402.