

APLICAÇÃO DA METODOLOGIA DELINEAMENTO DE EXPERIMENTOS (DoE) VISANDO OBTER MELHORES RESULTADOS EM ATIVIDADES ROTINEIRAS ODS (12)

Roque Antônio de Moura (UNITAU / UNESP / FATEC SJC)

Mayara Cortez Monteiro (Escola Engenharia Lorena-USP)

David Felipe Alves Santos (Fatec São José dos Campos)

Blaha Gregory Correia Santos Goussain (UNESP)

Márcia Regina de Oliveira (UNITAU / UNIVAP)

Messias Borges Silva (USP-EEL/UNESP)

Resumo

Delineamento ou *design* de experimentos (DoE) é uma ferramenta estatística essencial para a tomada de decisões baseada em dados, que permite agilizar processo, minimizar custo e assegurar qualidade de produtos e serviços. Ao se compreender os princípios e as técnicas do DoE, pesquisadores e profissionais podem encontrar e solucionar problemas complexos eficazmente ao considerar e identificar insumos ou ruídos críticos que impactam diretamente nas variáveis independentes (fatores) e que exercem maior ou menor influência sobre no resultados ou seja, encontrar a combinação ideal dos níveis dos fatores para maximizar ou minimizar a resposta de interesse (variável dependente) com menor variabilidade e economia de recursos executando minimamente o número de experimentos necessários para obter uma solução viável e aplicável buscando-se produzir maximizando o lucro ou respeitando as restrições se a organização opera com frutas frescas e precisará testar com poucos experimentos visando combinar dentro do recursos disponíveis, embalagem, temperatura e armazenamento ideal que minimizem as perdas de frutas em consonância com os objetivos de desenvolvimento sustentável número doze. Nesse sentido, esta pesquisa objetiva experimentar com tréplica, três fatores usando nível como fogo alto (+) e baixo (-), usando como fluido óleo (+) e manteiga (-) e testando com (+) e sem (-) agitação. A metodologia adotada recorreu aos acervos e publicações de autores renomados sobre DoE, realização de experimentos em ordem aleatórias do volume de produção de pipocas e usando o minitab para cálculos estatísticos. Os resultados apurados, além de significativamente ($p < 0,05$) e confirmação por formulação matemática encontrou que a combinação dos fatores fogo, fluido e agitação nos níveis alto, usando óleo e com agitação, obteve um maior volume de pipocas. Pode-se concluir que a tréplica, três fatores e dois níveis usando a ferramenta DoE respeita o princípio da economicidade, ou seja, menos material, menor tempo e número de experimentos reduzidos menores custos operacionais.

Palavras-chave: Anova; Combinar fatores e níveis; DoE; Projeto de experimentos.

Introdução

Os empreendimentos buscam sua autossustentabilidade e dessa forma se planejam estrategicamente visando atingir nos próximos anos objetivos de desenvolvimentos sustentáveis como por exemplo a meta número doze que trata dos padrões de consumo e sustentabilidade (ONU, 2023).

O *design of experiments* (DoE) é uma metodologia estatística que quantifica efeitos e interações ao correlacionar fatores em diferentes níveis para alcançar os melhores resultados de um processo como por exemplo, reduzir o tempo de produção de um determinado produto após coletar dados e analisar interações e efeitos que reduzam o tempo de produção sem comprometer a qualidade (Antony *et al.*, 2020; Montgomery, 2012; Rejikumar *et al.*, 2022; Moura *et al.*, 2024).

O DoE é envolvente e possibilita que não especialistas em estatística apliquem a técnica em ambientes industriais ou de serviço após identificar as variáveis dependente, independente e minimizar ruídos (Derringer; Suich, 1980; Haridy; Gouda; Wu, 2011; Moura *et al.*, 2024).

Fundamentação teórica

Segundo Derringer e Suich (1980), DoE é fundamental na otimização de processos produtivos para minimizar, maximizar e normalizar conforme Figura 1.

Figura 1. Classes de otimização processual exitosos

Objetivo	Características	Representação gráfica
Minimizar	O valor da função <i>Desirability</i> aumenta enquanto o valor da resposta original se aproxima de um valor alvo mínimo. Abaixo do alvo, $d = 1$; acima do limite superior, $d = 0$.	
Normalizar	Quando a resposta se move em direção alvo, o valor da função <i>Desirability</i> aumenta. Acima ou abaixo dos limites, $d = 0$; no alvo $d = 1$.	
Maximizar	O valor da função <i>Desirability</i> aumenta quando o valor da resposta aumenta. Abaixo do limite inferior, $d = 0$; acima do alvo, $d = 1$.	

Fonte: Derringer e Suich (1980).

A análise dos experimentos, sequencialmente aleatórios, estruturados e graficamente visualizável facilita entender como cada fator impacta na variável resposta (Antony *et al.*, 2020).

Moura *et al.* (2024) comenta sobre os termos e denominações específicas para o universo DoE como fator, nível, variável controlável, regressora, incontrolável e de resposta, ruídos, resíduos, processo e matéria-prima amplamente usados na estatística e que são mostradas e conceituadas no Quadro 1.

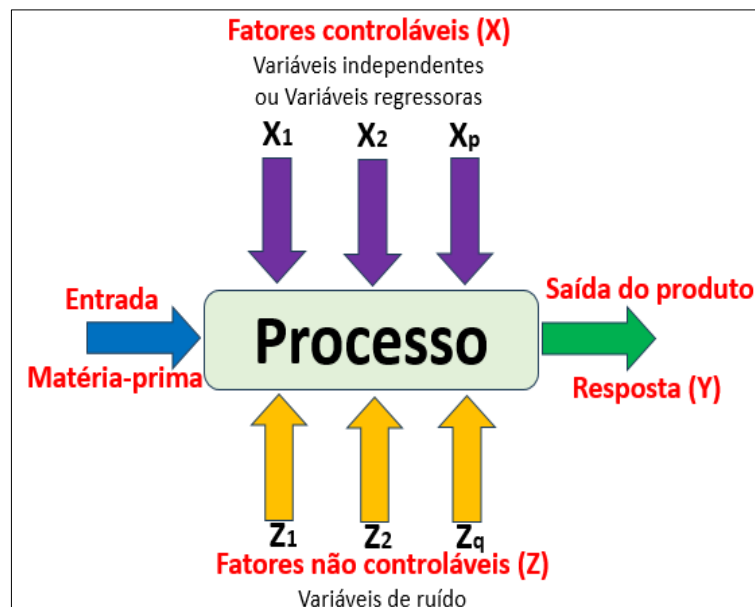
Quadro 1. Termos comuns do universo DoE e conceituação inicial

Universo DoE	Conceituação
<i>Design of Experiment</i> ou Delineamento de Experimentos (DoE)	Metodologia científica usada para planejar, executar e analisar experimentos prevendo maximizar, minimizar ou normalizar usando menor quantidade de experimentos. O DOE utilizado áreas estatísticas, engenharia e ciência para otimizar processos, investigar efeitos de variáveis, e descobrir relações causais entre fatores e resultados.
Fatores variável controlável usualmente representado pela letra ("X")	São variáveis controláveis e independentes. São as características ou propriedades que se deseja estudar em um experimento. Por exemplo, em um experimento para avaliar o crescimento de plantas, os fatores podem ser o tipo de fertilizante, a quantidade de água e a temperatura. Em um experimento, os fatores são manipulados.
Níveis dos fatores (representados por (-) e (+))	São os valores específicos que um fator pode assumir. Por exemplo no caso da produção de pipocas os níveis do fator "fogo" pode ser "baixo" e "alto".
Variáveis Controláveis	São aquelas que o pesquisador pode manipular, ajustar e controlar durante o experimento. No exemplo da produção de pipocas poderia ser rodar a manivela da pipoqueira para agitar.
Variáveis Regressoras (geralmente são fatores)	Variáveis independentes de um modelo de regressão para explicar a variação da variável resposta. As variáveis regressoras são geralmente os fatores que se acredita terem influência sobre a variável resposta.
Variáveis Incontroláveis ou não controláveis	São aquelas que não podem ser diretamente controladas pelo pesquisador e que podem influenciar nos resultados. Por exemplo, a umidade relativa do ar ou a incidência de pragas seriam variáveis incontroláveis. Por exemplo: Temperatura ambiente.
Variável Resposta variável dependente usualmente representado pela letra ("Y")	A variável resposta ou o resultado observado no experimento, que se espera que seja influenciado pelos fatores combinados. É preciso entender como os fatores influenciam a variável resposta. No exemplo da produção de pipocas qual fator impacta no maior volume de pipocas: fogo, fluido ou agitação.
Ruídos (variações aleatórias)	Representam o erro experimental. Como fontes de variabilidade no experimento afetam os resultados de forma aleatória.
Resíduos	Diferenças entre os valores observados e os valores preditos pelo modelo matemático ou estatístico. Indicam o grau de precisão.
Fatorial Completo	Examina todas as combinações possíveis de fatores e níveis.

Fonte: Moura *et al.* (2024).

Na Figura 2 é ilustrado o fluxo de um processo da entrada até a saída.

Figura 2. Fluxo processual geral: entrada, transformação e saída



Fonte: Autores (2024).

Em um experimento ou processo de produção, os fatores são manipulados em diferentes níveis para observar os efeitos sobre uma variável resposta, ou seja, sua interação e efeitos. Durante a análise dos dados, as variáveis regressoras ajudam a modelar a relação entre fatores e o resultado, e os resíduos mostram as discrepâncias entre o que foi previsto e o que foi alcançado. Tudo isso ocorre dentro de um processo que transforma matéria-prima em um produto final (Barros Neto; Scarminio; Bruns, 2007; Montgomery, 2012).

Na engenharia experimental resultados alteram atividades que buscam nos históricos acadêmicos-industrial aplicar técnicas relevantes. Aplicando o DoE pode-se incrementar o rendimento e qualidade ensaiando a funcionalidade, durabilidade e aceitabilidade estética do produto (Mason; Antony, 2000; Moura; Moura, 2019).

Também independente do pesquisador, os que participarem do aprendizado estatístico experimenta sensações, percepções e emoções de aprender estatística e saber como usar como no caso da produção de pipocas memorizando na região *priming* durante a prática e réplicas do experimento com pipocas (Oliveira *et al.*, 2023; Moura *et al.*, 2024).

Análise Estatística

Com a estatística se identifica as variáveis (Kumar; Kumar, 2024) oriundas das interações e seus efeitos (Haridy; Gouda; Wu, 2011). Segundo Shah e Naghi (2017) é possível testar, investigar e analisar os efeitos de cada variável para definir melhorias e otimizá-las (Moura; Moura, 2019; Chang; Pal; Lin, 2017; Voss; Dean; Draguljic, 2017). Ainda segundo Montgomery (2012) a variabilidade estaticamente não explicada gera o chamado erro experimental ou resíduo principalmente quando a aleatoriedade dos experimentos e réplicas não são premissas (Moura *et al.*, 2024).

Analisar a variância estatística do sistema ou experimento é fundamental para se decompor a variabilidade encontrada (Quadro 2) comparando médias grupais (Parnianifard *et al.*, 2019; Wivedi *et al.*, 2024).

As componentes estatísticas principais e para análise de significância da Anova são mostradas no Quadro 2.

Quadro 2. Conceitos das métricas estatísticas da Tabela Anova

Tabela Anova	Interpretação analítica
Fontes de Variação	Representam as diferentes causas que contribuem para a variação observada nos dados como tratamentos ou blocos.
Soma dos Quadrática	Variação total nos dados. Há entre grupos devido às diferenças grupais e dentro dos grupos variando dentro de cada grupo.
Graus de Liberdade (<i>degree of freedom</i>)	Representa o número de valores que têm liberdade para variar. Há dois tipos principais: 1.Entre grupos é calculado como o número de grupos menos um; 2.Dentro dos grupos é calculado como o número total de observações menos o número de grupos.
Soma média Quadrática	Soma quadrática dividida por grau de liberdade correlatos da amostra.
Valor ou Estatística “F”	Esta estatística é usada na determinação e análise de uma possível diferença estatisticamente significativa nos grupos.
Valor-p* (diferenças estatisticamente significativas)	Indica a probabilidade de Ho ser nula. Um valor-p baixo (geralmente menor que 0,05) sugere diferenças estatisticamente significativa no rol de dados e rejeita Ho.

Fonte: Autores (2024).

Se $p\text{-valor} \geq 0,05$ indica que não há relevância suficientes para rejeitar Ho. Se o $p\text{-valor} < 0,05$ entende-se haver evidências suficientes para rejeitar Ho (Wivedi *et al.*, 2024; Bobadilla *et al.*, 2017; Parnianifard *et al.*, 2019).

No Quadro 3 um exemplo prático.

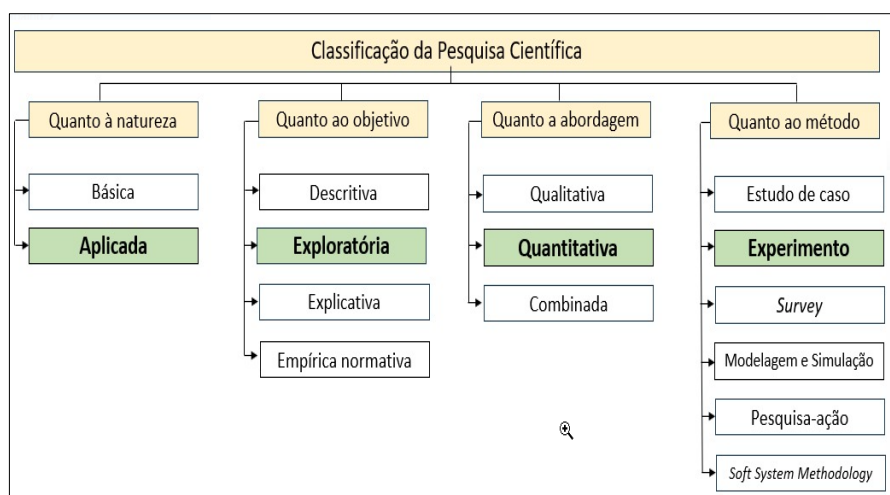
Quadro 2. Calcular p-valor para teste bilateral

Exemplo	Dicas: valores tabelados e como calcular o p-valor
Estatística z	Valor $z = 1,96$.
Distribuição Normal	Use a tabela z.
Área cauda direita	Consultar Tabela z para 1,96, que será próximo de 0,025.
Teste Bilateral	Multiplique por 2 considerando ambas as caudas ($2 \times 0,025$).
Resultado p-valor	0,05.

Fonte: Autores (2024).

Materiais e Métodos

A pesquisa foi desenvolvida com participação entre Instituições de Ensino w
respeitou a metodologia conforme ilustrada na Figura 3.



Fonte: Autores (2024).

Lista de Materiais

- Fogão com regulagem da altura de fogo;
- Copo volumétrico;
- Pipoqueira com tampa e manivela;
- Milho cru para pipoca;
- 1 xícara e 1 colher de sopa;
- Software Minitab, Computador.

No Quadro 4 são mostrados os materiais, processos e metodologias do experimento

Quadro 4. Materiais, processo e metodologia para produzir pipocas

Materiais	Processo	Metodologia
 Fogo: alto e baixo	Controle fogo nível alto (+). Controle fogo nível baixo (-).	Manter a panela sobre o fogo para estourar a pipoca e garantir que todos os grãos estourem.
 Fluido: óleo e manteiga	Estourar usando óleo (+). Estourar usando manteiga (-).	Colocar a panela no fogo e adicionar duas colheres (medida sopa) de fluido (óleo ou manteiga). Colocar 3 grãos de milho no óleo e aguardar até a estourar.
 Pipoqueira com agitador	Com manivela para agitar (+). Sem manivela não agitar (-).	Panela com tampa, ventilação e manivela de agitação. Ao estourar há picos e intervalos de até 3 segundos. Cessando estouros retirar a panela do fogo. Manter saída de vapor aberta.
 Milho cru para pipoca	Usar ½ xícara como dosador para o milho nos experimentos.	Adicionar milho na panela com o fluido quente. Espalhar os grãos no fundo da panela. Tampar a panela e deixar ventilar para saída do vapor.
 Copo volumétrico (cm³)	Medidor do volume de pipocas (cm³).	Copo volumétrico usado para medir o volume de pipoca sendo respeitado a natureza irregular e porosa da pipoca.
 Variável resposta	Volume de pipoca em centímetros cúbicos (cm³).	Retirar a panela do fogo quando parar os estouros. Cuidado para não deixar a pipoca queimar e não se queimar. Quanto maior o volume de pipoca é melhor.

Fonte: Autores (2024).

Realização experimental com 2³

Aplicando fatorial completo combinou-se fogo, fluido e agitação e seus níveis em 8 experimentos repetidos 3 vezes em sequência aleatória conforme Quadro 5.

Quadro 5. Tréplica com

Exp	Fogo	Fluido	Agitação	Volume 1 (cm³)	Volume 2 (cm³)	Volume 3 (cm³)	Média (cm³)
1	-	-	-				
2	+	-	-				
3	-	+	-				
4	+	+	-				
5	-	-	+				
6	+	-	+				
7	-	+	+				
8	+	+	+				
Fatores		(+)			(-)		
Fogo		Alto			Baixo		
Fluido		Óleo			Manteiga		
Agitação		Com			Sem		
Variável resposta		Quanto maior o volume (cm³) de pipocas é melhor					

Fonte: Autores (2024).

Método

- ✓ Definição com seleção das variáveis que podem influenciar a qualidade da pipoca, mantendo o mesmo tipo e marca do milho, fogão, panela, tempo de aquecimento, quantidade de fluido e copo volumétrico limpo.
- ✓ Identificar e combinar randomicamente o fator e respectivo nível: 1º Fogo nos níveis (-) baixo e (+) alto; 2º Fluido nos níveis (-) manteiga e (+) óleo; 3º Fator agitação (-) sem e (+) com agitação.
- ✓ Realizar os experimentos conforme o plano, registrando os resultados com copo volumétrico ao final de cada experimento que no total foram vinte e quatro.
- ✓ Verificação estatística com Minitab e entender os dados encontrados.
- ✓ Validar o experimento com réplicas e Adotar a melhor combinação.
- ✓ Relatar em documentos a combinação que obteve maior volume e qualidade.

Resultados e Discussões

Para se obter um maior volume de pipocas em cm³ identificou-se as fatores e níveis mostrado no Quadro 3.

Tabela 1. Variáveis e níveis independentes usados nos experimentos realizados

Exp	Fogo	Fluido	Agitação	Volume 1 (cm ³)	Volume 2 (cm ³)	Volume 3 (cm ³)	Média (cm ³)
1	-	-	-	1100	930	965	998
2	+	-	-	830	750	740	773
3	-	+	-	750	700	675	708
4	+	+	-	1200	950	1025	1058
5	-	-	+	1450	1100	1225	1258
6	+	-	+	1850	1600	1675	1708
7	-	+	+	1550	1250	1350	1383
8	+	+	+	1400	1150	1225	1258
Fatores controláveis				(-)	(+)		
Fogo				Baixo	Alto		
Fluido				Manteiga	Óleo		
Agitação				Sem	Com		

Fonte: Autores (2024).

Resíduo ou erro é a diferença entre os valores observados e os valores preditos pelo modelo que não se conseguiu explicar, ou seja, a refere-se à variabilidade que permanece mesmo quando a variável explicativa é fixa que ocorre devido à variação aleatória entre observações. O valor de F encontrado foi de 110,71 com p valor < 0,00 tornando-se estatisticamente significativo conforme Tabela 2.

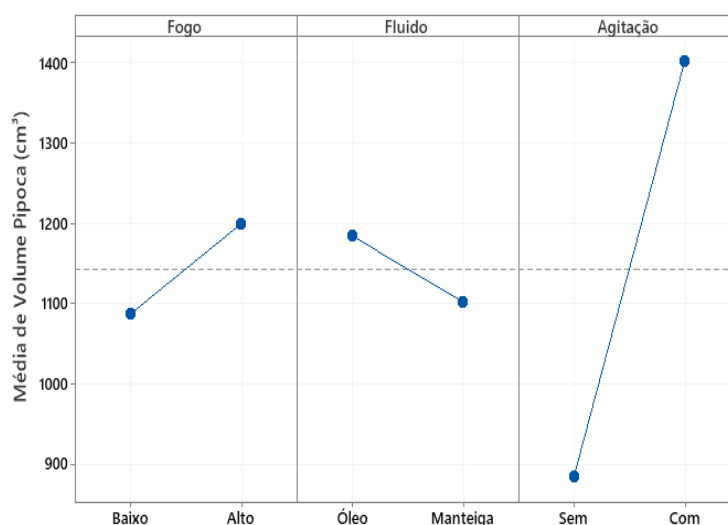
Tabela 2. Anova das significâncias entre fatores

Fonte de Variação	Soma Quadrática	Graus de Liberdade	Soma Média Quadrática	Valor de "F"	p-valor
Interação 1ª ordem					
Fogo	75938	1	75938	5,23	0,036
Fluido	40837	1	40837	2,81	0,113
Agitação	1606837	1	1606837	110,71	0,000
Interação 2ª ordem					
Fogo*Fluido	0	1	0	0	1,000
Fogo*Agitação	15000	1	15000	1,03	0,324
Fluido*Agitação	38400	1	38400	2,65	0,123
Interação 3ª ordem					
Fogo*Fluido*Agitação	495937	1	495937	34,17	0,000
Erro	232233	16	14515		

Fonte: Autores (2024).

Melhor resposta para um maior volume de pipoca: fogo, alto (1200 cm³) foi mais produtivo. Em relação ao uso de óleo (1180 cm³) como fluido produziu-se mais. Agitar produziu (1420 cm³) e, portanto, maior volume de pipocas conforme Figura 3.

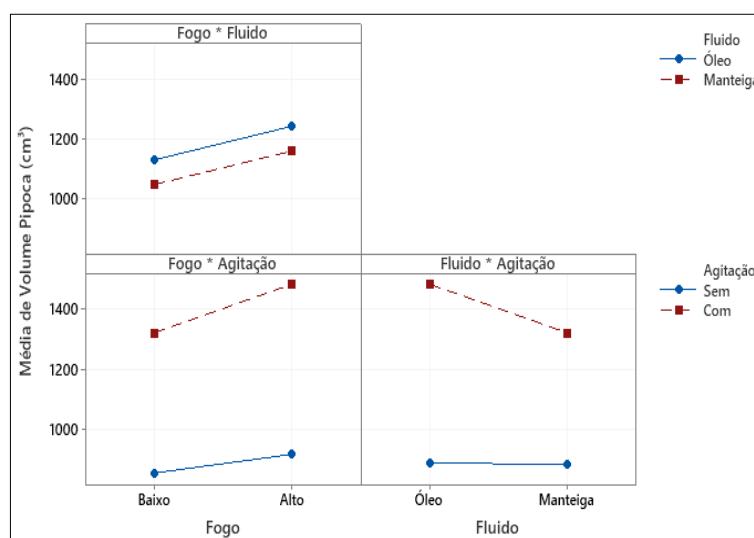
Figura 3. Efeitos entre Fogo; Fluido e Agitação no volume de pipocas (cm³)



Fonte: Autores (2024).

O erro puro é calculado quando há replicações nos dados, ou seja, múltiplas observações com os mesmos valores das variáveis independentes se o modelo estiver mal especificado, por exemplo, se faltar termos importantes como interações ou termos quadráticos. A falta de ajuste pode ser detectada através de testes específicos, como o teste de falta de ajuste que compara a variabilidade dos resíduos com a variabilidade do erro puro. As interações são ilustradas na Figura 4.

Figura 4. interações entre fatores no volume (cm³) de pipocas



Fonte: Autores (2024).

Considerações finais

O presente estudo empregou o Delineamento de Experimentos (DoE) como ferramenta estatística para otimizar a produção de pipocas, visando maximizar o volume final e minimizar o desperdício.

Três fatores foram investigados em dois níveis: temperatura de aquecimento (alta ou baixa), tipo de fluido (óleo ou manteiga) e agitação (com ou sem). Por meio de um planejamento fatorial completo com replicação, foram conduzidos experimentos em ordem aleatória.

A análise estatística, realizada no software Minitab, revelou que a combinação de fogo alto, óleo e agitação resultou no maior volume de pipocas, com significância estatística ($p < 0,05$).

Os resultados corroboram a eficácia do DoE em identificar a configuração ideal dos fatores, demonstrando seu potencial para otimizar processos industriais e reduzir

custos. A metodologia utilizada, além de ser economicamente viável, contribui para a busca por processos mais eficientes e sustentáveis.

Conclui-se que para se obter melhores resultados o DoE fatorial completo realiza experimentos com todas as combinações de variáveis independentes analisando interações e respectivos efeitos para descobrir quais níveis proporcionam o melhor rendimento, além de detectar a influência entre esses fatores vislumbrando a melhoria contínua em na visão científica e industrial com o menor número de experimentos.

Referências

ANTONY, J.; VILES, E.; TORRES, A. F.; PAULA, T. I.D.; FERNANDES, M.M.; CUDNEY, E. A. (2020). Design de experimentos na indústria de serviços: uma revisão crítica da literatura e direções de pesquisas futuras. The TQM Diário, vol. 32 Nº 6, pp. DOI: <https://doi.org/10.1108/TQM-02-2020-0026>

BARROS NETO, B.; SCARMINIO, I. S.; BRUNS, R. E. Como fazer experimentos: Pesquisa e desenvolvimento na ciência e na indústria. [S. l: S.N.]. Campinas/SP. Editora Unicamp. 2007. ISBN: 85-268-0544-4.

BOBADILLA, M. C. et al. An improvement in biodiesel production from waste cooking oil by applying thought multi-response surface methodology using desirability functions. Energies, v. 10, n. 1, 2017.

CHANG, C. H.; PAL, N.; LIN, J. J. A revisit to test the equality of variances of several populations. Communications in Statistics: Simulation and Computation, v. 46, n. 8, p. 6360–6384, 14 set. 2017.

DERRINGER, G.; SUICH, R. (1980) Simultaneous optimization of several response variables, Journal of Quality Technology, 12:4, pp: 214-219, DOI: [10.1080/00224065.1980.11980968](https://doi.org/10.1080/00224065.1980.11980968)

HARIDY, S.; GOUDA, S. A.; WU, Z. An integrated framework of statistical process control and design of experiments for optimizing wire electrochemical turning process. International Journal of Advanced Manufacturing Tech. v 53, n. 1–4, p. 191–207, 2011

KUMAR, N.; KUMAR, J. Experimental investigation of productivity and surface integrity features in trim cut WEDM operation of hybrid metal matrix composite, International Journal of Lightweight Materials and Manufacture, V. 7, Issue 3, 2024, Pp. 426-437, ISSN 2588-8404, DOI: [10.1016/j.ijlmm.2024.01.002](https://doi.org/10.1016/j.ijlmm.2024.01.002).

MASON, B.; ANTONY, J. (2000). Statistical process control: an essential ingredient for improving service and manufacturing quality. Managing Service Quality: An International Journal, Vol. 10 No. 4, pp. 233-238.

MONTGOMERY, Douglas C. 2012. Design and analysis of experiments. Eighth Edition. Arizona State University. Editora: John Wiley & Sons, Inc. QA279.M66 2012. ISBN [978-1118-14692-7](https://doi.org/10.1002/9781118146927)

MOURA, R. A.; MOURA M. L. S. Aplicação da engenharia estrutural segura na montagem do veículo “baja” para aprendizado acadêmico e aprimoramento profissional dos discentes. Revista Sodebras [on-line]. vol. 14. nº 12, pp 31-36. 2019. ISSN 1809-3957. DOI: <https://doi.org/10.29367/issn.1809-3957.14.2019.162.31>

MOURA, R. A.; ANJOS, G. F. C.; MONTEIRO, M. C.; GOUSSAIN, B. G. C. S.; SILVA, M. B. Delineamento de experimentos (DoE) e neuroergonomia aplicados em processos fabris. Revista Sodebras [online]. vol. 19. nº 221, pp 31-36. 2024. ISSN 1809-3957. DOI: <https://doi.org/10.29367/stz4kf04>

OLIVEIRA, M.; MOURA, R; SILVA, M. 2023. Priming memory and its important role in learning and in the social and professional behavior of individuals: Memória Priming e seu importante papel no aprendizado e no comportamento social e profissional dos indivíduos. Vol. 23. DOI: [10.53660/CLM-2382-23S10](https://doi.org/10.53660/CLM-2382-23S10). Revista Concilium

ONU. Organização das Nações Unidas 2023. Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS). Disponível em: https://www.piscodeluz.org/desenvolvimento-sustentavel?gclid=eaiaiqobchmiw_s59oaogqmvqujiab2bqgdmeaayasaaglnqpd_bwe Acesso em 26ago.2024.

PARNIANIFARD, A. et al. Trade-off in robustness, cost and performance by a multi-objective robust production optimization method. International Journal of Industrial Engineering Computations, v. 10, n. 1, p. 133–148, 2019.

REJIKUMAR, G.; ASWATHY, A.; JOSE, A.; SONIA, M. (2022). Uma aplicação colaborativa do design Thinking e da abordagem Taguchi no design de serviços de restaurantes para o bem-estar alimentar. Journal of Service Theory and Practice, Vol. 32 Nº 2. DOI: <https://doi.org/10.1108/JSTP-12-2020-0284>

SHAH, S. R.; NAGHI G. E. (2017), “Produção enxuta e inovação na cadeia de suprimentos em fornecedores de alimentos assados para melhorar o desempenho”, British Food Journal, Vol. 119 No. 11, pp. DOI: <https://doi.org/10.1108/BFJ-03-2017-0122>

VOSS, D.; DEAN, A.; DRAGULJIC, D. Design and Analysis of Experiments. Springer Texts in Statistics. 2nd. ed. New York: Springer, 2017.

WIVEDI S, TATA RAO L, GOEL S, DUBEY SK, JAVED A, GOEL S. 2024. Análise estatística e otimização de células de combustível usando o projeto de experimento. Anais da Instituição de Engenheiros Mecânicos, Parte E: Journal Process Mechanical Eng. 2024; 238(1):280-287. DOI: [10.1177/09544089221142427](https://doi.org/10.1177/09544089221142427)